

UNIVERZITET SINGIDUNUM
DEPARTMAN ZA POSLEDIPLOMSKE STUDIJE I
MEĐUNARODNU SARADNJU

DOKTORSKA DISERTACIJA

SAVREMENE METODE MERENJA RIZIKA
NA TRŽIŠTU KAPITALA U SRBIJI

Mentor:

Prof. dr Zoran Jeremić

Kandidat:

mr Ivica Terzić

Beograd, 2013.

SADRŽAJ

Popis tabela	5
Popis grafikona.....	7
Popis slika	9
Popis priloga.....	10
UVOD	13
1. Predmet i cilj istraživanja	15
2. Hipoteze.....	17
3. Metode istraživanja.....	18
4. Očekivani naučni doprinos	18
5. Struktura disertacije	20
1. RIZICI U FINANSIJSKOJ INDUSTRIJI.....	23
1.1. Istorijat nastanka rizika.....	23
1.2. Pojam i definicija rizika u finansijskom poslovanju	26
1.3. Razvoj i definisanje <i>risk</i> menadžmenta	30
1.4. Finansijski <i>risk</i> menadžment	35
1.5. Vrste rizika na finansijskim tržištima.....	40
1.5.1. Tržišni rizik.....	43
1.5.2. Kamatni rizik	45
1.5.3. Rizik promena cena akcija	46
1.5.4. Devizni rizik.....	47
1.5.5. Rizik promena cene robe.....	47
1.6. Regulatorne implikacije merenja i upravljanja rizikom	48
1.7. Međunarodni regulatorni okvir za merenje rizika	50
2. METODE MERENJA RIZIKA SA POSEBNIM OSVRTOM NA VaR	
METODOLOGIJU	66
2.1. Razvoj tradicionalnih metoda merenja rizika	69
2.3. Istorijat nastanka VaR-a	74
2.4. Varijansa i volatilnost.....	78
2.5. Volatilnost i tržište kapitala.....	83
2.6. Stilizovane činjenice o prinosima finansijske aktive.....	86
2.7. Modeliranje volatilnosti.....	90
2.7.1. GARCH modeli i EWMA.....	94

2.8. Kvantil kao mera rizika	99
2.9. Definicija VaR-a.....	101
2.9.1. Interval poverenja	107
2.9.2. Vremenski period.....	109
2.10. <i>Benchmark</i> VaR, marginalni VaR i inkrementalni VaR	111
2.10.1. <i>Benchmark</i> VaR	112
2.10.2. Marginalni VaR	116
2.10.3. Inkrementalni VaR.....	117
2.11. Prednosti VaR-a.....	117
2.12. Nedostaci VaR-a.....	119
2.13. Metode izračunavanja VaR-a	122
2.13.1. Analitički model.....	124
2.13.2. Istorijska simulacija	129
2.13.3. Monte Carlo simulacija.....	133
3. VALIDACIJA MODELA MERENJA RIZIKA	138
3.1. <i>Backtesting</i>	139
3.2. <i>Backtesting</i> zasnovan na statističkim testovima.....	142
3.2.1. Binomni (Kupiec) pristup	148
3.2.2. Test bezuslovne pokrivenosti.....	151
3.2.3. Test nezavisnosti	152
3.2.4. Test uslovne pokrivenosti	154
3.3. Funkcije za rangiranje verifikovanih VaR modela.....	154
3.4. Analiza validacije VaR modela tokom svetske finansijske krize na primeru banaka .	156
4. OCENA USPEŠNOSTI METODA MERENJA TRŽIŠNOG RIZIKA U USLOVIMA GLOBALNE FINANSIJSKE KRIZE – EMPIRIJSKI DOKAZI SA TRŽIŠTA KAPITALA U SRBIJI	163
4.1. Izbor podataka za empirijsko istraživanje	165
4.2. Tržište kapitala u Srbiji i tržišni indeks BELEX 15	167
4.3. Tržište kapitala u Hrvatskoj i tržišni indeks CROBEX.....	169
4.4. Tržište kapitala u Sloveniji i tržišni indeks SBITOP	171
4.5. Tržište kapitala u Bugarskoj i tržišni indeks SOFIX.....	174
4.6. Pregled ključnih indikatora analiziranih berzi u 2012. godini.....	175
4.7. Deskriptivna statistička analiza vremenskih serija izabranih indeksa akcija	177
4.8. Analiza raspodele faktora rizika izabranih berzanskih indeksa.....	180

4.9. Analiza karakteristika raspodele dnevnih stopa prinosa indeksa pre nastanka krize ..	187
4.10. Analiza karakteristika raspodele dnevnih stopa prinosa indeksa posle krize	190
4.11. Analiza karakteristika raspodele dnevnih stopa prinosa indeksa za ceo uzorkovani period	192
4.12. Autokorelacija i analiza korelograma izabranih indeksa	197
4.14. Metodologija estimacije optimalnog lambda faktora kod EWMA modela	207
4.15. Metodologija estimacije i odabira modela iz GARCH familije modela	209
4.16. Metodološki okvir za procenu VaR-a na izabranim tržištima kapitala	222
4.17. Testiranje primenjivosti izabranih VaR modela	225
4.18. <i>Backtesting</i> VaR modela	229
4.19. Rangiranje ocenjenih VaR modela	249
ZAKLJUČAK	257
LITERATURA	264
PRILOZI	278

Popis tabela

Tabela 1. 1. - Ostvareni gubici banka širom sveta kao posledica sub-prime krize	37
Tabela 1. 2. - Faktor množenja kod internih modela Bazelskog komiteta	54
Tabela 2. 1. - <i>Benchmark</i> (Relativni) VaR	115
Tabela 2. 2. - Izveštaj za marginalni VaR	116
Tabela 2. 3. - Transformacija intervala poverenja iz RM pristupa u BIS standard	128
Tabela 2. 4. - Prednosti i ograničenja osnovnih VaR metodologija	136
Tabela 3. 1. - Bazelska pravila za backtesting	145
Tabela 3. 2. - Kupikov test za različite vremenske horizonte i intervale poverenja	150
Tabela 3. 3. - Klasifikacija banaka prema broju izuzetaka od VaR-a	159
Tabela 3. 4. - VaR metodologije banaka tokom 2008. godine	160
Tabela 4. 1. - Berzanski indeksi blue chip akcija koji su predmet emirijske analize	166
Tabela 4. 2. - Sastav indeksne korpe Belex 15 na datum poslednje revizije 31.12.2012.	168
Tabela 4. 3. - Sastav indeksne korpe CROBEX na datum poslednje revizije 31.12.2012.	171
Tabela 4. 4. - Sastav indeksne korpe SBITOP na datum poslednje revizije 31.12.2012.	173
Tabela 4. 5. - Sastav indeksne korpe SOFIX na datum poslednje revizije 31.12.2012.	174
Tabela 4. 6. - Pregled ključnih indikatora analiziranih berzi u 2012. godini	176
Tabela 4. 7. - Pet najvećih i najnižih stopa prinosa indeksa akcija u periodu pre i posle krize	187
Tabela 4. 8. - Sumarna statistika analiziranih dnevnih stopa prinosa indeksa u periodu od 31.12.2005. do 15.09.2008. godine	188
Tabela 4. 9. - Testovi normaliteta raspodele dnevnih logaritamskih stopa prinosa indeksa u periodu od 31.12.2005. do 15.9.2008.	190
Tabela 4. 10. - Sumarna statistika analiziranih dnevnih stopa prinosa indeksa u periodu od 15.09.2008. – 31.12.2012. godine	190
Tabela 4. 11. - Testovi normalnosti raspodele dnevnih logaritamskih stopa prinosa indeksa u periodu od 16.9.2008. do 31.12.2012.	191
Tabela 4. 12. - Sumarna statistika analiziranih dnevnih stopa prinosa indeksa u periodu od 31.12.2005. – 31.12.2012. godine	192
Tabela 4. 13. - Test sredine, asimetrije i spljoštenosti - Belx 15	192
Tabela 4. 14. - Testovi normalnosti raspodele dnevnih logaritamskih stopa prinosa indeksa u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.	194
Tabela 4. 15. - Vrednosti koeficijenata autokorelacije za prvih 20 lagova	204
Tabela 4. 16. - White-noise, Normality and ARCH effect testovi u periodu od 2005-20012.	205
Tabela 4. 17. - Inicijalni parametri za GARCH (1,1) model sa normalnom raspodelom za različite berzanske indekse	214
Tabela 4. 18. - „Goodnes of fit“ testovi za GARCH (1,1) model sa normalnom raspodelom za različite berzanske indekse	215
Tabela 4. 19. - Analiza standardizovanih reziduala GARCH (1,1) Normal modela	216

Tabela 4. 20. - Parametri za GARCH (1,1) model sa GED i t-dist raspodelom za indeks Belex 15.....	218
Tabela 4. 21. - Analiza standardizovanih reziduala GARCH (1,1) GED i Student-t modela za Belex 15.....	219
Tabela 4. 22. - Maksimizirane vrednosti logoritamske funkcije verodostojnosti (LLF) za indeks Belex 15.....	220
Tabela 4. 23. - Maksimizirane vrednosti logoritamske funkcije verodostojnosti (LLF) za indeks S&P 500.....	220
Tabela 4. 24. - Maksimizirane vrednosti logoritamske funkcije verodostojnosti (LLF) za indeks CROBEX.....	220
Tabela 4. 25. - Maksimizirane vrednosti logoritamske funkcije verodostojnosti (LLF) za indeks SOFIX.....	221
Tabela 4. 26. - Maksimizirane vrednosti logoritamske funkcije verodostojnosti (LLF) za indeks SBITOP.....	221
Tabela 4. 27. - Pokretni okvir za izračunavanje VaR-a.....	224
Tabela 4. 28. - Generalni pokretni okvir za izračunavanje VaR-a za bilo koje vrednosti T, Wt i We.....	224
Tabela 4. 29. – Prosečne vrednosti dnevnog VaR-a u periodu od 2007.-2012. god.....	226
Tabela 4. 30. – Prosečne vrednosti mesečnog VaR-a u periodu od 2007.-2012. god.....	227
Tabela 4. 31. – Pregled VaR modela korišćenih u istraživanju.....	227
Tabela 4. 32. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za HS 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (stresni tržišni scenario).....	233
Tabela 4. 33. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za HS 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (relativno normalni tržišni scenario).....	233
Tabela 4. 34. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za RM 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (stresni tržišni scenario).....	235
Tabela 4. 35. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za RM 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (relativno normalni tržišni scenario).....	235
Tabela 4. 36. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za optimizovani EWMA 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (stresni tržišni scenario).....	237
Tabela 4. 37. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za EWMA 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (relativno normalni tržišni scenario).....	237
Tabela 4. 38. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za analitički 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (stresni tržišni scenario).....	239
Tabela 4. 39. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za analitički 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (relativno normalni tržišni scenario).....	239
Tabela 4. 40. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za GARCH 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (stresni tržišni scenario).....	242
Tabela 4. 41. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za GARCH 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (relativno normalni tržišni scenario).....	242
Tabela 4. 42. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za FHS 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (stresni tržišni scenario).....	244
Tabela 4. 43. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za FHS 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (relativno normalni tržišni scenario).....	244

Tabela 4. 44. - Identifikovani adekvatni 1% VaR modeli na različitim tržištima kapitala (stresni scenario)	247
Tabela 4. 45. - Identifikovani adekvatni 5% VaR modeli na različitim tržištima kapitala (stresni scenario)	247
Tabela 4. 46. - Identifikovani adekvatni 1% VaR modeli na različitim tržištima kapitala (normalni scenario)	248
Tabela 4. 47. - Identifikovani adekvatni 5% VaR modeli na različitim tržištima kapitala (normalni scenario)	248
Tabela 4. 48. - Rangiranje VaR modela na analiziranim tržištima pomoću QL, AL i RMSE funkcija za interval poverenja od 99% (stresni scenario).....	250
Tabela 4. 49. - Rangiranje VaR modela na analiziranim tržištima pomoću QL, AL i RMSE funkcija za interval poverenja od 95% (stresni scenario).....	250
Tabela 4. 50. - Rangiranje VaR modela na analiziranim tržištima pomoću QL, AL i RMSE funkcija za interval poverenja od 99% (normalni scenario).....	251
Tabela 4. 51. - Rangiranje VaR modela na analiziranim tržištima pomoću QL, AL i RMSE funkcija za interval poverenja od 95% (normalni scenario).....	251

Popis grafikona

Grafik 2. 1. - Legirana implicirana volatilitnost merena VSTOXX-om naspram realizovane volatilitnosti EURO STOXX 50 indeksa	84
Grafik 2. 2. - Korelacija dnevnih prinosa VSTOXX vs. EUROSTOXX 50.....	85
Grafik 2. 3. - Autokorelacija dnevnih prinosa S&P 500 od 1. januara 2001. do 31. decembra 2010.....	87
Grafik 2. 4. - Histogram raspodele dnevnih prinosa indeksa S&P 500 i normalna raspodela od 1. januara 2001. do 31. decembra 2010.....	87
Grafik 2. 5. - Dnevi prinosi indeksa S&P 500 od 1. januara 2001. do 31. decembra 2010. ...	88
Grafik 2. 6. - Autokorelacija dnevnih kvadratnih prinosa S&P 500 od 1. 1. 2001. do 31. 12. 2010.....	89
Grafik 2. 7. - Glavni događaji koji su povezani sa skokom korelacija	90
Grafik 2. 8. - EWMA ponderi za prethodne observacije	98
Grafik 2. 9. - Verovatnoća da će prinos imati lošije performanse od <i>benčmark</i> -a za 2% ili više procenata	101
Grafik 2. 10. - VaR sa intervalom poverenja od 95%.....	104
Grafik 2. 11. - VaR iz normalne raspodele verovatnoće prinosa	104
Grafik 2. 12. - VaR iz kumulativne raspodele prinosa.....	105
Grafik 2. 13. - Površina VaR-a.....	111
Grafik 2. 14. - Uticaj očekivanog aktivnog prinosa na relativni VaR.....	114
Grafik 2. 15. - Grafički prikaz distribucije dobitaka i gubitaka i određivanje vrednosti x_{α} ..	125
Grafik 2. 16. - Procena 1% VaR-a uz pomoć empirijske raspodele prinosa.....	131
Grafik 3. 1. - Backtesting čart	141

Grafik 3. 2. - Greške tipa 1 kod ocene VaR modela	144
Grafik 3. 3. - Greške tipa 2 kod ocene VaR modela	144
Grafik 3. 4. - Intervali ne odbacivanja VaR modela	149
Grafik 3. 5. - Diapazon izuzetaka za 95% i 99% VaR.....	150
Grafik 3. 6. - Broj izuzetaka od VaR-a od 2006. godine	158
Grafik 3. 7. - Iznos izuzetaka od VaR-a u 2008. godini.....	158
Grafik 3. 8. - VaR i evolucija leveridža zasnovanog na riziku kod banaka u SAD-u.....	161
Grafik 4. 1. - Dnevno kretanje vrednosti indeksa Belex 15 u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.....	169
Grafik 4. 2. - Dnevno kretanje vrednosti indeksa Crobex u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.....	170
Grafik 4. 3. - Dnevno kretanje vrednosti indeksa SBITOP u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.....	173
Grafik 4. 4. - Dnevno kretanje vrednosti indeksa SOFIX u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.....	175
Grafik 4. 5. - Histogram prinosa indeksa S&P 500 u periodu 3 godine pre i 3 godine posle Lehman Brothers bankrota	178
Grafik 4. 6. - Histogrami prinosa indeksa S&P 500 u periodu pre krize (do 15.9.2008.).....	181
Grafik 4. 7. - Histogrami prinosa indeksa S&P 500 u periodu posle krize (od 16.9.2008.) ..	182
Grafik 4. 8. - Histogrami prinosa indeksa CROBEX u periodu pre krize (do 15.9.2008.)...	182
Grafik 4. 9. - Histogrami prinosa indeksa CROBEX u periodu posle krize (od 16.9.2008.)	182
Grafik 4. 10. - Histogrami prinosa indeksa SOFIX u periodu pre krize (do 15.9.2008.)	183
Grafik 4. 11. - Histogrami prinosa indeksa SOFIX u periodu posle krize (od 16.9.2008.) ..	183
Grafik 4. 12. - Histogrami prinosa indeksa SBITOP u periodu pre krize (do 15.9.2008.) ...	183
Grafik 4. 13. - Histogrami prinosa indeksa SBITOP u periodu posle krize (od 16.9.2008.)	184
Grafik 4. 14. - Histogrami prinosa indeksa BELEX15 u periodu pre krize (do 15.9.2008.)	184
Grafik 4. 15. - Histogrami prinosa indeksa BELEX15 u periodu posle krize (od 16.9.2008.)	184
Grafik 4. 16. - Primer Q-Q dijagrama	195
Grafik 4. 17. - Q-Q dijagram BELEX 15.....	195
Grafik 4. 18. - Q-Q dijagram S&P 500	196
Grafik 4. 19. - Q-Q dijagram CROBEX	196
Grafik 4. 20. - Q-Q dijagram SBITOP	196
Grafik 4. 21. - Q-Q dijagram SOFIX	197
Grafik 4. 22. - Kretanje dnevnih stopa prinosa indeksa Belex 15 u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.....	200
Grafik 4. 23. - Kretanje dnevnih stopa prinosa indeksa CROBEX u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.....	200
Grafik 4. 24. - Kretanje dnevnih stopa prinosa indeksa SBITOP u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.....	201
Grafik 4. 25. - Kretanje dnevnih stopa prinosa indeksa SOFIX u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.....	201

Grafik 4. 26. - Kretanje dnevnih stopa prinosa indeksa S&P 500 u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.....	201
Grafik 4. 27. - Korelogram za ACF i PACF S&P 500.....	202
Grafik 4. 28. - Korelogram za ACF i PACF BELEX 15	202
Grafik 4. 29. - Korelogram za ACF i PACF CROBEX	203
Grafik 4. 30. - Korelogram za ACF i PACF SBITOP	203
Grafik 4. 31. - Korelogram za ACF i PACF SOFIX.....	204
Grafik 4. 32. - Optimalna lambda i prognozirana volatilnost pomoću EWMA modela - Belex 15.....	207
Grafik 4. 33. - Optimalna lambda i prognozirana volatilnost pomoću EWMA modela - S&P 500.....	208
Grafik 4. 34. - Optimalna lambda i prognozirana volatilnost pomoću EWMA modela - Crobex	208
Grafik 4. 35. - Optimalna lambda i prognozirana volatilnost pomoću EWMA modela - SBITOP	208
Grafik 4. 36. - Optimalna lambda i prognozirana volatilnost pomoću EWMA modela - SOFIX	208
Grafik 4. 37. - Uporedni prikaz prinosa, ponderisanog pokretnog proseka i utvrdjene EWMA volatilnosti indeksa Belex 15 u periodu od 2005-2012.....	209
Grafik 4. 38. - Uporedni prikaz prinosa, ponderisanog pokretnog proseka i utvrdjene EWMA volatilnosti indeksa S&P 500 u periodu od 2005-2012.....	209
Grafik 4. 39. - Uporedni prikaz prinosa, ponderisanog pokretnog proseka i utvrdjene EWMA volatilnosti indeksa CROBEX u periodu od 2005-2012.....	210
Grafik 4. 40. - Uporedni prikaz prinosa, ponderisanog pokretnog proseka i utvrdjene EWMA volatilnosti indeksa SOFIX u periodu od 2005-2012.....	210
Grafik 4. 41. - Uporedni prikaz prinosa, ponderisanog pokretnog proseka i utvrdjene EWMA volatilnosti indeksa SBITOP u periodu od 2005-2012.	210
Grafik 4. 42. - Prosečne vrednosti dnevnog VaR-a za period 2007.-2012.	228
Grafik 4. 43. - Prosečne vrednosti mesečnog VaR-a za period 2007.-2012.	228
Grafik 4. 44. - POF test statistika kao funkcija broja izuzetaka od VaR-a za interval poverenja od 99% i oblast prihvatanja modela kao funkcija kritičnih vrednosti koje korespondiraju 1, 5 i 10% nivou značajnosti	232

Popis slika

Slika 1. 1. - Matrica rizika KPMG-a.....	34
Slika 1. 2. - Struktura Bazela II	58
Slika 1. 3. - Standardizovani pristup za merenje izloženosti tržišnom riziku.....	62
Slika 2. 1. - Modeliranje volatilnosti S&P 500 indeksa pomoću GARCH(1,1) modela sa pretpostavkom normalne raspodele.....	97
Slika 2. 2. - Pristupi za određivanje VaR-a.....	122

Slika 2. 3. - Izračunavanje parametarskog (delta-normal) VaR-a	127
Slika 2. 4. - Postupak procene VaR-a pomoću Monte Carlo simulacije.....	134
Slika 3. 1. - Implementacija procesa <i>backtesting</i> -a	140
Slika 3. 2. - Statistički testovi <i>backtesting</i> -a VaR modela.....	142
Slika 4. 1. - Grafički prikaz pokretnog okvira (<i>rolling window</i>) za izračun VaR-a	224

Popis priloga

PRILOG 1 - Utvrđivanje optimalnog lambda koeficijenta za EWMA model pomoću RMSE funkcije - BELEX 15.....	278
PRILOG 2 - Utvrđivanje optimalnog lambda koeficijenta za EWMA model pomoću RMSE funkcije - S&P 500.....	279
PRILOG 3 - Utvrđivanje optimalnog lambda koeficijenta za EWMA model pomoću RMSE funkcije - CROBEX	280
PRILOG 4 - Utvrđivanje optimalnog lambda koeficijenta za EWMA model pomoću RMSE funkcije - SBITOP.....	281
PRILOG 5 - Utvrđivanje optimalnog lambda koeficijenta za EWMA model pomoću RMSE funkcije - SOFIX	282
PRILOG 6 - Risk Metrics i model Istorijske simulacije za izračunavanje 1-dnevnog VaR-a BELEX 15 2007-2012.....	283
PRILOG 7 - Primer kreiranja Kristofersenovog testa nezavisnosti za verifikaciju VaR modela RM i IS kod Belex 15 indeksa	284
PRILOG 8 - Eksponencijalno ponderisani pokretni prosek sa optimizovanim lambda faktorom za izračunavanje 1-dnevnog VaR-a BELEX 15 2007-2012.....	285
PRILOG 9 - Anlitički model (VCV) za izračunavanje 1-dnevnog VaR-a BELEX 15 2007-2012.....	286
PRILOG 10 - GARCH model za izračunavanje 1-dnevnog VaR-a BELEX 15 2007-2012.....	287
PRILOG 11 - Model filtrirane istorijske simulacije za izračunavanje 1-dnevnog VaR-a BELEX 15 2007-2012.....	288
PRILOG 12 - Poredjenje realizovanih prinosa i procenjenih vrednosti različitih VaR modela u periodu od 31.12.2007. do 31.12.2012. godine.....	289
PRILOG 13 - Prгноzirana volatilitnost indeksa Belex 15 pomoću različitih modela iz GARCH familije – 2005-2012.	294
PRILOG 14 - Prгноzirana volatilitnost indeksa S&P 500 pomoću različitih modela iz GARCH familije – 2005-2012.	294
PRILOG 15 - Ocenjeni optimalni parametri modela volatilitnosti iz GARCH familije.....	295
PRILOG 16 - Rezultati Ljung Box statistike analiziranih indeksa u periodu 2005.-2012. ..	296
PRILOG 17 - Rezultati Engleovog testa ARCH efekta analiziranih indeksa u periodu 2005.-2012.....	301
PRILOG 18 – Primer rangiranja VaR modela u EXCELU	306

PRILOG 19 - Estimirane vrednosti QL, AL i RMSE funkcija za stresni tržišni scenario 2007-2012	307
PRILOG 20 - Estimirane vrednosti QL, AL i RMSE funkcija za normalni tržišni scenario 2007-2012.....	309

UVOD

UVOD

Predviđanje prinosa na hartije od vrednosti, kao i procena rizika investiranja na finansijskim tržištima, su jedna od najvažnijih istraživačkih pitanja u finansijama. Kvantitativna analiza rizika igra važnu ulogu u proceni rizika i neizvesnosti koji nas okružuju prilikom donošenja odluka o investiranju na tržištu kapitala. Merenje rizika je preokupiralo učesnike na finansijskom tržištu od početka finansijske istorije i predstavlja klasičan problem u finansijama. Istraživači u oblasti finansijskih tržišta odavno su prepoznali značaj merenja rizika portfolija hartija od vrednosti. Zaista, ako se vratimo šest decenija unazad, Markovitzov pionirski rad na portfolio selekciji (1952) pronašao je odgovarajuću definiciju i meru rizika. Markovitzov rad je bio među prvima koji je dao jasnu matematičku definiciju rizika u portfolio analizi. Markovitz zapravo nije koristio reč "rizik" u svom originalnom radu, već je samo zaključio da je varijansa, odnosno standardna devijacija prinosa na portfolio veličina koju bi investitor želeo da minimizira za maksimalni prinos portfolija. Alternativni metodi za merenje i upravljanje rizikom razvijali su se paralelno sa rastom finansijskih tržišta. Bilo koja matematička definicija rizika mora da obuhvati i kvantifikuje ideju da je prinos slučajna promenljiva, a rizik verovatnoća ili mogućnost gubitka. Kada kažemo da je stopa prinosa na portfolio slučajna promenljiva, to znači da se budući prinos ne zna unapred, ali finansijski menadžeri poseduju određene načine modeliranja raspodele mogućih prinosa i njihovih pripadajućih verovatnoća.

Razumevanje različitih vrsta rizika je od značaja kako za poslovanje preduzeća, tako i za investiranje, jer svaka kategorija rizika zahteva posedovanje različitih, ali povezanih veština upravljanja rizikom. Investitori se suočavaju sa mnoštvom različitih vrsta rizika. Upravo iz tog razloga, jedan od prvih koraka u razvoju profesije upravljanja finansijskim rizikom je bio da se izvrši kategorizacija rizika na tri široke vrste, označene kao tržišni, kreditni i operativni rizik. Ovo je bilo poželjno zato što se koriste sasvim različite tehnike za procenu svake vrste rizika. Obično se u investicionoj praksi kao jedan od najvažnijih rizika sa kojim se suočavaju institucionalni i individualni investitori smatra tržišni rizik. Tržišni rizik je rizik da će promene tržišnih cena, poput deviznog kursa, kamatne stope, cene akcija i cene robe uticati na vrednost finansijskih instrumenata. Cilj upravljanja tržišnim rizicima jeste upravljanje i kontrola izloženosti tržišnim rizicima u okviru prihvatljivih parametara, uz

istovremenu optimizaciju prihoda u odnosu na rizik. U disertaciji ćemo upravo istraživati metode za procenu tržišnog rizika, i u nastavku rada pod pojmom rizika podrazumevaćemo tržišni rizik.

Tokom poslednje dve decenije obim transakcija na globalnim finansijskim tržištima je porastao nekoliko puta. Struktura tržišta postala je znatno komplikovanija i složenija. Učesnicima na tržištima je u ponudi široka lepeza finansijskih instrumenata. Finansijska tržišta postaju sve više isprepletana i međusobno povezana. Finansijske institucije danas imaju sposobnost da efikasno trguju 24 časa 365 dana u godini na deviznim i tržištima kapitala. Rast trgovinskih aktivnosti i slučajevi nestabilnosti finansijskog tržišta su zahtevali nove studije, koje ističu potrebu za razvojem pouzdanih tehnika merenja rizika za sve tržišne učesnike. U poslednjih nekoliko godina volatilitnost na finansijskim tržištima je u konstantnom porastu, pošto se trgovanje fokusiralo na sve složenije finansijske instrumente čije je rizike izuzetno teško proceniti. Svi navedeni faktori doveli su do povećanog interesovanja za procenu tržišnog rizika. Samim tim rasla je i potreba za novim metodama i modelima za merenje rizika kako bi se procenio i kvantifikovao finansijski rizik, kojem su izloženi razni tržišni učesnici. Nedavna globalna finansijska kriza je takođe pokazala da postoji hitna potreba za unapređenjem i promenama u čitavoj finansijskoj industriji, a posebno u oblasti upravljanja finansijskim rizicima.

Potreba za detaljnim razumevanjem metoda merenja rizika više nije ograničena samo na stručnjake koji se bave upravljanjem rizikom i derivativnim finansijskim instrumentima. Menadžeri koji su zaduženi za kreiranje a ne samo za puko očuvanje vrednosti za akcionare sada moraju da donose kompleksne procene rizika ili da igraju kritičnu ulogu u formalnom procesu upravljanja rizikom.

Jedna od savremenih metoda koja je u poslednjih nekoliko godina postala standard za merenje rizika na razvijenim finansijskim tržištima je vrednost pod rizikom, odnosno *Value-at-Risk* metoda (u daljem tekstu VaR). VaR se danas primenjuje u mnogim sferama poslovanja, a naročito u merenju rizika u finansijskim institucijama. Ova mera rizika je veoma korisna za finansijske institucije, uključujući pre svega banke i institucije koje se bave poslovima sa hartijama od vrednosti, prilikom određivanja minimalnih kapitalnih zahteva i rezervi koje propisuju regulatorna tela.

Procena VaR-a je znatno kompleksnija nego što je to slučaj kod procene tradicionalnih mera rizika, zato što VaR zavisi od distribucije prinosa multivarijacionih faktora rizika i dinamike te distribucije. Izračunavanje VaR-a uzima u obzir korelacije svih oblika tržišnih rizika. Ako promenimo portfolio, menja se i VaR. Stoga, ukoliko rukovodstvo postavi određeni nivo rizika (ciljni VaR), on služi i za upravljanje, odnosno optimalno prilagođavanje portfolia takvom nivou rizika. VaR je postao zajednički jezik za komunikaciju o ukupnim rizičnim pozicijama i unutar pojedinih specifičnih institucija i izvan njih (npr. analitičara, regulatora, rejting agencija, akcionara itd.)

VaR možemo definisati kao najveću vrednost portfolia, na datom nivou statističke sigurnosti, koji neki portfolio može da izgubi u toku jednog dana (nedelje, meseca) ukoliko tržište funkcioniše normalno.

1. Predmet i cilj istraživanja

Upravljanje finansijskim rizicima postalo je veoma važno zbog niza finansijskih katastrofa koje su izazvale velike gubitke u finansijskim institucijama i tržištima kapitala širom sveta. Povećana volatilnost deviznih kurseva, kamatnih stopa, cena akcija i cena robe je stvorila potrebu za novim finansijskim instrumenatima i analitičkim alatima za upravljanje rizicima. Zbog toga su menadžeri za upravljanje rizikom počeli da obraćaju pažnju na metode za kvantifikovanje rizika prisutnih prilikom donošenja finansijskih odluka. Risk menadžment je istinski doživeo revoluciju u poslednjih nekoliko godina, koja je pokrenuta uvođenjem VaR-a, novog metoda za merenje jednog aspekta finansijskog rizika, tržišnog rizika. Za tu svrhu, i Bazelski komitet je propisao da finansijske institucije kao meru rizika moraju da koriste VaR. U svetlu nedavne finansijske krize, upravljanje finansijskim rizikom postaje još aktuelnije pitanje i dobija sve više na značaju. Kroz ovaj rad ćemo se fokusirati na različite aspekte vezane za VaR kao meru tržišnog rizika: metode procene, backtesting procedure, interval poverenja, vremenski horizont, kao i neizvesnosti u vezi sa njegovom procenom.

Tema ove disertacije je prvenstveno odabrana u cilju evaluacije, analize i proučavanja izloženosti investitora tržišnom riziku na finansijskom tržištu u Srbiji. U kontekstu razvoja srpskog tržišta kapitala posmatranje kretanja prinosa i rizika akcija korišćenjem različitih metoda empirijske analize sve više dobijaju na značaju. Pojam VaR-a nije nov u stručnoj

literaturi dostupnoj u Srbiji. Međutim, bilo da govorimo o radovima domaćih ili inostranih autora, pretežno se analize zasnivaju na primeru razvijenih, efikasnih i likvidnih tržišta kapitala. Retki su slučajevi procene rizika primenom VaR metoda na srpskom tržištu kapitala. Upravo iz toga, proizilazi i svrha ove doktorske disertacije, a to je da diskutujemo i obezbedimo odgovor na pitanje da li su osnovni VaR modeli koji su razvijeni za efikasna finansijska tržišta prikladni i za domaće tržište kapitala.

Doktorska disertacija je fokusirana na istraživanje problema merenja tržišnog rizika pre svega na finansijskim tržištima u tranziciji, u koja spada i Srbija, i razmatranje njegove uloge i korišćenja u upravljanju finansijskim rizikom. U disertaciji je izvršena komparacija i ispitivanje performansi nekoliko najpopularnijih VaR metoda koje se koriste za merenje tržišnog rizika: istorijska simulacija (500), kao predstavnik ne parametarskog modela, i Risk Metrics, analitički model i VaR na bazi autoregresivnih i heteroskedastičnih modela (pristupi iz porodice GARCH modela), kao predstavnici parametarskih modela.

Ocenu uspešnosti navedenih modela u merenju tržišnog rizika i mogućnosti njihove primene testiraćemo empirijskim istraživanjem na pet različitih tržišta kapitala koja će biti reprezentovana kroz najlikvidnije berzanske indekse akcija. Osnovna pretpostavka koja treba biti ispunjena prilikom primenjivanja osnovnih VaR modela je da postoje normalni tržišni uslovi, kako bi analiza i procene VaR-a bile referentnije. Pri optimizaciji pojedinog portfelja akcija, pravovremena identifikacija režima u kojemu se tržište trenutno nalazi ima presudan uticaj na performanse portfolija. Iz tog razloga u empirijskom istraživanju imaćemo dva sub perioda koja će biti predmet analize. Da bi testirali različite VaR modele i ocenili njihovu stabilnost tokom vremena, analiza će se sprovesti kako u uslovima relativno stabilnog tržišta, tako i u uslovima visoke tržišne volatilnosti. Koristeći dnevne stope prinosa akcijskih indeksa u periodu od 31. decembra 2005. - 31. decembra 2012. godine, ova disertacija predstavlja, prema našem saznanju, prvu studiju koja predviđa i ocenjuje validnost prognoza VaR mera rizika na tržištu kapitala u Srbiji.

Shodno postavljenom i definisanom predmetu i problemu istraživanja, kao jedan od ciljeva istraživanja ove doktorske disertacije se nameće potreba da prikažemo metodologiju koju bi finansijski stručnjaci morali da primenjuju prilikom predviđanje prinosa finansijskih instrumenata, kao i procene rizika investiranja na finansijskim tržištima. Drugi cilj istraživanja nam je da pružimo sveobuhvatnu prezentaciju merenja i primene VaR-a na tržištima kapitala, kao i poslednje standarde koji reprezentuju najbolju praksu u industriji

tržišnog rizika. Krajnji cilj nam je da ispitamo mogućnosti primene VaR modela u evaluaciji tržišnog rizika u Srbiji i da na konzistentan i verodostojan način ocenimo uspešnost različitih VaR metoda za procenu rizika na tržištu akcija.

Smatramo da će u bliskoj budućnosti VaR postati jedan od opšte priznatih standarda za merenje rizika i u našoj zemlji. S obzirom na činjenicu da Srbija postepeno kreće ka pridruživanju Evropskoj uniji i da je već duboko zašla u proces tranzicije, to će svakako dati pozitivan impuls razvoju domaćeg tržišta kapitala. Srpske kompanije i finansijske institucije, kao i regulatorna tela i akademske institucije već treba da počnu sa razvojem i prilagođavanjem ove tehnike za srpsko tržište kapitala.

2. Hipoteze

Na osnovu dobro definisane problematike i postavljenih ciljeva, u istraživanju ćemo poći od sledeće dve generalne hipoteze:

1. *VaR modeli razvijeni za efikasna i likvidna tržišta kapitala značajno podcenjuju tržišni rizik na tržištima akcija zemalja u razvoju.*
2. *Ocena uspešnosti mera rizika je jedino verodostojna ako izvršimo validaciju modela pomoću više različitih statističkih testova.*

Definisaćemo i dodatnih pet posebnih hipoteza kako bi operativno dokazali generalne hipoteze.

1. *Istorijska simulacija kao jedan od najrasprostranjenijih metoda za izračunavanje VaR-a nije adekvatna metoda za precizno kvantifikovanje rizika na tržištu kapitala u Srbiji kako u normalnim, tako i stresnim tržišnim okolnostima.*
2. *Risk Metrics sa lambda faktorom 0,94 kao metoda za izračunavanje VaR-a značajno podcenjuje parametar rizične vrednosti na tržištu kapitala u Srbiji.*
3. *Optimizacija lambda faktora pomoću MRSE funkcije u odnosu na standardni reper koji se koristi u industriji modeliranja rizika kod modela eksponencijalno ponderisanih pokretnih proseka neznatno poboljšava performanse VaR-a na srpskom tržištu kapitala.*

4. *Procena VaR-a zasnovanog na modelima uopštene autoregresivne uslovne heteroskedastičnosti pruža zadovoljavajuće rezultate na tržištima kapitala u razvoju pod pretpostavkom normalnih tržišnih okolnosti.*
5. *U uslovima visoke volatilnosti tržišta akcija, odnosno tržišnih šokova, VaR zasnovan na modelima uopštene autoregresivne uslovne heteroskedastičnosti izuzetno uspešno meri tržišni rizik na tržištima kapitala u razvoju.*

3. Metode istraživanja

Empirijsko istraživanje, formulisanje i prezentacija rezultata zahteva primenu odgovarajućih kombinacija naučnih metoda. Shodno izabranoj problematici, definisanim ciljevima istraživanja i postavljenim naučnim hipotezama, a u svrhu formulisanja naučnih i stručnih zaključaka i iznalaženja najboljih rešenja, u disertaciji će se koristiti veći broj naučnih metoda iz domena društvenih nauka. Metode i tehnike istraživanja koje će se primenjivati u disertaciji su sledeće:

1. osnovne, odnosno univerzalne: analiza, sinteza, konkretizacija, generalizacija, dedukcija, indukcija, analogija, komparacija;
2. opštenaučne: statistička metoda, metoda modelovanja, analitičko-deduktivna, i hipotetičko-deduktivna.

4. Očekivani naučni doprinos

U odsustvu referentne domaće literature iz ove oblasti, u cilju što jasnijeg i potpunijeg sagledavanja svih prednosti i nedostataka primene jednostavnih i sofisticiranih VaR modela na tržištu kapitala u Srbiji, realno je očekivati da će doktorska disertacija pružiti značajan doprinos u domenu upravljanja finansijskim rizikom na domaćem finansijskom tržištu, kao i boljem razumevanju kvantitativnih mera rizika od strane svih tržišnih učesnika.

Sprovedena naučna istraživanja i rezultati istraživanja trebalo bi da dovedu do afirmacije i potvrde opšte hipoteze doktorske disertacije. U radu će se istražiti primena široko rasprostranjenih i sofisticiranih VaR modela za upravljanje tržišnim rizicima na tržištu kapitala u Srbiji, kao i buduće tendencije u razvoju i implementaciji modela rizika na našem

tržištu. Naučni doprinos doktorske disertacije ogleda se u tome što ćemo nadogradnjom postojećih i izradom sopstvenih istraživanja i gledišta osigurati pomak od postojeće skorašnje domaće i inostrane literature kada je u pitanju analiza, identifikacija i merenje tržišnog rizika, kao i utvrđivanje i razvijanje optimalnih VaR metoda prilagođenih za tržišta akcija zemalja u razvoju.

U skladu sa predmetom i ciljem, postavljenim pretpostavkama i metodama istraživanja, očekuje se da će rezultati ovog naučno-istraživačkog rada dati doprinos u proširenju postojećih mera rizika koje koriste finansijske institucije u Srbiji.

Jedan od glavnih nedostataka adekvatnog merenja izloženosti tržišnom riziku od strane finansijskih institucija u Srbiji, kada su u pitanju trgovačke aktivnosti sa hartijama od vrednosti, upravo leži u nedovoljnom korišćenju internih modela za merenje rizika, koji se zasnivaju na VaR metodologiji. U tom smislu, kroz analizu i ocenu uspešnosti implementiranih VaR modela na tržištu kapitala u Srbiji, disertacija će imati direktnu upotrebnu vrednost, kako za banke, tako i za sve ostale učesnike na finansijskom tržištu, a samim tim i značajan društveni doprinos. Rezultate istraživanja biće moguće direktno primeniti u poslovanju finansijskih institucija u Srbiji, kao i kod individualnih investitora prilikom ulaganja na tržištima kapitala.

Rezultati naučnog istraživanja koji će se prezentirati u doktorskoj disertaciji trebalo bi da impliciraju naučni doprinos ekonomskoj nauci u teorijskom i aplikativnom smislu. U aplikativnom smislu očekivani doprinos ekonomskoj nauci mogao bi se izraziti u ekonomskim učincima primene adekvatnih kvantitativnih metoda prilikom merenja izloženosti tržišnim rizicima.

Očekujemo da će doktorska disertacija ostvariti značajan doprinos u oblasti investiranja na finansijskim tržištima, odnosno da će dati odgovor na koji način investitori, uz postojeću primenu modernih portfolio teorija, mogu dodatno da smanje izloženost tržišnom riziku. Verifikovana relevantnim činjenicama, definisanom sistematizacijom i implementacijom istraživanja, ova disertacija mogla bi da poslužiti kao osnova i pravac budućih istraživanja u oblasti upravljanja tržišnim rizikom na tržištu kapitala u Srbiji.

5. Struktura disertacije

Struktura doktorske disertacije „**Savremene metode merenja rizika na tržištu kapitala u Srbiji**“ je koncipirana tako da da odgovor na osnovno istraživačko pitanje koje se tiče aplikativnosti i ocene uspešnosti VaR modela na tržištu kapitala u Srbiji. Shodno tome, disertacija će biti strukturirana tako da pored uvoda i zaključka ima četiri dela.

U okviru prvog dela pod nazivom, „**Rizici u finansijskoj industriji**“ kratko se upoznajemo sa istorijatom nastanka pojma rizika u ekonomskim naukama, zatim definišemo pojam rizika sa aspekta investiranja u hartije od vrednosti i dajemo detaljno objašnjenje različitih vrsta rizika sa kojima se suočavaju finansijske institucije. Uvodimo pojam upravljanja finansijskim rizikom (u daljem tekstu finansijski „*risk*“ menadžment), koji je doživeo nedavnu revoluciju i izrastao u posebnu naučnu disciplinu, koja je danas u svetlu visokih globalnih tržišnih turbulencija preokupirala sve učesnike na finansijskim tržištima. Na kraju prvog dela rada predstavljamo i međunarodni regulatorni okvir, odnosno pravnu regulativu, upravljanja i merenja tržišnog rizika, koji daje smernice i najbolju praksu za implementaciju tih pravila u nacionalna zakonodavstva, koja se odnose na merenje rizika.

U drugom delu pod nazivom „**Metode merenja rizika sa posebnim osvrtom na VaR metodologiju**“ daje se kratak istorijat razvoja tradicionalnih kvantitativnih mera finansijskih rizika, razvoj VaR-a, modeliranje volatilnosti, definisanje koncepta VaR-a, metode i tehnike za merenje VaR-a, poređenje raličitih VaR metodologija, kao i nedostaci i kritike VaR-a. Poseban akcenat biće na dve metodologije za merenje VaR-a koje su evoluirale tokom poslednje dve decenije. Jedna je dobijena izvođenjem analitičke procene VaR-a, koja zavisi od određenih ocena parametara, i nazvana je parametarski pristup. Druga koja izvodi VaR putem kontinuiranog ponavljanja nekoliko koraka simulacije, i nazvana je neparametarski pristup.

Pre nego što počnemo da koristimo modele rizika sa određenom pouzdanošću, neophodno je izvršiti njihovu validaciju, odnosno oceniti njihovu verodostojnost i stabilnost. Upravo u trećem delu rada koji nosi naziv „**Validacija modela merenja rizika**“ obradjujemo kritično pitanje kod provere modela rizika, a to je *backtesting*. *Backtesting* zahteva primenu kvantitativnih, obično statističkih metoda, u cilju utvrđivanja da li je model za procenu rizika u skladu sa pretpostavkama na kojima se zasniva. *Backtest*-ovi su kritičan deo procesa

merenja rizika, pošto se na njih oslanjamo sa ciljem da nam daju naznaku ako postoje bilo kakvi problemi sa našim modelima merenja rizika. Na sistematizovan način ćemo predstaviti vrhunske trenutno dostupne tehnike validacije modela, koje će nam omogućiti da donesemo odluku da li je određeni model potcenio stvarnu izloženost riziku. Takođe objašnjavamo i uvodimo drugu fazu procesa *backtesting*-a, a to je rangiranje VaR modela pomoću različitih funkcija gubitka. Da bi utopunili značaj i važnost procesa *backtestinga*, prikazaćemo i na praktičnim aktuelnim primerima tokom poslednje globalne finansijske krize rezultate određenih *backtestov*-aa modela rizika koje primenjuju neke od najpoznatijih globalnih finansijskih institucija.

Da bi razvili i odredili koji model rizika zasnovan na VaR pristupima na adekvatan način meri izloženost tržišnom riziku na tržištu kapitala u Srbiju, u četvrtom delu rada koji nosi naziv **“Ocena uspešnosti metoda merenja tržišnog rizika u uslovima globalne finansijske krize – empirijski dokazi sa tržišta kapitala u Srbiji”**, sprovedi smo empirijsko istraživanje testiranja aplikativnosti različitih VaR modela na navedenom tržištu, kao i ocene njihove uspešnosti u predviđanju rizika pre i tokom svetske ekonomske krize. Da bi dodatno osigurali značaj i doprinos istraživanja, u komparativne svrhe smo vršili analizu VaR modela i na tržištima zemalja iz okruženja (Hrvatska, Slovenija i Bugarska), koje kao i Srbija takođe nose epitet tržišta u razvoju, i na razvijenom i efikasnom tržištu kapitala oličenog kroz Njujoršku berzu i akcijski indeks S&P 500. Zapravo, VaR modeli su pervashodno i razvijeni za efikasna i likvidna finansijska tržišta, kao što je tržište kapitala u SAD-u. Na bazi dobijenih rezultata sprovedenog istraživanja ćemo potvrditi ili odbaciti hipoteze koje smo postavili u uvodnom delu rada, a ujedno ćemo biti u mogućnosti da damo određene smislene zaključke i smernice za neka buduća istraživanja u ovoj oblasti. Upravo u ovom istraživačkom delu rada i leži glavna snaga ove disertacije i u tom smislu, kroz analizu i ocenu uspešnosti implementiranih VaR modela na tržištu kapitala u Srbiji, doktorska disertacija će imati direktnu upotrebnu vrednost kako u praksi, tako i u akademskim krugovima, a samim tim i značajan društveni i naučni doprinos.

U **zaključnim razmatranjima** ćemo da sagledamo sve činjenice koje smo obradili tokom rada i da damo završnu ocenu svega objašnjenog u radu. Pokušaćemo da na jasan način izdvojimo sve što je od suštinske važnosti za pravilnu kvantifikaciju finansijskog rizika, naročito kada su u pitanju finansijska tržišta u razvoju, kao i da damo konačnu ocenu primenljivosti i uspešnosti VaR modela na tržištu kapitala u Srbiji, kako u relativno stabilnim, tako i u stresnim tržišnim uslovima.

1. RIZICI U FINANSIJSKOJ INDUSTRIJI

1. RIZICI U FINANSIJSKOJ INDUSTRIJI

1.1. Istorijat nastanka rizika

U prošlosti je život bio jednostavan. Sredstva za poljoprivredu, proizvodnju, trgovinu i komunikaciju su bila mnogo manje kompleksna nego danas. Što je još važnije, neuspeh u jednoj oblasti retko je imao direktan uticaj na neku drugu oblast. Danas, sredstva koja koristimo su složena. Neuspeh može da dovede do opšteg kraha sa katastrofalnim posledicama. U takvom okruženju, razumevanje i upravljanje rizikom je ključ ekonomskog rasta, visokog kvaliteta života i tehnološkog napredka.

U svojoj knjizi "Protiv bogova", Peter Bernštajn kaže da je ključni element koji razdvaja savremeno doba od prošlosti "ovladavanje rizikom: ideja da je budućnost više od sudbine i da muškarci i žene nisu bespomoćni pred prirodom"¹. Kako je potreba za razumevanjem rizika rasla, tako se i čovečanstvo oslobađalo od čudi bogova i držalo sve više i više naših sudbina u svojim rukama. U pravom smislu reči, savremeni svet nije moguć bez razumevanja rizika, neizvesnosti i verovatnoće.

Do vremena renesanse, civilizacija nije imala niti neophodna sredstva niti potrebnu motivaciju da istraži neizvesnost i sagleda šta donosi budućnost. Ljudi su videli budućnost kao stvar sreće ili rezultat slučajnih varijacija, a većina njihovih odluka je bila vođena instinktom. Tokom vekova vreme je bilo najočiglednija varijabla.

Kao je populacija rasla, ljudi su počeli da tragaju za boljim životom. Od 1000-ite godine, ljudi su počeli da prelaze značajne razdaljine i nailaze na nove kulture i nove ideje. Krstaški ratovi doneli su savremene numeričke sisteme, matematiku, astronomiju i trgovinu u Evropu. Tokom narednih pet stotina godina, pisani obračun učinio je mogućim dalji razvoj u matematičkoj oblasti, što je dovelo do dugih morskih putovanja, boljeg korišćenja vremena, i složene arhitekture. Ali, period renesanse i protestantska reformacija postavili su temelje za

¹ Peter L. Bernstein: "Against the Gods: The Remarkable Story of Risk", John Wiley & Sons Inc., New Jersey, 1996.

ovladavanje rizikom. Ljudi su se postepeno oslobadjali od ograničenja iz prošlosti i sa novim izborima i odlukama, shvtili su da im budućnost nudi šansu. Ova ideja je dovela do rasta trgovine i razmene. Bernštein kaže, "Trgovina je bila rizična ... Njen rast je transformisao principe kockanja u stvaranje bogatstva, neizbežan rezultat je bio kapitalizam, oličenje preuzimanja rizika."²

U devetnaestom veku, skoro savršeno je bilo predviđeno da će dominirati ekonomska teorija. Do početka dvadesetog veka, klasični ekonomisti su definisli ekonomiju kao bezrizični sistem koji uvek proizvodi optimalne rezultate. Prema ovom shvatanju, stabilnost je bila zagarantovana. Iako su pojedine firme i investitori bili izloženi riziku, smatralo se da je ekonomija kao celina bez rizika. Ovo verovanje je sa sigurnošću promenjeno kao rezultat Prvog svetskog rata i kraha tržišta akcija iz 1929., i to je zapravo prelomna tačka gde se hvatamo u koštac sa pojmom neizvesnosti i postavljamo ga na centralnu scenu. Frenk Najt i Džon Majnard Kejns prvi su definisali rizik kako ga i danas shvatamo.

Slikovito gledano, šansa i rizik su blizanci: svaka investiciona ili poslovna aktivnost koja teži uspehu izložena je i neuspehu. Analiza rizika je dugo bila zapostavljena, u najboljem slučaju uzimala se u obzir pri obračunu troškova ali i pri oscilaciji prodaje i cena. Upravljanje rizicima u preduzeću vremenom zauzima veoma važnu ulogu. Sve se intenzivnije razmišlja o sistemu upravljanja rizicima i organizacionim mogućnostima i oblicima uspešnog uvođenja i sprovođenja takvog sistema. Osnovno pitanje glasi: Šta je rizik? Još 1921. godine Frenk Najt je u knjizi "Rizik, neizvesnost i profit" rizik definisao na sledeći način:³

“Razlika između rizika i neizvesnosti: ako ne znate sigurno što će se dogoditi, ali ako poznajete verovatnoću, to je rizik. Ali, ako ne poznajete ni verovatnoću onda je to neizvesnost.” Ovakvo poimanje rizika potiče iz teorije odlučivanja, ono se povezuje s verovatnoćom nastupanja čime rizik postaje merljiv i upravljiv.

Kroz istoriju su postajale glavne debate o razlikama i zajedničkim karakteristikama između rizika i neizvesnosti. Oba pojma su povezana, ali se ne podudaraju. Za rizik se često tvrdi da je subjektivan fenomen koji uključuje izloženost (npr. novčani gubitak) i neizvesnost.

² Isto

³ Prema: Keitsch, D.: "Risik menagement", Stuttgart, 2000;

Uopšteno govoreći, rizik može nastati kad god postoji neizvesnost.⁴

Najtov naglasak na neizvesnosti, izdvajao ga je od ekonomskih teoretičara u njegovo vreme, koji su isticali da se odluke donose u uslovima savršene sigurnosti. On je tvrdio da je element iznenađenja uobičajena pojava u sistemu gde odluke zavise od predviđanja budućnosti. Njegove ideje su posebno relevantne za finansijska tržišta, gde se sve odluke odražavaju na predviđanje budućnosti i gde se iznenađenja redovno javljaju. U knjizi "Rizik, neizvesnost i profit," Najt daje svoju analizu o razlici između rizika i neizvesnosti. Pojam neizvesnost se radikalno razlikuje od poznatog pojma rizika, od kojeg se nikada nije pravilno odvojio. On rizik naziva merljiva neizvesnost, i kao takav daleko je drugačiji od neizvesnosti, koja je nemerljiva.⁵

Kejns se smatra odličnim inovatorom ekonomske teorije. U svojoj čuvenoj knjizi „Rasprava o verovatnoći“⁶, on napada tradicionalne stavove o verovatnoći. Odbacio je verovanje da će se događaji koji su se ponavljali u prošlosti verovatno dogoditi u budućnosti. Kejns i njegove pristalice su stavili akcenat na novac i ugovore kako bi prikazali da je vodeća paradigma u realnom svetu pre neizvesnost nego matematička verovatnoća.⁷

Tokom godina koje su pratile Kejnsov i Najtov doprinos ekonomskoj teoriji, desio se značajan napredak u razumevanju rizika i neizvesnosti- model teorije igara. Model teorije igara dao je novo značenje neizvesnosti. Prethodne teorije su na neizvesnost gledale kao na životnu činjenicu i nije uloženi veliki trud da se identifikuje njen izvor. Model teorije igara tvrdi da „izvor neizvesnosti leži u namerama drugih.“

Prema Piteru Bernstajnu, „tokom istorije tržišta, nikada se nikome nije desilo da definiše rizik brojem. Akcije su bile rizične, neke više od drugih, i ljudi su puštali da tako bude. Rizik je bio u hrabrosti, ne u brojevima.“⁸

To se promenilo 1952. godine, kada je Hari Markovic, dvadesetpetogodišnji student Univerziteta u Čikagu, objavio članak „Izbor portfolija“ u časopisu „Journal of Finance“.

⁴ Holton (2004) daje detaljnu analizu pojma rizika. Knight (1921) je prvi počeo raspravu o riziku i neizvesnosti.

⁵ Frank H. Knight: „Risk, Uncertainty and Profit“, 1921., str.103-104

⁶ Više o tome: John Maynard Keynes: „A Treatise on Probability“, MacMillan and Co. Limited, London, 1929.

⁷ Peter L. Bernstein: „Against the Gods: The Remarkable Story of Risk“, John Wiley & Sons Inc., 1996.

⁸ Isto

Ovim člankom, pokazao je kako se meri rizik kad se investira u hartije od vrednosti i dobio je Nobelovu nagradu za ekonomiju 1990. godine.

Gotovo pola veka je velika depresija 1929-33 uticala na odnos privrednih subjekata prema riziku. Naime, model ponašanja je bio formiran na osnovama koncepta visoke averzivnosti na rizik, odnosno, niskog apetita za rizik. U isto vreme regulatorni okvir je garantovanjem depozita i zabranom komercijalnim bankama da se bave investicionim bankarstvom (*Glass-Steagall* zakon) trebalo da obezbedi rast poverenja i eliminiše kongenitivnu pristrasnost.

U poslednje tri decenije strategije privrednih subjekata visoko averzivnih na rizike su evoluirale u svoju suprotnost, ponašanje koje karakteriše visok apetit za rizik. Štaviše, značajno je promenjen i regulatorni okvir (na primer, ukinut je *Glass-Steagell* zakon). Liberalizacija finansijskih tržišta je najviše doprinela pojavi ekonomije moralnog hazarda koja, praktično, rizik potcenjuje i/ili ga prenosi na druge. U uslovima krize, rizik je ponovo ključna reč. Međutim, odnos prema riziku se mora promeniti. Izbegavanje rizika u uslovima niskog nivoa ekonomske aktivnosti nije logično. Ono što je potrebno to je upravljanje rizikom ali na inteligentan način koji doprinosi stvaranju vrednosti.⁹

1.2. Pojam i definicija rizika u finansijskom poslovanju

Iz prethodnog dela možemo zaključiti da koncept rizika datira još iz perioda ranih civilizacija. Tako je još u Starom Rimu postojao termin “risicare” što je značilo usuditi se.¹⁰ Ipak, neka moderna i opšta definicija rizika glasi da je rizik verovatnoća gubitka ili merljiva mogućnost. Danas se rizik smatra glavnim pokretačem misli u savremenim finansijskim poslovima. Preuzimanje rizika podrazumeva donošenje odluka sa ograničenim spektrom informacija. Matematičari, kockari, aktuari, demografi i ekonomisti su za poslednja četiri veka značajno doprineli današnjem razumevanju rizika usled čega su se i razvili različiti

⁹ Dragan Đuričin:” Kako iz ekonomije moralnog hazarda preći u ekonomiju inteligentnog upravljanja rizicima: slučaj Srbije, Ekonomika, 2009.

¹⁰ <http://money.usnews.com/money/blogs/the-smarter-mutual-fund-investor/2011/11/16/whats-your-budget-for-risk>

matematički modeli na osnovu zakona verovatnoće i mera rizika.

Međutim, rizik ne predstavlja samo verovatnoću pošto on ima i svoju subjektivnu stranu koja zavisi od rizičnosti svake odluke. Iz ove perspektive, rizik se može definisati kao kombinacija neizvesnosti i izloženosti. Stoga ukoliko one ne postoje, ne postoji ni rizik.¹¹ Tako se investitor suočava sa investicionim rizikom ukoliko usmeri kapital kojim raspolaže u određenu investiciju. On pritom može biti nesiguran u to da li će se ova investicija isplatiti i koliki će ona prinos ostvariti. Ukoliko se ona ne isplati, investitor trpi štetu u skladu sa inicijalnom vrednošću sprovedene investicije. Rizik je dakle kardinalna ekonomska kategorija sa ambivalentnim značenjem. Pre svega, pomisao na rizik stvara neprijatnost u stomaku. U tom smislu jedan aspekt rizika je njegovo izbegavanje. Međutim, rizik se uvek preuzima radi prinosa koji se očekuje tako da je drugi aspekt rizika vezan za latentnu vrednost koju preuzimanje rizika može da ostvari. Neke je vrste rizika moguće smanjiti ili minimizirati ali ih je nemoguće potuno odstraniti. Rizik je jedinstvena kategorija robne proizvodnje i ne može biti odstranjena. Odstupanja od unapred predviđene verovatnoće predstavljaju mogući rizik. Dakle, rizik je nešto što je u biti predvidljivo ali se ne zna na kojem će se nivou u budućnosti moći ostvariti.

Ipak, neki investitori doživljavaju rizik kao šansu za ostvarivanje gubitka ili stvarni doživljaj gubitka. Averzija pojedinca prema riziku može značajno da varira među ljudima, pa čak i unutar iste osobe tokom različitih perioda i uslova na finansijskim tržištima. Ironično ali istinito, za dugoročne investitore volatilnost prinosa nije primaran rizik. Umesto toga veliki rizik dolazi od smanjene kupovne moći pojedinca usled dugoročnih efekata inflacije. Suprotno tome, za kratkoročne investitore volatilnost ostvarenih prinosa ima prednost u odnosu na inflaciju. Većina korišćenih mera rizika koje se oslanjaju na istorijske podatke mogu biti predmet promene pošto se i okolnosti menjaju tokom vremena, a zbog čega treba biti obazriv kada se razmatra mnoštvo različitih mera i faktora rizika. Istovremeno, mnogi investitori smatraju određene rizike potpuno nevažnim pošto imaju zanemarljivu verovatnoću da će se desiti i/ili veoma male posledice (trošak) ukoliko se dese. Gledano sa teorijske (statističke) tačke gledišta, rizik može biti definisan kao neizvesnost (izražena pomoću varijanse ili standardne devijacije) odstupanja investicionih prinosa od očekivanih za

¹¹ Svetlozar T. Rachev, Stoyan V. Stoyanov, Frank J. Fabozzi: “Advanced Stochastic Models, Risk Assessment, and Portfolio Optimization: The Ideal Risk, Uncertainty, and Performance Measures”, John Wiley & Sons, Inc. Hoboken, New Jersey, 2008., str. 192.

posmatranu aktivu ili portfolio.

Pored rizika volatilnosti ostvarenih prinosa i rizika promene cene, investitori se suočavaju sa drugim oblicima kvalitativnih i kvantitativnih rizika, kao i najmanje logičnog rizika gubitka. Osim toga, ostali rizici uključuju rizik inflacije, rizik poslovnog ciklusa, valutni rizik, rizik štetnog događanja, kreditni rizik, rizik reinvestiranja, rizik likvidnosti, kao i sistematski rizik. Stoga brojni učesnici na finansijskim tržištima angažuju meru tržišnog rizika poznatiju kao rizičnu vrednost (VaR) koja koristi pretpostavljenu normalnu verovatnoću distribucije profita ili gubitka za aktivu koja ulazi u sastav portfolija kako bi se izračunao ukupan rizik posmatranog portfolija. Sistematski rizik investiranja u određenu imovinsku klasu u celosti se smatra tržišnim rizikom. Suprotno ovom, cenovni rizik koji investitor pokušava da smanji ili u potpunosti eliminiše poznatiji je kao nesistematski rizik. Međutim, problem je u tome što svaka finansijska aktiva ima elemente sistematskog i nesistematskog rizika. Stoga je George Russell pre nešto više od deset godina izjavio:¹²

"Rizik je rizik, on ne može biti smanjen zakonom već jedino diverzifikacijom".

Istovremeno, mnogi veruju da sadašnji i budući prinosi gravitiraju oko sopstvenih dugoročnih proseka i što samim tim predstavlja jednu od najmoćnijih sila investicionog procesa, a zbog čega se moraju sagledavati i sva dešavanja iz prošlosti.

Iako je pojam rizika bitan faktor u donošenju odluka u svim sferama ljudskog života, u ovoj disertaciji ćemo ga razmatrati samo u kontekstu investicionog i *risk* menadžmenta. U našem kontekstu, izloženost se identifikuje sa monetarnim gubitkom. Tako se investicioni rizik odnosi na neizvesnost monetarnog gubitka kojem *risk* ili portfolio menadžer može izložiti klijenta.

Dakle kod finansiranja, definicija rizika je i drugačija i šira. Rizik se odnosi na verovatnoću da ćemo ostvariti prinos na investiciju koji se razlikuje od prinosa koji očekujemo da ostvarimo. Na taj način rizik uključuje ne samo loše rezultate, tj. prinose koji su manji od očekivanih, nego takođe dobre rezultate, tj. prinose koji su veći od očekivanih. Prvi možemo nazvati rizik gubitka, a drugi rizik dobitka, ali oba razmatramo kada merimo rizik. Duh ove definicije rizika kod finansiranja najbolje je izražen kroz kineski simbol za rizik.¹³

¹² <http://www.russell.com>

¹³ Aswath Damodaran: "Korporativne finansije – teorija i praksa", Modus, Podgorica 2007, str.151



Prvo slovo je simbol za "opasnost", a drugo je simbol za "mogućnost", čime se rizik prikazuje kao miks opasnosti i mogućnosti. Ovo jasno ilustruje kompromis koji svaki investitor i preduzeće mora ostvariti - između veće zarade koju donosi mogućnost i većeg rizika koji treba podneti kao posledicu izlaganja opasnosti. U finansijskom smislu, opasnost nazivamo "rizikom", a mogućnost "očekivani prinos".¹⁴

Glavna aktivnost u mnogim finansijskim institucijama je da se prepoznaju izvori rizika, zatim njihovo upravljanje i kontrola. To je moguće samo ako se rizik kvantifikuje. Ako možemo da izmerimo rizik portfolija, onda možemo identifikovati finansijsku aktivu koja najviše doprinosi riziku. U tom slučaju možemo izvršiti realokaciju portfolija, i na taj način minimizirati potencijalne gubitke smanjenjem rizika portfolija. Rizik se kvalifikuje kao asimetričan fenomen u smislu da se samo odnosi na gubitak. Ako će na primer sutra cena akcije sigurno porasti za 5-10%, u tom slučaju postoji neizvesnost, ali ne i rizik, pošto ne postoji monetarni gubitak.¹⁵

Investitori koji kupuju finansijske instrumente očekuju da ostvare prinos u toku vremenskog perioda tokom kojeg drže te instrumente. Njihov prinos ostvaren u periodu držanja instrumenta može biti veoma različit od očekivanog prinosa, a ta razlika između očekivanog i ostvarenog prinosa predstavlja izvor rizika (premija rizika).

Osim očekivanog prinosa, investitor sada mora razmotriti i sledeće stvari. Prvo, empirijska istraživanja su pokazala da su ostvareni prinosi u većini slučajeva različiti od očekivanog prinosa. Raspon ostvarenih prinosa u odnosu na očekivani prinos meri se varijansom ili standardnom devijacijom rasporeda; što je veća devijacija ostvarenih prinosa u odnosu na očekivane prinose, to je veća varijansa. Drugo, predubedenje u vezi sa pozitivnim ili negativnim prinosima prikazano je asimetrijom rasporeda. Na primer, ako je raspored pozitivno asimetričan, to znači da postoji veća verovatnoća ostvarivanja velikih pozitivnih prinosa nego velikih negativnih prinosa. Treće, oblik krajeva rasporeda meri spljoštenost rasporeda; deblji krajevi vode do veće spljoštenosti. U investicionom smislu, ovo predstavlja

¹⁴ Isto, str.151

¹⁵ Svetlozar Rachev, Stoyan Stoyanov, Frank Fabozzi: „Advanced stochastic models, risk assessment and portfolio optimization“, John Wiley & Sons, Inc., New Jersey, 2008., str. 172

tendenciju da cena ove investicije skoči (na gore ili dole od sadašnjeg nivoa) u jednom od smerova. Kada je raspored prinosa normalan, investitori ne moraju da brinu o asimetričnosti i spljoštenosti pošto ovde ne postoji asimetrija (normalni rasporedi su simetrični), a normalni raspored definiše se spljoštenošću koja iznosi nula.

Medjutim, treba da napomenemo da se očekivani prinosi i varijanse na koje nailazimo u praksi gotovo uvek procenjuju korišćenjem prošlih, a ne budućih prinosa. Pretpostavka koju uzimamo kada koristimo istorijske varijanse jeste ta da rasporedi prošlih prinosa predstavljaju dobre indikatore rasporeda budućih prinosa. Ako se ova pretpostavka ne primenjuje, kao što je slučaj kada karakteristike instrumenata budu značajno promenjene tokom vremena, istorijske procene tada ne moraju biti dobro merilo rizika.

Kada neki investitor kupuje akcije, odnosno stiče udeo u akcijskom kapitalu preduzeća, on je izložen mnogim rizicima. Neki rizik može uticati samo na jednu ili nekoliko preduzeća, a to je onaj rizik koji kategorišemo kao posebni rizik vezan za određeno preduzeće. Unutar ove kategorije postoji širok spektar rizika. Postoji i drugi rizik koji je mnogo rasprostranjeniji i utiče na mnoge, ako ne i na sve investicije. Na primer, kada kamatne stope rastu, sve investicije su pod negativnim uticajem, ali u različitim stepenu. Na sličan način, kada privreda slabi, sva preduzeća osećaju efekte, iako ciklična preduzeća (kao što su automobilska preduzeća, čeličane i građevinska preduzeća) mogu trpeti veće posledice. Ovaj rizik nazivamo tržišnim rizikom. Konačno, postoje rizici koji ulaze u sivu zonu, zavisno od toga na koliko instrumenata utiču. Na primer, kada dolar jača u odnosu na ostale valute to ima značajnog uticaja na zaradu i vrednost preduzeća koja posluju na međunarodnom tržištu. Ukoliko većina preduzeća na tržištu ima značajne međunarodno poslovanje, to bi se moglo kategorisati kao tržišni rizik. Ukoliko samo nekoliko preduzeća međunarodno posluje, to bi bilo bliže riziku vezanom za određeno preduzeće.¹⁶

1.3. Razvoj i definisanje *risk* menadžmenta

Metoda upravljanja rizicima se koristi od najranijih perioda postojanja čoveka. Teško je sada zamisliti da su u tim davnim vremenima menadžeri rizika palili vatru da bi zadržali divlje životinje podalje od svojih staništa smanjujući time rizik od napada. Nešto kasnije

¹⁶ Aswath Damodaran: "Korporativne finansije – teorija i praksa", Modus, Podgorica 2007, str.156

zajmodavci su naučili smanjiti rizik duga ograničavajući kredit onima za koje su smatrali da neće moći vratiti pozajmljeni iznos. Pojedinci i organizacije su naučili upravljati rizikom i zaštititi se od opasnosti požara kroz izbor građevinskog materijala i sigurnosnih vežbi, a već 1667. godine je uvedeno osiguranje od požara koje je dovelo do značajnog pomaka ka razvoju poslova osiguranja.

Iako je termin upravljanje rizikom nastao 1950-ih, Henri Fajol je još ranije uvideo njegov značaj. Na Fajola, vodećeg autoriteta za menadžment, uticao je rast masovne proizvodnje u SAD-u, postojanja gigantskih korporacija i izazovi sa kojima se suočavalo njihovo rukovodstvo. Još 1916. godine, on je poslovne delatnosti klasifikovao u šest funkcija, uključujući jednu koju je nazvao "sigurnost", što zvuči iznenađujuće slično upravljanju rizikom. Svrha ove funkcije jeste da obezbedi sigurnost imovine i lica od krađe, požara i poplave, da spreči štrajkove i krivična dela i, u širokoj primeni, sve društvene nemire ili prirodne poremećaje koje mogu narušiti napredak, pa čak i ugroziti opstanak poslovanja.¹⁷

Međutim, sve do 1950-ih stručan naziv nije bio formiran, principi nisu bili razvijeni i smernice uspostavljene. Tada je par inovativnih profesora osiguranja počelo na radu ovog polja menadžmenta. Prvi tekst o upravljanju rizicima pod nazivom „Risk menadžment i poslovanje preduzeća“ objavljen je 1963. godine, nakon punih šest godina razvijanja ove teme. Autori tog teksta su Robert Mehr i Bob Hedges koji se ujedno i smatraju osnivačima risk menadžmenta kao pojma, najviše zbog navođenja osnovnih etapa procesa tj. identifikacije, procene i evaluacije rizika. Osnovna pretpostavka ovog teksta je da se rizicima treba upravljati na sveobuhvatan način, ne samo kroz osiguranje.¹⁸

Prema tome, koreni upravljanja rizikom leže u industriji korporativnog osiguranja. Međutim, po današnjim shvatanjima, upravljanje rizikom je počelo ranih 1950-ih. Promena stava i filozofije i prelaza na razmišljanje o upravljanju rizikom je moralo da pričeka na razvoj nauke o upravljanju sa naglaskom na analizu troškova i koristi, očekivane vrednosti i naučnog pristupa procesu donošenja odluka u neizvesnim okolnostima. Napredak od upravljanja osiguranjem do upravljanja rizikom se dogodio tokom perioda vremena i tekao je paralelno sa razvojem akademske discipline upravljanja rizikom.

¹⁷ Henri Fayol: "General and Industrial Management", Pitman, New York, 1949.

¹⁸ George L. Head: „Continuing Evolution of the Risk Management Function and Education in the United States“, The Geneva Papers on Risk and Insurance, 7 (No 23, April 1982), str.181

Upravljanje rizikom je u osnovi naučni pristup problemu upravljanja čistim rizikom sa kojim se suočavaju pojedinci i institucije. Termin upravljanje rizikom je skorašnja tvorevina ali je sama praksa upravljanja rizika stara koliko i civilizovano društvo.

U početku, proces upravljanja rizicima usmeren je na ono što se predstavlja čistim rizicima. To su rizici u kojima se javlja situacija sa gubitkom ili bez gubitka, ili se nešto dogodi ili ne.¹⁹ Tipičan primer za čiste rizike je na primer vlasništvo nad nekretninom. Kuća može izgoriti, biti pogođena zemljotresom ili poplavom. Ako se ni jedna od ovih mogućih situacija ne desi, onda je to neutralna pozicija, tj. bez gubitka. Ali ako se makar jedna od katastrofa desi, gubici mogu biti ogromni. Čisti rizici su bili početni fokus tradicionalnog upravljanja rizicima koji je razvijen od strane pojedinaca koji su izučavali područje osiguranja. Tada su menadžeri rizika imali ograničene radne obaveze koje su se odnosile samo na kupovinu polise osiguranja. Važnost čistih rizika i upravljanja njima leži u činjenici da su upravo ovi rizici mogli izazvati katastrofalne posledice za finansijski položaj pojedinca ili organizacija. Od tog vremena pa do danas rizici su kvantifikovani, i njihovo upravljanje je unapređeno i standardizovano uz postavljanje osnove za opštu terminologiju. Izrazi kao što je maksimalni mogući gubitak i minimalni mogući gubitak su uvedeni kako bi se pomoglo definisanju rizika. Verovatnoća i statističke analize poslužili su za procenu raspona mogućih gubitaka kao i dobijanja informacije o postaktivnom delovanju rizika.

Upravljanje rizikom je do danas postala disciplina koja se ubrzano razvija i mnogo je različitih gledišta o upravljanju rizikom i opisa onoga što upravljanje rizikom uključuje, kako bi se trebalo sprovoditi i čemu služi. Potreban je određen oblik standarda kako bi se osiguralo postojanje:

- *usuglašene terminologije koja se odnosi na korišćene reči*
- *usuglašenog procesa kojim se upravljanje rizikom može sprovoditi*
- *usuglašene organizacione strukture za upravljanje rizikom*
- *usuglašenog cilja upravljanja rizikom*

Važno je napomenuti da standard uvažava postojanje kako pozitivnih tako i negativnih aspekata rizika. Upravljanje rizikom nije namenjeno samo korporacijama i javnim ustanovama, već se može primeniti kod svake, bilo dugoročne, bilo kratkoročne aktivnosti.

¹⁹ Isto, str. 182

Mnogi su načini postizanja ciljeva upravljanja rizikom i bilo bi nemoguće pokušati ih izložiti u jednom dokumentu.

Upravljanje svim rizicima²⁰, upravljanje rizicima na nivou celog preduzeća, integrisano upravljanje rizikom i ostali termini se koriste za pristupe kojima se sprovode koncepti koji podrazumevaju tehnike merenja i agregiranja tržišnog, kreditnog i operativnog rizika. Upravljanje svim rizicima predstavlja razvoj i sprovođenje sistema upravljanja rizikom na nivou celog preduzeća koji obuhvata tržišta, proizvode i procese i iziskuje uspešnu integraciju analitike, upravljanja i tehnologije.

Tako je na primer KPMG je razvio pristup upravljanja rizikom zasovan na konceptu vrednosti za akcionare prema kome vrednost kompanije ne zavisi isključivo od tržišnih rizika kao što su promene kamatne stope i deviznog kursa. Mnogo je važnije proučiti sve vrste rizika. To podrazumeva da se i makroekonomski ili mikroekonomski rizici, kako na nivou strategije tako i poslovanja, moraju podvrgnuti analizama i razmatrati pri donošenju svake pojedinačne odluke. Kompanija može iskoristiti šansu da postigne dugotrajan uspeh samo ako u procesu odlučivanja, na nivou cele kompanije kao i pojedinih poslovnih jedinica, definiše i razmotri sve rizike. KPMG se oslanja na pretpostavku (kao i druge vodeće kompanije) da je ključni faktor za upravljanje svim rizicima faza identifikacije rizika koja predstavlja osnovu za procenu rizika, upravljanje i kontrolu rizika. Slika 1.1. pokazuje Matricu rizika, sistematski i integrisani pristup identifikaciji rizika u svim oblastima poslovanja kompanije KPMG.²¹

Proces upravljanja rizikom podrazumeva razrađenu metodologiju i postupke koji za svaku vrstu rizika obuhvataju:

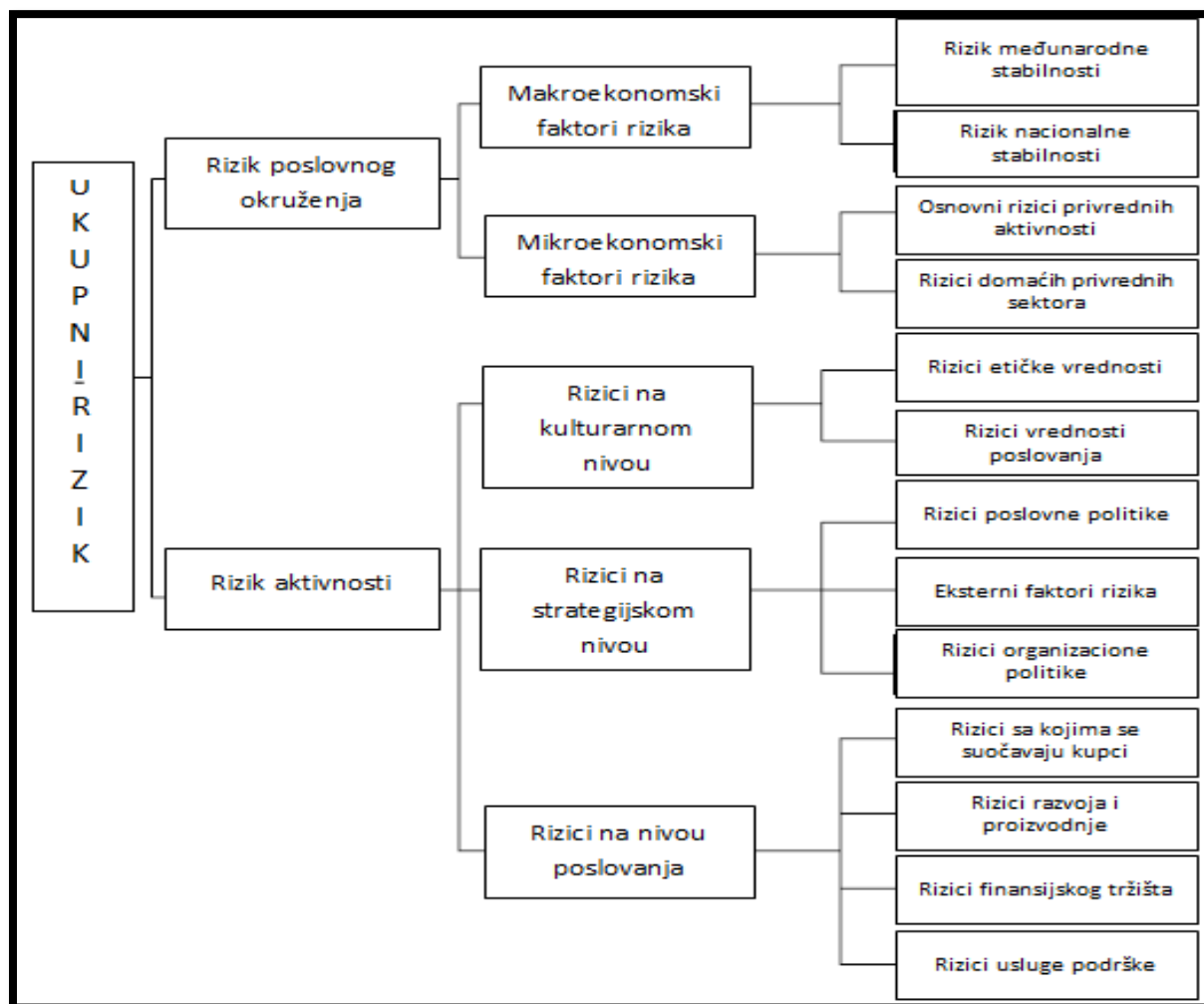
- identifikaciju,
- procenu i merenje rizika,
- analizu i monitoring,
- upravljanje i izveštivanje o riziku.

²⁰ Engl. Total Risk Management

²¹ Christoph Auckenthaler and Jurg Gabathuler: "Gedanken zum Konzept eines Total Enterprise Wide Risk Management (TERM)", Zurich, University of Zurich, 1997.

Najveći problem je u identifikaciji i proceni rizika, mada ni ostale faze nisu lako izvodljive. Svrha risk menadžmenta je da investitori pripreme odgovore na eventualna nepovoljna iznenađenja na tržištu.

Slika 1. 1. - Matrica rizika KPMG-a



Izvor: Cristoph Auckenthaler and Jürg Gabathuler: “Gedanken zum Konzept eines Total Enterprise Wide Risk Management (TERM)”, Zurich: University of Zurich, 1997., 9, fig. 2.

Ako na primer posmatramo sa aspekta banke, kao finansijske institucije, upravljanje rizicima se može definirati kao “disciplina upravljanja koja za cilj ima zaštitu sredstava i profit banke s ciljem smanjenja potencijalnih gubitaka pre nego što oni uopšte nastanu”.²²

Na finansijskim tržištima, sa praktičnog gledišta, bez obzira na vrstu rizika, posledice prisustva svih rizika su jednake. Potencijalni rizik utiče na to da ostvareni prinos neće biti

²² Risk Management Glossary, Risk and Insurance Management Society, New York, 1985. str. 66.

jednak onom prinosu koji je investitor očekivao prilikom donošenja odluke o načinu i obliku ulaganja svojih novčanih sredstava.

Rizik tržišnog poslovanja odnosi se na izloženost finansijskih institucija promeni cena, smanjenju tržišne likvidnosti i osetljivosti na tržišne poremećaje. Upravljanje rizikom na finansijskom tržištu se sastoji od nekoliko faza kao što su: identifikacija rizika, procena i merenje rizika, monitoring i kontrola rizika, i upravljanje rizikom.

Kao što smo videli prvi korak u upravljanju rizikom je da rizik treba identifikovati. (poreklo, vreme trajanja, obim itd.). Identifikacija rizika predstavlja skup analitičkih tehnika uz pomoć kojih je moguće ustanoviti elemente neizvesnosti koji prate izvršavanje određenih postupaka u procesu investiranja. Nakon toga se vrši procena odnosno određivanje verovatnoće da će do predviđenog događaja na tržištu zaista i doći.

Drugi korak upravljanja rizicima je određivanje mogućeg uticaja identifikovanih rizika što se postiže kombinacijom kvantitativne i subjektivne analize. Sveobuhvatna procena svakog rizika u pogledu verovatnoće pojave i mogućeg uticaja predstavlja rezultat tih analiza. Finansijski menadžeri pritom treba da imaju na umu da različite vrste rizika određuju različiti faktori koji predstavljaju i osnovne determinante rizika. Kompleksno, savremeno upravljanje rizikom traži poznavanje faktora koji određuju njegovu visinu i prirodu, kao i racionalno upravljanje strategijom upravljanja performansama kompleksnog portfolija finansijske aktive. Na tržištima kapitala se sa povećanjem rizika povećava i stepen verovatnoće da će predviđeni prinos biti mnogo različitiji od očekivanog odnosno ostvarenog.

Finansijski posrednici i nefinansijske institucije imaju potrebu za razvijanjem hedžing instrumenata za upravljanje sve većim brojem rizika. Tako se javlja inicijativa za razvoj novih finansijskih instrumenata koji se mogu upotrebiti za transformaciju i prenošenje tereta rizika.

1.4. Finansijski *risk* menadžment

Pre nego započnemo raspravu o vrstama rizika sa kojima se suočavaju investitori i korporacije, kao i analizi vrhinskih tehnika za merenje i upravljanje tim rizicima neophodno je da počnemo od osnovnih pitanja o upravljanju finansijskim rizikom.

Upravljanje rizicima, iako se bavi ukupnim tržišnim i poslovnim rizicima, svoju pažnju uglavnom usmerava ka finansijskim rizicima. Područje procene rizika u finansijskim transakcijama na tržištu kapitala uslovljeno je oblicima finansijskih instrumenata. Poznato je da različiti oblici hartija od vrednosti nose različite rizike.

U sedamdesetim godinama prošlog veka, kompanije su počele više pažnje obraćati na uticaj različitih finansijskih rizika. Tako je finansijski rizik postao važan izvor za prognoziranje nesigurnosti organizacije, i ubrzo su alati za rukovanje tim rizicima razvijeni. Novi načini upravljanja finansijskim rizicima koristili su slične metode kao i osiguranja mnogo godina pre. Cilj je bio pokriti postojeće rizike. Volatilnost kursa, cene finansijske aktive i kamatne stope su bili osnovni generatori finansijskog rizika, postavljajući ga kao važan problem za sve poslovne institucije.²³ I dalje su čisti rizici stvarali potrebu za još adekvatnijim upravljanjem ali kao i finansijski, postali su neizostavni deo poslovanja organizacija.

Upravljanje finansijskim rizikom je relativno nova disciplina. Nastala je unutar preduzeća zbog potrebe za optimizacijom prinosa na rizični kapital, kao i opstankom same kompanije. Eksterni učesnici koji su takođe obuhvaćeni ovom disciplinom su klijenti, koji obično imaju averziju prema riziku, i regulatorna tela, čiji su ciljevi da zaštite investitore i da promovišu konkurenciju, iako je njihova krajnja briga očuvanje finansijske stabilnosti u globalnoj ekonomiji.²⁴

U poslednjih nekoliko godina volatilnost na finansijskim tržištima je u konstantnom porastu, pošto se trgovanje fokusiralo na sve složenije finansijske instrumente čije je rizike izuzetno teško proceniti. U prilog tome govori činjenica da ukupan nominalni iznos svih derivatnih proizvoda prelazi 500 triliona dolara, dok tržišta obveznica i novca stoje na oko 80 triliona dolara, tržišta akcija oko 40 triliona dolara i krediti oko 20 triliona dolara.²⁵

Brza globalizacija finansijskih tržišta, inovacije u dizajniranju finansijskih derivata, kao i primeri spektakularnih gubitaka povezanih sa njihovim emitovanjem i trgovanjem primorale su finansijske institucije da prepoznaju sve veći značaj upravljanja finansijskim rizikom. I pored značaja finansijskih rizika, mnoge organizacije početkom osamdesetih nisu

²³ Kevin Dowd: „Measuring Market Risk“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2002., str. 26-27.

²⁴ Reto Galati: “RISK MANAGEMENT AND CAPITAL ADEQUACY“, McGraw-Hill, NY, 2003.

²⁵ Carol Alexander: „Value at Risk Models“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008., str. 30

počele primenjivati alate i tehnike upravljanja rizicima sa ozbiljnim namerama. Razlog te pojave leži u tome da su *risk* menadžeri ogradili svoje kvalifikacije na isključivo čiste rizike sa kojima su radili. Kada se pojavila nova opcija rizika, bilo je potrebno sticati nova znanja o finansijskim instrumentima i udaljiti se od uobičajenih rizika koji su se mogli izračunati utvrđenim tehnikama i pokriti osiguranjem. Neuspeh koji je sledio iz negiranja kontrole i upravljanja finansijskim rizicima je skupo koštao oragnizacije i često dovodio do njihove propasti.

Vanredni događaji, poput krahova tržišta akcija, kolapsa tržišta obveznica i kriza na deviznim tržištima, danas su glavni interes u upravljanju rizikom i finansijskoj regulativi. Možemo dakle zaključiti da je u savremenim uslovima finansijsko poslovanje postalo rizičnije nego ikada pre, pa se iz tog razloga javlja potreba za upravljanjem finansijskim rizicima. Kao što smo videli, brojni su razlozi nastanka tih rizika.

Svaka finansijska kriza ima katastrofalan efekat na globalnu ekonomiju, pa samim tim negativno utiče i na život običnih ljudi. Sporadične finansijske krize tokom poslednjih godina dovele su do najteže ekonomske krize posle velike depresije iz prošlog veka, i rezultirale su fundamentalnim promenama u upravljanju rizikom - posebno u segmentu kontrole i regulisanja finansijskog sektora. Tome u prilog ide činjenica pretrpljenih gubitaka banaka kao direktne posledice sub-prime krize koja je nastala u SAD-u i munjevito se proširila na globalni finansijski i realni sektor. Neke od banaka i iznosi njihovih pretrpljenih gubitaka prikazani su u Tabeli 1.1. Verovanja smo da se mnoge finansijske krize mogu izbeći, ali samo kada menadžeri finansijskih rizika steknu znanja, veštine i okvir koji su im zaista potrebni da bi efikasno radili u svojoj struci. Nedavna kriza je pokazala da postoji hitna potreba za rastom i promenama u čitavoj finansijskoj industriji, a posebno u oblasti upravljanja finansijskim rizicima.

Tabela 1. 1. - Ostvareni gubici banka širom sveta kao posledica sub-prime krize

Company	Losses	Company	Losses
Citigroup	\$40.7bn	Washington Mutual	\$8.3bn
UBS	\$38.0bn	Deutsche Bank	\$7.5bn
Merrill Lynch	\$31.7bn	Wachovia	\$7.3bn
HSBC	\$15.6bn	Credit Agricole	\$6.6bn
Bank of America	\$14.9bn	Credit Suisse	\$6.3bn
Morgan Stanley	\$12.6bn	Mizuho Financial	\$5.5bn
Royal Bank of Scotland	\$12.0bn	Bear Stearns	\$3.2bn
JP Morgan Chase	\$9.7bn	Barclays	\$3.2bn

Izvor: Bloomberg, 19. maj 2008.

Kao što smo ranije u izlaganju zaključili, rizik je matematički koncept: to je mera neizvesnosti. U finansijskom poslovanju bi se rizik jasno mogao definisati kao “mogućnost da plasirana sredstva neće ostvariti očekivani postotak ili nivo prinosa ili će prouzrokovati eventualni gubitak”.²⁶ Dakle, menadžeri rizika ili, u najmanju ruku, njihovi pouzdani analitičari, moraju da shvate prvo matematiku, pre nego što počnu sa razumevanjem rizika. Zatim, da bi u potpunosti razumeli sve aspekte tržišnog VaR-a, koji (ili bi trebalo da) se danas koristi od strane velikih finansijskih institucija, menadžeri rizika treba da razumeju uz dobar deo matematike, naročito statistiku i finansijsku ekonometriju, kao i da poseduju ekspertska znanja o finansijskim tržištima, tipovima finansijskih instrumenata kojima se trguje na tim tržištima, kako da ih vrednuju i pravilno hedžuju.

Jedan od prvih koraka u razvoju profesije upravljanja finansijskim rizikom je bio da se izvrši kategorizacija rizika na tri široke vrste, označene kao tržišni, kreditni i operativni rizik. Ovo je bilo poželjno zato što se koriste sasvim različite tehnike za procenu svake vrste rizika.

Razvojem kvantitativnih metoda za merenje izloženosti rizicima, upravljanje rizicima je u današnjem savremenom finansijskom okruženju postalo jedno od najvažnijih komparativnih prednosti finansijskih institucija, zbog sve širih aspekata rizičnosti s kojima se susreću. Moderni pristupi upravljanju finansijskim rizikom danas se primenjuju u mnogim industrijskim granama, između ostalog, i u bankarstvu. Bankarstvo iziskuje sofisticiran pristup upravljanju finansijskim rizikom kao suštinsku veštinu i u poslednjoj dekadi upravo su iz bankarskog sektora potekle nove tehnike upravljanja rizikom i nova tržišta. Banke uvećavaju prihode preuzimanjem i upravljanjem rizika. Stoga, za profitabilnost banke je od presudnog značaja upravljanje odnosom rizik-prihod.²⁷ Premije rizika koje se ostvare u svakodnevnom poslovanju služe za amortizovanje očekivanih gubitaka, dok vlastiti kapital banke služi za pokrivanje neočekivanih gubitaka. Rizik postoji u svim poslovnim poduhvatima iako ravnoteža između finansijskog rizika i tipa rizika varira u zavisnosti od tipa biznisa. U upravljanju rizikom možemo reći da ključni cilj unutar jedne finansijske institucije predstavlja jasno razumevanje rizika i izloženosti riziku i to tako da monetarni gubici uvek budu prihvatljivi za banku. Prihvatljivost bilo kojeg gubitka treba da se zasniva na takvim pojedinačnim gubicima koje očekujemo da će izrasti iz svake pojedinačne poslovne

²⁶ Louis Esch, Robert Kieffer and Thierry Lopez: “Asset and Risk Management-Risk Oriented Finance”, John Wiley & Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate, Chichester, West Sussex PO19 8SQ, England, 2005., str 11.

²⁷ Engl. Risk-Return trade-off

aktivnosti. Ako bankarska institucija efikasno upravlja rizikom neće biti preteranih reagovanja na bilo koje neočekivane gubitke. Odeljenja upravljanja rizikom postoje ne samo da bi se uklonila mogućnosti svih neočekivanih gubitaka, već i da kontrolišu frekvenciju, veličinu i obim takvih gubitaka i to na takav način koji bi obezbedilo najmanje iznenađenje menadžmenta banke i akcionara.

Prema tome, cilj upravljanja finansijskim rizicima konkretno u bankarstvu je maksimiziranje vrednosti banke koja je određena svojom profitabilnošću i stepenom izloženosti riziku. U praksi je ključni deo finansijskog upravljanja upravljanje rizicima koje obuhvata strateško planiranje i planiranje kapitala, upravljanje aktivom i pasivom te upravljanje bankarskim poslovnim i finansijskim rizicima.

Možemo zaključiti da je merenje izloženosti tržišnim rizicima, kao i upravljanje tržišnim rizicima, poprimilo poslednjih godina sve veću važnost, kako od strane regulatornih institucija tako i od strane samih finansijskih institucija, zbog sve većih finansijskih gubitaka, prouzrokovanih pre svega lošim sistemima za merenje i upravljanje tržišnim rizicima. Istraživanja su prema tome, usmerena na jednu metodu koja bi mogla dati puno efikasnije rezultate za merenje tržišnih rizika, tako da su ta istraživanja dovela do razvoja metode *value-at-risk* kao standarda za upravljanje tržišnim rizicima.

Dakle, osnovno sredstvo za procenu tržišnog rizika je VaR, koji je definisana kao maksimalni očekivani gubitak portfolija hartija od vrednosti tokom određenog perioda držanja za dati nivo poverenja (verovatnoće).²⁸

Iz dosadašnjeg izlaganja možemo zaključiti da je generalni cilj upravljanja finansijskim rizicima optimizacija odnosa (*trade –off*) rizika i prinosa.

Jasno, upotreba VaR modela je u porastu kada su u pitanju razvijena i efikasna tržišta, ali koliko dobro obavljaju posao u praksi tržišta kapitala u Srbiji? Upravo, svrha ove disertacije i jeste da istraži odgovor na ovo pitanje, što će biti prezentovano u zadnjem delu rada; odnosno da ispita koji od parametarskih i ne parametarskih pristupa za izračunavanje *Value-at-Risk* daje najbližu procenu stvarnog gubitka tokom perioda od decembra 2005. do decembra 2012. godine na pet analiziranih tržišta kapitala, među kojima je i srpsko tržište akcija.

²⁸ VaR (Value at Risk) kao metodologija za merenje rizika, detaljno će biti obrađena u drugom delu disertacije

1.5. Vrste rizika na finansijskim tržištima

Razumevanje različitih vrsta rizika je od značaja kako za poslovanje, tako i za investiranje, jer svaka kategorija rizika zahteva posedovanje različitih, ali povezanih veština upravljanja rizikom. Kategorije rizika se često koriste da bi se definisale i organizovale funkcije upravljanja rizikom kao i aktivnosti upravljanja rizikom u kako u okviru korporacije, tako i prilikom investiranja na tržištima hartija od vrednosti. Upravljanje rizikom se tradicionalno deli na tržišni rizik i kreditni rizik. Uz to se sve više pažnje poklanja operativnom riziku.

Finansijske institucije i razni drugi investitori se u svom poslovanju neminovno susreću sa različitim vrstama rizika iz kojih mogu proisteći negativni efekti na njihovo poslovanje i bogatstvo. Prethodno smo već definisali da upravljanje rizicima u finansijskom poslovanju obuhvata identifikaciju, merenje i procenu rizika s ciljem minimiziranja njihovih negativnih efekata na finansijski rezultat i kapital. Rizici kojima je većina finansijskih institucija naročito izložena u svom poslovanju su: rizik likvidnosti, kreditni rizik, tržišni rizici (kamatni rizik, devizni rizik i rizik od promene tržišne cene hartija od vrednosti, finansijskih derivata i robe), operativni rizik, pravni rizik, reputacioni rizik i strateški rizik. Sa obzirom da se VaR metodama meri jedan aspekt finansijskog rizika, a to je tržišni rizik, posvetićemo mu posebnu pažnju.

U nastavku prvo dajemo kratke neke od definicija ostalih vrsta rizika sa kojima se susreću finansijske institucije, investitori i korporacije, dok ćemo pojam tržišnog rizika detaljnije elaborirati u nastavku rada, s obzirom da će merenje tržišnog rizika biti predmet analize u istraživačkom delu disertacije.

Ako posmatramo rizik likvidnosti na primer sa aspekta banke, možemo ga definisati kao rizik mogućnosti nastanka negativnih efekata na finansijski rezultat i kapital banke usled nesposobnosti banke da ispunjava svoje dospele obaveze.

Rizik likvidnosti, posmatran sa aspekta investitora u hartije od vrednosti, je neizvesnost koja je nastala na sekundarnom tržištu kapitala. Kada investitor kupi neku finansijsku aktivu, on će očekivati da investicija dospe na naplatu (u slučaju obveznica) ili da je proda nekom drugom. U oba slučaja investitor očekuje da će moći da konvertuje hartije od

vrednosti u gotov novac, kako bi ga upotrebio za tekuću potrošnju ili neku drugu investiciju. Što je teže izvršiti ovu konverziju, to je veći i rizik likvidnosti. Dakle neizvesnost u pogledu koliko brzo se može kupiti ili prodati neka hartija, ili postojanje neizvesnosti oko njene cene, povećava rizik likvidnosti. Investitor će zato uvećati zahtevanu stopu prinosa kako bi nadoknadio rizik likvidnosti.²⁹

Operativni rizik odnosi se na mogućnost nastanka negativnih efekata na finansijski rezultat i kapital neke finansijske institucije koji su posledica propusta u radu zaposlenih, neodgovarajućih internih procedura i procesa, neadekvatnog upravljanja informacionim i drugim sistemima, kao i usled nepredvidivih eksternih događaja. Sa aspekta korporacije, operativni rizik je neizvesnost priliva prihoda koji zavise od prirode poslovanja kompanije. Što je manje izvestan priliv prihoda kompanije, to je i za investitora manje izvestan prinos. Međutim investitor će tražiti premiju rizika koja je zasnovana na neizvesnosti koja zavisi od osnovnog poslovanja kompanije. Kao na primer, kompanija koja prodaje hranu na malo i ostvaruje stabilnu prodaju i rast zarade tokom vremena i ima nizak poslovni rizik, za razliku od auto industrije, gde prodaja i zarade znatno fluktuiraju tokom poslovnog ciklusa, što samim tim implicira na veći poslovni rizik. Dakle, operativni rizik je vezan za neadekvatno vođenje poslova, zloupotrebe zaposlenih, greške u informacionom sistemu, greške u uvođenju novih proizvoda i sl. Ovaj rizik ne obuhvata rizik neadekvatne strategije i reputacioni rizik.

Finansijski rizik je neizvesnost koja nastala po osnovu metoda kojima se kompanije finansiraju. Ako kompanija koristi samo obične akcije za finansiranje investicija, onda je tu prisutan samo poslovni rizik. Međutim ako kompanija pozajmi sredstva da bi finansirala investicije, onda mora da plati fiksnu finansijsku nadoknadu (u obliku kamate kreditoru), pre nego što obezbedi prihod u obliku dividende akcionarima, pa samim tim raste i neizvesnost prinosa na akcije. Ovo povećanje u neizvesnosti prouzrokovano finansiranjem iz tuđih izvora naziva se finansijski rizik ili finansijski leveridž i utiče na povećanje premije rizika kod akcija.

Country risk, koji se takodje naziva i politički rizik, je neizvesnost prinosa prouzrokovana mogućnošću velikih promena u političkom i ekonomskom okruženju jedne zemlje. SAD su poznate po tome da imaju najmanji country risk u svetu, jer im je i politički i

²⁹ Reilly, Brown: "Investment analysis and portfolio management", Mc Graw-Hill, 8th edition, NY, 2005.

ekonomski sistem najstabilniji.³⁰ Zemlje sa visokim *country riskom* su pre svega zemlje u tranziciji, gde spada i naša zemlja. Investitori koji investiraju u zemlje koje imaju nestabilne političke i ekonomske sisteme moraju da dodaju premiju rizika zemlje, kada određuju njihove *zahtevane stope prinosa*³¹.

Kreditni rizik je uz tržišni rizik jedan od najčešćih finansijskih rizika kojima su izložene prvenstveno banke. Kreditni rizik je rizik mogućnosti nastanka negativnih efekata na finansijski rezultat i kapital banke usled neizvršavanja obaveza dužnika prema banci.

Kreditni rizik možemo definisati i kao rizik bankrotstva dužnika koji se nalazi sa kreditorom u određenom odnosu bez obzira da li je u pitanju bankarski kredit, kredit između dva preduzeća ili kredit državi.³² Upravljanje kreditnim rizikom u današnjem savremenom bankarskom poslovanju je jedan od imperativa koji se postavlja pred menadžment banke. U prilog tome ide i činjenica da su Bazelski sporazumi dali razne tehnike i metodologije za merenje ove vrste rizika, kako bi smanjili izloženost banke kreditnom riziku.

Neke od vrsta rizika koje takodje susrećemo u finansijskom i korporativnom poslovanju su pravni, reputacioni i strateški rizik. Pravni rizik predstavlja mogućnost nastanka gubitaka usled kazni i sankcija proisteklih iz sudskih sporova po osnovu neispunjavanja ugovornih i zakonskih obaveza, kao i usled kazni i sankcija izrečenih od strane regulatornog tela. Reputacioni rizik se odnosi na mogućnost nastanka gubitaka usled negativnog uticaja na tržišno pozicioniranje finansijske institucije ili preduzeća. Strateški rizik se odnosi na mogućnost nastanka gubitaka usled nepostojanja dugoročne razvojne komponente u upravljačkom i rukovodećem timu menadžmenta kompanija.

Rizik je moguće klasifikovati i na eksterni i interni rizik. Eksterni rizik obuhvata rizik zemlje (kamatne stope, devizni kurs, cene osnovnih sirovina, rizik gubitka suvereniteta) i rizik

³⁰ Reilly, Brown: "Investment analysis and portfolio management", 8th edition, McGraw Hill, NY, 2005.

³¹ Zahtevana stopa prinosa može se definisati kao funkcija:

1. realne bezrizične stope prinosa,
2. očekivane stope inflacije u privredi,
3. premije rizika.

³² Philippe Jorion: "Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk", McGraw Hill, NY, 2007., str. 25

grane (nivo cena, dobavljači, koncentracija, regulacija i sl.). Interni rizik se odnosi na rizike neadekvatnog vođenja poslova. Ovaj rizik u najvećem stepenu odgovara operativnom riziku.

Kreditni, tržišni i operativni rizik spadaju u poslovne rizike i pokriveni su tzv. „regulatornim kapitalom” (rezervama u kapitalu koje određuje regulatorno telo) dok rizik strategije, rizik neadekvatnosti ljudskog kapitala, reputacioni rizik i sl. spadaju u neposlovni rizik.

Prema P. Jorion-u potrebno je razlikovati apsolutni i relativni rizik. Apsolutni rizik je onaj koji se meri u dolarima ili relevantnoj osnovnoj valuti. Relativni rizik se meri relativno u odnosu na neki *benchmark* indeks, i često se naziva 'tracking error', ili odstupanje od indeksa. Važnost apsolutnog ili relativnog rizika zavisi od toga kako se trgovina portfoliom ili investicija posmatra. Za bankarska trgovačka portfolija ili hedž fondove, tržišni rizik se meri u apsolutnim terminima. Za menadžere investicionih fondova kojima je zadatak da “pobede” tržišni *benchmark*, tržišni rizik se meri u relativnom smislu.³³

1.5.1. Tržišni rizik

Banka za međunarodna poravnanja (BIS) daje definiciju tržišnog rizika kao "rizik od gubitka po bilansnim i vanbilansnim pozicijama koji su nastali kao posledica fluktuacija tržišnih cena".³⁴ Tržišni rizik je rizik nastao usled kolebanja tržišnih varijabli. Tržišni rizik je rizik od gubitka usled promena faktora tržišnog rizika. Tržišni rizik može nastati usled promena kamatnih stopa, deviznih kurseva ili cena hartija od vrednosti i robe.³⁵ Tržišni rizik je rizik da će promena cena i stopa koje se obračunavaju na finansijskom tržištu smanjiti novčanu vrednost hartija od vrednosti ili portfelja. Ukupan tržišni rizik predstavlja zbir svih faktora rizika. Pored tržišnog rizika, cena finansijskih instrumenata takođe može biti pod

³³ Philippe, Jorion: “Financial Risk Management Handbook”, John Wiley&Sons, Inc., New York, 2003, str. 286-287.

³⁴ Bank for International Settlement (BIS), Basel Committee on Banking Supervision, Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks, Basel, Switzerland: Bank for International Settlement, January 1996, sec. I.1.,str 3.

³⁵ Fabozzi J. Frank, Rachev T. Svetolzar, Stoyanov V. Stoyan: “Advanced stochastic models, risk assessment, and portfolio optimization - The ideal risk, uncertainty and performance measures”, John Wiley & Sons, New Jersey, 2008. str. 172-173.

uticajem sledećih nesistemskih rizika: rizik razlike između prodajne i kupovne opcije, bazni rizik, specifični rizik i rizik od kolebljivosti cena.

Tržišni rizik ima mnogo različitih imena u različitim kontekstima. Na primer, kada su u pitanju investicioni fondovi, oni se mogu okarakterisati kao fondovi koji prate učinak određenog benčmarka. U ovom slučaju, tržišni rizik je važan u onoj meri u kojoj stvara rizik od greške u praćenju. Bazni rizik je termin koji se koristi u industriji upravljanja rizikom da se opiše mogućnost kidanja veze između cene proizvoda, s jedne strane, i cene instrumenta korišćenog radi zaštite od izloženosti toj ceni, s druge strane. Opet je u pitanju samo tržišni rizik koji se odnosi na određeni kontekst.

Ekonomska teorija pravi razliku između sistemskog i nesistemskog rizika. Sistemski rizik (ili rizik tržišta kapitala) je rizik kolapsa finansijskog tržišta i celokupne privrede. U pitanju je rizik diskontinuiteta (privrednih subjekata, investicija i ekonomskih transakcija). Nestabilnost finansijskog sistema ukazuje na rast sistemskog rizika. Neadekvatna regulativa finansijskog sistema izaziva povećanje rizika po osnovu povezanosti koja postoji između finansijskih posrednika, s jedne strane, kao i povezanosti između finansijskih posrednika i realnog sektora, sektora stanovništva i države, s druge strane. U uslovima povećanog sistemskog rizika, bankrotstvo jednog subjekta ili određenog broja subjekata izaziva kaskadni efekat koji može da dovede do bankrotstva cele privrede. Sistemski rizik se ne može izbeći diversifikacijom ali se može smanjiti hedžingom. Preduzeća i banke mogu upravljati samo nesistemskim rizikom mada sistemski rizik utiče na njihov apetit za rizik. Nesistemski rizik je rizik ulaganja u pojedinačnog emitenta hartija od vrednosti. Ovaj rizik se može izbeći diversifikacijom portfolia hartija od vrednosti. Da bi se utvrdio ukupan rizik finansijskih instrumenata, tržišni rizik i nesistemski rizici se moraju posmatrati zbirno. Rizik se ne može izračunati jednostavnim sabiranjem. Ukupan rizik nije jednak zbiru njegovih delova zbog diversifikacije između različitih sredstava, te se komponente rizika moraju uzeti u obzir (tj. korelacija između komponenti rizika nikada nije jednaka 1). Ovaj efekat se opisuje kao efekat diversifikacije. Visok efekat diversifikacije između tržišnog i nesistemskog rizika je očekivan usled njihove slabe korelacije. Dakle, tržišni rizik se ne može eliminisati diversifikacijom, jer prema teoriji diversifikacije, tržišni rizik preostaje i nakon ekstenzivne diversifikacije.³⁶

³⁶ Henry Markowitz: "Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments", John Wiley&Sons, Inc., New York, 1959.

Pored činjenice da se tržišni rizik ne meože eliminisati, postoje i drugi razlozi analize ovoga rizika, od kojih su svakako najznačajniji:³⁷

- Sekjuritizacija – koja je u velikom broju slučajeva popraćena izdavanjem derivativnih instrumenata. Derivati su izloženi većem tržišnom riziku, pa posredno dovode i do intenzivnijeg proučavanja tih kretanja
- Efikasnost – koja je postala važan element ocenjivanja uspešnosti poslovanja portfolio menadžmenta. Pored rezultata valja ispitivati i rizike koje menadžeri preuzimaju u poslovanju.

Postoje četiri osnovne vrste tržišnog rizika: kamatni rizik, devizni ili valutni rizik, rizik promena cena akcija i rizik promena cena robe.³⁸

Kamatni rizik je rizik mogućnosti nastanka negativnih efekata na finansijski rezultat i kapital banke usled promene kamatnih stopa. Devizni rizik je rizik mogućnosti nastanka negativnih efekata na finansijski rezultat i kapital banke usled promene deviznog kursa. Posebnu vrstu tržišnog rizika predstavlja ***rizik od promene tržišne cene hartija od vrednosti***, finansijskih derivata ili robe kojom se trguje ili se može trgovati na tržištu. U nastavku dajemo detaljnije pojašnjene navedenih kategorija tržišnog rizika.

1.5.2. Kamatni rizik

Najprostiji oblik rizika kamatne stope je rizik od pada vrednosti hartije od vrednosti sa fiksnim prihodom kao posledica porasta tržišnih kamatnih stopa. Isti je slučaj i sa vrednosti akcije, ukoliko dođe do povećanja kamatnih stopa na tržištu. Međutim, u složenom portfelju finansijske aktive osetljive na promene kamatnih stopa, postoji opasnost od izloženosti velikom broju različitih rizika koji su uzrokovani različitim rokovima dospeća, nominalnim vrednostima i datumima na koji se kamatne stope instrumenata isplaćuju i gotovinskim tokovima koji imaju odlike aktive (tj. "duga pozicija") i onih koji imaju odlike pasive (tj. "kratka pozicija").

Kriva rizika se naročito može pojaviti kod portfelja kod kojih se duge i kratke pozicije sa različitim rokovima dospeća efektivno štite od paralelnih promena u prinosima, ali se ne štite

³⁷ J.P.Morgan and Reuters: "RiskMetrics – Technical Document", Fourth edition, New York, 1996, str. 25.

³⁸ Philippe Jorion: "Financial Risk Management Handbook", John Wiley&Sons, Inc., New York, 2002., str. 243.

od promena oblika krive prinosa. U međuvremenu, čak i kada obračunske pozicije imaju isti rok dospeća, bazni rizik se može javiti ukoliko kamatne stope tih pozicija nisu u savršenoj korelaciji. Na primer, tromesečni evrodolarski instrumenti i tromesečni blagajnički zapisi isplaćuju tromesečnu kamatnu stopu. Međutim, ove stope nisu u savršenoj međusobnoj korelaciji i *spread*-ovi između njihovih prinosa mogu varirati tokom vremena. Kao posledica toga, tromesečni blagajnički zapis koji se finansira tromesečnim evrodolarskih ročnim depozitima predstavlja poziciju koja nije savršeno pokrivena drugim sredstvima ili instrumentima zaštite.³⁹

1.5.3. Rizik promena cena akcija

Ovaj rizik je povezan sa volatilnošću cena akcija. Opšti tržišni rizik od promene cena akcija se odnosi na osetljivost vrednosti instrumenta ili portfelja na promene u visini berzanskih indeksa sa širokom bazom. Specifični ili idiosinkratični rizik od promena cena hartija od vrednosti odnosi se na onaj deo volatilnosti cena akcija koji se utvrđuje po osnovu osobina karakterističnih za tu kompaniju, kao što je recimo vrsta delatnosti, kvalitet upravljanja kompanijom, ili prekid procesa proizvodnje. Prema portfolio teoriji, opšti tržišni rizik se ne može eliminisati diversifikacijom portfelja, dok se specifični rizik može diversifikovati.⁴⁰

Na osnovu prethodno rečenog zaključujemo da su evoluirala dva oblika tržišnih rizika kada su u pitanju hartije od vrednosti.

Specifičan tržišni rizik predstavlja dakle verovatnoću da će banka pretrpeti gubitak usled nepovoljnog kretanja cene nekog vrednosnog papira zbog činioca koji se odnose na emitenta tog papira (kompaniju). Opšti tržišni rizik se odnosi na mogući gubitak koji je prouzrokovao opštim nepovoljnim kretanjima na finansijskom tržištu. To je rizik gubitka kojeg banke mogu imati u slučaju povećanja tržišnih kamatnih stopa (pada cena obveznica) kao i usled opšteg pada cena akcija na tržištu kapitala.

³⁹ Crouhy Michel, Galai Dan, Mark Robert: "The essentials of risk management", McGraw-Hill, New York, 2006. ,str. 27.

⁴⁰ Isto, str. 28

1.5.4. Devizni rizik

Devizni rizik nastaje usled postojanja otvorene pozicije u određenoj valuti ili nedovoljno zaštićene pozicije. Ove pozicije mogu nastati kao prirodna posledica poslovanja, više nego iz svesne želje da se neka pozicija kojom se trguje iskaže u nekoj valuti. Kolebljivost kursa može zbrisati prinos od skupih prekograničnih ulaganja i istovremeno dovesti kompaniju u slabiju poziciju u odnosu na konkurenciju iz inostranstva.⁴¹

Takođe, ovaj rizik može dovesti do ogromnih gubitaka iz poslovanja i, zbog neizvesnosti koju uzrokuje, kočiti ulaganja. Glavni pokretači kursnog rizika su slaba korelacija između kretanja cene valute i fluktuacije međunarodnih kamatnih stopa. Iako je važno ustanoviti kursni rizik kao zaseban element tržišnog rizika, vrednovanje deviznih transakcija podrazumeva poznavanje ponašanja domaćih i inostranih kamatnih stopa kao i promptnih deviznih kurseva.

Valutni rizik sa aspekta investitora je neizvesnost ostvarivanja prinosa za investitora, koji je kupio hartije od vrednosti denominirane u valutu različitu od njegove. Verovatnoća prihvatanja ovog rizika postaje veća ukoliko investitor kupuje i prodaje finansijske instrumente širom sveta, nego da to radi samo u svojoj zemlji. Na primer, ako investitor iz Srbije kupi akcije neke francuske kompanije koje su denominare u evrima, on mora da razmotri, ne samo neizvesnost oko prinosa u evrima, već i svaku promenu u kursu evra u odnosu na srpski dinar. To jest, uz poslovni i finansijski rizik strane kompanije, kao i rizik likvidnosti njenih akcija, investitor mora uzeti u obzir i dodatnu neizvesnost prinosa na francusku akciju, kada konvertuje evro u dinare.⁴²

1.5.5. Rizik promena cene robe

Rizik promena cene robe se značajno razlikuje od kamatnog i kursnog rizika jer se većinom robe trguje na tržištima na kojima koncentracija ponuđene robe u rukama nekolicine dobavljača može pojačati promenljivost cena. Fluktuacije u trgovanju na tržištu (na primer: tržišna likvidnost) često prate i pogoršavaju kolebanje cena. Ostali osnovni elementi koji utiču na cenu robe uključuju jednostavnost i trošak skladištenja, što značajno varira izmedju robnih berzi (na primer, od tržišta zlata preko struje do žitarica). Kao posledica ovih faktora, cene

⁴¹ Isto, str. 28

⁴² Kevin Dowd: „Measuring Market Risk“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2002.

robe uopšteno pokazuju veću promenljivost i veće diskontinuitete u ceni (tj. trenuci kada cene skaču) u odnosu na većinu finansijskih instrumenata kojima se trguje. Roba se prema svojim karakteristikama može klasifikovati na sledeći način: metali predstavljaju nekvarljivu robu, a dalje se dele na plemenite metale (na primer: zlato, srebro i platina), koje odlikuje veća vrednost odnosa između težine i cene i na bazne metale (na primer: bakar, cink i kalaj); kvarljiva roba ili roba koja ima kratak rok upotrebljivosti i koju je teško skladištiti a koja uglavnom predstavlja poljoprivredna dobra (na primer: zrnevlje, kafa i šećer); i energenti u koje spadaju ulje, nafta, struja i drugi energenti.

O regulatornim implikacijama u vezi tržišnog rizika detaljno će biti reči u nastavku disertacije u delu koji je posvećen međunarodnom regulatornom okviru merenja rizika, odnosno Bazelskim standardima.

1.6. Regulatorne implikacije merenja i upravljanja rizikom

Banke i druge finansijske institucije čije je poslovanje propisano zakonom su bile prisiljene da pod uticajem državnih propisa i samoregulatornih tela iz iste industrijske grane razviju kulturu, infrastrukturu i organizacione procese i strukture prikladne za upravljanje rizikom. Upravljanje rizikom je deo funkcije, odgovornosti i obaveza višeg rukovodstva koja se ne može delegirati na druge. Podstaknut donetim zakonima, finansijski sektor je tokom proteklih godina razvio strategije, kulturu i značajno tehničko znanje kao i znanje o upravljanju preduzećem koji se tiče upravljanja rizikom što mu sve zajedno daje konkurentnu prednost u odnosu na industrijski sektor proizvodnje i osiguranja.

Brojni osnovni koncepti koji se koriste u upravljanju rizikom su evoluirali iz modela i metodologija koje su prvobitno nastale pre više decenija. Danas je većina finansijskih organizacija ustanovila složenu infrastrukturu, politiku i procese upravljanja rizikom koji pružaju podršku višem rukovodstvu u upravljanju i finom prilagođavanju sklonosti riziku i kapaciteta preuzimanja rizika date institucije. Ipak, krize i incidenti su se događali u prošlosti i ponoviće se i u budućnosti. Regulatorna tela su ustanovila pravila i metode kojima se služe da izmere rizike kojima su izložene pojedinačne institucije i da bi iste prisilila da takve rizike pokriju odgovarajućim kapitalom. Brojni kvantitativni modeli i metode su nastali iz moderne portfolio teorije, teorije određivanja vrednosti opcije i drugih metoda koje se odnose na

investicije. Ti modeli su usavršeni za različite instrumente i vrste finansijske aktive, za kratkoročne i dugoročne investicije itd.

U cilju zaštite finansijskog sistema, a u krajnjoj liniji i investitora, finansijska intermedijacija i upravljanje aktivom je strogo regulisano zakonom iako se propisi kojima se reguliše upravljanje rizikom razlikuju za banke i kompanije koje upravljaju aktivom. U mnogim zemljama su procedure koje kompanije primenjuju za upravljanje aktivom strogo regulisane zakonom; kompanije moraju dokazati da poseduju minimalna finansijska sredstva, sposobnost da obavljaju transakcije kao i rukovodstvo visokih moralnih načela. Menadžeri koji upravljaju aktivom takođe moraju dokazati da su sposobni da izmere rizik i investitora obaveste o nivou rizika koji njihov način upravljanja podrazumeva.

Upravljanje rizikom je strogo regulisano naročito za banke. Banke moraju da čuvaju određenu količinu likvidnog i sigurnog kapitala kao pokriće za eventualna nepovoljna pomeranja na tržištu. Visina obaveznih rezervi banaka je strogo propisana. Brojni su aspekti koji se odnose na visinu obaveznih rezervi kapitala banaka. Visina bankarskih rezervi za likvidnost je osnovna količina u procesu kreiranja novca i upravljanja novčanom masom. Nova dimenzija procesa upravljanja rezervama je upravljanje odnosom između visine rizičnog kapitala i visine rezervi sigurnosti. Najnovije gledište ovog aspekta je da regulatorna tela određuju željeni odnos između rizičnog kapitala i rezervi sigurnosti, sa tim da u odgovarajućim uslovima, dopuštaju bankama da mere rizik koji snose sopstvenim internim sistemima merenja rizika. Ovo je novina u odnosu na prošlu praksu kada su banke bile u obavezi da drže fiksni procenat rezervi za likvidnost.

Tako na primer Američka Uprava federalnih rezervi smatra da zamena bankarskih modela upravljanja internim rizikom širokim jednoobraznim regulatornim merema zaštite od izloženosti riziku (novo pravilo) treba imati za posledicu kapitalne troškove koji mnogo preciznije odražavaju istinsku izloženost riziku pojedinih banaka.⁴³ Očito je da banke moraju demonstrirati sposobnost da mere rizik koji propiše Uprava federalnih rezervi kao VaR. Tada Uprava federalnih rezervi kontroliše kvalitet sposobnosti banaka da predviđaju nepovoljna kretanja na finansijskom tržištu. Ukoliko se nepovoljna kretanja javljaju češće nego što je to predviđeno sistemom upravljanja rizika određene banke, tada je ta banka u obavezi da poveća svoje rezerve za likvidnost.

⁴³ Darryll Hendricks and Beverly Hirtle: "Bank Capital Requirements for Market Risk: The Internal Models Approach," Federal Reserve Bank of New York, Economic Policy Review, December 1997.

1.7. Međunarodni regulatorni okvir za merenje rizika

Globalizacija finansijskog tržišta dovela je i do potrebe globalizacije sistema supervizije finansijskog sektora. Regulatorna tela se bave zaštitom finansijskog sistema protiv katastrofalnih događaja, koji mogu biti izvor sistematskog rizika. U poslednjih nekoliko godina, centralno pitanje u upravljanju rizikom je da se utvrdi adekvatnost kapitala za finansijske institucije kako bi se u znatnoj meri zaštitile od tržišnog rizika. Ova povećana usredsređenost na upravljanje rizicima je dovela do razvoja različitih metoda i alata za merenje rizika sa kojim se suočavaju finansijske institucije. Jedna od tehnika, koja je doživela ekspanziju kako u literaturi tako i praksi, podrazumeva upotrebu VaR modela. VaR modeli mere tržišni ili cenovni rizik portfolija hartija od vrednosti, odnosno rizik pada tržišne vrednosti portfolija, kao rezultat promena u kretanju kamatnih stopa, deviznih kurseva, cena hartija od vrednosti ili cena robe. VaR modeli objedinjuju nekoliko komponenti tržišnog rizika u jednu kvantitativnu meru potencijalnih gubitaka u određenom vremenskom horizontu.

Rizična vrednost (VaR), kao grana upravljanja rizicima, bila je u centru pažnje finansijskih menadžera tokom proteklih nekoliko godina, posebno nakon finansijskih kriza tokom 90-ih godina. I sada, posle sloma tržišta u 2008. godini, tražnja za preciznim merama rizika je čak veća nego ranije. Risk menadžeri pokušavaju da revidiraju prethodne metode, pošto smatraju da je jedan od najvažnijih uzroka nedavne krize loše upravljanje rizikom.

Priznavanje ovih modela od strane finansijske i regulatorne zajednice je dokaz njihovog sve većeg korišćenja. Na primer, u svom još prvom predlogu kapitala zasnovanom na riziku (1996a), Bazelski komitet za superviziju banaka odobrio je korišćenje takvih modela, koji su zasnovani na važnim kvalitativnim i kvantitativnim standardima.⁴⁴ Pored toga, Banka za međunarodne obračune u Fisherovom izveštaju (1994) pozvala je finansijske posrednike da javno obelodane modele merenja rizične vrednosti.⁴⁵ Grupa za politiku derivata, povezana sa šest velikih američkih firmi koje se bave hartijama od vrednosti, takođe

⁴⁴ Basle Committee on Banking Supervision: "Risk Management Guidelines For Derivatives. Supplement To The Capital Accord Incorporate Market Risks. 1994

⁴⁵ Bank for International Settlements: "Public Disclosure of Market and Credit Risks by Financial Intermediaries." Euro-currency Standing Committee of the Central Banks of the Group of Ten Countries [Fisher report], 1994.

je zagovarala korišćenje modela rizične vrednosti, kao važan način za merenje tržišnog rizika.⁴⁶ Uvođenje transparentnog RiskMetrics modela za merenje VaR-a od strane JP Morgan-a, takođe ukazuje na sve veću upotrebu ovih modela od strane kako finansijskih tako i nefinansijskih firmi.

Uvođenje pravne regulative i institucija čija je prevashodna svrha praćenje i analiza rizika u bankama i drugim finansijskim organizacijama datira još iz perioda nakon velike ekonomske krize 1929. godine. U želji da se poveća poverenje u bankarski sistem u SAD-u i zaštite deponenti, ustanovljena je institucija Federalna korporacija za osiguranje depozita (Federal Deposit Insurance Corporation – FDIC). Međutim, najznačajniji doprinos institucionalnom upravljanu rizikom u bankama i drugim finansijskim institucijama pripada Bazelskom komitetu za superviziju banaka.⁴⁷

Bazelski komitet za superviziju banaka osnovan je krajem 1974. kao dogovor guvernera centralnih banaka zemalja članica G10, u trenutku propasti Herstatt banke kada je došlo do značajnih poremećaja na finansijskom tržištu, a naročito na deviznim tržištima.⁴⁸

Sve do devedesetih godina prošlog veka Bazelski komitet se u najvećoj meri fokusirao na pitanja globalnog pristupa adekvatnosti kapitala. Činjenica je da su se sve do 1988. godine zahtevi za kapitalom određivali na nivou nacionalnih regulativa. Upravo iz tog razloga minimalni zahtevi za kapitalom su varirali od zemlje do zemlje. Isto je važno i za način ponderisanja pozicija aktive. Takva situacija je zapravo dovela banke koje posluju u zemljama sa manje rigoroznom regulativom u poziciju nelojalne konkurentske prednosti u odnosu na zemlje gde su ti zahtevi i standardi viši.⁴⁹

Regulacija bankarskih aktivnosti na međunarodnom nivou započela je krajem 1980-tih godina, jer je porasla svest da je deregulacija izvršena sa različitim stepenom u pojedinim zemljama i da je generalno otvorila prostor za povećanje rizika poslovanja. Rešenje je nađeno u uvođenju međunarodnih standarda, koje su diktirale razvijene privrede Bazelskim sporazumom, a ostale zemlje su ih sledile. Usvajanjem standarda ujednačena je regulacija

⁴⁶ Derivatives Policy Group: "Framework for voluntary oversight", 1995.

⁴⁷ Basel Committee on Banking Supervision – BCBS

⁴⁸ Tarullo K. Daniel: "Banking on Basel: The Future of International Financial Regulation", Peterson Institute for International Economics, Washington, DC, 2008., str. 18

⁴⁹ Tarullo K. Daniel: "Banking on Basel: The Future of International Financial Regulation", Peterson Institute for International Economics, Washington, DC, 2008., str. 44

funkcionisanja nacionalnih bankarskih sistema i smanjen rizik poslovanja.⁵⁰ Bazel je postao opšte prihvaćen standard od značaja za finansijske tokove i investicionu politiku.

Regulatori i savetodavni odbori u finansijskoj industriji preporučuju VaR kao način merenja rizika. U julu 1993. godine, Grupa-30 prva je podržala VaR pristupe u studiji „Derivati: Praksa i teorija“. Evropska unija je 1993. godine kroz Direktivu o adekvatnosti kapitala „EEC 6-93“ naložila postavljanje rezervi kapitala kako bi se izbalansirali tržišni rizici, koja je stupila na snagu od januara 1996. godine. To je predstavljalo znatno poboljšanje u odnosu na Bazelski sporazum o adekvatnosti kapitala iz 1988. godine, čiji je fokus pvenstveno bio na kreditnim rizicima i nije detaljno uzimao u obzir tržišne rizike.⁵¹

Banka za međunarodna poravnanja je u Fišerovom izveštaju iz 1994. godine savetovala obelodanjivanje VaR brojeva. U predlogu iz aprila 1995. godine, koji nosi naziv "Supervizorski tretman tržišnog rizika", Bazelski komitet za superviziju banaka je predložio da banke mogu da koriste svoje interne modele za procenu VaR-a, kao osnovu za izračunavanje kapitalnih zahteva. Bazelski komitet je u januaru 1996 izmenio i dopunio Bazelski sporazum o kapitalu iz 1988. godine. Dodatak je predložio dva pristupa za izračunavanje rezervi kapitala za tržišne rizike: standardizovane i interne modele.

Standardizovana metoda izračunava kapitalne zahteve posebno za svako tržište (državu) dodeljivanjem pondera za različite izloženosti prema riziku hartija od vrednosti, riziku kamatnih stopa i valutnom riziku. Dakle, tržišni rizik se računa za portfolio koji je izložen riziku kamatnih stopa, promene kursa, riziku kapitala i riziku cene robe. Ukupan potrebni kapital jednak je zbiru kapitalnih zahteva tržišta, odnosno cena tržinog rizika je suma svih individualnih cena tržišnog rizika u portfoliju. Sumiranjem svih ovih različitih kategorija rizika dobija se ukupni rizik banke. Stoga, zahtevani kapital se računa za svaku pojedinačnu jedinicu rizika, a njihov zbir predstavlja ukupan zahtevani kapital za zaštitu od rizika. Osnovna ideja za računanje mogućih gubitaka se dobija pretpostavljajući linearnu zavisnost između faktora rizika i finansijskih instrumenata.

Glavni nedostatak standardizovanog pristupa je što ne uzima u obzir globalni efekat diverzifikacije. Drugim rečima standardizovani metod ignoriše korelacije između tržišta

⁵⁰ M.Hadžić: "Bankarstvo", Univerzitet Singidunum, Beograd, 2011., str. 38

⁵¹ Irina N. Khindanova and Svetlozar T. Rachev: "Value at risk: Recent advances. Handbook on Analytic-Computational Methods in Applied Mathematics." CRC Press LLC, 2000.

različitih zemalja. Standardizovani metod obično koriste male i srednje banke koje imaju nedostatak složene tehnološke infrastrukture potrebne za dnevno praćenje i računanje izloženosti riziku.

Kao odgovor na kritike standardizovanog pristupa, Bazelski komitet je ponudio alternativni metod, dopustio je bankama da koriste svoje sopstvene modele za merenje rizika kako bi odredile cenu kapitala, tzv. pristup internih modela.⁵² Ovaj pristup određuje kapitalne rezerve na osnovu internih VaR modela. VaR vrednosti treba da se obračunavaju za vremenski horizont od 10-dana uz interval poverenja od 99%, koristeći podatke za najmanje godinu dana i da se volatilnosti i korelacije mesečno ažuriraju. Navedeni kriterijumi spadaju u grupu kvantitativnih kriterijuma. Što se tiče kvalitativnih kriterijuma, kao najvažniji se ističu: postojanje nezavisne jedinice koja se bavi upravljanjem rizikom, viša uključenost borda direktora, integracija VaR modela sa stres testovima i upotreba VaR modela u svakodnevnom procesu upravljanja rizikom. Prema pristupu internih modela, kapitalni zahtevi se izračunavaju množenjem vrednosti VaR-a banaka sa faktorom koji može da uzme vrednosti između tri i četiri. Prednosti internog pristupa su u tome što on dozvoljava diversifikaciju između izvora rizika, meri rizik celog portfolija banke, uzima u obzir nestabilnost kapitala i može se koristiti za računanje zahtevanog kapitala.

Dalje, novi kapitalni zahtevi klasifikuju tržišni rizik na opšti tržišni rizik i specifični rizik. Opšti rizik je rizik od promena opšteg nivoa cena hartija od vrednosti i robe, deviznih kurseva i kamatnih stopa. Specifični rizik je rizik od promene cena hartije od vrednosti zbog razloga povezanih sa izdavaocem hartije od vrednosti.

Kapitalni zahtev za opšti tržišni rizik je jednak maksimalnom:

a) Tekućem VaR (Var_t) broju, ili

b) Prosečnom VaR-u ($Var(\frac{1}{60} \sum_{i=1}^{60} Var_{t-i})$) tokom prethodnih 60 radnih dana, pomnoženom sa faktorom A_t ⁵³ čija je vrednost između 3 i 4.

Cena kapitala za specifični rizik obuhvata dužničke i vlasničke pozicije. Procena specifičnog rizika dobijena pomoću VaR modela treba da se pomnoži sa faktorom čija je

⁵² Engl. *internal models approach* – IMA

⁵³ koeficijent A_t služi kao dodatna zaštita u slučaju da dođe do lošijih uslova na finansijskom tržištu u odnosu na istorijske podatke

vrednost jednaka četiri. Dakle, kapitalni zahtev za tržišni rizik, odnosno cena tržišnog rizika u trenutku t , C_t , utvrđuje se prema sledećoj formuli:

$$C_t = A_t * \max \left\{ \frac{1}{60} \sum_{i=1}^{60} \text{VAR}_{t-i}, \text{VAR}_t \right\} + S_t$$

gde je A_t faktor množenja između tri i četiri, S_t je cena kapitala za specifični rizik.

A_t vrednosti zavise od tačnosti i kvaliteta VaR modela u prethodnim periodima.⁵⁴ Označimo sa K broj puta kada su dnevni stvarni gubici premašili predviđene VaR vrednosti u poslednjih godinu dana ili poslednjih 250 trgovačkih dana.⁵⁵ Regulatori su podelili opseg vrednosti K u tri zone, kao što se može videti u tabeli x:

- zelenu zonu ($K \leq 4$),
- žutu zonu ($5 \leq K \leq 9$) i
- crvenu zonu ($K \geq 10$).

Ako je K u zelenoj zoni, $A_t = 3$. Ako je K u žutoj zoni, A_t je između 3 i 4. U crvenoj zoni, $A_t = 4$.

Tabela 1. 2. - Faktor množenja kod internih modela Bazelskog komiteta

Zona	Broj izuzetaka	Povećanje	Faktor množenja
Green	0	0.00	3.00
	1	0.00	3.00
	2	0.00	3.00
	3	0.00	3.00
	4	0.00	3.00
Yellow	5	0.40	3.40
	6	0.50	3.50
	7	0.65	3.65
	8	0.75	3.75
	9	0.85	3.85
Red	≥ 10	1.00	4.00

Izvor: Bazelski komitet (1996.)

⁵⁴ Regulatorna tela preporučuju da se koristi vremenski period od 10 dana (dve nedelje) prilikom procene VaR-a. Međutim u svrhu *backtestinga*, regulatori koriste 1 dan.

⁵⁵ Za detaljnije objašnjenje vremenskog horizonta i dužine pokretnog okvira videti posebnu sekciju u II delu rada

Avgusta 1996. godine, regulatori banaka u SAD-u podržali su amandman Bazelskog komiteta. Banka Federalnih Rezervi dozvolila je period od dve godine za njegovu implementaciju. Predlog je stupio na snagu januara 1998. godine. Američka komisija za hartije od vrednosti i berze⁵⁶ predložila je primenu VaR-a zbog povećanja transparentnosti u poslovima sa finansijskim derivatima. Grupa za politiku derivata je takođe preporučila VaR tehnike za kvantifikaciju tržišnih rizika.⁵⁷

Upotreba VAR modela se brzo širila. Finansijske institucije sa značajnim obimom trgovanja i investicija u hartije od vrednosti počele su da koriste VaR metodologije u svojim poslovima koji su direktno povezani sa risk menadžmentom. U oktobru 1994. godine, *JP Morgan* je predstavio svoj sistem procene VaR-a, *RiskMetricsTM*. *Credit Suisse First Boston* (CSFB) je razvio sopstveni *Primerisk* i *PrimeClear* (mart 1997.). *Chase Manhattan*-ov proizvod se zove *Charisma*. *Bankers Trust* je uveo RAROC⁵⁸ u junu 1996. godine. *Deutsche Bank* koristi dbAnalist 2.0 od januara 1995. godine.

Takodje i nefinansijske korporacije koriste VaR brojeve u svrhu izveštavanja menadžmenta, akcionara i investitora o rizicima, iz prostog razloga što VaR mere omogućavaju da se agregiraju izloženosti tržišnim rizicima u jedan broj. Moguće je izračunati VaR za različite segmente tržišta, kako bi se identifikovale najrizičnije pozicije.

Dakle, nefinansijske korporacije koriste VaR tehnike da bi otkrili svoju izloženost finansijskim rizicima, da bi procenili rizičnost svojih novčanih tokova, kao i da bi doneli odluke u vezi hedžinga. Početnici primene VaR analiza za procenu tržišnih rizika od strane nefinansijskih preduzeća su dve nemačka konglomerata Veba i Siemens.⁵⁹ Norveška naftna kompanija *Statoil*, takodje je implementirala sistem, koji je inkorporirao VaR metodologije.

Korporacije hedžuju svoje pozicije da bi "kupile osiguranje" protiv tržišnih rizika. Analiza investicija takodje upošljava tehnike VaR-a u evaluaciji investicionih projekata.

⁵⁶ Eng. SEC

⁵⁷ Irina N. Khindanova and Svetlozar T. Rachev: "Value at risk: Recent advances. Handbook on Analytic-Computational Methods in Applied Mathematics." CRC Press LLC, 2000.

⁵⁸ Risk-Adjusted Return On Capital (prinos na kapital koji je prilagodjen za rizik)

⁵⁹ Priest, A.: "Veba's Way with VAR", in Grayling, S., editor, VaR: Understanding and Applying Value-at-Risk, London: Risk, 1997. str 355-357. i Not So Simple for Siemens, in Grayling, S., editor, VaR: Understanding and Applying Value-at-Risk, Risk, London, 1997, str.363-365.

Institucionalni investitori, na primer penzioni fondovi, koriste VaR za kvantifikovanje tržišnih rizika.⁶⁰

Bazelski komitet je u junu 2004. godine završio reviziju Bazela I. Zahvaljujući razvoju metoda za vrednovanje rizika, koje su povećale kompleksnost bankarskog poslovanja, kao i nedostatak operativnog rizika u sporazumu Bazel I, sporazum Bazel II je izdat krajem 2003. godine. Od tog trenutka, banke su imale tri godine za implementaciju Bazel II sporazuma. Rok za implementaciju je postavljen za kraj 2006. godine, odnosno 2007. godinu za kreditni i operativni rizik. Bazel II predstavlja međunarodnu konvergenciju o merenju kapitala i standardima kapitala. Novi Bazel II okvir obezbeđuje dosledniji pristup proceni rizika i izračunavanju regulatornog kapitala. Novi okvir nastoji da jača praksu i procese upravljanja rizikom i kapitalom unutar finansijskih institucija.⁶¹

Bazel II sporazum unapređuje načine na koji se rizici mere, dozvoljavajući bankama veću fleksibilnost. Povećanja je kompleksnost merenja kreditnog rizika, metode za merenje tržišnog rizika ostale su nepromenjene, dok je merenje operativnog rizika predstavljeno po prvi put.⁶²

Primena Bazela II trebala je da pridonese stabilnosti finansijskog sektora pošto će kapitalni zahtevi utvrđeni novim metodama realnije odražavati visinu rizika kojima je izložena svaka banka. Naročito je bitno odrediti koliko kapitala optimalno treba banka da obezbedi da joj se nikada ne dogodi insolventnost, odnosno da bi pokrila svoje neočekivane gubitke. Bazel II propisuje pokrivanje kapitalom rizika kojima su izložene finansijske institucije. Glavni cilj Bazela II na mikronivou je poboljšanje kvaliteta sistema upravljanja rizicima.

Prihvatanje Bazelskih standarda nije obveza već slobodan izbor, ali, EU je donela direktivu (CRD – Capital requirements directive) kojom je obvezala sve banke svih zemalja članica na primenu Bazela II.⁶³

⁶⁰ Best Philip: *“Implementing Value at Risk”*, John Wiley & Sons, Chichester, 1999.

⁶¹ Poon Ser-Huang: *“A Practical Guide to Forecasting Financial Market Volatility”*, John Wiley&Sons, LTD., the Atrium, Southern Gate, Chichester, West Sussex PO19 8SQ, England, 2005., str.131

⁶² Tarullo K. Daniel: *“Banking on Basel: The Future of International Financial Regulation”*, Peterson Institute for International Economics, Washington, DC, 2008.

⁶³ Isto, str.143

Tri su najznačajnije izmene koje donose Bazel II standardi u odnosu na amandman iz 1996. Prvo, uz kreditni i tržišni rizik uvodi se sve izraženiji operativni rizik. Drugo, u Standardizovanom pristupu značajno mesto se daje eksternim kreditnim agencijama čiji autputi služe za klasifikaciju svih kompanija iz portfolija banke, što u krajnjoj instanci utiče na nivo kapitalnih zahteva. Treće, omogućava se bankama da same ustanove modele za merenje rizika u njihovom poslovanju i u skladu sa tim rezultatima da izdvajaju neophodni kapital.⁶⁴ Ovo je i najveća novina koju su doneli Bazel II standardi. Savremene finansije i istraživanja u oblasti rizika, omogućili su razvoj sofisticiranih kvantitativnih pristupa merenja rizika plasmana i verovatnoće neizvršenja događaja. Ključni faktor u upravljanju rizikom postaje VaR. On se izračunava za svaku od tri grupe rizika i u skladu sa tim se određuje visina ekonomskog kapitala.

Takođe, Bazel II upućuje banke na praćenje odnosa rizika i prinosa. Kada banke budu u mogućnosti da svakoj pojedinačnoj transakciji pridruže VaR-om izmereni rizik, biće u mogućnosti da definišu i nivo potrebnog ekonomskog kapitala. Sledeća korisna upotreba VaR jeste definisanje očekivanog prinosa za dati rizik. Na osnovu nalaza ove vrste, banke mogu da izaberu najprofitabilnije proizvode i grane bankarstva po kriterijumu odnosa očekivanog prinosa i rizika, kao i najbolji način za određivanje cene proizvoda. Najzad, takav pristup omogućava bankama da izaberu tehnike smanjivanja rizika koje maksimiziraju bogatstvo njihovih akcionara.⁶⁵

Široko korišćeni VaR modeli su esencijalni za određivanje dimenzija finansijskog leveridža unutar bankarskih bilansa. Empirijski je dokazano da je izmereni rizik (na primer, volatilnost koja direktno utiče na VaR) nizak u periodima buma, a visok tokom recesione faze. Ovo čini da banke proširuju njihove bilanse u ekspanzivnim periodima: tokom kontrakcije se dešava potpuno suprotna pojava.⁶⁶

⁶⁴ Saidenberg Marc and Til Schuermann: "The New Basel Capital Accord and Questions for Research. In The New Basel Capital Accord", ed. Benton E. Gup. Mason, OH: South-Western, 2004.

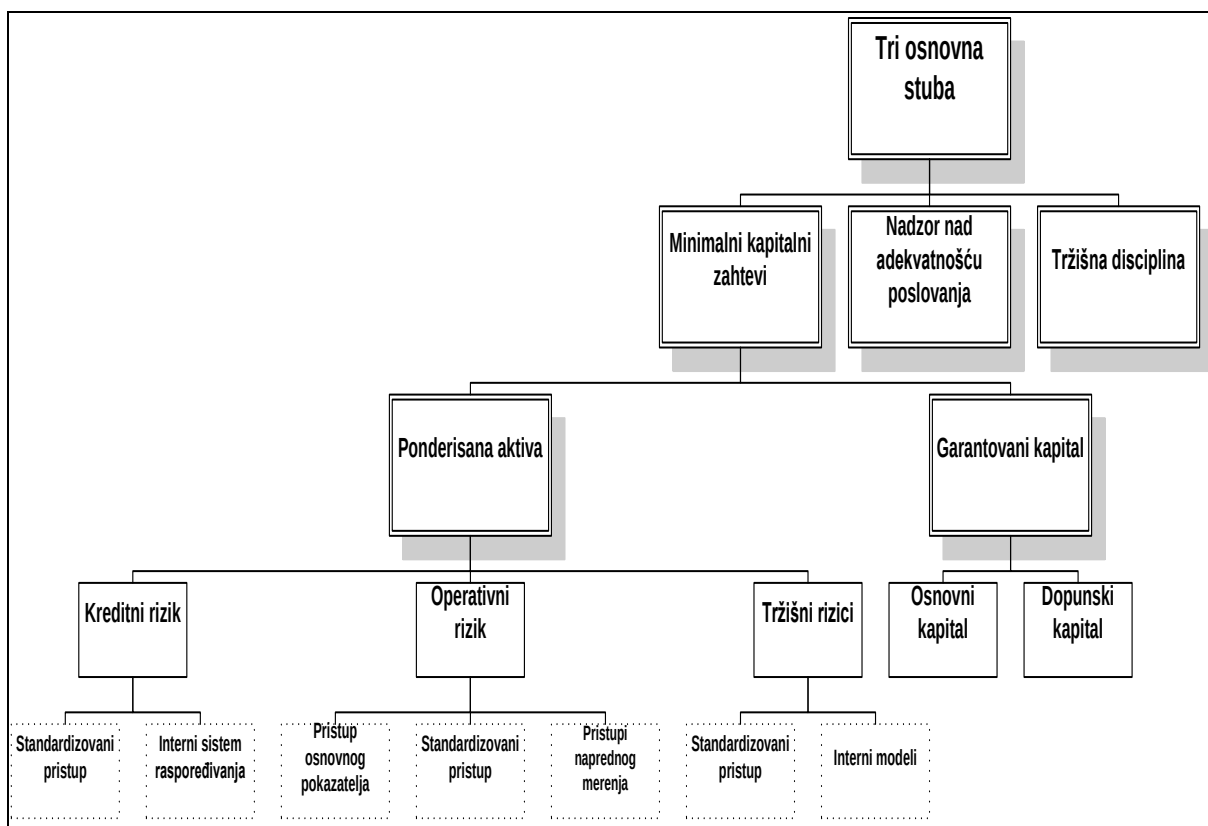
⁶⁵ Bazel II – Sporazum o merenju kapitala, prevod na srpski jezik, Jugoslovenski pregled, Beograd, 2007.

⁶⁶ Gallati Reto: *Risk management and capital adequacy*, McGraw-Hill, New York, 2003

Bazel II sporazum se zasniva na tri stuba, i to:⁶⁷

1. norme adekvatnosti kapitala,
2. prudencioni nadzor nad promenama adekvatnosti kapitala, kao i kontrola nad metodologijom za praćenje rizika koju koriste banke i
3. tržišna disciplina, što uključuje obelodanjivanje potrebnih informacija o osnovnim rizicima s kojima se suočava banka i stvaranje osnove za ocenjivanje adekvatnosti kapitala te banke od strane drugih učesnika na tržištu.

Slika 1. 2. - Struktura Bazela II



Izvor: Obrada autora na bazi Basel Committee on Banking Supervision: *The New Basel Capital Accord, Consultative Document*, 2003.

Stub 1 propisuje osnove izračunavanja pokazatelja adekvatnosti regulatornog kapitala. Ovaj stub definiše minimum zahtevanog regulatornog kapitala za svaku banku, kojim se

⁶⁷ Ion Stancu, Andrei Tinca: „The Basel II Accord on Measuring and Managing a Bank’s Risks“, Asociatia Generala a Economistilor din Romania – AGER Theoretical and Applied Economics, Bucharest, Volume 11(516), 2007., str. 3-14

pokrivaju kreditni, tržišni i operativni rizik. Stub 1 takođe definiše metodologiju merenja ovih rizika, kao i brojne elemente kvalifikovanja kapitala.⁶⁸

Stub 2 se bavi ocenom supervizora i evaluacijom procesa izračunavanja potrebnog kapitala. Ovaj stub takođe opredeljuje potrebu sprovođenja procesa interne procene adekvatnosti kapitala koji banke treba da slede radi procene sveukupnih zahteva za kapitalom, kako bi se pokrili svi relevantni rizici sa kojima se banke suočavaju (uključujući one koji nisu pokriveni pod Stubom 1).⁶⁹

Stub 3 opisuje kako, kada i na kom nivou treba da budu objavljene informacije koje se tiču upravljanja rizicima i rukovođenjem i praksom održavanja adekvatnosti kapitala u bankama. Objavljivanja obuhvataju uključivanje detaljnih kvalitativnih i kvantitativnih informacija o upravljanju rizicima i upravljanju adekvatnošću kapitala u Banci. Svrha Stuba 3 i zahteva za objavljivanjem je da se dopune prva dva stuba i da se oni dovedu u vezu sa procesom ocene supervizora. Objavljivanja su dizajnirana tako da omoguće interesnim stranama i učesnicima na tržištu da procene sklonost riziku od strane banke, kao i njenu izloženost riziku, i da ohrabre banke, preko pritiska tržišta, da usvoje naprednije forme upravljanja rizikom.⁷⁰

Pristup tržišnom riziku u Bazelskom sporazumu II bazira se na tri bitna aspekta:⁷¹

- definiciji okvira za merenje tržišnog rizika,
- zahtevima za potrebnim kapitalom po osnovu izloženosti ovom riziku i
- metodama za merenje izloženosti.

Kao što smo već ranije napomenuli, prema Bazelu tržišni rizik definisan je kao rizik gubitka u bilansnim i vanbilansnim pozicijama koji potiče od kretanja cena na tržištu. Ovim pojmom obuhvaćeni su:

- rizici instrumenata koji su u vezi sa kamatnom stopom i akcija iz knjige trgovanja,
- devizno-valutni rizik i
- rizik proizvoda.

⁶⁸ Rochet Jean-Charles: "Rebalancing the Three Pillars of Basel II", Economic Policy Review 10, no. 2, 2004. str.7–21.

⁶⁹ Isto, str. 7-21.

⁷⁰ Isto, str. 7-21.

⁷¹ Vesna Matić: "Bazel II – tržišni riik", Bankarstvo 1-2, Beograd, 2010

Osim definicije tržišnog rizika, Bazelski sporazum II u delu koji daje smernice za merenje izloženosti ovom riziku, bliže definiše sledeće:⁷²

- sadržaj knjige trgovanja, u smislu svih pozicija banke u finansijskim instrumentima i robi koje se u njoj drže, sa namerom trgovanja ili u cilju zaštite drugih elemenata u knjizi trgovanja, uz uslov da ne postoje ograničenja da se ovim finansijskim instrumentima trguje ili ograničenja da se ove pozicije kompletno zaštite,
- bitne zahteve za pozicije iz knjige trgovanja koji moraju biti ispunjeni kako bi one bile prihvatljive za tretman kapitala po knjizi trgovanja
- obaveze banke da jasno definiše politike i procedure za određivanje koje izloženosti da uključi, odnosno, isključi iz knjige trgovanja za potrebe kalkulacije ekonomskog kapitala,
- minimum elemenata koje mora da sadrži okvir za sigurnu procenu pozicija u knjizi trgovanja
- metodologije za vrednovanje pozicija - obavezu banke da dnevno usklađuje vrednost svih pozicija u knjizi trgovanja sa raspoloživim cenama iz nezavisnih izvora, sa namerom da zatvori te pozicije (mark-to-market metodologija), obavezu banke da primenjuje modele za vrednovanje pozicija na osnovu referentnih vrednosti, izračunatih na osnovu tržišnih inputa, u slučajevima kada vrednovanje pozicija u knjizi trgovanja po osnovu tržišne vrednosti nije moguće (mark-to-model), kao i da vrši nezavisnu proveru cena i drugih inputa modela u smislu njihove tačnosti,
- mogućnostima banke da bira metodologiju kojom će meriti izloženost prema tržišnom riziku

Drugi deo Bazelskog sporazuma II koji govori o tržišnim rizicima definiše pojam kapitala koji bi trebalo da štiti banku od izloženosti tržišnim rizicima i daje određene bliže smernice o načinu kalkulacije kapitala. Treći deo bazelskog dokumenta koji govori o tržišnim rizicima, daje detaljne smernice o Standardizovanom metodu za merenje ovih izloženosti i za kalkulaciju potrebnog kapitala. Primenom ovog metoda kapitalni zahtevi se računaju odvojeno za pojedine vrste tržišnih rizika, kao što je prikazano na slici 1.3., ali striktno treba uzeti u obzir činjenicu da se kapitalni zahtevi za tržišni rizik isključivo primenjuju na knjigu trgovanja. Prema tome, na osnovu slike 1.3., jasno zaključujemo da se prema standardizovanom pristupu posebno mere kapitalni zahtevi za četiri vrste rizika: kamatni

⁷² Basel Committee on Banking Supervision: The New Basel Capital Accord, Consultative Document, 2003

rizik, rizik pozicije vlasničkog uloga, devizni rizik i robni rizik. Ukupno terećenje kapitala je aritmetički zbir prethodno dobijenih četiri kapitalna zahteva za pojedinačne vrste rizika. Pri tome, kod prvog i drugog rizika razlikujemo opšti i specifični tržišni rizik za koje se kapitalni zahtevi računaju odvojeno.

Interni modeli banaka za merenje tržišnog rizika su najviši nivo na evolutivnom putu razvoja metodologija. Njihova primena u bankama pretpostavlja određene generalne kriterijume (izričito odobrenje nacionalnog supervizora ukoliko banka ima odgovarajući i nezavistan sistem za upravljanje rizicima, organizacione i kadrovske potencijale), ali i ispunjenje seta kvalitativnih i kvantitativnih kvalifikacionih kriterijuma. Pristup internih modela ostavlja bankama prostor da same kreiraju svoje modele upravljanja rizikom, pri čemu moraju biti ispunjeni sledeći uslovi:⁷³

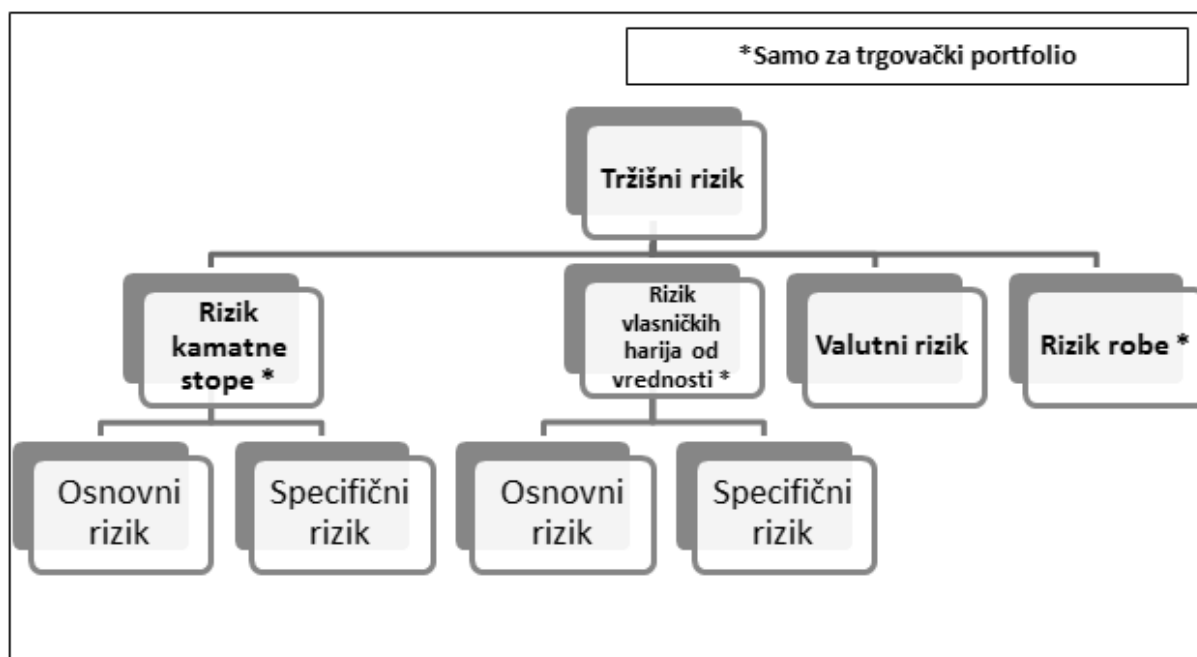
1. generalni kriterijumi koji se odnose na adekvatnost sistema merenja rizika;
2. kvalitativni standardi za interni nadzor nad korišćenjem modela;
3. smernice za specificiranje skupa faktora koji opredeljuju tržišni rizik;
4. kvantitativni standardi koji izlažu korišćenje zajedničkih minimalnih statističkih parametara za merenje rizika;
5. smernice za *stress testing*;
6. procedure validacije za eksterni nadzor nad korišćenjem modela i
7. pravila za banke koje koriste mešavinu internih modela i standardizovanog pristupa.

Tržišni rizik je uključen u obračunavanje adekvatnosti kapitala, izmenama i dopunama Bazelskog sporazuma iz 1996. godine. Tržišni rizik najviše pogađa investicione banke, ali su i komercijalne banke u značajnoj meri pogođene njime. Kao što smo već naglasili, Bazelski komitet pod tržišnim rizicima podrazumeva: kamatni rizik (deo kamatnog rizika koji se odnosi na knjigu trgovanja – „*trading book*“ pokriva prvi stub, dok deo koji se odnosi na bankarsku knjigu – „*banking book*“ pokriva drugi stub), rizik hartija od vrednosti, devizni rizik i rizik robe.⁷⁴

⁷³ Basel Committee on Banking Supervision: “The New Basel Capital Accord”, BIS, Basel, April 2003, str.168

⁷⁴ Basel Committee on Banking Supervision: „International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards – A revised Framework“, June 2006., str. 240

Slika 1. 3. - Standardizovani pristup za merenje izloženosti tržišnom riziku



Izvor: Obrada autora na bazi Basel Committee on Banking Supervision: The New Basel Capital Accord, Consultative Document, 2003.

S obzirom na to da banke sve više trguju na finansijskom tržištu i da koriste sve složenije instrumente, kao što su fjučersi, svopovi i opcije, Bazelski komitet je rešio da u Bazelu II pojača značaj upravljanja tržišnim rizikom. Akcenat je na jakoj kontroli trgovanja, mark to market (svakodnevno usaglašavanje sa tržišnom vrednošću) modelima, VaR (Value at Risk), scenario i stres-test modelima.⁷⁵

Na osnovu dosadašnjeg izlaganja, jasno zaključujemo da su se finansijski sektor i finansijska tržišta iz temelja promenili u zadnjih 20-ak godina. Tome su doprineli napredak informacione tehnologije, napredak u komunikacionoj tehnologiji, deregulacija, globalizacija itd. Sve je to uzrokovalo povećanje rizika poslovanja. Uloga Bazelskog komiteta u poslednje dve decenije od neprocenjivog je značaja kada je u pitanju primoravanje banaka da na odgovarajući način *kvantifikuju, procene, vrednuju i prate* rizike. Regulatori takođe pokušavaju da se uvere da su banke dovoljno dobro kapitalizovane, kako bi se izbegao sistemski "domino efekat", pri čemu se neuspeh pojedine banke ili neke druge finansijske institucije vrlo brzo širi na ostatak finansijskog sistema. Takvi domino efekti mogu da izazovu neuspeh druge banke i finansijske kompanije, narušavajući svetsku ekonomiju i stvarajući

⁷⁵ Herring Richard: "Implementing Basel II: Is the Game Worth the Candle?", Financial Markets, Institutions & Instruments 14, no. 5. 2005. 267–87.

velike društvene troškove. Pravila koja definišu minimalni propisani sopstveni kapital su centralni elemenat regulative koja kao konačni zadatak ima ublažavanje sistemskog bankarskog rizika. Prudencijalna regulativa ima dva osnovna cilja: zaštita depozita klijenata i garantovanje finansijske stabilnosti. Sa mikroekonomskog aspekta, razlozi regulative su zaštita od preteranog rizika koji pruzimaju banke, a koji je indukovao *flat premium deposit insurance* šemama i nemogućnošću malih deponenata da kontrolišu kreditnu politiku banke. Sa makro stanovništva, zahtevi za kapitalom bazirani na preuzetom riziku jedan su od mogućih instrumenata sprečavanja eksternih nepovoljnosti povezanih sa bankrotstvom banaka (u smislu iznosa sredstava koja bi bilo potrebno izdvojiti iz budžeta da bi se sprečila sistematska kriza).

Slabosti prisutne u bankarskom sektoru, kao što su preveliki finansijski leveridž, nedovoljni i nekvalitetni kapital, i manjak likvidnosti su produbili oštrinu nedavne krize. Bazelski komitet je kao odgovor na nabrojane nagomilane probleme radio na nizu reformi koje imaju za cilj jačanje i sposobnost bankarskog sektora da apsorbuje eksterne šokove, nezavisno od njihovog izvora, redukujući tako rizik prelivanja nestabilnosti iz finansijskog sektora na realnu ekonomiju.

Nedavna finansijska kriza pokazala je brojne slabosti kako u regulatornom okviru na globalnom nivou, tako i u bankarskoj praksi upravljanja rizikom. To je upravo navelo Bazelski komitet i stručnu javnost na razmišljanje o načinu upravljanja rizikom u bankama i drugim finansijskim institucijama u uslovima ekonomske krize. Finansijska kriza je pokazala da nisu sve finansijske institucije bile dovoljno kapitalizovane, tako da kapital nije mogao da apsorbuje gubitke kako su se materijalizovali. Kao odgovor, regulatorne vlasti su razmatrale razne mere u cilju jačanja stabilnosti finansijskog tržišta i sprečavanju daljih negativnih uticaja na ekonomiju. Jedan od glavnih fokusa je na jačanju globalnog kapitala i pravila likvidnosti. Sporazum Bazel III upravo se bavi tim, sa ciljem unapređenja sposobnosti bankarskog sektora da apsorbuje šokove koji proizilaze iz finansijskih i ekonomskih stresnih situacija.⁷⁶ U decembru 2010 Bazelski komitet za superviziju banaka (BCBS) objavio je dokumenta Bazel III: "Bazel III: Globalni regulatorni okvir za stabilnije banke i bankarske

⁷⁶ "Basel III and Its Consequences. Confronting a New Regulatory Environment", Accenture, 2011 dostupno na http://www.accenture.com/SiteCollectionDocuments/PDF/Accenture_Basel_III_and_its_Consequences.pdf

sisteme"⁷⁷ (revidirana verzija je objavljena u junu 2011) i "Bazel III: Međunarodni okvir za merenje rizika likvidnosti, standarde i monitoring".⁷⁸

Najznačajnija novina Bazela III jeste uvođenje kapitalnih rezervisanja po osnovu rizika likvidnosti. Dakle, pored kreditnog, tržišnog i operativnog rizika, zahtevi za kapitalom se proširuju i na rizik likvidnosti. Sa ovim paketom reformi, BCBS ima za cilj da poboljša upravljanje rizicima, kao i jačanje transparentnosti u radu banaka.

⁷⁷ BCSB: "A global regulatory frameworks and standards", Basel, 2010.

⁷⁸ BCSB: "International framework for liquidity risk measurement, standards and monitoring", Basel, 2010.

2. METODE MERENJA RIZIKA SA POSEBNIM OSVRTOM NA VaR METODOLOGIJU

2. METODE MERENJA RIZIKA SA POSEBNIM OSVRTOM NA VaR METODOLOGIJU

Profit je u neraskidivoj vezi sa rizikom. Jedna od glavnih odredbi savremene finansijske teorije sastoji se u tome da je ostvarivanje većeg profita povezano sa visokom stopom rizika. Pojam rizika je intuitivno jasan svima, ali se prilikom utvrđivanja kvantitativne procene rizika susrećemo sa ozbiljnim poteškoćama.

Iako je upravljanje rizikom praktična aktivnost, ona se ne može razumeti odvojeno od akademskog istraživanja rizika i prinosa. Osnovna motivacija za upravljanje rizikom je optimizacija finansijskog aspekta poslovanja. U ovom smislu, motivacija za upravljanje rizikom nalazi se u osnovnom pravilu upravljanja investicijama: optimizacija prinosa zarađenog izlaganjem riziku. Na primer, problem koji se tiče toga kako investitori sagladavaju rizičnost pojedinačne firme ne može biti odvojen od modernih teorija o interakciji rizičnih hartija od vrednosti u velikom investicionom portfelju. Isto tako, odluka o tome da li sredstva potrošiti na upravljanje pozicijom tržišnog rizika mora biti uobličena znanjem o teorijskom modelu koji je osmišljen da bi se vrednovala opcije i fjučersi. Takođe je teško pronaći kompromis između zadržavanja i izbegavanja rizika bez osvrta na teoriju vrednovanja rizika.

Opšti cilj kvantitativnog upravljanja finansijama i rizicima je kvantifikovanje ponašanja finansijskih instrumenata danas i u bilo kojoj eventualno drugačijoj sredini u budućnosti. Ovo podrazumeva da posedujemo matematičke ili empirijske procedure za utvrđivanje vrednosti instrumenata kao i promene njihovih vrednosti u različitim okolnostima. Iako je pred nama dugačak put, i premda je već ostvaren značajan napredak, brojni su razlozi zbog kojih je ovaj cilj tek delimično ostvariv i kom se mora pristupati uz pravilno rasuđivanje. Naročito su problematični retki ekstremni događaji koje je teško okarakterisati ali u kojima upravo leži najveći deo rizika.

Glavni alati kvantitativnog upravljanja finansijama i rizicima su modeli za vrednovanje finansijskih instrumenata i sistemi baza podataka koji sadrže podatke koji se tiču tih instrumenata, zajedno sa receptom za kreiranje budućih alternativnih finansijskih okolnosti i mogućnošću kreiranja izveštaja koji se tiču promena u portfelju instrumenata pod različitim

okolnostima, uključujući statističku analizu. Menadžeri rizika zatim proučavaju ove izveštaje i osmišljavaju korektivne mere ili nove strategije.

Model analize rizika je matematički model analiza kretanja cena, stopa prinosa i rizika i na kraju drugih parametara koji omogućavaju da se odredi distribucija verovatnoće ukupne vrednosti portfelja u posedu finansijske institucije. U različitim oblastima finansijskog rizika su predlagani brojni različiti modeli analize rizika.

Da bi se rizik izmerio, analitičar prvo nastoji da identifikuje ključne faktore koji deluju kao verovatni činioci koji će uzrokovati volatilnost prinosa određene pozicije ili portfelja koji je predmet razmatranja. Faktori rizika se mogu grupisati u široke kategorije, što smo prikazali u prethodnom delu rada i to: tržišni rizik, kreditni rizik, rizik likvidnosti, operativni rizik, pravni i regulatorni rizik, poslovni rizik, strateški rizik i reputacioni rizik. Ove kategorije se dalje mogu podeliti na još konkretnije kategorije rizika. Na primer, u slučaju ulaganja u akcije, faktor rizika je volatilnost cena akcija (koji je kategorisan kao tržišni rizik), koji se može procenjivati na više različitih načina.

Tržišni rizik je rizik sa kojim se ulagač suočava usled nedostatka znanja o budućim promenama osnovnih tržišnih promenljivih kao što su stope prinosa hartija od vrednosti, kamatne stope, devizni kursevi itd. Ove promenljive, takođe poznate i kao faktori rizika, određuju cenu hartija od vrednosti, finansijskih derivata, portfolija itd.⁷⁹ U ovom slučaju smo identifikovali jedan jedini faktor rizika. Ali broj faktora rizika koji se razmatraju u analizi rizika – i koji su obuhvaćeni bilo kojim modelovanjem rizika – značajno varira u zavisnosti od problema i temeljnosti pristupa.

Dalje, menadžer rizika takođe mora da izmeri uticaj koji faktori rizika vrše jedan na drugi, čija se statistička mera zove "kovarijansa". Raspetljati uticaje više različitih faktora rizika i kvantifikovati uticaj jednog jedinog rizika je prilično složen poduhvat, naročito zato što se "kovarijansa" menja tokom vremena (tj. stohastična je, ako ćemo koristiti terminologiju modelovanja rizika). Često postoji jasna razlika između ponašanja i odnosa faktora rizika u redovnim uslovima poslovanja i za vreme stresnih uslova kao što je finansijska kriza.

⁷⁹ Louis Esch, Kieffer Robert, Lopez Thierry: "Asset and risk management – Risk oriented finance", John Wiley & Sons, Chichester, 2005., str.184

U uobičajenim tržišnim uslovima, ponašanje faktora rizika je relativno lakše predvideti jer se ne menja u značajnoj meri na kratke i srednje staze: buduće ponašanje se može ekstrapolirati u određenoj meri na osnovu kretanja u prošlosti. Međutim, u stresnim uslovima, ponašanje faktora rizika postaje prilično nepredvidljivo a njihovo ponašanje u prošlosti je od male pomoći u predviđanju budućih dešavanja. Upravo u tom trenutku statistički merljiv rizik preti da se pretvori u nemerljivu neizvesnost.

Na finansijskim tržištima, kao u brojnim komercijalnim delatnostima, ukoliko se želi postići veća prosečna stopa prinosa, često se mora preuzeti veći rizik. Tržišne cene su obično najbolji pokazatelj vrednosti neke finansijske aktive. Međutim, u odsustvu likvidnih tržišta i mehanizama otkrivanja cena, teorijski modeli vrednovanja se mogu koristiti za utvrđivanje vrednosti (ili "proces izračunavanja vrednosti pozicije na osnovu modela") finansijskih pozicija. Modeli se takođe koriste za procenu izloženosti riziku i da bi se osmislila odgovarajuća strategija zaštite od rizika. Sve ovo vodi do vrste rizika koji je sve prisutniji u industriji finansijskih usluga: rizik modela.⁸⁰

Uvođenje složenih modela u cilju opisa rizika je jedan način da se reši problem, ali sa sobom povlači i sebi svojstvene opasnosti. Profesionalci na finansijskim tržištima izumeli su model "vrednosti pri riziku" (*value-at-risk model*, odnosno *VaR*) kao način merenja i poređenja rizika na različitim tržištima. VaR model dobro funkcioniše kao mera rizika za tržišta koja posluju u normalnim okolnostima i samo tokom kratkog perioda vremena kao što je jedan dan u berzanskom trgovanju. Ovaj model može da da vrlo loše i nepouz dane rezultate za rizike u uslovima koji nisu normalni uslovi poslovanja, za duže vremenske periode i za nelikvidne portfelje. Naravno, opravdanost ovih navoda istražićemo empirijskim istraživanjem na određenim tržištima kapitala u četvrtom poglavlju disertacije.

Možemo dakle zaključiti da je tačno i brzo merenje izloženosti riziku na finansijskom tržištu neophodno za kvalitetno upravljanje rizicima i za njihovu kontrolu. To se vrši preko raznih metoda koje je moguće grubo podeliti na statičke i dinamičke modele, ali ono što im je svima zajedničko je da sve one imaju isti cilj – procena varijacije merene veličine, primera radi dobiti ili tržišne vrednosti finansijskih instrumenta uz uticaj ulaznih parametara kao što su kamatne stope, devizni kursevi ili drugih tržišnih parametara. Za merenje tržišnog rizika danas se najčešće koriste sledeće metode: analiza osjetljivosti (*sensitivity analysis*), *stress*

⁸⁰ Иванов А.А., Олейников С.Я., Бочаров С.А. РИСК-МЕНЕДЖМЕНТ. Учебно- методический комплекс. – М.: Изд. центр ЕАОИ, Москва, 2008.

testing, *scenario* analiza i *Value-at-Risk*.⁸¹ Postojanje, razvijanje i korišćenje metoda i tehnika koje se primenjuju u procesu upravljanja rizicima prilikom investiranja na tržištu hartija od vrednosti, bitan su uslov za efikasno upravljanje rizičnog portfolija finansijske aktive.

Svrha ovog dela rada je da uvedemo VaR u kontekstu ostalih tradicionalnih mera rizika koje se najčešće koriste u finansijskoj industriji.

Procena VaR je obično znatno kompleksnija nego što je to slučaj kod procene tradicionalnih mera rizika, zato što VaR zavisi od distribucije prinosa multivarijacionih faktora rizika i dinamike te distribucije.

Iako su VaR i njene srodne mere, kao što su očekivani gubitak u repu raspodele⁸² i *benčmark* VaR, nedavno prihvaćene gotovo kao univerzalne mere, evolucija procene rizika u finansijskoj industriji počiva na raznim tradicionalnim merama rizika, koje nastavljaju da se koriste uporedo sa VaR-om. Uopšteno govoreći, neke tradicionalne mere rizika mere samo osetljivost na faktore rizika, ignorišući rizik samog faktora. Na primer, beta portfolija akcija ili delta i gama portfolija opcija su primeri osetljivosti cena. Drugi tradicionalne mere rizika mere rizik u odnosu na neki reper.

Mere koje se koriste za procenu tržišnog rizika su se razvile sasvim odvojeno u bankarstvu, portfolio menadžmentu i velikim korporacijama i pošto su usvojeni različiti pristupi procene tržišnog rizika, možemo ih razvrstati u sledeće tri široke kategorije:⁸³

1. Mere rizika u bankama
2. Mere rizika u upravljanju portfoliom
3. Mere rizika u velikim korporacijama

2.1. Razvoj tradicionalnih metoda merenja rizika

Pre Markovicevog članka iz 1952. godine, nije postojala adekvatna kvantitativna teorija investiranja koja se bavila efektima diversifikacije u uslovima kada postoji međusobna

⁸¹ Chris Marrison: "Fundamentals of Risk Measurement", McGraw Hill, New York, 2002. str. 88.

⁸² ЕНГЛ. Expected tail loss ili shortfall probability

⁸³ Carol Alexander: „Value at Risk Models“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008. , str. 49

veza između rizika (tj. korelacija), koja bi razlikovala efikasne i neefikasne portfelje i analizirala odnos između rizika i prinosa portfelja u celini. Da bi se razumele prednosti i ograničenja teorija i modela koji se sada koriste u regulatorne i upravljačke svrhe, neophodno je razumeti razvoj portfolio teorije.

1935. godine, Hiks je razmatrao potrebu da se unapredi teorija novca i koliko je poželjno ustanoviti teoriju novca na istom principu kao što je ustanovljena postojeća teorija vrednosti. Hiks je u svoju analizu uveo i rizik. Konkretno, on navodi: "Faktor rizika nam se predočava na dva načina: Prvo, tako što utiče na očekivani period trajanja investicije i drugo, tako što utiče na očekivani neto prinos od takve investicije." Hiks je verovatnoću disperzije rizika predstavljao srednjom vrednošću i odgovarajućim merama disperzije.⁸⁴ Hiks je Tobinov predhodnik u potrazi za objašnjenjem potražnje za novcem kao posledice želje investitora da uz manji rizik ostvare veću zaradu. Osim u toj osnovnoj postavci, dalje sličnosti između dva autora gotovo potpuno prestaju.

Maršak je 1938. godine bio nešto precizniji pri formulisanju rizika izradivši teoriju izbora u neizvesnim okolnostima. Pretpostavio je postojanje redosleda preferenci u prostoru parametara distribucije verovatnoće – u najjednostavnijem obliku – izraženih srednjom vrednošću i varijansom. Od ove formulacije do opšte analize odabira portfelja je tek kratak korak ali ga nije načinio Maršak, iako je pokušavao da pođe u tom pravcu, izražavajući preferencije prema investicijama pomoću krivih indiferentnosti u prostoru srednja vrednost-varijansa. Maršakov rad iz 1938. godine predstavlja prekretnicu na putu do teorije tržišta prema kome učesnici na tržištu deluju u okolnostima rizika i neizvesnosti, koju je kasnije razvio Tobin, a koristi i model određivanja cena kapitalne aktive (CAPM).⁸⁵ Taj rad predstavlja najznačajniji pomak u teoriji ekonomije u vezi sa rizikom i neizvesnošću pre publikacije Fon Nojmana i Morgensterna iz 1944. godine.⁸⁶

1938. godine, Vilijams je istakao važnost diversifikacije. Zaključio je da verovatnoće treba pripisati mogućim vrednostima određene hartije od vrednosti i srednju vrednost tih vrednosti treba koristiti da predstavi vrednost takve hartije od vrednosti. Takođe je zaključio da bi ulaganje u veliki broj hartija od vrednosti bezmalo dovelo do eliminacije rizika. Ova

⁸⁴ J. R. Hicks, "A Suggestion for Simplifying the Theory of Money," *Economica* (Februar 1935), str. 1–19.

⁸⁵ Više o tome: J. Marschak: "Money and the Theory of Assets," *Econometrica* 6 (1938), str. 311–325.

⁸⁶ Više o tome: Johann von Neumann and Oskar Morgenstern: "Theory of Games and Economic Behavior," 3d ed., Princeton, NJ: Princeton University Press, 1967.

pretpostavka da je zakon velikih brojeva primenljiv na portfelj hartija od vrednosti je neprihvatljiva. Između prinosa od različitih hartija od vrednosti postoji prevelika korelacija. Diversifikacija ne može eliminisati sve varijanse. Vilijams je navodio da je put do pronalaženja vrednosti rizične hartije od vrednosti uvek nalazio u dodavanju "premije na rizik" na čistu kamatu, a onda koristio taj zbir kao kamatnu stopu za diskontovanje budućih prihoda. Vilijams je razmatrao razdvajanje specifičnog i sistemskog rizika ne dajući jasan sveobuhvatan okvir. Treba napomenuti međutim da je Vilijamsov "model diskontovanja dividende" ostao jedan od standardnih načina procene srednje vrednosti hartije od vrednosti za potrebe analize srednje vrednosti i varijanse.⁸⁷

Livens je u članku iz 1948. godine o diversifikacija investicija izneo zaključak da je svaka hartija od vrednosti pod uticajem nepovezanih činilaca. Livens je izneo pretpostavku da iza sistemskog/specifičnog rizika postoji vrlo jasna razlika, međutim, svoje otkriće nije jasno povezao sa teorijskom formulacijom.⁸⁸

Markovic je prvi finansijski teoretičar koji je eksplicitno uključio rizik u razmatranje portfelja i diversifikacije.⁸⁹ Pojmove kao što su prinos i korisnost povezao je sa konceptom rizika. Kombinujući pristupe iz operacionih istraživanja i matematike sa novom teorijom portfelja, izgradio je osnovu za kasniji napredak u teoriji finansija. Markovic je smatrao da se srednje vrednosti, varijanse i kovarijanse hartija od vrednosti mogu proceniti kombinacijom statističkih analiza. Iz ovih procena, može se dobiti skup efikasnih kombinacija srednjih vrednosti i varijansi koje se mogu predstaviti investitoru kako bi odabrao željenu kombinaciju rizika i prinosa. Markovic je koristio geometrijsku analizu različitih primera hartija od vrednosti kako bi ilustrovao osobine efikasnog skupa, uzimajući za pretpostavku nenegativne investicije koje podležu budžetskim ograničenjima. Ovaj pristup je postao moderna portfolio teorija a za njom su usledili novi pomaci kao što je Fišer Blekova teorija određivanja cena opcija, koja se smatra temeljem za segment derivativnih finansijskih instrumenata.

Istovremeno, Roj je 1952. godine objavio članak na istu temu izvodeći slične zaključke i jasan teorijski okvir kao i Markovic.⁹⁰ Glavna razlika u njihovim pristupima leži u

⁸⁷ Više o tome: J. B. Williams: "The Theory of Investment Value", Cambridge, MA: Harvard University Press, 1938.

⁸⁸ Više o tome: D. H. Leavens: "Diversification of Investments," *Trusts and Estates* 80 (May 1945), 469–473.

⁸⁹ Harry M. Markowitz: "Portfolio Selection," *Journal of Finance* 7 (March 1952), str. 77–91.

⁹⁰ A. D. Roy: "Safety First and the Holding of Assets," *Econometrica* 20/3 (July 1952), str. 431–449.

tome što je Markovicev podrazumevao nenegativne investicije dok je Rojev model dopuštao da iznos uložen u bilo koju hartiju od vrednosti bude pozitivan ili negativan. Dalje, Markovic je predložio da se investitoru dopusti da izabere željeni portfelj iz portfelja na granici efikasnosti, dok je Roj preporučivao da se izabere određeni portfelj. Rojev članak iz 1952. godine bio je njegov prvi i poslednji članak u oblasti finansija. Dao je jedan izvanredan doprinos a onda nestao iz ovog polja nauke dok je Markovic napisao nekoliko knjiga i brojne članke na temu odabira portfelja i dopune svog članka iz 1952. godine. Markovic je bio teoretičar finansija koji je eksplicitno uključio rizik u analizu portfelja. Markovicev pristup je zasnovan na pretpostavci veze između rizika i prinosa i uzima u obzir efekte diversifikacije, koristeći standardu devijaciju ili varijansu kao meru rizika. Efikasna granica je rezultat Markoviceve teorije, granica svih portfelja sa optimalnim odnosom rizika i prinosa.

Njegov pristup je dalje razvio Tobin. Tobin je unapredio korelaciju između finansijske aktive i averzije prema riziku uključivanjem bezrizične pozicije.⁹¹ Kombinujući portfelje na efikasnoj granici Markovica i bezrizičnu poziciju, Šarp je dalje razvio konceptualno modeliranje tržišnih rizika i uveo liniju tržišta kapitala kao tangentnu od bezrizične aktive do efikasne granice.

Model određivanja cene kapitalne aktive (CAPM) razvili su Šarp, Lintner i Mosin a koji je kasnije unapredio Blek. Predstavlja logično nastavljanje na ideju moderne portfolio teorije koju je prvi opisao Markovic. S obzirom da Markovicev pristup ne daje pojašnjenja o određivanju cena akcija, model određivanja cene kapitalne aktive iznosi izjavu o relevantnim rizicima ulaganja i odnosu rizika i prinosa pod uslovima kada je tržište u ravnoteži. Model CAPM je model ravnoteže koji se odnosi na tržište kapitala.

Jedan od ključnih elemenata moderne teorije portfelja je da, uprkos diversifikaciji, neki rizici ipak postoje. Osetljivost određene pozicije koja zavisi od tržišta se označava sa β i. CAPM definiše β i kao odnos između sistemskog rizika hartije od vrednosti i ukupnog rizika tržišta. Ovaj model sa jednim faktorom predstavlja pojednostavljenu verziju Markovicevog modela.

Arbitražna teorija vrednovanja (engl. arbitrage pricing theory – APT) je model vrednovanja hartija od vrednosti. Za razliku od CAPM koji sistemski rizik ocenjuje samo jednim parametrom, beta koeficijentom, APT raščlanjuje rizik na više komponenti. Kako se u

⁹¹ Više o tome: James Tobin: "Liquidity Preference as Behavior Towards Risk," Review of Economic Studies 26/1 (February 1958), str. 65–86.

pripremi modela može koristiti i faktorska analiza komponente se nazivaju i faktorima. Richard Roll je 1977. upozorio na slabu tačku CAPM modela, a to je određivanje tržišnog portfolija. Promenom ocene tržišnog portfolija, npr. sa S&P 500 na Wilshirelist koja sadrži 5000 akcija, može se znatno promeniti očekivani prinos akcije. APT model je razvio Stephen Ross čija su istraživanja pokazala da vrednost akcija zavisi od sledeće četiri varijable (regresija): inflacije, industrijske proizvodnje, sklonosti investitora riziku i kamatne stope. Očekivani prihod akcije proporcionalan je osjetljivosti akcije na svaku varijablu u modelu. CAPM je specijalni slučaj APT modela, u slučaju kada APT model sadrži samo jednu varijablu osjetljivosti akcije na kretanje tržišnog portfolija.⁹²

Moderna teorija portfelja nije zasnovana isključivo na izračunavanju prinosa. Rizik i upravljanje rizikom takođe dobijaju sve veći značaj. Kako pokazuje teorija portfelja, investitor je izložen sistemskom riziku uprkos diversifikaciji. Sa razvojem portfelja i osiguranjem pozicija, kreiran je pristup za zaštitu (osiguranje) od neželjenih kretanja osnovne pozicije.

Ranih 70-ih godina, Blek i Šols su učinili proboj razvojem diferencijalne jednačine koja mora biti zadovoljena cenom bilo kog derivativnog finansijskog instrumenta koji zavisi od akcija na koje se ne isplaćuju dividende.⁹³ Ovaj pristup je dalje razrađen i predstavlja jedan od pokretačkih činilaca u stvarnom finansijskom inženjeringu strukturnih finansijskih proizvoda. Dakle, prvi model za vrednovanje opcija objavili su Black i Scholes (1973.) u svome radu “The Pricing of Options and Corporate Liabilities”. Taj je model razvijen za vrednovanje evropskog tipa opcije na akciju bez dividende. Iste godine Merton proširuje model i omogućuje vrednovanje opcija na akcije i indekse s kontinuiranim prinosom dividende. Oba modela polaze od pretpostavke da cene akcija slede geometrijsko Brownovo gibanje, tj. *Wienerov proces*. Model za vrednovanje evropskih opcija na valutu razvili su Garman i Kohlhagen (1983.). Analitička formula za vrednost američkog tipa opcije ne postoji ni do danas. Modeli koji daju analitički izraz za aproksimaciju vrednosti američkoga tipa opcije su: Barone-Adesi i Whaley model (1987.), Bjerksund i Stensland model (1993.) i Bjerksund i Stensland model (2002.). Postoji takođe celi niz modela za vrednovanje različitih

⁹² Više o tome: Frank J. Fabozzi, Frank J. Jones, and Raman Vardharaj: “Multi-Factor Equity Risk Models“, The theory and practice of investment management, New York, 2002., str. 343-372.

⁹³ Fischer Black and Myron Scholes: “The Pricing of Options and Corporate Liabilities,” Journal of Political Economy 81 (May–June 1973), str. 637–654.

tipova egzotičnih opcija (Handley, (2001.), Esser, (2003.), Shaw, (1998.), Rubinstein (1991.), Shilling, (2002.) itd.).

Na prelasku iz 70-ih u 80-godine prošlog veka, tržišta su postala nestabilnija. Kompanije su postala zaduženije a rasla je potreba za merama finansijskog rizika, kao što je model vrednosti pri riziku (VaR). Sredstva za sprovođenje ovog modela su postala dostupna ali je sam model ostao prevashodno teorijsko oruđe u okviru portfolio teorije. Kompanijama je bilo potrebno da nađu način da izmere tržišni rizik za različite kategorije aktive, ali nisu prepoznale kako bi ovaj model mogao zadovoljiti ovu potrebu.

2.3. Istorijat nastanka VaR-a

Savremeni portfolio finansijske aktive može da se sastoji od desetina hiljada različitih instrumenata kojima se trguje na svetskim tržištima. Šta se podrazumeva pod rizikom ovog portfolija? Rizik portfolija zavisi od svih mogućih događaja u svetu, i na pitanje: „Koliko maksimalno možemo da izgubimo u datom vremenskom periodu“, jedini ispravan odgovor koji se nameće bio bi: "Možemo da izgubimo sve“.

Rizik portfolija mogao bi se opisati funkcijom raspodele promene vrednosti portfolija tokom određenog vremenskog perioda, uzimajući u obzir sve moguće scenarije kretanja na tržištima i da se za svaki od njih izračuna promena u vrednosti portfolija.

Čak i ako je to učinjeno, javlja se problem poređenja rizika dva različita portfolija. Za poređenje rizika portfolija, rizik svakog portfolija treba izraziti samo jednim brojem. Ako bi bilo moguće dobiti strogo determinističku procenu rizika, to bi se moglo smatrati velikim napredkom u radu finansijskih institucija. Kada znamo vrednost rizika i kapitala druge kompanije, uvek je moguće proceniti njenu likvidnost. Nažalost, dobijanje tačne procene rizika u obliku skalarne veličine je nemoguće, jer je potencijalno beskonačan broj mogućih scenarija koji mogu da se razviju. Zato, kada se govori o riziku portfolija, uvek se podrazumeva procena vrednosti rizika uz određeni stepen verovatnoće.

Kao što se može zaključiti iz ranijeg izlaganja u vezi razvoja tradicionalnih mera rizika, činilo se da savremena teorija upravljanja finansijskim portfoliom daje odgovor na

pitanje šta predstavlja rizik i kako se može izmeriti. Pod rizikom, prema teoriji, podrazumevamo standardnu devijaciju vrednosti portfolija, ali u praksi, primena standardne devijacije kao mere za procenu rizika, ima ozbiljne nedostatke:

- Prvo, portfolio menadžeri i investicioni savetnici, više vole da dobiju informaciju o rizicima izraženu u obliku vrednosti realnih novčanih gubitaka, a ne u formi standardne devijacije;
- Drugo, standardna devijacija uzima u obzir kako povoljne, tako i nepovoljne promene u vrednosti portfolija. Ako raspodela promene vrednosti portfelja ima normalnu distribuciju, u tom slučaju standardna devijacija može da pruži relativno tačnu vrednost rizika. Ali moderni portfelji se pored akcija kompanija sastoje i od finansijskih derivata i drugih sličnih instrumenata. Promena vrednosti tih instrumenata, odnosno njihovih tržišnih cena je nelinearna. To dovodi do toga da kriva distribucije promena vrednosti portfelja više nije simetrična i standardna devijacija daje netačnu procenu rizika.

Alternativni metodi za merenje i upravljanje rizikom razvijali su se paralelno sa rastom finansijskih tržišta. Jedna od takvih metoda za merenje rizika, poznatija kao rizična vrednost ili vrednost pri riziku (VaR), našla se u širokoj upotrebi u proteklih nekoliko godina i danas se koristi kao osnova međunarodnih bankarskih institucija (na primer BIS) za uspostavljanje standarda o adekvatnosti kapitala banaka u odnosu rizičnu aktivu. VaR metod je razvijen kako bi se uz pomoć jednog broja prikazala informacija o riziku portfolija.

Tokom 80-ih godina, Kenet Garbejd je radio za Bankers Trust Cross Markets Research Group na razvoju složenih tehnika modelovanja rizika za američko tržište na kome se trguje dužničkim instrumentima. U okviru rada na marketingu kompanije, izradio je razne istraživačke izveštaje namenjene institucionalnim klijentima. U dva takva izveštaja Garbejd je opsiao složene mere za procenu potreba za internim kapitalom na osnovu VaR modela.⁹⁴

Prvi put koncept VaR-a je korišćen od strane velikih banaka krajem 1980-ih i početkom 1990-ih za merenje ukupnog rizika kojem je izložen trgovački portfolio. Veruje se da ideja pripada Dennisu Vezerstounu, predsedniku JP Morgana, koji je želeo da svaki dan u

⁹⁴ Garbade Kenneth: "Assessing risk and capital adequacy for Treasury securities," Topics in Money and Securities Markets, 22, New York: Bankers Trust., 1986.

16:15 časova dobije izveštaj o veličini maksimalnog gubitaka na trgovačkim pozicijama u banci, koji se može očekivati u narednih 24 sata. Ovaj izveštaj trebao je da se podnese na jednoj strani i da u potpunosti bude jasan odboru direktora banke. Razvijen je u ranim 1990-im i postao poznat kao "*Izveštaj 4 i 15*". Dakle, krajem 80-ih godina, JP Morgan je razvio VaR sistem primenljiv za sve kompanije. On je iznedrio nekoliko stotina faktora rizika. Matrica kovarijansi se ažurira svakog kvartala na osnovu istorijskih podataka. Svakog dana, kompanije koje trguju bi elektronskim putem podnosile izveštaj o osetljivosti svojih pozicija u pogledu svakog rizičnog faktora. One se sabiraju da iskažu kombinovanu vrednost portfelja kao linearni polinom faktora rizika. Odatle se vršio obračun standardne devijacije vrednosti portfelja. Korišćene su različite metrike ovog modela. Jedna od njih je dnevni 95% VaR u američkim dolarima koji se izračunavao korišćenjem pretpostavke da vrednost portfelja ima normalnu distribuciju.

Jula meseca 1993. godine, termin VaR prvi put se pojavio u javnom dokumentu pod nazivom „Derivati: praksa i principi“, pripremljenom od strane JP Morgan-a po narudžbini "Grupe trideset" (G30), neprofitne organizacije koja okuplja najveće finansijske institucije u SAD-u. Grupa 30 je zvanično objavila najbolje prakse za upravljanje finansijskim derivativnim instrumentima. Iako je G-30 objavila svoj izveštaj kao odgovor na niz krahova finansijskih derivatnih instrumenata s početka 90-ih godina, ove najbolje prakse se odnose na sve finansijske instrumente a ne samo na derivativne. Tada je termin "vrednosti pri riziku" prvi put javno objavljen i široko primenjen. Danas je VaR standardni reper za merenje finansijskog rizika u portfeljima kojima se trguje.

U oktobru 1994, banka JP Morgan objavila je sistem RiskMetrics™ i javno ga publikovala na Internetu uz detaljan opis. Istovremeno, banka je razvila softverski paket „FourFifteen“ za izračunavanje VaR-a na bazi metodologije RiskMetrics™. Zahvaljujući marketinškoj kampanji u cilju širenja koncepta RiskMetrics™, VaR je postao poznat manjim finansijskim institucijama, nefinansijskim korporacijama i institucionalnim investitora. Brzom širenju RiskMetrics™ takođe su doprineli niski troškovi i lakoća upotrebe izvornog softverskog paketa, napravljenog na bazi MS Eksel-a u kombinaciji sa elementima Visual Basic-a. Već 1994. godine, u SAD-u je sprovedena anketa od strane dilera sa hartijama od vrednosti, gde je 43% svih ispitanika izjavilo da koriste neku verziju VaR-a, a 37% je navelo da će početi da je primenjuje do kraja 1995. godine. Prema anketi sprovedenoj 1995. godine od strane Njujorške poslovne škole, 60% penzionih fondova je počelo da koristi VaR. Godine

1998., grupa RiskMetrics™ izlazi iz satava JP Morgan i danas se pojavljuje kao nezavisna organizacija, koja se bavi promocijom u oblasti tržišnog i kreditnog rizika.

Podsticaj za širenje primene VaR-a na nefinansijske korporacije dala je i Američka komisija za hartije od vrednosti (SEC).

SEC je 1997. godine utvrdila pravila, za sve kompanije koje su pod njenom ingerencijom, o obaveznom objavljivanju informacija o rizičnoj vrednosti derivata i druge finansijske aktive, koji su osetljivi na fluktuacije na finansijskim tržištima.⁹⁵ Prema novim pravilima, VaR je bio jedna od tri dozvoljene metode koje su se koristila za izračunavanje i obavezno objavljivanje informacija o izloženosti riziku.⁹⁶ Kao rezultat toga, kompanije su počele da pokazuju mnogo veće interesovanje prema metodama za izračunavanje VaR-a. Istovremeno je porasla tražnja za konsalting i programskim uslugama za procenu VaR-a.

Još jedan važan stimulans za razvoj VaR-a bio je pomak ka *mark-to-market* valutiranju kako za “*cash*” instrumente tako i za derivate. Pre toga, naglasak je bio na čistom kamatnom prinosu, kod kojega je zajednička mera rizika bila “*repricing gap*”. Kako se trgovina povećavala, *duration* analiza je preuzela primat nad upravljanjem rizikom, ali su neadekvatnosti *duration* analize dovele do primene VaR-a. VaR se smatra kao prevazilaženje tradicionalnih tehnika merenja rizika kao što je npr senzitivnost. Analiza senzitivnosti (kao npr. *duration* analiza), koja je u stvari i osnova izračunavanja VaR-a, daje odgovor na jednostavno pitanje kao što je npr.: “za koliko će se promeniti vrednost mog portfolija ako se kamatne stope promene za 1 bazni poen?”. VaR ide korak dalje i odgovara na jedno kompleksnije pitanje kao što je: “koja je maksimalna moguća negativna varijacija vrednosti mog portfolija uz moguće promene kamatnih stopa na tržištu?”.

Dok su analize senzitivnosti statične, analize VaR-a uvode puno realnije elemente kao što je volatilnost tržišnih faktora, njihova korelacija i verovatnoća s kojom će se one dogoditi, odnosno promeniti u budućnosti.

Pre nego što se detaljno upoznamo sa konceptom i definicijom VaR metodologije, neophodno je da ukažemo na neke osnovne implikacije pojma volatilnosti i njegovog značaja

⁹⁵ U 1994. godini američka korporacija Procter and Gamble izgubila je \$100 na poslovima sa finansijskim derivatima, dok je Orange County (teritorijalna oblast, gde se prostire Los Angeles) podneli gubitke u iznosu od \$1,64 milijardu

⁹⁶ Ostale dozvoljene metode obračuna su bile obračun „fer vrednosti“ i obračun „osetljivosti“ aktive kompanije na promene tržišnih faktora.

sa aspekta uvođenja VaR-a kao mere rizika, s obzirom da se volatilnost koristi kao jedan od ključnih ulaznih parametara prilikom konstrukcije parametarskih VaR modela. U tom smislu, pored mere bezuslovne volatilnosti, prikazaćemo i osnovne teorijske postulate modeliranja uslovne volatilnosti na kojima počivaju modeli iz GARCH porodice, uključujući i EWMA model, kao specijalni slučaj GARCH (1,1) modela. Takođe ćemo u nastavku disertacije dati i kratak opis nekih osnovnih stilizovanih činjenica kada su u pitanju stope prinosa finansijskih instrumenata, što će nam takođe biti od izuzetnog značaja prilikom sprovođenja empirijskog istraživanja u zadnjem delu rada.

2.4. Varijansa i volatilnost

Volatilnost je izuzetno važna mera u oblasti finansija. Najčešće se koristi kao mera rizika. Hartije od vrednosti (akcije, obveznice, ili derivati) koje imaju veću volatilnost će ispoljiti veće oscilacije cena u odnosu na hartije od vrednosti sa nižom volatilnošću. Na primer, blue chip akcije obično imaju niske oscilacije u cenama, dok spekulativne akcije kompanija novih tehnologija imaju visoku volatilnost. Statistički, volatilnost je standardna devijacija procentualnih promena u dnevnim, nedeljnim ili mesečnim cenama finansijske aktive. Volatilnost se često koristi kao input u mnogim drugim finansijskim modelima.

Finansijski analitičari često se bave modeliranjem volatilnosti stopa prinosa neke vrste finansijske aktive. To je veoma važno iz prostog razloga što se volatilnost smatra jednom od mera rizika, a i investitori žele premiju za investiranje u rizičnu aktivu. Banke i druge finansijske institucije primenjuju razne VaR modele da procene rizik. Modeliranje i predviđanje volatilnosti je veoma važan segment investicione analize.

Činjenica da volatilnost prinosa fluktuiira tokom vremena je dobro poznata već duži niz godina. Prvobitno, naglasak je bio na drugom aspektu serije prinosa: utvrđeno je da je njihova marginalna raspodela leptokurtična.⁹⁷ Prinosi se modeliraju kao nezavisno i identično distribuirani tokom vremena. U klasičnim radovima, Mandelbrot (1963) i Mandelbrot i Tejlor (1967) primenjuju tzv. stabilnu Paretovu raspodelu da bi okarakterisali raspodelu prinosa.⁹⁸

⁹⁷ Kada je raspodela više izdužena u odnosu na normalnu raspodelu kažemo da je takva raspodela leptokurtična. Odnosno, ako je koeficijent zaobljenosti (kurtosis) veći od 3 distribucija je leptokurtična i ekstremna kretanja su više verovatna od onih koje pretpostavlja normalna raspodela.

⁹⁸ Timo Terasvirta: "An introduction to univariate GARCH models", Springer, Berlin, 2009.

U ovom delu rada detaljno ćemo objasniti prirodu volatilnosti i pretpostavke na kojima počiva, kada se koristi kao mera rizika ostvarivanja prinosa na investicije. Volatilnost je godišnja standardna devijacija stopa prinosa na investicije. Naročito ćemo se fokusirati na zamke koje nastaju kada se skalira standardna devijacija na godišnjem nivou. Primera radi, volatilnost je mnogo veća kada postoji serijska pozitivna korelacija između prinosa nego kada su prinosi identično i nezavisno raspoređeni. (i.i.d.)⁹⁹

Volatilnosti neke finansijske aktive je godišnja mera disperzije u stohastičkom procesu koja se koristi za modeliranje logaritamskih prinosa.¹⁰⁰ Najčešći mera disperzije oko srednje vrednosti je standardna devijacija σ . Kao što smo ranije naveli, to je dovoljna mera disperzije rizika, kada prinosi imaju normalnu raspodelu.

Disperzija će se povećavati kako se povećava vremenski horizont prinosa. Iz tog razloga se standardna devijacija obično iskazuje na godišnjem nivou, i prikazuje rezultat u procentualnom obliku. Pretpostavimo da se logaritamski prinosi jednog vremenskog perioda generišu iz procesa stacionarne identične i nezavisne raspodele sa srednjom vrednošću μ i standardnom devijacijom σ . Označimo sa r_{ht} logaritamski prinos u narednih h perioda posmatran u vremenu t , odnosno

$$r_{ht} = \Delta_h \ln(P_{t+h}) - \ln(P_t)$$

Poznato je da je logaritamski prinos za h -perioda zbir uzastopnih h logaritamskih prinosa jednog perioda:

$$r_{ht} = \sum_{i=0}^{h-1} r_{t+i}$$

Uzimajući srednje vrednosti i varijanse i uz konstantaciju da je kovarijansa između slučajnih promenljivih 0 kada su nezavisne, imamo

$$E(r_{ht}) = h\mu \text{ i } V(r_{ht}) = h\sigma^2$$

Dakle, standardna devijacija logaritamskih prinosa za h -perioda jednaka je $\sqrt{h}$ puta standardna devijacija logaritamskih prinosa jednog perioda. Iz očiglednih razloga to se naziva

⁹⁹Eng. Identically independent distribution

¹⁰⁰ Carol Alexander: „Practical financial econometrics“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008., str. 89

pravilo kvadratnog korena iz vremena. Standardna devijacija na godišnjem nivou se zove godišnja volatilnost, ili jednostavno volatilnost. Često se pretpostavlja da su uzastopni prinosi međusobno nezavisni, tako da će se varijansa logaritamskog prinosa za h -perioda povećati sa h . U ovom slučaju mi možemo konvertovati rizik i prinos na godišnj nivo tako što ih pomnožimo sa konstantom koja se zove anuelizovani faktor A . Na primer, A je jednako 12 ako su prinosi *i.i.d.* i mereni na mesečnoj bazi. Znajući anuelizovani faktor, možemo konvertovati očekivani prinos, varijansu i standardnu devijaciju *i.i.d.* prinosa na godišnji nivo koristeći sledeće formule:

$$\text{anuelizovani prinos} = A\mu$$

$$\text{anuelizovana varijansa} = A\sigma^2$$

$$\text{anuelizovana standardna devijacija} = \sqrt{A}\sigma$$

Medjutim, gore navedena konverzija varijanse i standardne devijacije primenjuje se samo u slučaju kada su prinosi identično i nezavisno distribuirani.

Pretpostavka da su prinosi jednog perioda identično i nezavisno distribuirani implicira da je volatilnost konstantna. Ovo sledi konstataciju, ako je anuelizovani faktor logaritamskih prinosa jednog perioda A , onda je anuelizovani faktor za logaritamskie prinose h perioda A/h . Uzmimo da je standardnu devijaciju $\log$ prinosa jednog perioda σ . Tada je volatilnost $\log$ prinosa $\sigma\sqrt{A}$, a pošto *i.i.d.* pretpostavka podrazumeva da je standardna devijacija logaritamskih prinosa h perioda $\sigma\sqrt{h}$, volatilnost $\log$ prinosa h perioda je $\sigma\sqrt{h} * \sqrt{A/h} = \sigma\sqrt{A}$.

Drugim rečima, pretpostavka *i.i.d.* prinosa ne samo da podrazumeva pravilo kvadratnog korena iz vremena, već i ukazuje da je volatilnost konstanta. Proces konstantne volatilnosti je osnovna pretpostavka za Black-Scholes-Merton model vrednovanja opcija, jer je zasnovan na geometrijskoj dinamici Braunovog kretanja cena. U diskretnom vremenu pretpostavka konstantne volatilnosti je oblik pokretnog proseka statističke volatilnosti i modela korelacije.¹⁰¹

Ali u praksi nije realna pretpostavka da se prinosi generišu iz procesa identične i nezavisne raspodele. Mnogi modeli izostavljaju ovu pretpostavku, uključujući i stohastički

¹⁰¹ Carol Alexander: „Practical financial econometrics“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008., str. 92.

model volatilnosti cene opcija i GARCH statistički model volatilnosti. Ipak anuelizovanje standardne devijacije, koje je prethodno opisano, je postalo tržišna konvencija za iskazivanje volatilnosti. Primenjuje se u svakoj proceni ili prognozi standardne devijacije, bez obzira da li je zasnovano na pretpostavci **i.i.d.** prinosa.

Pretpostavimo da odbacimo pretpostavku da su prinosi jednog perioda identično i nezavisno distribuirani i umesto toga pretpostavimo da među njima postoji neka pozitivna (ili negativna) autokorelacija.¹⁰² Konkretno, pretpostavimo da prinosi poseduju stacionarnu AR (1) autoregresivnu zastupljenost, odnosno

$$r_t = \alpha + \rho r_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim i.i.d. (0, \sigma^2), |\rho| < 1$$

gde je r_t dnevni logaritamski prinos u trenutku t i ρ je autokorelacija, odnosno korelacija između susednih prinosa.¹⁰³ U AR (1) modelu korelacija između prinosa dva odvojena perioda je ρ^2 ili, uopšteno, korelacija između prinosa h odvojenih perioda je ρ^h .

Prisetimo se da logaritamski prinos za h -perioda možemo napisati kao zbir uzastopnih h logaritamskih prinosa jednog perioda:

$$r_{ht} = \sum_{i=0}^{h-1} r_{t+i}$$

Autokorelacija ne utiče na očekivani prinos za h perioda, ali utiče na njegovu standardnu devijaciju. Po AR (1) modelu varijansa logaritamskih prinosa za h perioda je

$$V(r_{ht}) = \sum_{i=0}^{h-1} V(r_{t+i}) + 2 \sum_{i \neq j}^{h-1} Cov(r_{t+i}, r_{t+j}) = \sigma^2 (h + 2 \sum_{i=1}^{h-1} (h-i) \rho^i)$$

Ako upotrebimo identitet

$$\sum_{i=1}^n (n-i+1)x^i = \frac{x}{(1-x)^2} [n(1-x) - x(1-x^n)], \quad |x| < 1$$

i u njemu zamenimo $x = \rho$ i $n=h$, dobijamo

¹⁰² Pozitivna autokorelacija dovodi do procene veće volatilnosti, dok negativna autokorelacija dovodi do niže procene volatilnosti, u poređenju sa procesom identične i nezavisne procene.

¹⁰³ Alternativni termin za autokorelaciju je serijska korelacija.

$$V(r_{ht}) = h + 2 \frac{\varrho}{(1 - \varrho)^2} [(h - 1)(1 - \varrho) - \varrho(1 - \varrho^{h-1})]$$

Tako smo dokazali da kada su prinosi autokorelisani sa koeficijentom autokorelacije prvog reda ϱ onda faktor skaliranja za standardnu devijaciju, da bi je pretvorio u volatilnost, nije $\sqrt{h}$, već

$$AR(1) \text{ faktor skaliranja} = \left(h + 2 \frac{\varrho}{(1 - \varrho)^2} [(h - 1)(1 - \varrho) - \varrho(1 - \varrho^{h-1})] \right)^{1/2}$$

Da bi bolje razumeli ovu činjenicu ilustrovaćemo primer utvrđivanja volatilnosti hipotetičkog investicionog fonda XYZ.

Mesečni prinosi investicionog fonda XYZ imali su u poslednje tri godine standardnu devijaciju od 5%. Pretpostavimo da prinosi imaju identičnu i nezavisnu raspodelu. Koja je procena volatilnosti? Sada pretpostavimo da su prinosi izgladeni pre nego što su dostavljeni investitorima. U stvari, prinosi su autokorelisani i autokorelacija iznosi 0,25. Koja je procena volatilnosti sada?

Ako pretpostavimo da su prinosi identični i nezavisno distribuirani, onda radimo uobičajenu anelizaciju. Uzimamo standardnu devijaciju mesečnih prinosa i množimo je sa kvadratnim korenom iz 12 i tako dobijamo procenu volatilnosti:

$$\hat{\sigma} = 5\% \times \sqrt{12} = 17,32\%$$

Ali ako upotrebimo informaciju o postojanju autokorelacije procena naše volatilnosti biće znatno veća od prethodno dobijene. U stvari, kad je $h = 12$ i $\varrho = 0,25$, faktor skaliranja je $\sqrt{19,11}$, a ne $\sqrt{12}$ i procena volatilnosti je sada

$$\hat{\sigma} = 5\% \times \sqrt{19,11} = 21,86\%$$

Pretpostavka o identičnoj i nezavisnoj distribuciji se često pravi, pa čak i kada nije garantovana. Na primer, investicioni fondovi obično uskladjuju njihove objavljene prinose, a gore navedeni primer, pokazuje da ignorisanje toga može dovesti do ozbiljnih pogrešnih procena prave volatilnosti i automatskoj izloženosti ostvarivanju znatno većih gubitka, kao i većem stepenu rizika.

2.5. Volatilnost i tržište kapitala

Volatilnost igra veoma važnu ulogu na svakom finansijskom tržištu širom sveta. Precizno predviđanje volatilnosti je od suštinskog značaja za modele procene vrednosti kapitala i derivata i druge finansijske aplikacije. Cilj svakog modela volatilnosti je da bude u stanju da prognozira volatilnost. U istraživačkom delu radu ćemo ispitati sposobnost predviđanja volatilnosti pomoću dva široko rasprostranjena modela volatilnosti vremenskih serija kao što su, model Generalizovane Autoregresivne Uslovne Heteroskedastičnosti (GARCH) i RiskMetrics model Eksponencijalno ponderisaniog pokretnog proseka (EWMA). Karakteristike ovih modela volatilnosti ćemo istražiti putem empirijskog istraživanja koristeći se podacima Standard & Poors 500 indeksa, Belex 15, Crobex, Sofix i SBITOP indeksa.

Volatilnost je postala ključna reč nedavne finansijske krize. Zanimljivo je napomenuti da je volatilnost više od puke mere nivoa neizvesnosti koja vlada na finansijskim tržištima. U stvari, tokom poslednjih nekoliko godina volatilnost je postala nova klasa aktive za investitore koji žele da diverzifikuju svoju portfolio strategiju. Zbog svoje složenosti, volatilnost nudi širok spektar investicionih mogućnosti. Za institucionalne investitore, sa volatilnošću se može trgovati u formi listiranih i OTC derivata, posebno na S&P 500, Euro Stoxx 50, FTSE 100, DAX, SMI i Nikkei indeksa.

Pre razmatranja različitih VaR metoda za merenje rizika, važno je razumeti neke osnovne karakteristične osobine volatilnosti:¹⁰⁴

1. volatilnost pokazuje svojstvo poznato kao „vraćanje sredini“ na duži rok, odnosno volatilnost ne može da poraste na proizvoljno nizak ili visok nivo, ali teži ka srednjem nivou u dužem vremenskom periodu;
2. volatilnost ne pokazuje dugoročne trendove rasta kao što je to slučaj sa kretanjem cena akcija, već obično pokazuje periode visoke volatilnosti koja se dešava u kratkom vremenskom periodu, a zatim pokazuje trend povratka na dugoročni srednji nivo. Matematički gledano to je zbog svojstva heteroskedastičnosti prinosa na akcije,

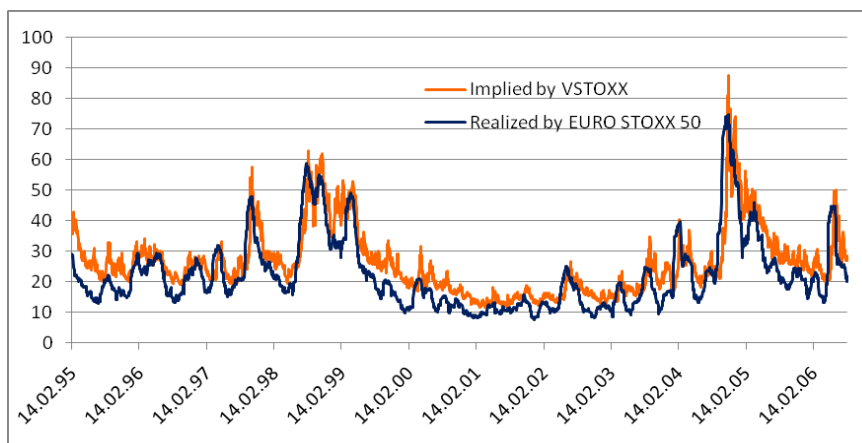
¹⁰⁴ Sergio M. Focardi, Frank J. Fabozzi: “The Mathematics of Financial Modeling and Investment Management”, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2004.

odnosno prinosi na akcije su stohastički procesi sa varijansom osnovne raspodele verovatnoće koja varira tokom vremena.

3. volatilnost je obično visoka, kada su tržišta kapitala u pada i obrnuto, odnosno postoji negativna korelacija između volatilnosti i kretanja na tržištu kapitala
4. U proseku, implicirana volatilnost ima tendenciju da bude veća od realizovane volatilnosti. Ekonomski gledano, to je zato što investitori kupujući zaštitu u vidu opcija za svoje portfelje moraju da plate premiju rizika.

Grafik 2.1. ilustruje osobinu 1, 2 and 4, dok je svojstvo volatilnosti pod brojem 3 prikazano na Grafiku 2.2.

Grafik 2. 1. - Legirana implicirana volatilnost merena VSTOXX-om naspram realizovane volatilnosti EURO STOXX 50 indeksa

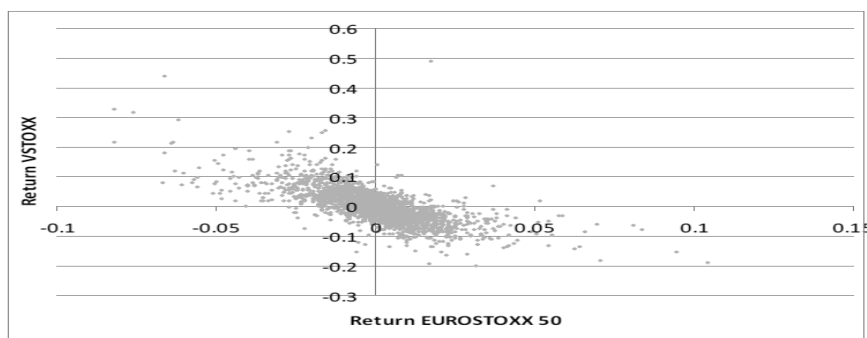


Izvor: www.stoxx.com

Posmatranjem grafika 2.1., naziru se dva aspekta koja su vredna pomena. Prvo, volatilnost teži da povremeno skoči na visok nivo i potom pokazuje povratak sredini tokom određenog vremenskog perioda. Drugo, u proseku implicirana volatilnost prevazilazi ostvarenu volatilnost.

Očigledna negativna korelacija između volatilnosti i tržišta kapitala može se objasniti činjenicom da tokom tržišnih turbulencija većina investitora kupuje zaštitu za svoje portfelje, gurajući tako cene opcija i samim tim implicirana volatilnost raste. Ovo takođe objašnjava zašto se indeksi volatilnosti često navode kao *benčmark* za procenu stepena neizvesnosti koja preovlađuje na odgovarajućem finansijskom tržištu.

Grafik 2. 2. - Korelacija dnevnih prinosa VSTOXX vs. EUROSTOXX 50



Izvor: www.stoxx.com

Dnevne stope prinosa između indeksa VSTOXX i EUROSTOXX 50 imaju korelaciju u iznosu od -0,72.

Alternativo fundamentalno objašnjenje za negativnu korelaciju između tržišta kapitala i volatilnosti zasniva se na tzv. efektu leveridža: pad vrednosti kapitala kompanije rezultira u povećanju leveridža kompanije, čini kapital rizičnijim i samim tim se povećava volatilnost cena akcija.

Na osnovu do sada navedenog, možemo zaključiti da u fazama tržišne neizvesnosti, dnevni skokovi i padovi na svetskim berzama su kao živa u termometru. Međutim, umesto merenja situacije na tržištima na bazi njihovih odgovarajućih tržišnih stopa, iskusni investitori uzimaju u obzir tržišnu volatilnost. U portfolio teoriji, volatilnost se smatra ključnim faktorom za utvrđivanje rizika investicije. To je zato što meri stopu fluktuacije oko prosečne vrednosti i raste zajedno sa povećanjem nesigurnosti na tržištu. Oni koji žele da utvrde rizik investicije ili steknu osećaj za tržišno očekivanje, moraju iz bližeg ugla da sagledaju volatilnost - koja se danas sve češće izračunava pomoću određenih indeksa.

U osnovi, moramo napraviti razliku između istorijske i prognozirane, odnosno implicirane, volatilnosti. Istorijsku volatilnost je lako izračunati, na osnovu stvarnih tržišnih oscilacija. Slično ideji da performanse iz prošlosti nisu presudan kriterijum za buduće prinose, istorijska volatilnost daje malo informacija o očekivanom riziku. U tom slučaju, implicirana volatilnost ima znatno veći značaj i zasniva se na Blek-Šolsovoj teoriji vrednovanja opcija.

2.6. Stilizovane činjenice o prinosima finansijske aktive

Sada ćemo razmotriti sledeću listu takozvanih „stilizovanih činjenica“¹⁰⁵ ili tendencija koje se primenjuju na većinu prinosa neke od finansijske aktive, kako bi olakšali razumevanje predviđanja i modeliranja volatilnosti, koje ćemo obraditi u nastavku rada.

Koristićemo dnevne kontinuelne stope prinosa indeksa S&P 500 od 1. januara 2001, do 31. decembra 2010., kako bi ilustrovali svaku od karakteristika.

Kada posmatramo dinamiku promene vrednosti finansijskih instrumenata umesto kretanja njihovih cena ili apsolutnih vrednosti promena njihovih cena, u finansijskim analizama se koristi stopa prinosa, i to kontinuelna stopa prinosa.

Neka je data vrednost nekog sredstva u vremenskoj jedinici $t=0$: X_0 , i neka X_t označava vrednost sredstva u vremenskoj jedinici t zajedno sa prinosom ostvarenim u vremenu od $t-1$ do t . Prosta stopa prinosa je količnik prinosa u narednoj jedinici vremena u odnosu na baznu vremensku jedinicu:

$$R'_t = \frac{X_t - X_{t-1}}{X_{t-1}} = \frac{\Delta X_t}{X_{t-1}}$$

Kontinuelna stopa prinosa je prirodni logaritam količnika tekuće i prethodne vrednosti:

$$R_t = \ln\left(\frac{X_t}{X_{t-1}}\right) = \ln(X_t) - \ln(X_{t-1})$$

U slučaju „malih“ promena dve stope su približno jednake, međutim, prednost kontinuelne stope je u tome da se prostim sabiranjem stopa uzastopnih vremenskih jedinica dobija kontinuelna stopa za ukupan vremenski period. Logaritmi prinosa se koriste zbog teorijskih i tehničkih razloga. Empirijski gledano, veća je verovatnoća da će logaritmovane vrednosti biti normalno distribuirane što je jedan od preduslova većine standardnih statističkih tehnika. Istovremeno, logaritmovane vrednosti je analitički jednostavnije pratiti u različitim periodima.

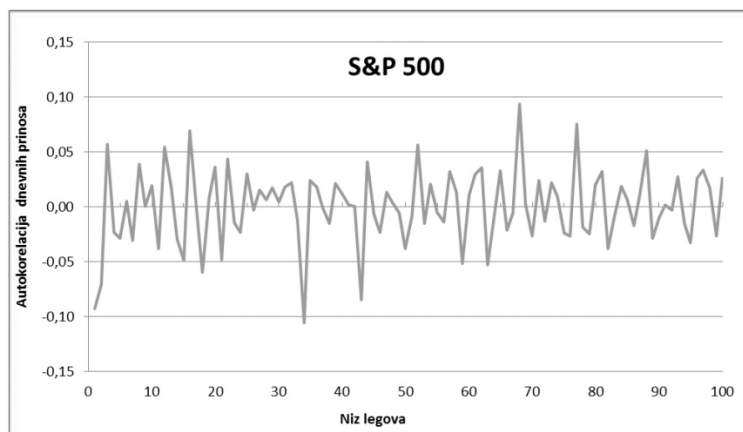
Dnevni prinosi indeksa S&P 500 za posmatrani period imaju veoma malu autokorelaciju. Možemo napisati da je

$$\text{Corr}(R_{t+1}, R_{t+1-\tau}) \approx 0, \quad \text{za } \tau = 1, 2, 3, \dots, 100$$

¹⁰⁵ Engl. “stylized facts” – u ekonomskoj nauci predstavlja jednostavnu prezentaciju empirijskih nalaza

Drugim rečima, skoro je nemoguće predvideti prinose na osnovu njihovog kretanja u prošlosti. Grafik 2.3. prikazuje korelaciju dnevnih prinosa indeksa S&P 500 sa legiranim prinosima od 1 do 100 dana.

Grafik 2. 3. - Autokorelacija dnevnih prinosa S&P 500 od 1. januara 2001. do 31. decembra 2010.



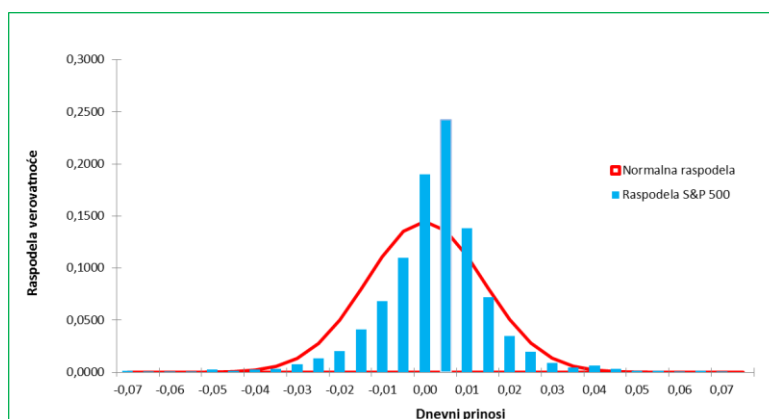
Izvor: Obrada autora

Napomena: Grafik prikazuje autokorelaciju dnevnih prinosa indeksa S&P 500 od 1.januara 2001. do 31.decembra 2010. godine. Niz legova na horizontalnoj osi odnosi se na broj dana izmedju prinosa i legiranog prinosa za posebnu autokorelaciju.

Ovo ćemo uzeti kao dokaz da je uslovna srednja vrednost prinosa otprilike konstantna. Bezuslovna raspodela dnevnih prinosa ne sledi normalnu raspodelu.

Grafik 2.4. prikazuje histogram dnevnih prinosa indeksa S&P 500, kao i normalnu raspodelu.

Grafik 2. 4. - Histogram raspodele dnevnih prinosa indeksa S&P 500 i normalna raspodela od 1. januara 2001. do 31. decembra 2010.



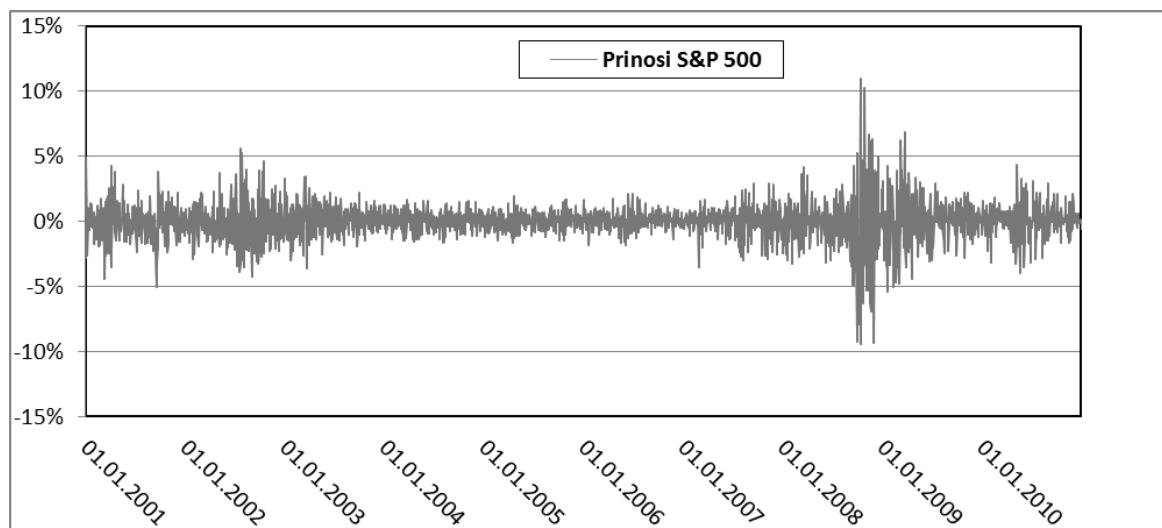
Izvor: Obrada autora

Napomena: Za konstrukciju histograma u MS Excelu, koji je prikazan plavim „barovima“, korišćeni su dnevni prinosi S&P 500 indeksa od 1.januara 2001. do 31.decembra 2010. godine. Normalna raspodela sa istom sredinom i standardnom devijacijom kao aktuelni prinosi prikazana je crvenom linijom.

Primećujemo da je histogram više izdužen oko nule u odnosu na normalnu raspodelu. Dnevni prinosi ispoljavaju više pozitivnih malih prinosa i manje negativnih malih prinosa nego što je slučaj kod normalne raspodele. Iako histogram nije idealan grafički alat za analizu ekstremnih događaja, ekstremni prinosi su takodje češće prisutni kod dnevnih prinosa nego kod normalne raspodele. Možemo zaključiti da raspodela dnevnih prinosa indeksa S&P 500 ima zadebljane repove. Debeli repovi znače veću verovatnoću nastanka velikih gubitaka (i dobitaka) nego što bi nam sugerisala normalna distribucija. Adekvatno uočavanje ovih debelih repova od ključnog je značaja za proces upravljanja rizikom i samo modeliranje rizika. Čak i nakon standardizacije prinosa pomoću vremenski promenljivih mera volatilnosti, oni još uvek imaju deblje repove nego normalna raspodela.

Berze povremeno pokazuju veoma velike padove, ali ne i jednake velike skokove. Shodno tome, raspodela prinosa je asimetrična ili negativno iskošena. Standardna devijacija prinosa u potpunosti dominira nad sredinom prinosa kod kratkih vremenskih horizonata, kao što su npr. dnevne stope prinosa. Nije moguće statistički odbaciti nultu srednju vrednost prinosa. S&P 500 je imao srednji dnevni prinos u iznosu od 0.0056% i dnevnu standardnu devijaciju od 1.3771% u posmatranom vremenskom periodu.

Grafik 2. 5. - Dnevi prinosi indeksa S&P 500 od 1. januara 2001. do 31. decembra 2010.

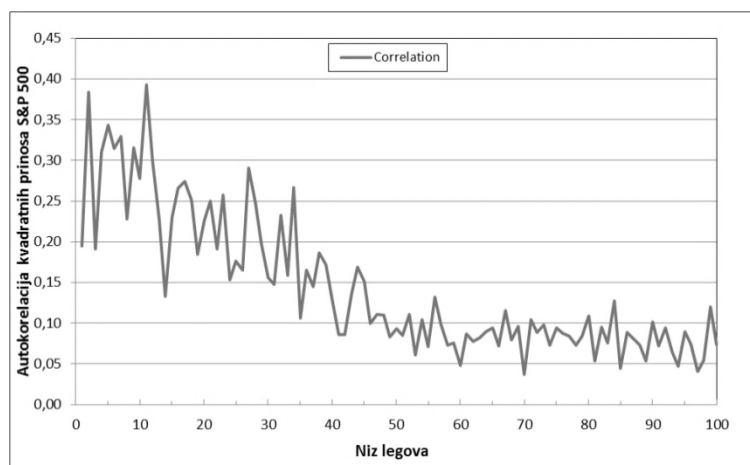


Izvor: Obrada autora

Varijansa, merena, na primer, kvadratnim prinosima, prikazuje pozitivnu autokorelaciju. Ovo je naročito evidentno kod kratkih vremenskih horizonata, kao što su dnevne ili nedeljne vrednosti. Grafik 2.6. prikazuje autokorelaciju kvadratnih prinosa za podatke S & P 500, koja se može izraziti kao

$$\text{Corr}(R_{t+1}^2, R_{t+1-\tau}^2) > 0, \quad \text{za malo } \tau$$

Grafik 2. 6. - Autokorelacija dnevnih kvadratnih prinosa S&P 500 od 1. 1. 2001. do 31. 12. 2010.



Izvor: Izračun autora

Akcije i berzanski indeksi akcija pokazuju negativnu korelaciju između varijanse i prinosa. To se često naziva efekat leveridža, koji proizlazi iz činjenice da će pad cena akcija povećati leveridž preduzeća sve dok dug ostaje konstantan. Ovo povećanje leveridža može objasniti povećanje varijanse koja je u vezi sa padom cena. *Fisher Black* je preko efekta leveridža objasnio tendenciju volatilnosti da više raste sledeći veliki cenovni pad nego sledeći cenovni rast iste apsolutne vrednosti.¹⁰⁶ Za prinose finansijske aktive, negativni šok ima veću uticaj na volatilnost nego pozitivan šok istog intenziteta.

Korelacija između prinosa finansijske aktive je vremenski promenljiva. Važno je napomenuti, da se korelacija između prinosa aktive povećava u veoma volatilnim tržištima koja imaju trend pada, a naročito tokom tržišnih krahova. Ovaj fenomen lako možemo uočiti sa grafikona 2.7., gde su prikazani neki glavni događaji koji jasno ukazuju na skokove korelacije.

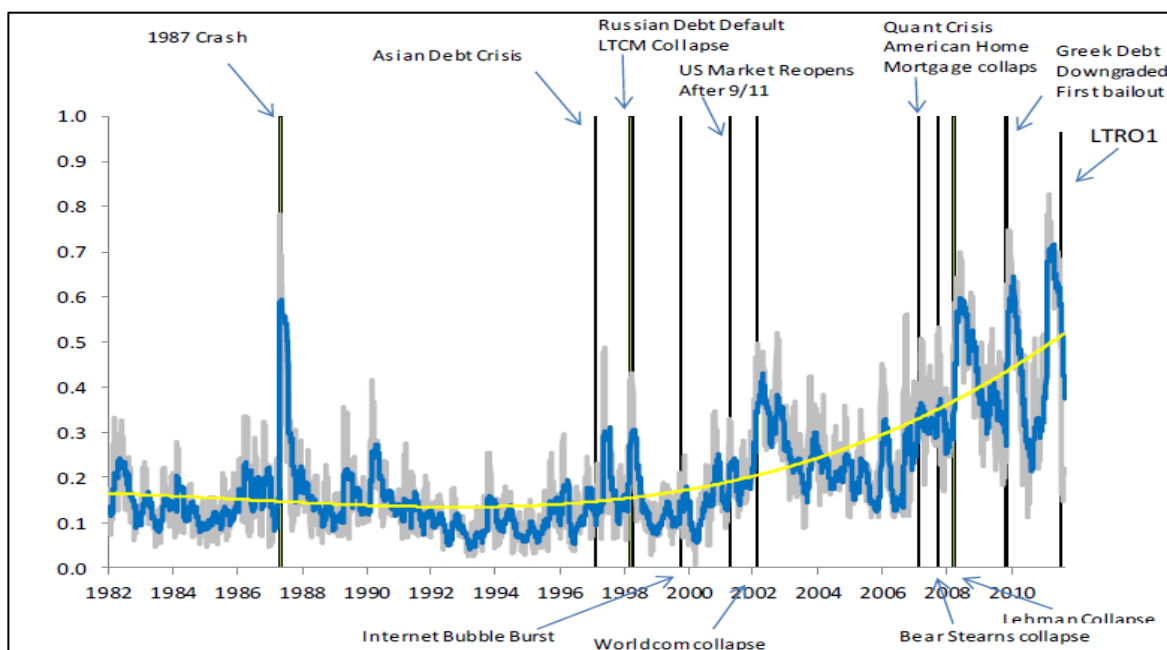
Kako bi dobili tačne prognoze rizika, a na osnovu svega prethodno navedenog možemo izvesti određene smislene zaključke. Model rizika treba da odražava sledeće stilizovane činjenice o dnevnim stopama prinosa na finansijsku aktivu:

- Očekivani dnevni prinosi imaju malu ili nimalo predvidljivost;
- Varijansa dnevnih prinosa u velikoj meri prelazi srednju vrednost;

¹⁰⁶ Black, F.: „Studies of stock prices volatility changes“, Proceedings of the 976 Meeting of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics Section, pp. 177-181., 1976.

- Varijansa dnevnih prinosa je predvidljiva;

Grafik 2. 7. - Glavni događaji koji su povezani sa skokom korelacija



Izvor: Frank Russell, Axioma, Inc.

- Dnevne stope prinosa nemaju normalnu raspodelu;
- Čak i nakon standardizacije dnevnih prinosa pomoću modela dinamičke varijanse, standardizovani dnevni prinosi nisu normalno distribuirani;
- Pozitivne i negativne vrednosti prinosa iste veličine mogu imati različite uticaje na varijansu;
- Korelacije između finansijskih instrumenata su vremenski promenljive;
- Kako se povećava investicioni horizont, raspodela stopa prinosa približava se normalnoj raspodeli.

2.7. Modeliranje volatilnosti

Ranije smo već naveli da volatilnost predstavlja jednu od najčešćih mera rizika. Ali, postoji nekoliko podvrsta volatilnosti. Pokazali smo kako se izračunava jednostavna istorijska volatilnost. Model jednostavne volatilnosti je strukturalna osnova za složenije modele. Postoje dva opšta pristupa za izračunavanje volatilnosti: istorijski i implicitni.

Ako se fokusiramo samo na tri istorijska pristupa (jednostavni, EWMA i GARCH)¹⁰⁷, zajednička su im dva koraka:

1. Izračunavanje niza periodičnih prinosa
2. Primena šeme ponderisanja

Prvi korak je izračunavanje dnevnih periodičnih stopa prinosa hartija od vrednosti. Da bismo izračunali periodične prinose, uzimamo prirodni logaritam poslednje cene podeljene sa sledećom poslednjom cenom, i tako ponavljamo za svaki dan, u zavisnosti od veličine vremenske serije finansijskih podataka. Prinosi se izražavaju kao složena kontinuelna stopa prinosa. Logaritamski prinosi, kao što smo ranije naglasili, predstavljaju konvenciju u oblasti finansija.

Što se tiče drugog koraka, on prvenstveno zavisi od izbora modela koji koristimo i objasnićemo ga u nastavku rada, nakon izlaganja koje je u vezi sa nekim osnovnim karakteristikama finansijskih vremenskih serija.

Mnoga ranija istraživanja koristila su konvencionalne metode (bezuslovna ili konstantna varijansa) za merenje rizika aktive. Ova mera bezuslovne volatilnosti ne uzima u obzir da možda postoji predvidljiv obrazac u kretanju volatilnosti tržišta akcija. Međutim, praksa pokazuje da u slučaju finansijskih podataka koji imaju visoke frekvencije, varijansa nije konstantna tokom vremena. Pristup koji pretpostavlja vremensku konstantnost volatilnosti i vrši projekciju na osnovu volatilnosti iz prošlosti, osim što je uprošćen, nerealističan, on je i opasan, jer zamagljuje investitorovu sliku o riziku sa kojim je suočen. Takođe, mnoge finansijske vremenske serije imaju i niz zajedničkih karakteristika, koje smo izneli na kraju prethodnog podglavlja.¹⁰⁸

Savremena teorija finansija ističe rizik kao glavnu determinantu prinosa. Merton tvrdi da očekivani prinos ima linearnu vezu sa rizikom. Prema njegovom mišljenju, lakše je meriti rizik, definisan kao volatilnosti prinosa, od merenja samih očekivanih prinosa. Mertonova ideja zvuči intuitivno jasna kada se primenjuje na portfolio sastavljen od akcija koji replicira indeks. Međutim, to je diskutabilno kada se primenjuje na globalno diversifikovan portfolio u

¹⁰⁷ Implicitna volatilnost nije predmet analize u ovoj disertaciji

¹⁰⁸ Videti 2.6., str 83.

pozicijama kojima se trguje na potpuno segmentiranim tržišta, kao što je slučaj sa trgovačkim portfeljima finansijskih institucija.¹⁰⁹

Za donošenje odluka na finansijskom tržištu od velike je važnosti informacija o riziku kojem je izložen određeni portfolio hartija od vrednosti. Dobra procena rizika je tzv. volatilnost, koja predstavlja dinamiku kretanja cene akcije u određenom vremenskom periodu. Kako bi dobili dobre i pouzdane modele za procenu rizika, moramo pretpostaviti da je volatilnost vremenski promenljiva, tj. heteroskedastična. Ako znamo kretanje cena akcija npr. tokom proteklih godinu dana, tada možemo za svaki dan izračunati volatilnost. Iz toga možemo odrediti parametre za GARCH proces i proceniti buduće vrednosti volatilnosti. Dobijene vrednosti koristimo kao informaciju o riziku, i na osnovu njih možemo doneti određenu investicionu odluku.

Poznata je činjenica da je većina finansijskih vremenskih serija nestacionarna. U praksi, nestacionarnost je najčešće uzrokovana činjenicom da očekivana vrednost pojave i/ili varijansa nisu konstantne. Zapravo je reč o vremenskim serijama visokih frekvencija, kod kojih su uočene velike varijacije unutar određenih vremenskih perioda. Najčešća mera volatilnosti, kao mera disperzije distribucije verovatnoće, je standardna devijacija posmatrane slučajne varijable. Ako je nestacionarnost vremenske serije posledica promenljivosti očekivane vrednosti, u praksi se ona najčešće uklanja transformacijom serije ili odabirom adekvatnog ARIMA (p, d, q) modela, koristeći na primer *Box–Jenkins*-ovu proceduru.

Međutim, ako je očekivana vrednost serije konstantna, njena varijansa često nije konstantna. Naime, uslovna raspodela slučajne varijable sadrži varijansu koja je promenljiva u vremenu, odnosno varijansu koja je heteroskedastična. Drugim rečima, modeli koji se upotrebljavaju za procenu dnevne volatilnosti pretpostavljaju heteroskedastičnost varijanse reziduala. Predviđanje volatilnosti jedan je od ključnih zadataka većine analiza finansijskih serija. Procena volatilnosti nalazi svoji primenu u VaR analizama, u podešavanju rizika u izboru optimalnog portfolija ili na primer u modeliranju cena opcija. Prema tome, pri analizi neophodno je da definišemo model koji će da objedini osnovne karakteristike finansijskih vremenskih serija kao što smo prethodno zaključili: grupisanje volatilnosti, izražena postojanost, vraćanje na prosečni nivo (*mean reversion*) ili na primer prisustvo uslovne heteroskedastičnosti.

¹⁰⁹ Merton, R.: "On Estimating the Expected Return on the Market: An Exploratory Investigation," Journal of Financial Economics, Vol. 8, 323-361., 1980.

Shodno tome, jedan od ciljeva u empirijskom istraživanju disertacije biće definisanje i estimacija odgovarajućeg modela koji bi na adekvatan način objedinio osnovne karakteristike prinosa i volatilnosti sa analiziranih tržišta, kako bi ga kasnije upotrebili za izračunavanje i ocenu performansi VaR na bazi tako dobijenih modela. (npr. GARCH (1,1) VaR ili EGARCH (1,1) VaR)

Tako je Engle (1982) izumeo ARCH (Autoregresivnu uslovnu heteroskedastičnost) model koji uzima u obzir eksces kurtosis (tj. debele repove u raspodeli) i grupisanje volatilnosti, dve važne karakteristike finansijskih vremenskih serija. On je modelirao uslovnou varijansu kao kvadrat greške regresijskog modela.¹¹⁰ Bollerslev (1986), tretira vremenski promenljivu uslovnu varijansu kao funkciju pokretnih proseka prošlih kvadrata reziduala, i dodao je ARCH modelu legirane vrednosti varijanse, i shodno tome je predložio GARCH model.¹¹¹

Mnoga proširenja jednostavnog GARCH modela su razvijeni u literaturi, kao što su EGARCH model Nelsona (1991)¹¹², asimetrični modeli Glosten-a, Jaganathan-a i Runkle-a (1993) i još mnogo drugih, koji čine familiju GARCH modela. Dakle, volatilnost, koja se objašnjava uslovnom varijansom, prihvaćena je kao jedna od mera rizika u literaturi.

Mogućnost pružanja preciznih prognoza varijanse i kovarijanse prinosa aktive zahvaljujući sposobnosti da budu modelirani kao vremenski promenljiva uslovna varijansa, GARCH modeli se mogu primeniti u različitim oblastima kao što su risk menadžment, portfolio menadžment i alokacija aktive, vrednovanje opcija itd.

U nastavku ćemo ukratko prikazati osnove EWMA i GARCH modela, dok će detaljnija objašnjenja, interpretacije i analiza ovih modela biti predmet u zadnjem delu disertacije, kada ćemo izvršiti implementaciju ovih modela kroz empirijsko istraživanje na realnim tržišnim podacima i varijablama.

¹¹⁰ Engle, R.F.: "Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation" *Econometrica* 50, 1982., str. 987-1007.,

¹¹¹ Bollerslev, T.: "Generalized Autoregressive conditional heteroscedasticity", *Journal of Econometrics* 31, 1986. str. 307-327

¹¹² Nelson, D.B: "Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach", *Econometrica* 59:347-370., 1991.

2.7.1. GARCH modeli i EWMA

Pomoću modela uopštene autoregresivne uslovne heteroskedastičnosti GARCH(1,1) i eksponencijalno ponderisanih pokretnih sredina (EWMA) određuje se uslovna volatilitnost. Ti modeli u osnovi pretpostavljaju da je današnja volatilitnost uslovljena jučerašnjom volatilitnosti. GARCH modeli se prema tome zasnivaju na pretpostavci da se na osnovu prinosa i volatilitnosti iz prethodnih perioda može prognozirati buduća volatilitnost.

Shodno tome, GARCH se može okarakterisati kao tehnika modeliranja finansijskih vremenskih serija, koja koristeći se prošlim vrednostima varijansi i prošlim predviđanjima varijanse, predviđa vrednosti varijanse u budućnosti. Model pretpostavlja ponderisani prosek kvadrata reziduala iz prošlosti, pri čemu opadajuća vrednost pondera za podatke u prošlosti ne dostiže vrednost nula. Najčešće primenjivana specifikacija GARCH modela afirmisala je predviđanje varijanse u narednom periodu pomoću ponderisanog proseka dugoročnog kretanja varijanse, varijanse predviđene za tekući period i nove informacije sadržane u kvadratu reziduala poslednje opservacije.¹¹³

Osnovna ideja GARCH modela je razlikovanje uslovne i nezavisne varijanse inovacionog procesa (ε_t). Termin uslovna govori o eksplicitnoj zavisnosti od prošlih operacija, dok se nezavisnost varijanse odnosi na nepostojanje eksplicitnog znanja o prošlosti koje bi značajno uticala na dugoročna ponašanja u budućnosti.

Uslovna varijansa, prema GARCH modelu, ima autoregresivnu strukturu i pozitivnu korelisanost sa prošlim vrednostima. Stoga se uslovna varijansa GARCH modela (σ_t – standardna devijacija u trenutku t) definiše kao funkcija odsečka (α_0 – konstantni član), šoka iz prethodnog perioda (α_1 – parametar koji određuje koliko jako promena prinosa utiče na volatilitnost) i varijanse iz prethodnog perioda (β – parametar koji određuje promenu volatilitnosti u vremenu).¹¹⁴

Najpoznatiji model iz porodice GARCH modela je GARCH (1,1) model koji sadašnju volatilitnost povezuje sa volatilnošću iz prethodnog perioda, kao i sa kvadratom prinosa:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2, \quad 0 \leq \alpha_1, \beta_1 \leq 1, (\alpha_1 + \beta_1) < 1.$$

¹¹³ Basel M. A. Awartani, Valentina Corradi: “Predicting the volatility of the S&P-500 stock index via GARCH models: the role of asymmetries”, International Journal of Forecasting 21, Elsevier, 2005., str. 167-183

¹¹⁴ Tsay, Ruey S.: “Analysis of Financial Time Series”, John Wiley & SONS, New Yersey, 2005., str. 93.

Dakle, uslovna varijansa se predviđa na osnovu prošlih predviđanja varijanse (σ_{t-1}^2) i realizacija same varijanse u prošlosti (a_{t-1}^2), pri čemu je $a_t = \sigma_t \times \varepsilon_t$.

Jednačina iznad matematički prikazuje i fenomen grupisanja volatilnosti, kada veliki poremećaji bilo kog znaka, imaju tendenciju postojanosti i uticaja na predviđanja volatilnosti.

Oznaka (1,1) u GARCH(1,1) modelu je standardna notacija, u kojoj prvi broj označava broj uključenih autoregresionih lagova, odnosno ARCH članove jednakosti, dok se drugi broj odnosi na broj uključenih lagova pokretnih proseka i predstavlja broj GARCH članova u jednakosti.¹¹⁵ Da bismo obezbedili ograničenost i pozitivnost nezavisne varijanse uvodimo ograničenja na parametre: $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 + \beta_1 < 1$. Pored toga, potrebno je da ograničimo moguće vrednosti GARCH parametara tako da uslovna varijansa uvek bude pozitivna.

Uslov stabilnosti GARCH (1,1) procesa je:¹¹⁶

$$0 \leq \alpha_1, \beta_1 \leq 1, (\alpha_1 + \beta_1) < 1.$$

Odsečak (α_0) je jednak γV_L pri čemu je V_L prosečna dugoročna varijansa. Iz toga možemo napisati izraz:

$$\gamma + \alpha_1 + \beta_1 = 1$$

Prosečna varijansa u dugom roku može se izraziti na sledeći način:

$$V_L = \frac{\gamma}{1 - \alpha_1 - \beta_1}$$

Dugoročna prosečna varijansa (V_L) u suštini predstavlja nivo na koji se varijansa vraća na prosečnu vrednost (engl. *mean-reverting*).

S obzirom na navedene zamene parametara jednačina za GARCH(1,1) može da se iskaže i kao:¹¹⁷

¹¹⁵ Bollerslev, T.: "Generalized Autoregressive conditional heteroscedasticity", Journal of Econometrics 31, 1986. str. 307-327

¹¹⁶ Carol Alexander: "Market models – A Guide to Financial Data Analysis", John Wiley & Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate, Chichester, England, 2003., str. 72-75

¹¹⁷ Tsay, Ruey S.: "Analysis of Financial Time Series", John Wiley & SONS, New Yersey, 2005., str. 93-95.

$$\sigma_t^2 = \gamma V_L + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

Prema tome, GARCH(1,1) ima ukupno 3 faktora koji ga određuju. Svaki od njih je faktor ponderisanja koji se respektivno množe sa varijansom u dugom roku, kvadriranim prinosom ostvarenim prethodnog dana (odnosno pojedinačnim lagiranim kvadriranim prinosom) i ostvarenom varijansom prethodnog dana (pojedinačnom lagiranom varijansom).

Na osnovu prethodnih obrazaca možemo da zaključimo da se prosečna varijansa povećava sa povećanjem odsečka, uslovne varijanse i varijanse iz prethodnog perioda.

Parametri u GARCH modelu se najčešće ocenjuju metodom maksimalne verodostojnosti (engl. *maximum-likelihood*¹¹⁸) koji uključuje iterativnu proceduru da bi se odredile vrednosti parametara maksimizirajući funkciju verodostojnosti. Metoda maksimalne verodostojnosti predstavlja metodu izbora jedne vrednosti parametara modela kao ocene parametara, ali tako da funkcija verodostojnosti ima što je moguće veću vrednost.

Procedura ocenjivanja parametara zasnovana na maksimizaciji funkcije verodostojnosti pretpostavlja da je raspodela za ε_t , $t=1,2 \dots$ takva da sve slučajne promenljive imaju isto očekivanje i disperziju i da su međusobno nezavisne. Neka je L verovatnoća da se uz date parametre α , β i α_0 dogodi određena vremenska serija prinosa. U obrnutom slučaju, parametre možemo pronaći ako nađemo maksimum funkcije L , uz ograničenja koja smo prethodno postavili. Maksimizacija funkcije L po parametrima modela vrši se pomoću numeričkog algoritma za traženje maksimuma funkcije uz zadate uslove na parametre.¹¹⁹ U nastavku je prikazana jednačina za funkciju verodostojnosti, koju ćemo koristiti u empirijskom istraživanju prilikom određivanja optimalnih parametara za GARCH modele.

$$L = \sum_{i=1}^T \left[-\ln \sqrt{2\pi} - \frac{1}{2} \frac{\eta_i^2}{\sigma_i^2(\alpha, \beta, \omega)} - \frac{1}{2} \ln \sigma_i^2(\alpha, \beta, \omega) \right]$$

Primer modeliranja volatilnosti S&P 500 indeksa pomoću GARCH(1,1) modela u Ekselu prikazana je na slici 2.1.

¹¹⁸ Maksimizaciju funkcije verodostojnosti u istraživačkom delu rada kod ocene parametara GARCH modela radićemo pomoću SOLVERA u MS Excelu.

¹¹⁹ Carol Alexander: "Market models – A Guide to Financial Data Analysis", John Wiley & Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate, Chichester, England, 2003., str. 94-95

Model volatilnosti eksponencijalno ponderisanih pokretnih proseka ili EWMA¹²⁰, predstavlja proširenje koncepta istorijske jednostavne volatilnosti, u smislu da se veći značaj pridaje kasnijim u odnosu na ranije stope prinosa. Kod jednostavne istorijske volatilnosti imamo šemu jednakog ponderisanja i može se predstaviti formulom:

$$\sigma_n^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m u_{n-i}^2$$

Dakle, jednostavna varijansa je prosta aritmetička sredina kvadriranih stopa prinosa. Drugim rečima, svakom kvadriranom prinosu se daje jednak ponder α ($\alpha = 1/m$). Dakle, glavni nedostatak ovog pristupa merenja volatilnosti je u tome što svi prinosi nose isti ponder. Na primer, jučerašnji (najkasniji) prinos nema više uticaja na varijansu od prinosa iz prošlog meseca. Ovaj problem se upravo rešava pomoću EWMA modela.

Slika 2. 1. - Modeliranje volatilnosti S&P 500 indeksa pomoću GARCH(1,1) modela sa pretpostavkom normalne raspodele

H39									
A	B	C	D	E	F	G	H	J	K
GARCH(1,1) S&P 500 Index - Podaci 1/10/02 to 1/10/12									
	S&P500	Log	Kvadrirani		Maximum			S.D. 95%	
Datum	Index	Prinosi	Log Prinosi	GARCH(1,1)	Likelihood	GARCH Parametri			
	[A]	[B = LN(A/Lag(A))]	[C = B^2]	[D = $\alpha_0 + \alpha_1 * \text{Lag}(D) + \beta * \text{Lag}(C)$]	[E = $(-0.5 * \text{LN}(2 * \pi) - 0.5 * \text{LN}(D) - 0.5 * (C/D))$]		[F = 2 x SQRT(D)]	[G = -2 x SQRT(D)]	
10.01.02	847,91					$\alpha_0 =$	0,0000011872		
10.02.02	827,91	-2,39%	0,0570%	0,0075%	0,038098	$\alpha_1 =$	0,0583111896	1,73%	-1,73%
10.03.02	818,95	-1,09%	0,0118%	0,0104%	3,097280	$\beta_1 =$	0,9243179628	2,04%	-2,04%
10.04.02	800,58	-2,27%	0,0515%	0,000104	1,194163	persistence=	0,9826291524	2,04%	-2,04%
10.07.02	785,28	-1,93%	0,0372%	0,000127	2,104025			2,26%	-2,26%
10.08.02	798,55	1,68%	0,0281%	0,000141	2,517541	Ukupna MLE=	4,304,11	2,37%	-2,37%
10.09.02	776,76	-2,77%	0,0765%	0,000148	0,898594			2,43%	-2,43%
10.10.02	803,92	3,44%	0,1181%	0,000182	0,145460			2,70%	-2,70%
10.11.02	835,32	3,83%	0,1468%	0,000239	0,174107			3,09%	-3,09%
10.14.02	841,44	0,73%	0,0053%	0,000307	3,038265			3,51%	-3,51%
10.15.02	881,27	4,62%	0,2139%	0,000288	-0,552930			3,40%	-3,40%
10.16.02	860,02	-2,44%	0,0596%	0,000392	2,243533			3,96%	-3,96%
10.17.02	879,20	2,21%	0,0487%	0,000399	2,384582			3,99%	-3,99%
10.18.02	884,39	0,59%	0,0035%	0,000398	2,952062			3,99%	-3,99%
10.21.02	899,72	1,72%	0,0295%	0,000371	2,632658			3,85%	-3,85%
10.22.02	890,16	-1,07%	0,0114%	0,000361	2,885932			3,80%	-3,80%
10.23.02	896,14	0,67%	0,0045%	0,000342	3,005993			3,70%	-3,70%
10.24.02	882,50	-1,53%	0,0235%	0,000320	2,737148			3,58%	-3,58%
10.25.02	897,65	1,70%	0,0290%	0,000311	2,653168			3,52%	-3,52%
10.28.02	890,23	-0,83%	0,0069%	0,000305	3,015577			3,49%	-3,49%
GARCH Returns									

Izvor: Obrada autora

EWMA se može predstaviti sa sledećom formulom:

¹²⁰ Exponentially Weighted Moving Average Model

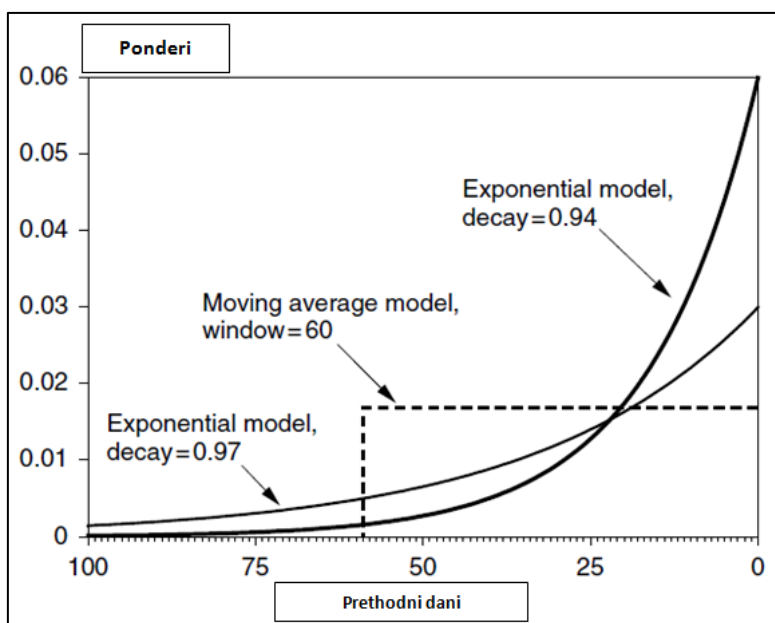
$$\sigma_n^2 = \lambda \sigma_{n-1}^2 + (1 - \lambda) u_{n-1}^2$$

gde je σ_n^2 ocena varijanse u vremenskoj jedinici n , u_{n-1}^2 je kvadrirana stopa prinosa. Koeficijent slabljenja jačine uticaja prethodnih vrednosti je označen sa λ , čija se vrednost može dobiti ocenom¹²¹, dok se najčešće u istraživanjima koristi konstantna vrednost $\lambda = 0,94$.¹²²

Lambda parametar dakle mora uvek biti manji od jedinice. Ako je lambda 94%, onda se preostali ponder od 6% pripisuje jučerašnjem (odnosno najkasnijem) kvadriranom prinosu.

Na grafiku 2.8. možemo videti prikazane pondere koji se dodeljuju za prošle opservacije. Za vrednost $\lambda = 0,94$, ponderi opadaju znatno brže, padajući na vrednost ispod 0,00012 za podatke starije od 100 dana. Za vrednost $\lambda = 0,97$, ponderi opadaju sporije. Radi poredjenja, model pokretnih sredina ima fiksni prozor, sa jednakim ponderima u okviru prozora, ali ako je izvan okvira, ponderi uzimaju vrednost 0.

Grafik 2. 8. - EWMA ponderi za prethodne opservacije



Izvor: Jorion Philippe: "Financial risk manager handbook", 2nd edition, John Wiley & Sons, New Jersey, 2003., str. 366.

¹²¹ U zadnjem delu rada pomoću RMSE funkcije utvrdićemo optimalne lambda faktore za sva tržišta akcija koja će biti predmet istraživanja kod modeliranja volatilnosti EWMA modelom

¹²² Na primer, RiskMetrics™ koristi lambda od 0.94 ili 94%. U tom slučaju, najskoriji kvadrirani periodični prinos se ponderiše sa $(1-0.94)(0.94)0 = 6\%$. Sledeći kvadrirani prinos je jednostavno lambda pomnožena sa prethodnim ponderom (6% puta $94\% = 5.64\%$). Treći po redu dan imaće ponder jednak $(1-0.94)(0.94)^2 = 5.30\%$.

Možemo zaključiti da metoda eksponencijalno ponderisanih pokretnih proseka (EWMA) snažnije naglašava zadnje događaje korišćenjem eksponencijalno ponderisanih pokretnih proseka ostvarenih prinosa i njihovih varijansi. Dakle, EWMA dodjeljuje različite pondere opservacijama zavisno od vremena njihovog nastanka. Budući da se težine opservacija eksponencijalno smanjuju, najnovije informacije dobijaju puno veću težinu od starijih.

Parametar lambda (λ) se naziva faktor opadanja i određuje stopu po kojoj opada važnost varijanse prinosa, kako se udaljava u prošlost. Svrha EWMA modela je da obuhvati kratkoročna kretanja u volatilnosti prinosa. Eksponencijalno ponderirani prosek svakog dana je kombinacija dva osnovna elementa:

- i. prognozirane varijanse prethodnog dana kojoj se dodeljuje ponder λ i
- ii. ponderisanog prinosa prethodnog dana, kojem se dodeljuje ponder $(1 - \lambda)$.

Što je niža vrednost faktora λ , brže će se smanjivati uticaj prošlih opservacija i više pažnje će se poklanjati aktuelnim prinosima na tržištu kapitala, što smo mogli lako da zaključimo analiziranjem grafika 2.8.

2.8. Kvantil kao mera rizika

Za bilo koje α između 0 i 1 α kvantil¹²³ raspodele kontinuirane slučajne promenljive X je realan broj x_α takav da je

$$P(X < x_\alpha) = \alpha$$

Ako znamo funkciju raspodele $F(x)$ od X onda se kvantil koji odgovara bilo kojoj vrednosti α može izračunati kao

¹²³ Kvantil je mera koja deli distribuciju na jednaka percentilna rastojanja. Percentili dele distribuciju rezultata na 100 delova, tj. svaki deo sadrži 1% rezultata distribucije. Percentili mogu biti bilo koji celi brojevi od 1 do 100. Određeni percentil odgovara tački na distribuciji koja daje odgovarajući procenat rezultata do te tačke, uključujući i taj rezultat. Percentili nisu isto što i procenti. Percentili predstavljaju određeni procenat rezultata u nekoj distribuciji koji su poređani od većeg ka manjem.

$$x_{\alpha} = F^{-1}(\alpha)$$

Kada je ciljani prinos α kvantil raspodele prinosa, verovatnoća da prekoračimo cilj je α . Na primer, ako je 5% kvantil distribucije prinosa -5% onda smo 95% sigurni da prinos neće biti niži od -5%. Dakle kvantil postaje mera rizika negativne strane distribucije kada je α malo, a vrlo često se koriste standardne vrednosti, kao što su 0,1%, 1%, 5% ili 10% za vrednost α .

Kod tržišnog rizika, X je obično prinos na investiciju, a α se često pretpostavlja da bude malo, tako da α kvantil odgovara gubitku za koji smo opravdano sigurni da neće biti prekoračen. Vremenski horizont tokom koga se meri potencijalno prekoračenje je obuhvaćen u frekvenciji prinosa.

Sledeći primer¹²⁴ razmatra prinos koji se pretpostavlja da ima identičnu i nezavisnu raspodelu i normalnu distribuciju, sa srednjom vrednosti μ i standardnom devijacijom σ . Zatim, za svako $\alpha \in (0, 1)$ primenom standardne normalne transformacije dobijamo

$$P(X < x_{\alpha}) = P\left(\frac{X - \mu}{\sigma} < \frac{x_{\alpha} - \mu}{\sigma}\right) = P\left(Z < \frac{x_{\alpha} - \mu}{\sigma}\right) = \alpha$$

gde je Z standardna normalna varijabla.

Na primer, ako je prinos normalno distribuiran sa sredinom 10% i standardnom devijacijom 25%, onda verovatnoća ostvarivanja prinosa manjeg od 5% iznosi 42%, zato što je -0.2 42% kvantil standardne normalne raspodele.¹²⁵

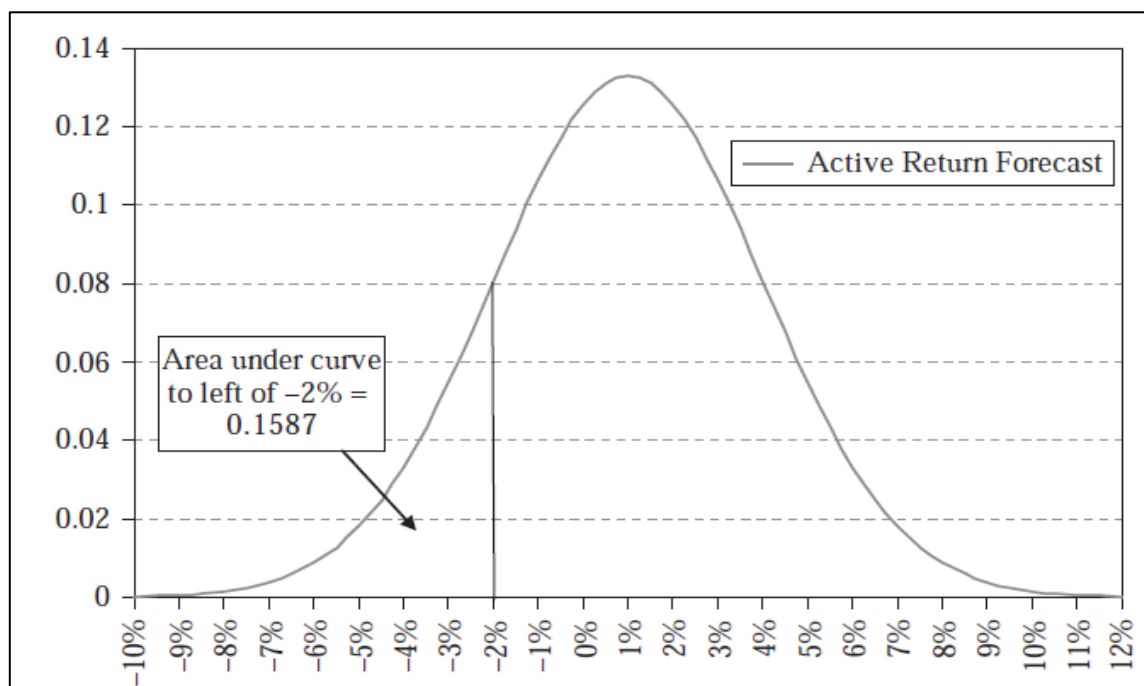
$$P(X < 0,05) = P\left(\frac{X - 0,1}{0,25} < \frac{0,05 - 0,1}{0,25}\right) = P(Z < -0,2) = 0,42$$

Takođe je korisno i grafički predstaviti funkciju raspodele prinosa, kako bi mogli ilustrovati na primer verovatnoću da će neki investicioni fond imati lošije performanse od *benčmark*-a. Verovatnoća od 15,87% da će fond ostvariti lošije rezultate od izabranog repera za 2% ili više procenata prikazana je na grafiku 2.9., što se može videti kao površina ispod funkcije raspodele prinosa koja leži levo od tačke - 2%.

¹²⁴ Carol Alexander: „Value at Risk Models“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008. , str. 57

¹²⁵ Ovu vrednost možemo izračunati pomoću komande NORMSDIST(-0,2) u Excelu

Grafik 2. 9. - Verovatnoća da će prinos imati lošije performanse od *benčmark-a* za 2% ili više procenata



Izvor: Carol Alexander: „Value at Risk Models“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008. , str. 58

U nastavku rada prilikom matematičkog definisanja VaR-a ćemo pokazati da je kvantil raspodele slučajne promenljive X mera rizika koja je usko povezana sa VaR-om.

2.9. Definicija VaR-a

Ekonometrijsko modeliranje finansijskih vremenskih serija predstavlja očigledan interes finansijskih institucija, čiji su profiti direktno ili indirektno vezani za njihovo ponašanje. Tokom protekle dve decenije, finansijske institucije su značajno povećale korišćenje modeliranja vremenskih serija kao odgovor na rast trgovinskih aktivnosti i na povećan naglasak na prinose na kapital prilagođene za rizik. S obzirom na date okolnosti, kao finansijski regulatori su takođe počeli da fokusiraju svoju pažnju na upotrebu takvih modela.

Kvantitativna analiza rizika igra važnu ulogu u proceni rizika i neizvesnosti koji nas okružuju prilikom donošenja odluka o investiranju na tržištu kapitala. Jedna od tehnika koja

je postala standard za merenje i analizu rizika je VaR. VaR statistički meri verovatnoću¹²⁶ potencijalnih gubitaka trenutnog portfolija na datom nivou određene verovatnoće, ili intervala poverenja, tokom određenog vremenskog intervala, odnosno analiziranog vremenskog horizonta. Pošto se VaR zasniva na raspodeli verovatnoće prinosa finansijske aktive i uključenosti svih faktora rizika u raspodelu verovatnoće, onda teoretski VaR obuhvata celokupan tržišni rizik. Koncept VaR-a se odnosi na različite vrste rizika, ali se najčešće primenjuje na analizu tržišnog rizika. Kao što smo naveli u prvom delu rada, tržišni rizik predstavlja rizik koji se javlja usled negativnih kretanja u cenama likvidnih finansijskih instrumenata.

U zavisnosti od interpretacije samog modela, navodimo nekoliko najčešće korišćenih definicija VaR-a, koje su dali razni autori. *Alexander* definiše VaR kao gubitak koji smo prilično sigurni da neće biti prekoračen ukoliko trenutni portfolio držimo tokom određenog vremenskog perioda.¹²⁷ *Jorion* daje generalnu definiciju VaR-a kao maksimalni gubitak za dati vremenski horizont, takav da postoji niska unapred određena verovatnoća da će stvarni gubitak biti veći.¹²⁸

VaR je najveća vrednost portfolia, na datom nivou statističke sigurnosti, koji neki portfolio može da izgubi u toku jednog dana (nedelje, meseca) *ukoliko tržište funkcioniše normalno*.¹²⁹ Na primer, ako kažemo da je sa tačnošću od 95% dnevni VaR portfolia 50.000 evra, to znači da, statistički gledano, na dovoljno velikom uzorku, mogućnost gubitka vašeg portfolia od preko 50.000 evra u toku jednog dana je manja od 5% ($=1 - 95\%$). Na osnovu navedenog primera možemo izvesti i generalnu definiciju VaR-a, koja glasi: Uz verovatnoću od x posto i period držanja n dana, VaR predstavlja gubitak portfelja koji će biti premašen s verovatnoćom od $(1-x)$ posto tokom idućih n dana.

¹²⁶ Teorija verovatnoće je grana matematike koja se bavi analizom slučajnih fenomena. Ključni objekti koji se razmatraju u teoriji verovatnoće su slučajne promenljive, stohastički procesi, i događaji: matematičke apstrakcije nedeterminističkih događaja ili merljivih količina. Iako je bacanje novčića ili numerisane kocke slučajan događaj, ako se ponovi mnogo puta, niz ovih slučajnih događaja će ispoljiti određene statističke pravilnosti, koje se mogu proučavati i predviđati. Dve ključne matematičke teoreme koje opisuju ovakvo ponašanje su zakon velikih brojeva i centralna granična teorema. Kao matematička osnova statistike, teorija verovatnoće je od velike važnosti za mnoge ljudske aktivnosti koje uključuju kvantitativnu analizu velikih skupova podataka.

¹²⁷ Carol Alexander: „Value at Risk Models“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008. , str. 13

¹²⁸ Philippe Jorion: „Financial Risk Manager Handbook“, John Wiley & Sons, Inc., 4th edition, 2007.str.244

¹²⁹ Kevin Dowd: „Measuring Market Risk“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2002, str.47

VaR je jedinstvena, sumarna, statistička mera mogućih gubitaka na vrednost portfolija. VaR predstavlja meru gubitka koji može nastati usled “normalnog” kretanja tržišta. Gubici koji prelaze vrednost VaR-a, događaju se samo uz određenu verovatnoću.¹³⁰

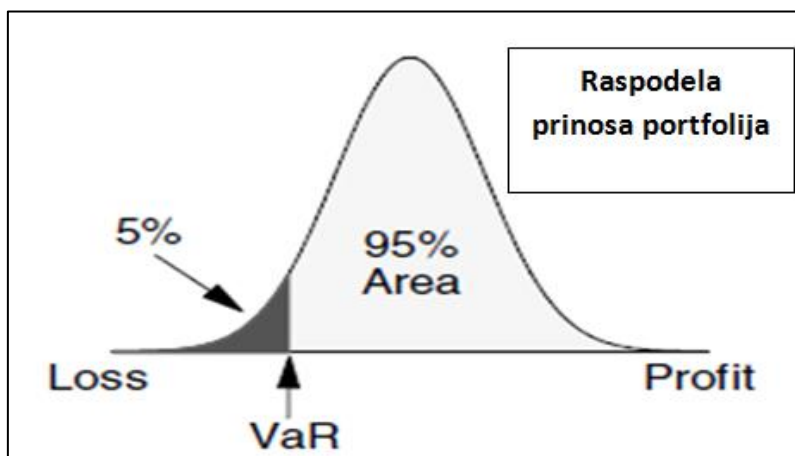
VaR kao mera predstavlja ocenu mogućeg gubitka u portfoliju sa fiksnim učešćem pozicija u određenom vremenskom periodu sa određenim stepenom poverenja. Pri tumačenju ove definicije treba biti vrlo obazriv i obratiti pažnju na nekoliko stvari:

- i. VaR je samo *ocena* mogućeg gubitka, što znači da se utvrđuje na bazi statističkih metoda i modela, uz postavljanje određenih pretpostavki o stohastičkim procesima kojima se opisuje kretanje veličina na tržištu kao i o rasporedu verovatnoće prinosa finansijskih instrumenata;
- ii. učešće pozicija u portfoliju je *fiksno*, što znači da nam VaR daje mogućnost samo da procenimo potencijalni gubitak ukoliko struktura portfolija ne bude menjana;
- iii. VaR se uvek računa s obzirom na neki vremenski period i onda nam sama vrednost govori o potencijalnom gubitku u datom vremenskom horizontu;
- iv. budući da je u pitanju ocena koja se računa sa određenim stepenom poverenja o procenjenom gubitku možemo govoriti samo kao o potencijalnom, nikako ne možemo reći da je to cifra koja nam pokazuje koliki je maksimalno moguć i to siguran gubitak.

Ako pretpostavimo interval poverenja od 95% i 1-dnevni vremenski horizont, VaR od 50 miliona dinara znači da, u proseku samo jedan dan od 20 dana možemo očekivati da ćemo izgubiti više od 50 miliona dinara u slučaju nepovoljnih kretanja tržišta. Ova definicija VaR -a pretpostavlja nivo rizika od 5% (95% interval poverenja) i može se protumačiti na sledeći način: Možemo očekivati da će se gubici koji prelaze iznos VaR-a pojaviti u 5% slučajeva, odnosno gubici manji od iznosa VaR-a će se desiti u 95% slučajeva. Grafički prikaz navedene definicije možemo videti na grafiku 2.10.

¹³⁰ Linsmeier T. J., Pearson N. D.: “Risk Measurement: An Introduction to Value-at-Risk”. University of Illinois at Urbana-Champaign, 1996.

Grafik 2. 10. - VaR sa intervalom poverenja od 95%

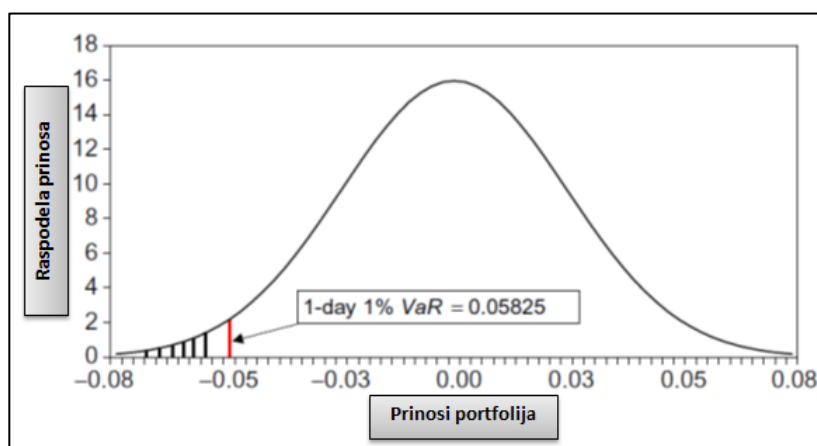


Izvor: Risk Metrics

Takodje je korisno nekad predstaviti VaR radi detaljnijih analiza preko različitih funkcija. Grafik 2.11. ilustruje VaR iz normalne raspodele. Napomenimo da ovde pretpostavljamo da je $K = 1$ i $p = 0,01$. Na ovom grafiku je prikazan VaR preko funkcije raspodele verovatnoće, dok grafik 2.12. prikazuje VaR preko funkcije kumulativne raspodele. Pošto smo pretpostavili da su prinosi normalno distribuirani sa srednjom vrednošću nula, VaR se može veoma lako izračunati. Sve što nam je potrebno je prognoza volatilnosti.

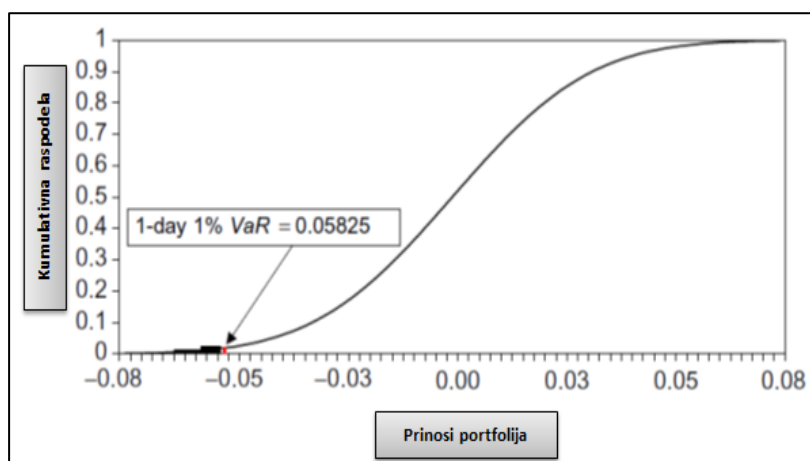
VaR je nesumnjivo postao industrijski standard za računanje rizika, jep odslikava važan aspekt rizika, odnosno koliko loše se stvari mogu odvijati uz određenu verovatnoću, p . Osim toga, lak je za interpretaciju i razumevanje.

Grafik 2. 11. - VaR iz normalne raspodele verovatnoće prinosa



Izvor: P. Cristofersen: "Elements of financial risk management", Academic Press, Waltham, USA, 2012. str.14

Grafik 2. 12. - VaR iz kumulativne raspodela prinosa



Izvor: P. Cristofersen: "Elements of financial risk management", Academic Press, Waltham, USA, 2012. str.14

Napomena: Grafikon 2.11. prikazuje funkciju gustine verovatnoće za normalnu raspodelu sa srednjom vrednošću nula i standardnom devijacijom od 2,5 %. 1-dnevni, 1%-ni VaR je označen na horizontalnoj osi. Grafikon 2.12. prikazuje kumulativnu funkciju gustine za istu normalnu raspodelu.

Alexander (2008) navodi sledeće atraktivne karakteristike VaR-a kao mere rizika:¹³¹

- VaR odgovara iznosu koji bi mogao biti izgubljen uz neku izabranu verovatnoću.
- VaR meri rizik faktora rizika, kao i osetljivost faktora rizika.
- VaR može da se uporedi između različitih tržištima i različitih izloženosti riziku.
- VaR je univerzalna mera koja se primenjuje na sve aktivnosti i sve vrste rizika.
- VaR se može izmeriti na bilo kom nivou, od individualne harije od vrednosti ili portfolija, pa sve do jednog preduzeća, gde VaR mera pokriva sve rizike u preduzeću kao celini.
- Kada je VaR agregatni (da odredi ukupnu rizičnu vrednost većih portfolija) ili neagregatni (da izoluje komponente rizika koje odgovaraju različitim vrstama faktora rizika) uzima u obzir zavisnosti između instrumenata koji čine portfolio ili između samih portfolija.

Možemo takođe dodati da je VaR fleksibilna mera rizika zbog toga što se može odrediti za različite vremenske horizonte (obično od 1 dana, 1 meseca i više) i različite

¹³¹ Carol Alexander: „Value at Risk Models“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008. , str. 46

intervale poverenja (obično od 90% do 99%), kao i da se može izraziti kao procenat tržišne vrednosti ili u apsolutnom iznosu novčane jedinice (npr. dinar, dolar, euro, funta i sl.)¹³²

Na osnovu svega do sada navedenog, možemo zaključiti da VaR analiza na pristupačan način sumira rizik od gubitaka koji potiču od varijacija faktora tržišnog rizika i kao takva ima dve osnovne karakteristike:

- i. Prva govori da on predstavlja standardnu meru rizika kroz različite pozicije izloženosti i faktore rizika. Takođe omogućava merenje rizika povezanog sa pozicijom u hartijama od vrednosti sa fiksnim prinosom na način da je uporediv sa merom rizika povezanim sa akcijskim ili drugim plasmanima.
- ii. Druga karakteristika uzima u obzir korelacije između različitih faktora rizika.

Ako sada pogledamo formalnu matematičku definiciju VaR-a, videćemo da je vrlo bliska kvantilu kao meri rizika, koju smo elaborirali ranije u radu. Formalna definicija VaR-a glasi:

$$\text{VaR}_\alpha(X) = \inf \{x : F_X(x) \geq \alpha\} = \inf \{x : P(X > x) \leq 1 - \alpha\}$$

gde je $\alpha \in (0,1)$ specifičan interval poverenja, a F_x je kumulativna funkcija gustine. Ako razmotrimo vremensku seriju dnevnih “*ex post*” prinosa ($r_t = 100(\ln P_t - \ln P_{t-1})$) gde je P_t cena akcije u trenutku t , i odgovarajućih vremenskih serija “*ex ante*” VaR prognoza (VaR_α), prethodna formula dobija sledeću formu:

$$P(r_{t+1} \leq -\text{VaR}_\alpha) = \alpha.$$

Negativni znak u formuli ispred VaR broja potiče na osnovu konvencije o izveštavanju VaR-a kao pozitivnog broja.

Zaključujemo da je VaR broj koji predstavlja potencijalnu promenu u budućoj vrednosti portfolija. Kako se ta promena definiše, zavisi dakle od vremenskog horizonta za koji se meri promena vrednosti portfolija i stepena pouzdanosti koji bira sam menadžer rizika. Kada tumačimo VaR, neophodno je imati na umu vremenski horizont i nivo poverenja, jer

¹³² Risk Metrics Group, RiskManagement: A Practical guide, First edition, New York, 1999. str.5

bez njih, VaR brojevi bi bili besmisleni. Iz toga proizilazi zaključak da VaR ima dva osnovna parametra koja ga određuju:¹³³

1. Interval poverenja ($1-\alpha$), odnosno nivo značajnosti α
2. Vremenski period tokom kojeg se meri VaR

Izloženost riziku nastaje usled osetljivosti finansijske pozicije na promenu faktora rizika i očekivane promene faktora rizika. Intervale poverenja i vremenski horizont postavljamo unapred u zavisnosti od prirode finansijskih pozicija, zahteva testiranja modela i spremnosti da se prihvati određeni stepen rizika.

2.9.1. Interval poverenja

Interval poverenja se odnosi na verovatnoću očekivanog gubitka. Često je nivo značajnosti postavljen od strane nekog eksternog organa, kao što je na primer bankarski regulator. Prema sporazumu Bazel II, banke koriste interne VaR modele za procenu tržišnog rizika kojem je izložen kapital i treba da mere VaR na nivou značajnosti od 1%, odnosno na 99% nivou poverenja. Kreditne rejting agencije mogu postaviti znatno strožiji nivo značajnosti, odnosno viši stepen pouzdanosti (npr. 0,03% nivo značajnosti, ili 99,97% nivo poverenja). U nedostatku propisa ili eksternih agencija, nivo značajnosti/pouzdanosti za VaR će zavisiti od stava prema riziku od strane korisnika. Što je korisnik konzervativniji, niža je vrednost α , tj. primenjuje se viši nivo.¹³⁴

Za potrebe *bektesting*-a, poželjan bi bio relativno nizak nivo poverenja, da bi dobili razuman procenat prekoračenja od posmatranih gubitka. Izbor nivoa poverenja takođe zavisi od teorijskih razmatranja (npr., treba da se koriste visoki nivoi pouzdanosti ako se koristi teorija ekstremnih vrednosti), i od svrhe u koju ćemo koristiti mere rizika. Na primer, možda ćemo želeći visok nivo poverenja ako se naše mere rizika koriste za podešavanje kapitalnih zahteva. Međutim, ako želimo da procenimo VaR za izveštavanje ili radi poređenja, verovatno bismo želeli da koristimo nivoe poverenja (i, uz to, vremenske periode) koji su uporedivi sa onima koji se koriste od strane drugih institucija, a to su obično rasponi od 95 - 99%.

¹³³ John C. Hull: "Risk Management and Financial Institutions" 3e, John Wiley and Sons, Hoboken, New Jersey, 2012.

¹³⁴ Isto

VaR se može koristiti za procenu verovatnoće nesolventnosti kompanije, odnosno verovatnoće neizvršenja svojih obaveza. To zavisi od kapitalizacije kompanije i rizika svih njenih pozicija tokom nekog perioda, kao na primer šest meseci ili godinu dana. Kreditne rejting agencije samo bi nagradile vrhunskim rejtingom one kompanije koje mogu da pokažu veoma malu verovatnoću neizvršenja obaveza, kao što je 0,03% tokom sledeće godine za kompanije sa rejtingom AA. Tako će kompanije, koje ciljaju AA rejting, primenjivati nivo poverenja od 99,97% za određivanje VaR-a na nivou celog preduzeća tokom naredne godine.¹³⁵

Regulatorna tela, zadužena za kontrolu kapitalnih zahteva za tržišni rizik banaka, obično dozvoljavaju da se izloženost kapitala rizicima procenjuje korišćenjem internog VaR modela, pod uslovom da su odobrili model, kao i da su određeni kvalitativni zahtevi takođe ispunjeni. Banka koja želi koristiti interne modele za upravljanje rizicima mora dokazati da je njen sistem upravljanja rizikom konceptualno zdrav i celovito proveden i da su zadovoljeni svi kvalitativni i kvantitativni standardi.¹³⁶ U ovom slučaju 99% interval poverenja mora biti primenjen u VaR modelu, kako bi se procenio potencijalni gubitak tokom dvonedelnog perioda, tj. 1% 10-dnevni VaR. Dobijena vrednost se onda množi multiplikacionim faktorom¹³⁷ koji uzima vrednosti između 3 i 4, da bi se ispunio kapitalni zahtev za tržišni rizik. Kada banka koristi odobreni interni model, kapitalni zahtev je veći.¹³⁸

a) od iznosa VaR-a za prethodi dan, izmerenog prema prethodno navedenim parametrima ili

b) od proseka dnevnih mera VaR-a za proteklih 60 radnih dana, pomnoženog faktorom plus 0 do 1.

Prilikom postavljanja limita trgovanja na osnovu VaR-a, menadžeri rizika mogu da uzmu niži nivo poverenja i kraći vremenski period. Na primer, menadžer može dozvoliti trgovcima da deluju u okviru limita 5% 1-dnevnog VaR-a. U ovom slučaju 95% je siguran da

¹³⁵ Isto

¹³⁶ Smernice i okvire kvalitativnih i kvantitativnih standarda dao je Bazelski komitet i svaka pojedina zemlja mora sama odrediti unutar svog zakonodavstva koje standarde će primenjivati i zahtevati od banaka.

¹³⁷ Multiplikacioni faktor uvećava se faktorom plus, u iznosu između 0 i 1, u skladu sa određenom tablicom, zavisno od broja prekoračenja za poslednjih 250 radnih dana prema rezultatima backtestinga. U delu rada koji objašnjava backtesting modela biće detaljnije reči o multiplikacionom faktoru i „traffic light“ pristupu testiranja modela

¹³⁸ Basle Committee on Banking Supervision: “An Internal Model-Based Approach to Market Risk Capital Requirements”, Bank for International Settlements, Basle, April, 1995.

trgovci neće pekoračiti prekonoćni VaR, dok se njihovim otvorenim pozicijama ne bude upravljalo. Praćenjem gubitaka učesnika u trgovanju koji premašuju limit VaR-a, menadžeri rizika mogu pružiti dodatno ispitivanje za one koji su često prelazili postavljene limite. Viši nivo pouzdanosti od 95%, ili duži vremenski period od jednog dana može dati trgovcima previše slobode.¹³⁹

2.9.2. Vremenski period

Vremenski horizont je period tokom kojeg merimo potencijalni gubitak, odnosno vremenski interval za koji se posmatra vrednost VaR-a.

Vremenski period možemo posmatrati sa dva aspekta. Jedan se odnosi na referentni period, a drugi na period držanja.

Referentni period obuhvata obim informacija uključenih u merenje VaR-a, odnosno dužinu serije istorijskih podataka koju koristimo za procenu VaR-a. Izbor dužine vremenske serije se odnosi na pitanja uzimanja uzoraka i dostupnosti baza podataka. Bazelski komitet predlaže dužinu uzorka od 250 radnih dana (1 godina). Beder procenjuje VaR primenom metode istorijske simulacije na uzorku dugom 100 i 250 dana. Pokazala je da se vrednosti VaR-a povećavaju sa proširenim intervalom posmatranja.¹⁴⁰ Hendricks izračunava VaR pomoću parametarskog pristupa sa modelom jednako ponderisane volatilnosti i pristupa istorijske simulacije. Uz korišćenje različitih dužina istorijskih podataka u rasponu od 50 dana do 1250 dana, došao je do nalaza da VaR postaje stabilna mera za duže periode posmatranja.¹⁴¹ Jackson, Mauder i Perraudin došli su do istog zaključka kao i Hendricks računajući parametarski i simulirani VaR za 1- dnevni i 10 - dnevni vremenski horizont pomoću serije podataka dužine od tri do 24 meseca. Oni su zaključili da su prognoze VaR-a zasnovane na dužim vremenskim serijama stabilnije i pouzdanije.¹⁴²

¹³⁹ Carol Alexander: „Value at Risk Models“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008. , str. 46

¹⁴⁰ Beder, T: “Seductive But Dangerous,” Financial Analysts Journal, Vol. 51, 1995., str. 12-24.

¹⁴¹ Hendricks, D.: “Evaluation Value-at-Risk Models Using Historical Data,” Economic Policy Review, Federal Reserve Bank of New York, Vol. 2, 1996., str. 39-70.

¹⁴² Jackson, P., D. Maude and W. Perraudin: “Bank Capital and Value at Risk,” Journal of Derivatives, Vol. 4, 1997., str. 73-90.

Period držanja se odnosi na vremenski period za koji merimo VaR, što je u suštini funkcija likvidnosti finansijske aktive koja sačinjava portfolio i može se na primer interpretirati kao 1-dnevni VaR.¹⁴³

Uobičajeni periodi držanja su jedan dan ili jedan mesec, ali institucije mogu raditi i sa drugim periodima (npr. jedean kvartal), tako da bazelska pravila o adekvatnosti kapitala predviđaju da banke treba da koriste vremenski period od dve nedelje (ili deset radnih dana).¹⁴⁴

Različiti rizici se po prirodi stvari procenjuju tokom različitih vremenskih perioda, u skladu sa njihovom likvidnošću. Jedan od faktora koji određuje dužinu vremenskog perioda je svakako likvidnost tržišta na kojima investitori trguju.

Međutim, drugi faktori favorizuju kratak vremenski period minimu iz dva sledeća razloga:¹⁴⁵

- 1. Pretpostavku da se portfolio ne menja tokom perioda držanja je lakše braniti ako imamo kraći vremenski period. VaR pretpostavlja da će sadašnje pozicije u portfoliju ostati statične tokom izabranog vremenskog horizonta, tako da samo procenjujemo neizvesnost oko vrednosti tih pozicija na kraju perioda.***
- 2. Kratak vremenski period je poželjniji za validaciju modela, odnosno backtesting, zato što pouzdana validacija zahteva veliki skup podataka, dok veliki skup podataka zahteva kraći vremenski interval.***

Što je likvidnije tržište, odnosno instrumenti kojima se na njemu trguje, kraći je vremenski period za koji treba da se proceni rizik, odnosno kraći je vremenski interval VaR modela. Likvidnost rizika je sklona da brzo evoluiru i zaista bi bilo teško predstaviti dinamiku tih rizika na dugi rok. Tržišta takođe imaju tendenciju da gube likvidnost za vreme stresnih i nestabilnih perioda, kada se značajno smanjuju ponuda ili tražnja za finansijskim

¹⁴³ Navneet Virdi: „ A review of Backtesting Methods for Evaluating VaR“, International Review of Business Research Papers, Vol. 7, No. 4, Jul 2011, str. 14-24.

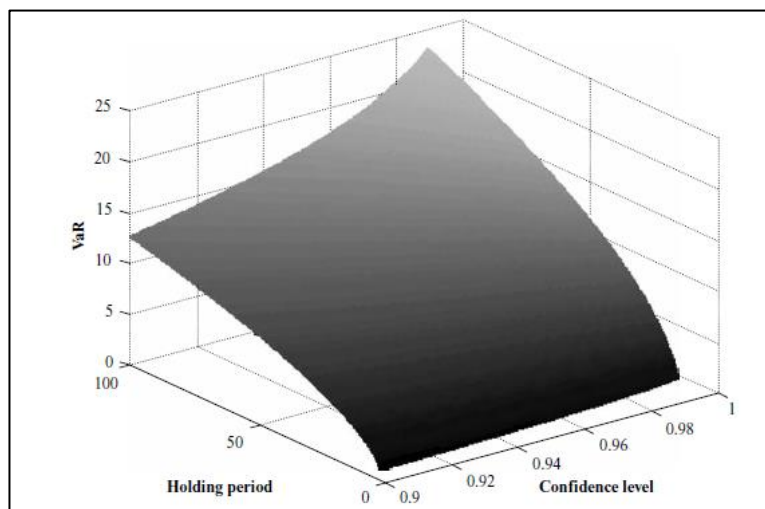
¹⁴⁴ Kevin Dowd: „Measuring Market Risk Measurement“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester,2002, str.27

¹⁴⁵ Ser-Huang Poon:“ A Practical Guide to Forecasting Financial Market Volatility“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester,2005., str.133

instrumentima. Dakle, vremenski horizont treba povećati kada se VaR meri u stresnim tržišnim okolnostima.

Treba imati u vidu da "najbolji" izbor ovih parametara često zavisi od konteksta, i tamo gde je neophodno, treba da radimo sa opsegom vrednosti parametara pre nego sa pojedinačnim vrednostima. Površina VaR-a je mnogo informativnija od jednog VaR broja, kao što možemo videti na Grafiku 2.13.

Grafik 2. 13. - Površina VaR-a



Izvor: Keivn Dowd: „Measuring Market Risk Measurement“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2002, str.25

2.10. Benchmark VaR, marginalni VaR i inkrementalni VaR

Postoje tri međusobno povezane VaR mere:

- a) Benchmark VaR
- b) marginalni VaR
- c) inkrementalni VaR

U nastavku ćemo objasniti osnovne karakteristike i značaj svake od navedenih VaR mera.

2.10.1. *Benchmark VaR*

VaR portfolija ili grupe pozicija u portfoliju se obično izračunava u smislu apsolutnih dobitaka i gubitaka. VaR od 100 €, dakle, predstavlja apsolutni gubitak od 100 €. Menadžeri rizika takođe mogu izračunati VaR jednog portfolija, ili grupe pozicija u portfoliju, u odnosu na neki drugi portfolio. To je poznato kao *benchmark VaR* i predstavlja meru performansi ispod nekog repera, umesto izračunavanja apsolutnog gubitka. Ako *benchmark VaR* portfolija X naspram portfolija Y iznosi 100 €, to implicira da portfolio X ima lošije performanse od portfolija B za 100 €. To bi moglo na primer biti zbog činjenice da je gubitak portfolija A iznosio 100 € i da je vrednost portfolija B ostala nepromenjena, ili da je portfolio A ostvario dobitak od 4.500 €, ali i portfolio B od 4.600 €, itd.

Menadžeri koji upravljaju finansijskom aktivom su posebno zabrinuti zbog rizika da će njihov portfolio ostvariti slabije performanse od određenog *benchmarka*. U ovom slučaju, odgovarajuća mera rizika nije VaR njihovog portfolija, već VaR odstupanja portfolija u odnosu na *benchmark*. Menadžeri koji upravljaju rizikom koriste relativne mere za procenu potencijalno lošijih performansi portfolija naspram njihovog prilagođenog *benchmark-a*. Pod potencijalnim ostvarivanjem lošijih performansi podrazumevamo prognozu ispod performanse u najgorem slučaju za dati vremenski horizont. Praćenjem *benchmark VaR-a*, možemo da utvrdimo da li je portfolio u okviru tolerancije prema riziku, kao što je na primer propisano unutrašnjom politikom za upravljanje rizikom investicionog fonda ili slično.

Od aktivnih portfolio menadžera se obično zahteva da poredе rizike u odnosu na neki *benchmark*, isto kao što to rade sa prinosima. *Benchmark VaR*¹⁴⁶ je mera koja je pogodna za merenje rizika u odnosu na reper. Kada se prinosi mere u odnosu na *benchmark* uzimamo u obzir aktivni prinos koji predstavlja razliku između prinosa portfolija i prinosa *benchmarka*. Zatim, ako VaR izrazimo u procentima, *benchmark VaR* je α kvantil distribucije aktivnih prinosa za n -dana, diskontovanih do danas (na sadašnju vrednost).

Benchmark VaR dakle meri rizik ostvarivanja lošijih performansi u odnosu na unapred definisan reper, kao što je na primer S&P 500 indeks. On je bitan mnogim institucionalnim investitorima zbog toga što se njihove performanse često uspoređuju sa *targetnim* reperom.

¹⁴⁶ Benchmark VaR često u literaturi susrećemo i pod nazivom relativni VaR, kao na primer u Risk Metrics tehničkom dokumentu iz 1996. god.

Na primer, portfolio menadžer koji ulaže u tržišta u razvoju mogao bi koristiti J.P. Morgan EMBI+ indeks kao reper za poredjenje performansi. Ako vrednost portfolija investicionog menadžera poraste za 5% dok istovremeno EMBI+ indeks poraste za 7%, možemo reći da je portfolio investicionog menadžera ispod performansi svog repera za 2%.¹⁴⁷

Ako pretpostavimo interval poverenja od 99%, 1-mesečni *benchmark* VaR od 8 miliona €, znači da možemo u proseku, samo jedan mesec od 100 očekivati da ćemo biti ispod proseka svog *benchmark*-a za više od 8 miliona € zbog tržišnog kretanja.

Takođe *benchmark* VaR možemo izračunati kreiranjem tzv. kombinovanog portfolija, koji se sastoji od dva pod-portfolija. Jedan je aktuelni upravljivi portfolio (portfolio sa dugom pozicijom), a drugi je sastavljen od raznih odgovarajućih *benchmark*-a (kratka pozicija). Kombinovani portfolio je dizajniran tako da ima neto sadašnju vrednost 0. U cilju da se izvrši relevantno poređenje prinosa između *benchmark*-a i portfolija, potrebno je da podesimo *benchmark* tako da je njegova sadašnja vrednost jednaka sadašnjoj vrednosti pozicija. Da bi podesili *benchmark*, jednostavno pomnožimo broj jedinica koje držimo u svakoj od pozicija u *benchmark*-u sledećim iznosom:¹⁴⁸

$$\text{Multiplikator} = \frac{\text{Sadašnja vrednost portfolija}}{\text{Sadašnja vrednost benchmarka}}$$

Da bi bolje razumeli suštinu *benchmark* VaR-a razmotrićemo dva primera njegovog izračunavanja, interpretacije i tumačenja.

Primer 1.

Pretpostavimo da želimo da izračunamo iznos 1% *benchmark* VaR-a tokom 1 godišnjeg horizonta za 10 miliona € uloženo u investicioni fond, sa očekivanim aktivnim prinosom koji je jednak bezrizičnoj kamatnoj stopi i *tracking error*-om¹⁴⁹ od 3%.

Pošto je očekivani aktivni prinos jednak bezrizičnoj stopi, diskontovani aktivni prinos ima očekivanje 0. *Tracking error* je standardna devijacija aktivnog prinosa. Dakle, primenjujemo formulu za normalni linearni VaR sa sledećim podacima:

¹⁴⁷ Risk Metrics Group: "RiskManagement: A Practical guide", First edition, New York, 1999. str.5

¹⁴⁸ Jorge Mina and Jerry Yi Xiao: „Return to RiskMetrics: The Evolution of a Standard“, RiskMetrics, NewYork, 2001., str.76.

¹⁴⁹ *Tracking error* je volatilnost, odnosno standardna devijacija aktivnog prinosa.

$$n=1\text{godina}, \alpha=0.01, \sigma_{1\text{god.}}=3\% \text{ i } \mu_{1\text{god.}}=0.$$

Kritična vrednost za standardnu normalnu raspodelu je $\Phi^{-1}(0,01) = 2,3264$, stoga 1% 1-godišnji *benchmark* VaR iznosi:

$$\text{VaR}_{1\text{god.},0.01}=2.3264 \times 0.03=6.98\%.$$

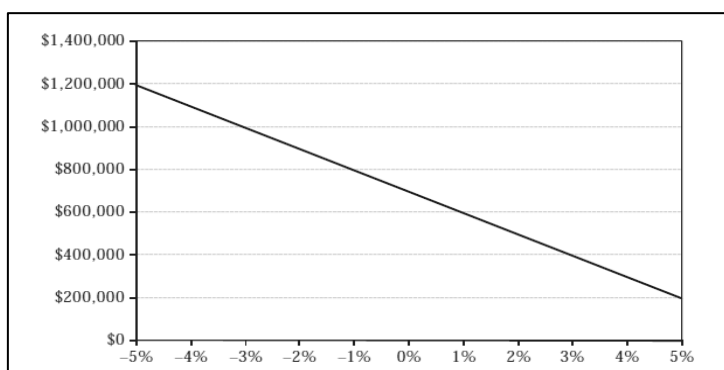
Množenjem ovog iznosa sa vrednošću portfolija od 10 miliona € dobijamo 1% *benchmark* VaR od 697.904 €. Tako smo 99% sigurni da gubici portfolija u odnosu na *benchmark* neće preći iznos od 697.904 € u narednih godinu dana.

U poređenju sa *tracking error*-om, *benchmark* VaR ima dve glavne prednosti. Prvo, on meri rizik ostvarivanja lošijih performansi u odnosu na *benchmark*, a ne "rizik" da ga nadmaši. Drugo, očekivani aktivni prinos utiče na *benchmark* VaR, dok *tracking error* ne govori ništa o očekivanom aktivnom prinosu fonda.¹⁵⁰

Očekivani aktivni prinos ima linearni efekat na *benchmark* VaR.¹⁵¹ Ovo ćemo pokazati preispitivanjem prethodnog primera, samo što ćemo sada omogućiti da se očekivani aktivni prinos razlikuje od nule.

Grafikon 2.14. pokazuje da se, držeći *tracking error* konstantno na 3%, godišnji *benchmark* VaR smanjuje linearno kako povećavamo očekivani aktivni prinos, koji je prikazan na horizontalnoj osi. Kako povećavamo prinose od -5% do 5%, odgovarajući 1% 1-godišnji *benchmark* VaR opada sa skoro 1,2 miliona dolara na samo \$ 200,000.

Grafik 2. 14. - Uticaj očekivanog aktivnog prinosa na relativni VaR



Izvor: Carol Alexander: „Value at Risk Models“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008. , str. 80.

¹⁵⁰ Na primer, fond može biti slabiji od repera za 5% svake godine, a da i dalje ima *tracking error* 0

¹⁵¹ Carol Alexander: „Value at Risk Models“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008. , str. 80.

Ukratko, kada se očekuje da portfolio ostvari bolje performanse od *benchmark*-a, onda se rizik portfolija smanjuje ako je meren *benchmark* VaR-om, ali ne ako je meren *tracking error*-om. Slično tome, kada se očekuje da portfolio bude lošiji od *benchmark*-a onda se rizik portfolija, meren *benchmark* VaR-om, povećava. Ovo nije karakteristika *tracking error*-a, jer taj pokazatelj samo meri rizik u odnosu na očekivani aktivni prinos i na njega ne utiče nivo očekivanog aktivnog prinosa.

Primer 2.

Jedan klasični izveštaj o riziku nekog portfolio menadžera mogao bi se predstaviti na sledeći način, kao što je prikazano u Tabeli 2.1.:

Tabela 2. 1. - Benchmark (Relativni) VaR

Portfolio	Market Value	VaR *	% VaR	Benchmark***	VaR *	% VaR	Relative VaR	Tracking Error VaR
Cash	\$100,000	\$100	0.01%	Merrill Lynch Cash Index	\$98	0.01%	\$1	0.00%
Sovereign Debt	\$550,000	\$14,000	1.40%	Lehman Global Index Treasury	\$13,500	1.35%	\$500	0.05%
Global Fixed Income	\$150,000	\$21,000	2.10%	Lehman Global Index	\$18,500	1.85%	\$1,200	0.12%
Global Equities	\$200,000	\$28,000	2.80%	MSCI All Country	\$26,500	2.65%	\$400	0.04%
Total Portfolio	\$1,000,000	\$14,500	1.45%	Global Custom Benchmark**	\$11,000	1.10%	\$1,700	0.17%
*95% interval poverenja, 1-mesečni vremenski horizont **Izabrani benchmark za merenje relativne performanse i rizika ***Ponderi benchmarka odražavaju portfolio								

Izvor: JPMorgan Investment Analytics & Consulting. June 2008.

Pretpostavimo da mesečni VaR portfolija ukazuje na to da možemo izgubiti više od 14.500 \$ samo jednom u 20 meseci, i da će najveći pojedinačni doprinos potencijalnog gubitka doći od Global Equities portfolija. Menadžer rizika takođe će proceniti i *benchmark* VaR, što ukazuje da portfolio može ostvariti lošije performanse u odnosu na *benchmark* za 1700 \$ jednom u 20 meseci. Na primer, za Global Equities portfolio, najgori mogući slučaj gubitka za interval poverenja od 95% jednak je 2,8% od ukupne trenutne tržišne vrednosti portfolia (npr. verovatnoća od 5% da će gubici biti veći od 2,8% od tržišne vrednosti), dok je najgori mogući mesečni gubitak u odnosu na MSCI All Country *benchmark*, samo 0,04% (npr. verovatnoća od 5% da ćemo biti ispod proseka *benchmark*-a za 0,04% ili više).

Ovaj izveštaj nam otkriva važne različitosti između VaR-a i *Benchmark* VaR-a. Global Equities ima najveći čisti VaR (2,8%), ali uzimajući u obzir njegov *benchmark*, najmanji

relativni VaR (0,04%). S druge strane, Global Fixed Income portfolio ima manji čisti VaR (2,10%), ali veći relativni VaR (0,12%). *Benchmark* VaR od 0,12% bi trebao najviše da zabrine menadžera rizika, pošto najviše odstupa od svog *benchmark*-a. Veliki relativni VaR se može pojaviti kada menadžeri zauzimaju pozicije koje ne prate usko *benchmark*.

2.10.2. Marginalni VaR

Marginalni i inkrementalni VaR su povezane mere rizika koje mogu da objasne interakciju između različitih delova portfolija.¹⁵²

Marginalni VaR meri koliko rizika pridonosi određena pozicija u portfoliju. Bolje rečeno, marginalni VaR meri koliko bi se promenio VaR portfolija ako bi se određena pozicija u potpunosti izbacila odnosno odstranila iz portfolija, (npr. VaR sa tom pozicijom minus VaR bez te pozicije). Marginalni VaR se može izračunati i za apsolutni VaR i za relativni VaR. Dakle, marginalni VaR je veoma korisan u smislu identifikacije pozicije ili kategorije faktora rizika koja najviše izlaže portfolio riziku.

Marginalni izveštaj o riziku bi mogao na primer dati sledeće podatke:¹⁵³

Tabela 2. 2. - Izveštaj za marginalni VaR

Position	Market value, MM	VaR, MM	Marginal VaR, MM
Yahoo! Equity	\$ 25.1	\$ 0.9	\$ 0.5
10-year U.S. T-Note	\$ 98.2	\$ 0.8	\$ 0.6

Izvor: Risk Metrics Group

Ovaj izveštaj ukazuje da je, iako akcija Yahoo ima najveći pojedinačni VaR (\$0,9 miliona), njen doprinos ukupnom VaR-u portfolija manji nego doprinos državnih obveznica (\$0,5). Često je pojava da najveće pojedinačne rizične pozicije nisu najveći kontributori

¹⁵² Jorge Mina and Jerry Yi Xiao: „Return to RiskMetrics: The Evolution of a Standard“, RiskMetrics, NewYork, 2001., str. 65.

¹⁵³ Risk Metrics Group: “RiskManagement: A Practical guide”, First edition, New York, 1999. str.6

riziku. Ova konstatacija je naročito tačna za hedž fondove, koji imaju negativan marginalni VaR.

2.10.3. Inkrementalni VaR

Inkrementalni VaR je usko povezan sa marginalnim VaR-om. Marginalni VaR meri razliku u portfoliju koja se dobija ako se u potpunosti eliminiše određena pozicija, dok inkrementalni VaR meri uticaj malih promena udela određenih pozicija u portfoliju (*position weighting*). Na primer, možemo proceniti inkrementalni VaR na način da

- povećamo udeo određene pozicije za 1 € i merimo promenu u VaR-u diversifikovanog portfolija, ili da
- multipliciramo tu promenu sa udelom pozicije.

Suma svih inkrementanih vrednosti VaR-a dodaje se ukupnom VaR-u diversifikovanog portfolija. Prema tome, inkrementalni VaR se može koristiti za izračunavanje procentualne kontribucije riziku.

Inkrementalni VaR je koristan i za identifikaciju najboljih kandidata za delimično smanjenje rizika (tj. gde pitanje nije koju poziciju bi trebalo u potpunosti eliminisati, nego koju poziciju bi trebalo parcijalno hedžovati). Prema tome, najveći značaj ovog metoda leži u činjenici da on meri uticaj uključenja nove aktive na ukupni rizik portfolija. Takođe treba napomenuti, da računanje inkrementalnog VaR-a pretpostavlja da iznos koji se dodaje portfoliju takođe može biti veliki, što uslovljava nelinearne promene VaR-a.

2.11. Prednosti VaR-a

Primamljivost VaR rešenja postoji iz razloga što ono funkcioniše na više nivoa, od posmatranja pojedinačnih pozicija do nivoa portfolija koristeći pojedinačne instrumente ili organizacione delove kao pozicije u portfoliu. VaR je postao univerzalni način saopštavanja pozicija rizika, kako unutar finansijskih institucija (banke, osiguravajuće kompanije,

investicioni fondovi), tako i izvan njih (među analitičarima, nadzornim organima, rejting agencijama i akcionarima).¹⁵⁴

Jedna od najvećih zasluga koje se mogu pripisati VaR-u je činjenica da je viši menadžment postao svesniji odnosa između preuzetih rizika i ostvarenih prinosa, što je dovelo do mnogo efikasnije alokacije sredstava. Pošto VaR izveštava o maksimalnoj mogućoj sumi koja se može izgubiti, može se koristiti za definisanje interne alokacije kapitala. Koristi se za definisanje potreba za kapitalom na nivou kompanije, ali takođe i niz hijerarhiju do nivoa individualnih investicionih odluka. Prednost VaR-a je da stvara zajednički imenilac sa kojim se može vršiti poređenje rizičnih aktivnosti na tržištima.¹⁵⁵

VaR metoda merenja tržišnih rizika zahvaljuje svoju privlačnost i rasprostranjenost svojim dvema osnovnim karakteristikama.

Prva karakteristika VaR-a jest da nudi jednostavnu i konzistentnu meru rizika za različite pozicije i faktore rizika. Na ovaj način omogućuje se poređenje rizika vezanih uz investiranje u npr. obveznice i akcije. VaR predstavlja jedinstvenu meru rizika koja omogućuje poređenje instrumenata koji do primene VaR-a nisu bili uporedivi.

Druga karakteristika VaR-a jeste da uzima u obzir koeficijente korelacije između različitih faktora rizika. U slučaju kada dva faktora rizika poništavaju jedan drugi, VaR uzima u obzir njihovu međusobnu korelaciju, što rezultira relativno niskim stepenom ukupnog rizika. Ukoliko se dva rizika međusobno ne poništavaju, VaR i tu činjenicu uzima u obzir što rezultira višim stepenom ukupnog rizika.¹⁵⁶

Informacije koje pruža VaR mogu se koristiti na više načina:¹⁵⁷

1) Viši menadžment može se koristiti tim informacijama kako bi postavio sveukupni profil rizika svoje institucije, te postavljao limite za maksimalni rizik i izloženost po organizacionoj jedinici svoje korporacije.

¹⁵⁴ Reto Galati: "RISK MANAGEMENT AND CAPITAL ADEQUACY", McGraw-Hill, NY, 2003., str. 363-364.

¹⁵⁵ Marc Lore and Lev Borodovsky: "The Professional's Handbook of Financial Risk Management", Butterworth-Heinemann, Oxford, 2000., str. 115

¹⁵⁶ Keivn Dowd: „Measuring Market Risk Measurement“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2002, str.10

¹⁵⁷ Isto, str. 10-11

2) Budući da VaR pruža informaciju o maksimalnom iznosu koji se može izgubiti tokom određenog narednog perioda, uz određen stepen verovatnoće, banke ga mogu koristiti kao meru za izdvajanje rezervi za tržišne rizike.

3) Osim na nivou banke, VaR na nivou pojedinih investicionih bankara i brokera može poslužiti umesto klasičnih mera efikasnosti investiranja, kao što su *Sharpov-a*, *Treynorov-a* i *Jensenov-a* mera.

4) VaR se sve više prikazuje u godišnjim izveštajima velikih preduzeća, kako bi se investitorima predočio rizični profil kompanije.

5) VaR se može koristiti kako bi se unapred ocenile pojedine investicione prilike.

6) Informacije dobijene iz VaR-a mogu se koristiti u implementaciji hedžing strategija koje obuhvataju celokupni portfolio institucije.

Ukratko, VaR nudi konzistentan i integrirani pristup upravljanju tržišnim rizicima, što vodi ka celokupnom boljem i sigurnijem kako poslovanju, tako i investiranju na tržištu kapitala.

VaR se može koristiti za procenu različitih investicionih mogućnosti pre donošenja odluke, kao i za procenu produktivnosti poslovnih delova. Verovatno najveća korist od VaR-a leži u činjenici da on nameće strukturnu metodologiju za kritičko razmišljanje o riziku. Finansijske institucije koje uvedu sistem baziran na VaR metodologiji moraju da usklade organizaciju firme, tako da je sam proces uvođenja VaR-a značajan za zdravo upravljanje rizikom u finansijskim institucijama.

2.12. Nedostaci VaR-a

VaR, međutim, ima i nedostatke. Jedan od najvažnijih nedostataka je taj, što se ekstremni gubici ignorišu. VaR broj nam govori da ćemo samo u 1% slučajeva (npr. jedan dan od 100 dana) ostvariti prinos ispod objavljenog VaR broja, ali nam ništa ne govori o tome šta će se desiti u tih 1% najgorih slučajeva. Osim toga, VaR pretpostavlja da je portfolio

konstantan tokom narednih K dana, što je nerealno u mnogim slučajevima kada je K veće od jednog dana ili nedelju dana.¹⁵⁸

Dalje, postojeći VaR modeli ne odslikavaju na adekvatan način neke empirijske aspekte finansijskih podataka kao što su zadebljani repovi, što je od vitalnog značaja za kalkulacije VaR-a. Zadebljani repovi u finansijskim varijablama rezultiraju u osnovi iz stohastičke volatilnosti i rizika događaja (tržišnih šokova). Ta dva izvora nisu potpuno odvojena. Na primer u uslovima postojanja rizika događaja, volatilnost se „update“-uje brže nego pod normalnim tržišnim uslovima. Generalno, debeli repovi su povezani sa ažuriranjem hiper volatilnosti.¹⁵⁹

Vrednost pod rizikom ili VaR je mera kvantila koja služi za kvantifikaciju rizika, pre svega finansijskih institucija. On meri tržišni rizik knjige trgovanja finansijskih institucija – spisak pozicija u različitim instrumentima koji izlažu firmu finansijskom riziku. Grubo rečeno, VaR meri najgori očekivani gubitak tokom određenog vremenskog horizonta pod normalnim tržišnim uslovima za dati nivo poverenja. Normalnost je veoma jaka pretpostavka za finansijske podatke, jer mnoga empirijska istraživanja vremenskih serija, Bollerslev¹⁶⁰ na primer, pokazuju da stope porinosa kao procentualne promene mnogih finansijskih varijabli nisu normalno distribuirane. One teže da bude asimetrične, tj. iskrivljene i leptokurtične.

Pretpostavka normalne raspodele faktora rizika ili dobitaka&gubitaka portfolija bi svakako uticala na procenu VaR-a, s obzirom da VaR presudno zavisi od repa raspodele. Dakle, ako imamo deblji (tanji) rep u odnosu na normalnu raspodelu, onda VaR procene zasnovane na normalnosti će biti potcenjene ili precenjene. Zangari razmatra VaR kao tehniku upravljanja rizicima sa polazišta pretpostavke o normalnosti. On je pokazao da VaR, izračunat na osnovu pretpostavke o normalnoj raspodeli, potcenjuje rizik, pošto posmatrane distribucije prinosa mnogih finansijskih serija imaju repove koji su ravniji od onih koje implicira uslovna normalna raspodela.¹⁶¹

¹⁵⁸ P. Cristofersen: "Elements of financial risk management", Academic Press, Waltham, USA, 2012. str.14-15

¹⁵⁹ Telfah, Ahmad, "Analytical Estimation of Value at Risk Under Thick Tails and Fast Volatility Updating", University of New Orleans Theses and Dissertations. Paper 26., 2003.

¹⁶⁰ Bollerslev, T.: "A Conditionally Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return," Review of Economics and Statistics, Vol. 69, 1987., str. 542-547.

¹⁶¹ Zangari, P.: "An Improved Methodology for Measuring VaR," RiskMetricsTM Monitor, Second Quarter, 1996., str.7 - 25.

Prihvatanje VaR-a kao industrijskog standarda naišlo je na različite reakcije finansijskih stručnjaka. Iako se većina naučnih diskusija u vezi VaR-a bavi teorijskim i empirijskim prednostima jednog pristupa nad drugim, ima i onih koji upozoravaju na probleme vezane uz sam koncept VaR-a. Kritičari VaR-a sumnjaju u primenjivost i valjanost statističkih i drugih pretpostavki vezanih uz sam VaR, a koje su uglavnom preuzete iz fizike i direktno primenjene na finansije.¹⁶²

Ovo su samo neki od faktora koji jednostavno mogu srušiti neke od osnovnih teorijskih pretpostavki VaR modela i rezultirati potpuno pogrešnom merom rizika.

VaR je suočen i sa tvrdnjama da su izračuni VaR-a previše neprecizni, te da nisu od posebne koristi, budući da različiti VaR modeli daju veoma različite procene rizika, koristeći iste podatke.¹⁶³ Ukoliko su VaR izračuni neprecizni, a investitori ih shvate kao jedino relevantno merilo rizika, moglo bi doći do ogromnih gubitaka za koje niko nije spreman.¹⁶⁴

Još jedna, možda i najveća zamerka koja se pripisuje VaR-u je nezadovoljavanje sub aditivnosti tj. nije sigurno da iznos VaR-a ukupnih pozicija portfolija neće biti veći od sume VaR-a samostalnih pozicija koje čine taj portfolio. Koristeći VaR metode može se dogoditi da rizik sume pozicija bude veći nego suma pojedinih rizika.¹⁶⁵

Kada govorimo o nedostacima VaR modela treba još imati u vidu i sledeće dodatne činjenice:

1. Problem koji je karakterističan za sve VaR modele jeste da su isti ograničeni pretpostavkom da se budući rizici mogu anticipirati na osnovu istorijske distribucije prinosa. Takvo zaključivanje može, ali i ne mora imati realnu osnovu pošto uvek postoji mogućnost velike promene na tržištu.¹⁶⁶
2. Postoji takođe mogućnost da su vremenske serije neophodne kao inputi ograničene u pogledu raspoloživosti i pouzdanosti podataka.¹⁶⁷

¹⁶² Keivn Dowd: „Measuring Market Risk Measurement“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2002, str. 11

¹⁶³ Beder, T.: “Seductive But Dangerous,” Financial Analysts Journal, Vol. 51, 1995., str. 12.

¹⁶⁴ Yamai, Yoshiba: “Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value-at-Risk under Market Stress”, Bank of Japan, Tokio, 2002., str. 31

¹⁶⁵ Jorion Philippe: “Financial risk manager handbook”, 2nd edition, John Wiley & Sons, New Jersey, 2003., str. 264

¹⁶⁶ Reto Galati: “Risk Management and capital Adequacy”, McGraw-Hill, NY, 2003., str. 403-404.

¹⁶⁷ Naročito izražen problem kod novonastajućih finansijskih tržišta (emerging markets)

3. VaR ne reaguje efikasno na nove informacije i kao takav nije siguran, te je stoga na kraju analize neophodno uvesti stres testiranje radi utvrđivanja preciznosti VaR modela i budućih korektivnih aktivnosti.

2.13. Metode izračunavanja VaR-a

Metode za izračunavanje VaR-a obično se dele na parametarske i neparametarske modele. Parametarski modeli su bazirani na statističkim parametrima distribucije faktora rizika, dok neparametarski modeli predstavljaju simulacije ili istorijske modele.¹⁶⁸

U ovom delu disertacije ukratko ćemo predstaviti osnove najčešće korišćenje metode za izračunavanje VaR-a. Sledeća diskusija će uglavnom biti deskriptivna sa posebnim fokusom na prednosti i nedostatke svakog metoda. Matematička prezentacija biće predmet kod empirijskog istraživanja, kada budemo predložili različite modele i izračunavali VaR za izabrana tržišta akcija.

Postoji više modela koji mogu biti primenjeni kako bi se došlo do ocene VaR-a, a tri osnovna su:¹⁶⁹

1. analitički ili parametarski model, odnosno metoda varijance/kovarijanse
2. istorijski ili neparametarski model i
3. Monte Carlo simulacija.

Slika 2. 2. - Pristupi za određivanje VaR-a



¹⁶⁸ Amman, M. & Reich, C.: "VaR for nonlinear financial instruments – linear approximation or full Monte Carlo?", *Financial Markets and Portfolio Management*, 15, 2001.,str. 1–18.

¹⁶⁹ Za više sveobuhvatnih pristupa u vezi sa različitim VaR metodama pogledajte, na primer, Dowd (2002) ili Jorion (2007), Alexander (2008), Christofersen (2012)

Metoda varijanse/kovarijanse (parametarski pristup) pretpostavlja da je prinos generisan kombinacijom lineranih izloženosti brojnim tržišnim faktorima za koje se pretpostavlja da su normalno distribuirani i da se mogu opisati matricom kovarijansi. S obzirom na to da je prinos portfolija linearna kombinacija normalnih varijabli, i on je normalno distribuiran. Određuje se matrica kovarijansi koja sadrži informacije o volatilnosti tržišnih faktora i međusobnoj zavisnosti pojedinih tržišnih faktora. Za utvrđivanje matrice kovarijansi pretežno se koriste istorijski podaci o tržišnim faktorima.

Metoda istorijske simulacije pretpostavlja prikupljanje istorijskih podataka (vremenske serije kretanja tržišnih faktora) i aktualne finansijske pozicije. Simulacija se sastoji u tome da pratimo kakve bi prinose naša pozicija ostvarila da smo je imali u proteklom periodu. Ovaj prinos ne predstavlja stvarni portfolio već rekonstrukciju hipotetičkih istorijskih finansijskih rezultata aktuelne pozicije kroz prethodni period.

Metoda Monte Carlo simulacije sastoji se od simulacije beskonačnog broja mogućih vrednosti finansijskih varijabli pri čemu u potpunosti obuhvata efekat korelacije. Metoda se sastoji od dva osnovna koraka. Prvo, potrebno je definisati stohastičke procese za finansijske varijable kao i za parametre procesa. Drugo, fiktivni cenovni scenariji se simuliraju za sve varijable. Za svaki posmatrani horizont, portfolio je tržišno vrednovan korišćenjem potpunog vrednovanja. Svaki od tih fiktivnih prinosa se pridodaje i sačinjava distribuciju prinosa iz koje se meri VaR.

Metoda Monte Carlo simulacije je donekle slična metodi istorijske simulacije, izuzev što su hipotetičke promene tržišnih faktora stvorene na osnovu slučajne promene zasnovane na stohastičkom procesu.

Pored navedenih varijanti postoji veliki broj mogućih prilagođavanja kako bismo što bolje postavljenim modelom opisali stvarno stanje. Na primer, jedno od mogućih prilagođavanja jeste uvođenje pretpostavke o heteroskedastičnosti varijanse prinosa, o čemu smo detaljno ranije u radu diskutovali. Upravo u zavisnosti od toga kako utvrdimo zakonitost koju prati ovaj parametar postojaće više varijanti na koje se možemo osloniti pri izračunavanjima VaR-a.

Iako se ova tri pristupa ocene VaR-a razlikuju i često daju različite rezultate, zajednička su im neka ograničenja i karakteristike. Svaki od pristupa koristi faktore rizika. Praćenjem kretanja malog broja faktora rizika, kao što su kamatna stopa, devizni kursevi,

volatilnosti itd., moguće je izračunati vrednosti hiljada hartija od vrednosti koje se nalaze na tržištima kapitala. Sva tri pristupa za izračunavanje VaR-a koriste istorijsku raspodelu promena cena na tržištu kako bi odredili odgovarajuću raspodelu za dobijene podatke. Zbog ovog pristupa sve tri metode se suočavaju sa problemom izbora vremenskog horizonta iz kojeg će koristiti istorijske podatke. Problem se javlja zbog nemogućnosti istovremenog zadovoljenja dva ekstrema kojima se teži. S jedne strane želi se uzeti dovoljno dug istorijski period, tako da dobijeni podaci u sebi sadrže retke i ekstremne događaje, koji najčešće i uzrokuju najozbiljnije gubitke. S druge strane, budući da se VaR-om želi predvideti buduća raspodela prinosa, potrebno je koristiti najnovije tržišne podatke koji odlikavaju najnovija kretanja na tržištima.¹⁷⁰

U izgradnji znanja koja se vezuju za ovu oblast krenućemo najpre od jednostavnih modela za koje je bitno uočiti suštinu kako bismo lakše mogli razumeti naprednije tehnike koje ćemo koristiti u empirijskom istraživanju. Stoga počinjemo sa analitičkim modelom.

2.13.1. Analitički model

Analitički pristup spada u grupu parametarskih metoda. Analitički model merenja VaR-a poznata je i pod mnogim drugim nazivima, od kojih su najčešći: linearni VaR, VaR varijanse i kovarijanse, Delta normalan VaR, itd. Analitički model predstavlja najjednostavniji i najlakši za implementaciju model. Ove karakteristike nose i određene nepogodnosti, jer što je model jednostavniji to je iskazna moć njegovih rezultata manja.

Osnovna pretpostavka na kojoj počiva ovaj model jeste normalna raspodela prinosa (R) koju možemo opisati sa dva parametra: srednjom vrednošću (μ) i varijansom (σ^2).¹⁷¹ Zasniva se dakle na pretpostavci da su promene tržišnih parametara i vrednosti portfolija normalno distribuirane.¹⁷² Pretpostavka o normalnoj raspodeli je osnovni i najjednostavniji

¹⁷⁰ Kritzman Mark, Rich Don: "The Mismeasurement of Risk", Financial Analysts Journal, Vol. 58, No. 3., May/Jun 2002., str.92.

¹⁷¹ Normalna distribucija ima veoma privlačne karakteristike koje umnogome pojednostavljaju računanje VaR-a. Jednostavnost se ogleda u tome što je za poznavanje celog oblika krive normalne distribucije potrebno znati samo aritmetičku sredinu i standardnu devijaciju prinosa neke finansijske aktive.

¹⁷² Wiener Z.: "Introduction to VaR (Value-at-Risk), Risk Management and Regulation in Banking", Kluwer Academic Publishers, Boston, 1999.

pristup i stoga je idealna za jednostavne portfelje koji se sastoje samo od linearnih instrumenata. Linearnost znači da su prinosi portfolija linearna funkcija varijabli rizika. Zbog toga se pretpostavlja da si prinosi linearnih instrumenata normalno distribuirani. Nelinearni instrumenti, kao što su opcije, nemaju ovu osobinu normalnosti.¹⁷³

U izračunavanju vrednosti VaR-a pomoću ovog pristupa koristi se jednostavna formula:

$$VaR_{n,\alpha} = -x_{\alpha} * \sqrt{n} * V$$

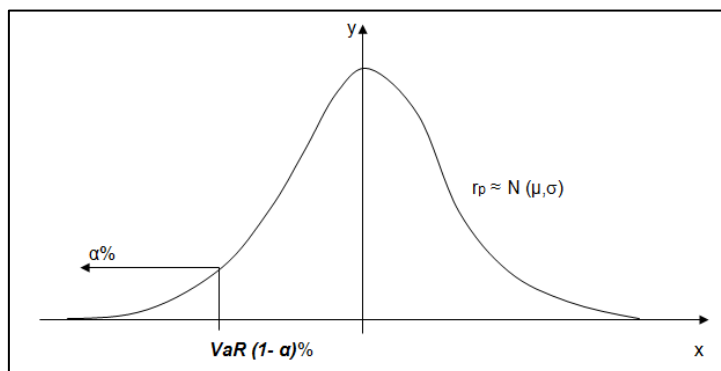
Parametar n predstavlja vremenski horizont u okviru koga se posmatraju promene cena i na bazi toga računaju ostvareni prinosi, te prati vrednost portfolija. Vrednost VaR-a izračunata prema gore prikazanoj formuli uvek nam pokazuje kakve varijacije možemo očekivati u vremenskom periodu n sa određenim intervalom poverenja.

Parametar α je upravo blisko povezan sa pomenutim intervalom poverenja. α je *rizik greške prve vrste* i računa se kao dopuna intervala poverenja do 100%. Dakle, ako kažemo da ćemo pri nekom izračunavanju koristiti interval poverenja od 95% onda vrednost za α iznosi 5% ili 0,05.

x_{α} je vrednost koja odseca donjih α % raspodele opisane kada smo razmatrali kvantil kao meru rizika. To je broj za koji važi da je verovatnoća uzimanja nekog manjeg broja od x_{α} jednaka α (vidi grafik 2.15.) ili u statističkom zapisu

$$P(R < x_{\alpha}) = \alpha$$

Grafik 2. 15. - Grafički prikaz distribucije dobitaka i gubitaka i određivanje vrednosti x_{α}



¹⁷³ Dowd K.: "Beyond Value at Risk, The new Science of Risk Management", John Wiley & Sons, England, 1998.

Obično se radi o negativnom broju iz razloga što se zahteva visok nivo poverenja prilikom ocenjivanja potencijalnog gubitka, pa je posledično α vrlo mala (do 10%) i samim tim x_α je u negativnoj zoni. Upravo zbog toga se u gornjoj formuli za izračunavanje VaR-a ispred proizvoda nalazi znak minus kojim se konačnom rezultatu dodeljuje pozitivna vrednost. Na taj način se dobija logična (pozitivna) vrednost za VaR koji izražava potencijalni gubitak.

V predstavlja vrednost pozicije za koju se izračunava VaR. Može biti reč o jednoj akciji ili čitavom portfoliju.

Radi izvodjenja nove formule za izračunavanje VaR-a, a koja je zasnovana na već prethodno postavljenoj, sada ćemo uvesti pojam standardizovane slučajne promenljive.

Radi utvrđivanja položaja određene vrednosti varijable (x) u nizu podataka, primenjuje se standardizovana vrednost varijable – Z (Z -score). Svaka se varijabla x može svesti na standardizovanu ako se obeležje X linearno transformiše u $X = \mu + z * \sigma$.

Standardizovana slučajna promenljiva predstavlja odstupanje vrednosti varijable (x) od aritmetičke sredine i varijable izraženo u jedinicama standardne devijacije. Standardizovana slučajna promenljiva može se izraziti kao

$$Z_\alpha = \frac{x_\alpha - \mu}{\sigma}$$

Iz prethodne jednačine je vidljivo da je standardizovano obeležje (Z) linearna transformacija vrednosti varijable x . Standardizovana varijabla (x) ima aritmetičku sredinu jednaku nuli ($\mu = 0$), a standardnu devijaciju jednaku jedan ($\sigma = 1$). Vrednost (Z) može poprimiti pozitivne i negativne vrednosti.

Ako se vratimo na jednačinu standardizovane slučajne promenljive $Z_\alpha = \frac{x_\alpha - \mu}{\sigma}$, iz nje dobijamo da je

$$x_\alpha = Z_\alpha * \sigma + \mu$$

Z_α je za standardizovanu normalnu raspodelu isto što i x_α za normalnu raspodelu tj. Z_α odseca donjih α % standardizovane normalne raspodele. Ova vrednost se dobija iz tablica normalne raspodele ili korišćenjem određene funkcije u Ekselu.¹⁷⁴

¹⁷⁴ Korišćena funkcija u MS Ekselu je NORMSINV(probability)

Na bazi prethodne formule dolazimo do novog izraza za jednodnevni VaR preko Z_α :

$$VaR_{1,\alpha} = -(Z_\alpha * \sigma + \mu) * V$$

Često se u kalkulacijama polazi od pretpostavke da je prosečni dnevni prinos $\mu = 0$ tako da se prethodna formula može dodatno pojednostaviti:

$$VaR_{1,\alpha} = -Z_\alpha * \sigma * V$$

Navedena pretpostavka je na velikom broju tržišta zadovoljena, ali treba uvek voditi računa da li stvarni podaci odgovaraju opisanoj raspodeli. Dakle, kada su procene srednje vrednosti i standardne devijacije raspodele prinosa poznate računica je vrlo jednostavna. Ovo će naravno biti jedan segmnet kod preliminarne analize podataka i tržišta akcija u empirijskom istraživanju. Na slici 2.3 je prikazan jednostavan primer izračunavanja 1-dnevnog VaR-a pomoću ove metode u Excelu za različite intervale poverenja.

Slika 2. 3. - Izračunavanje parametarskog (delta-normal) VaR-a

	A	B	C	D	E	F	G
1	Parametarski (delta normal) VaR						
2		NIS	Periodic				
3	Datum	Cena na zatvaranju	Prinos		$VaR_\alpha^{\%} = z_\alpha \sigma$		
4							
5	10.feb	718,42	0,50%		$VaR_{95\%}^{\%} = (-1,645)\sigma$		
6	11.feb	699,2	-2,71%				
7	12.feb	699,35	0,02%		$VaR_{99\%}^{\%} = (-2,33)\sigma$		
8	13.feb	694,05	-0,76%				
9	14.feb	689,96	-0,59%				
10							
11		Average	-0,71%				
12		Variance	0,012%				
13		Volatility	1,10%				
14		z (5%/95%)	-1,64485				
15		z (1%/99%)	-2,32635				
16		VaR(95%) 1-dan	-1,81%				
17		VaR(99%) 1-dan	-2,55%				
18							

Izvor: Obrada autora

Ukoliko se radi o računanju analitičkog VaR-a kada je u pitanju portfolio hartija od vrednosti, moramo obratiti i pažnju na matricu korelacija između instrumenata unutar portfolija. Prvi korak je mapiranje pojedinačnih investicija u skup jednostavnih i standardizovanih tržišnih instrumenta. Svaki instrument se tada navodi kao skup pozicija u ovim standardizovanim tržišnim instrumentima. Na primer, kuponska obveznica sa rokom

dospeća od 10 godina se može podeliti na deset diskontnih obveznica. Nakon što identifikujemo standardne tržišne instrumente, treba da procenimo varijanse i kovarijanse ovih instrumenata. Statistika se obično dobija uvidom u istorijske podatke. Završni korak je izračunavanje VaR-a portfolija pomoću procenjenih varijansi i kovarijansi (tj. kovarijansa matrica) i pondera u standardizovanim pozicijama.¹⁷⁵

Analitički metod kao i svaki drugi ima svoje prednosti i mane.

Osnovna prednost jeste što je ovaj metod lak za razumevanje i implementaciju. Prednost varijansa-kovarijansa pristupa leži i u njegovoj jednostavnosti. Izračunavanje VaR-a je relativno lako, ako se pretpostavi da preovlađuje normalna raspodela. Pored toga, normalnost omogućava laku transformaciju između različitih intervala poverenja i perioda držanja. VaR se može podesiti za različite vremenske horizonte reskaliranjem kvadratnog korena iz odnosa dva perioda držanja.

$$VaR_{t_2} = \sqrt{\frac{t_2}{t_1}} VaR_{t_1}$$

Takođe transformacija između nivoa poverenja je jednostavna, na primer sa 95% na 99%, kao što je prikazano u tabeli 2.3.

Tabela 2. 3. - Transformacija intervala poverenja iz RM pristupa u BIS standard

VaR Methodology	Confidence Level	Confidence Level Scaling Factor
BIS VaR	99%	2.33
RiskMetrics VaR	95%	1.65
Converting RiskMetrics to BIS	95% to 99%	RiskMetrics VaR × 2.33/1.65

Izvor: Keivn Dowd: „Measuring Market Risk Measurement“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2002.

Međutim, njegova jednostavnost se duguje nizu pretpostavki od kojih se polazi, pa u tom slučaju treba ispitati njihovu valjanost.

¹⁷⁵ Damodaran A.: “Strategic Risk Taking: A Framework for Risk Management”, Pearson Education, New Jersey, 2007.

Prva i najznačajnija pretpostavka odnosi se na normalnu raspodelu prinosa koja u praksi često nije zadovoljena. Činjenica da su krajevi raspodele deblji nego što je to slučaj kod normalne raspodele (o čemu smo već diskutovali u delu kod modeliranja volatilnosti) dovodi do toga da će VaR u zavisnosti od stepena poverenja sa kojim ga računamo nekada biti potcenjen, a nekada precenjen. Prvu situaciju ćemo imati kada je stepen poverenja visok, a drugu ako je niži. *Druga* pretpostavka polazi od konstantne varijanse za šta se u stvarnosti pokazalo da nije ispunjena (takođe zaključeno u delu kod modeliranja volatilnosti). Čak i male promene u varijabilitetu mogu značajno da naruše rezultate, pa samim tim i da utiču na optimalnost odluke. *Treće*, koeficijenti korelacije se u stresnim situacijama značajno menjaju tj. konvergiraju ka vrednosti jedan, što čini procene VaR-a u kriznim situacijama pomoću parametarskog pristupa pogrešnima.¹⁷⁶ Čak i u situacijama koje nisu krizne, koeficijenti korelacije se menjaju¹⁷⁷ što direktno rezultira pogrešnim prognozama VaR-a.

Kao što je prethodno rečeno, analitički VaR je vrlo jednostavna mera te stoga vrlo primamljiva za korišćenje, ali svako pojednostavljenje donosi sa sobom i nedostatke kojih moramo biti svesni ako želimo da koristimo ovaj metod. Za početne faze uvođenja ovaj metod može da se upotrebljava, ali se u slučaju većih izloženosti rizicima ne bi trebalo suviše oslanjati na njega, već je potrebno vremenom razvijati sofisticiranije metode.

2.13.2. Istorijska simulacija

Istorijska simulacija kao metoda za procenu VaR-a uvedena je u seriji radova kao što su Boudoukh i ostali (1998)¹⁷⁸ i Barone-Adesi i ostali (1998, 1999).¹⁷⁹ Nedavno istraživanje pokazuje da oko tri četvrtine banaka radije koristiti istorijsku simulaciju, nego parametarski linearni ili Monte Carlo metod za procenu VaR-a.¹⁸⁰

¹⁷⁶ Kim Jangwoo, Finger C. Christopher: "A stress test to incorporate correlation breakdown", RiskMetrics Journal, Spring, 2000., str.61

¹⁷⁷ činjenica koja je više nego očigledna u tranzicijskim ekonomijama

¹⁷⁸ Boudoukh, J., Richardson, M. and Whitelaw, R.: "The best of both worlds". Risk 11(5), 1998., str. 64–67.

¹⁷⁹ Barone-Adesi, G., Giannopoulos, K. and Vosper, L.: (1999) „VaR without correlations for nonlinear portfolios“, *Journal of Futures Markets* 19, 1999., str. 583–602.

¹⁸⁰ U istraživanju koje su sprovedi Perignon i Smith (2008), od 64,9% preduzeća koja su prikazala svoju metodologiju za procenu rizika, 73% je prijavilo korišćenje istorijske simulacije.

Istorijska simulacija je neparametarski pristup procene VaR-a. Osnovna karakteristika neparametarskih metoda je da njihovo korišćenje kod predviđanja VaR-a ne postavlja nikakvu pretpostavku o raspodeli prinosa. Neparametarski pristup, za razliku od parametarskog pristupa koji podacima dodjeljuje određenu teorijsku raspodelu, empirijski određuje raspodelu posmatranih podataka i na osnovu nje izračunava iznos VaR-a.

Istorijska simulacija koristi se na prošlim podacima i jednostavna je za izračunavanje jer za nju kao što smo već naznačili nije potrebno definisati raspodelu potencijalnih prinosa. Pomoću nje se može obuhvatiti nelinearna priroda prinosa, ali sa druge strane zavisi od perioda posmatranja. Stoga, ukoliko je period prekratak, samim tim je premali broj retkih događaja koji je uključen u period posmatranja, pa će u tom slučaju VaR potceniti stvarni rizik potencijalnog gubitka. Ukoliko je period predugačak, VaR može precenjivati stvarni rizik gubitka.

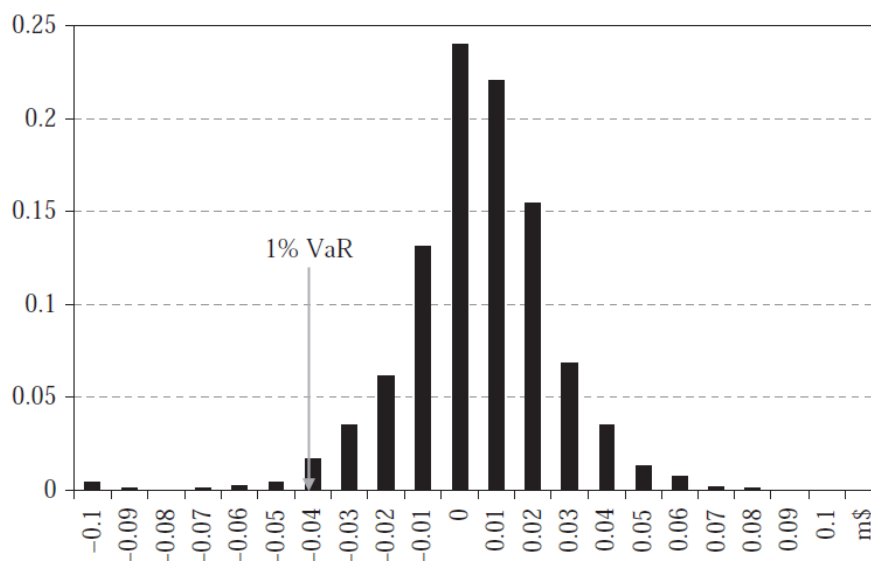
Osnovni koraci za implementaciju metode istorijske simulacije za procenu VaR-a linearnog portfolija su sledeći:¹⁸¹

1. Prikupljanje dovoljno dugog perioda istorijskih podataka
2. Podešavanje simuliranih prinosa portfolija da odražavaju trenutne uslove na tržištu
3. Podešavanje empirijske raspodele prilagodjenih prinosa
4. Izračunavanje VaR za relevantan nivo značajnosti i horizont rizika

Dakle, prvi korak kod istorijske simulacije je identifikacija instrumenta u portfoliju i prikupljanje vremenskih serija za te instrumenate tokom određenog istorijskog perioda. Potom se koriste ponderi u aktuelnom portfoliju, kako bi se simulirali hipotetički prinosi koji bi se ostvarili pod pretpostavkom da je sadašnji portfolio držan tokom perioda posmatranja. Procena VaR-a se onda može očitati iz histograma prinosa portfolija, kao što je prikazano na grafiku 2.16. Pretpostavka na kojoj počiva ovaj metod je uostalom i ta, da raspodela istorijskih prinosa deluje kao dobra aproksimacija prinosa sa kojima ćemo se suočiti tokom sledećeg perioda držanja.¹⁸²

¹⁸¹ Carol Alexander: „Value at Risk models“, John Wiley&Sons, Chichester, 2008, str. 143

¹⁸² Kevin Dowd: “Backtesting Market Risk Models”, The Handbook of finance, New York, 2008.

Grafik 2. 16. - Procena 1% VaR-a uz pomoć empirijske raspodele prinosa

Izvor: Carol Alexander: „Value at Risk models“, John Wiley&Sons, Chichester, 2008, str. 88

Glavna prednost istorijske simulacije je ta što istorijski VaR ne pretpostavlja normalnu distribuciju prinosa za razliku od parametarskog modela. Iako ostali modeli mogu uključivati iskrivljene i zadebljane repove prinosa prilagođenih za faktore rizika, oni još uvek moraju slediti parametarsku formu za modeliranje multivarijantnih prinosa. A obično, zavisnosti između faktora rizika u multivarijantnoj distribuciji su mnogo jednostavnije nego što jesu u stvarnosti. Možemo zaključiti, umesto da se unapred pretpostavi određena teorijska raspodela prinosa, izračunavanje VaR-a putem istorijske simulacije se oslanja na empirijsku raspodelu prinosa. Budući da većina hartija od vrednosti ima raspodelu sa zadebljanim repovima, istorijska simulacija nudi bolje rešenje od parametarskih metoda koje pretpostavljaju teorijske raspodele, odnosno najčešće normalnu distribuciju. Pretpostavka normalnosti, na kojoj se zasniva većina parametarskih pristupa, značajno podcenjuje mogućnosti nastanka ekstremnih događaja, pa je time i izračunati VaR relativno nizak u odnosu na stvarnu izloženost riziku.¹⁸³

Budući da istorijska simulacija ne zahteva ni procenu matrice varijanse i kovarijanse, ona je i u tom smislu manje numerički zahtevna od parametarskih metoda. Ovo je posebno značajno kada se radi sa portfolijima koji su sastavljeni od velikog broja finansijske aktive. Oslanjajući se na stvarne cene, istorijska simulacija uzima u obzir sve relevantne

¹⁸³ Hendricks D.: “Evaluation Value-at-Risk Models Using Historical Data,” Economic Policy Review, Federal Reserve Bank of New York, Vol. 2, 1996., str. 39-70.

karakteristike distribucije prinosa – odmah prepoznaje devijacije od normalne raspodele zbog prisustva asimetrije ili spljoštenosti. S druge strane, ona implicitno pretpostavlja da istorijska raspodela predstavlja i buduću raspodelu, što može da bude i neopravdano u periodima brzih promena tržišnih uslova.¹⁸⁴

Istorijska simulacija se zasniva na pretpostavci da će bliska budućnost biti veoma slična nedavnoj prošlosti, pa se pomoću podataka iz nedavne prošlosti može prognozirati rizik u bliskoj budućnosti. Ova pretpostavka iako valjana u mnogim slučajevima, upravo predstavlja jednu od najvećih zamerki neparametarskom pristupu. Na primer, mogu da postoje potencijalni rizici koji nisu zabeleženi u istorijskom skupu podataka, kao što su periodi veoma visoke volatilnosti, koja može voditi do ekstremnih gubitaka u repovima raspodele.

Takođe često izražen problem kod ovog metoda je da ne postoji dovoljno dostupnih podataka. Ova komplikacija se javlja kada se u portfolio uvode novi instrumenti sa kojima se trguje relativno kratko vreme. Uprkos činjenici da bi ovo mogla biti kritika za bilo koji od tri pristupa, to je najizraženije kod metoda istorijske simulacije, jer se VaR u potpunosti izračunava na osnovu istorijskih podataka cena.¹⁸⁵

Pored prethodno navedenih nedostataka, korisnici istorijske simulacije suočavaju se sa izazovom kod izbora vremenskog perioda za istorijske tržišne podatke. Važno je imati podatke za duži period kako bi imali pouzdane procene o repovima raspodele. Ovo je naročito neophodno ako se koriste visoki intervali poverenja. S druge strane, koristeći predug period procene dovodi nas u situaciju da su stari tržišni podaci prenaplašeni u odnosu na nove informacije. Kao posledicu toga, procena VaR-a reaguje sporo na trenutne promene tržišnih cena, prouzrokujući da procene postanu iskrivljene.¹⁸⁶

Na osnovu svega do sada iznetog u vezi sa ovom metodologijom procene VaR-a, mogli bi zaključiti da glavni nedostatak istorijske simulacije leži u činjenici da izračunava empirijsku raspodelu frekvencija prinosa portfolija dodjeljujući svakom opažanju istu težinu, odnosno ponder, koji iznosi $1/T$.¹⁸⁷ Ovakav način ponderisanja, indirektno pretpostavlja da su

¹⁸⁴ Carol Alexander: „Value at Risk Models“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008. , str. 87-88.

¹⁸⁵ Damodaran A.: “Strategic Risk Taking: A Framework for Risk Management”, Pearson Education, New Jersey, 2007.

¹⁸⁶ John C. Hull: “Risk Management and Financial Institutions” 3e, John Wiley and Sons, Hoboken, New Jersey, 2012.

¹⁸⁷ T – broj opažanja, odnosno veličina skupa podataka prinosa

faktori rizika, a time i istorijski simulirani prinosi nezavisno i identično distribuirani kroz vreme. Pretpostavka nezavisne i jednake raspodele kroz vreme na neefikasnim tržištima gde postoji autokorelacija volatilnosti, odnosno tzv. grupisanje volatilnosti i autokorelacija prinosa, predstavlja značajan problem za svaki model procene VaR-a.

Pretpostavka da su ostvareni prinosi i.i.d., nerealna je zbog činjenice da volatilnosti variraju tokom vremena, tj. da se grupišu periodi visoke i niske volatilnosti. Zbog ovih nedostataka standardnog pristupa istorijske simulacije, razvijeni su ponderisani modeli istorijske simulacije koji na razne načine obrađuju realizovane stope prinosa, kako bi uklonili autoregresiju i serijsku korelaciju između varijabli i transformirali ih u nezavisne i identične prinose.

Neki od tih modela koji su evoluirali u poslednjih desetak godina i pokušali da otklone neke od nedostataka standardnog modela istorijske simulacije su: hibridna istorijska simulacija, vremenski ponderisana istorijska simulacija, volatilnošću ponderisana istorijska simulacija i filtrirana istorijska simulacija.¹⁸⁸

2.13.3. Monte Carlo simulacija

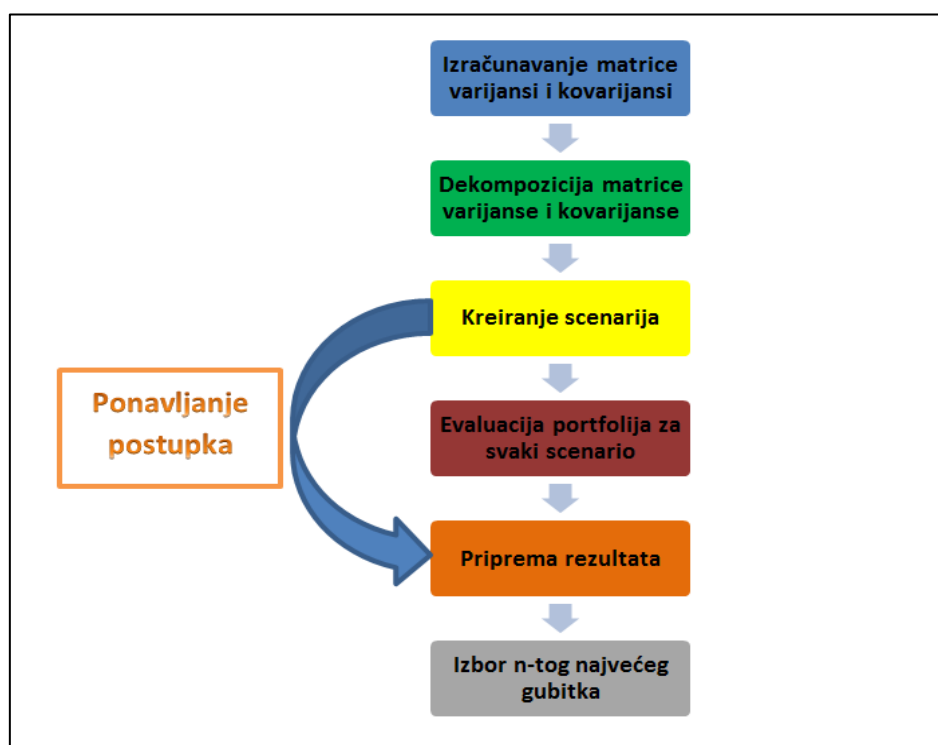
Pristup Monte Carlo simulacije za procenu VaR-a dosta je sličan pristupu istorijske simulacije, s tom razlikom što se hipotetičke promene tržišnih faktora ne stvaraju na osnovu prošlih opaženih promena tržišnih faktora, već se nasumice uzimaju iz statističke raspodele koja na adekvatan način predstavlja aktuelna statistička svojstva promena tržišnih faktora. To znači da se pri izračunavanju VaR-a nasumično se stvaraju mnogobrojni scenariji za buduća kretanja tržišnih faktora, a nelinearnim vrednovanjem se za svaki scenario izračunavaju vrednosti promena. Slično istorijskoj simulaciji vrednost VaR-a se izračunava uzimanjem najvećeg gubitka uz određeni stepen verovatnoće.

Jedna od glavnih zamerki Monte Carlo simulaciji je korišćenje unapred utvrđene teorijske distribucije verovatnoće koja opisuje faktore rizika portfolija. Obično je distribucija

¹⁸⁸ Više o izvedenim modelima videti: J. Hull i A. White :”Incorporating Volatility updating into the Historical Simulation method for Value at Risk”(1998.) i J. Boudoukh, M. Richardson and R. Whitelaw: “The Best of Both Worlds: A Hybrid Approach to Calculating Value at Risk”(1999.). **Napomena:** U empirijskom delu disertacije uz standardni model istorijske simulacije, testiraćemo još i model filtrirane istorijske simulacije

koja se pretpostavlja normalna distribucija ili lognormalna kakva se koristi i u izračunavanju parametarskog VaR-a. Matrica varijansi i kovarijansi za faktore rizika se izračunava na isti način kao i kod parametarskog pristupa, ali za razliku od parametarskog pristupa matrica se zatim dekomponuje pomoću Cholesky dekompozicije. Dekompozicija matrice se vrši zato da bi se obezbedilo da su faktori rizika međusobno korelisani u svakom scenariju koji se generiše.¹⁸⁹ Proces generisanja scenarija počinje od trenutnog stanja na tržištu i po koracima se generišu novi scenariji za svaki sledeći dan kako bi se njihovim nelinearnim vrednovanjem dobile moguće vrednosti portfolija za kraj svakog dana. Iz dobijenih scenarija, VaR se izračunava tako da se izabere n-ti najveći gubitak.¹⁹⁰ Ako se npr. generisalo 1000 scenarija, a traži se VaR uz interval poverenja od 99%, vrednost VaR-a bila bi jednaka desetom najvećem zabeleženom gubitku u generisanim scenarijima.¹⁹¹ Postupak računanja VaR-a pomoću Monte Carlo simulacije prikazan je na slici 2.4.

Slika 2. 4. - Postupak procene VaR-a pomoću Monte Carlo simulacije



Izvor: Obrada autora na osnovu Jorion Philippe: "Financial risk manager handbook", 2nd edition, John Wiley & Sons, New Jersey, 2003. str. 93

¹⁸⁹ Carol Alexander: „Value at Risk Models“, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008. , str. 43

¹⁹⁰ Jorion Philippe: Financial risk manager handbook, John Wiley & Sons, New Jersey, 2003. str. 93

¹⁹¹ Fabozzi J. Frank, Rachev T. Svetolzar, Stoyanov V. Stoyan: "Advanced stochastic models, risk assessment, and portfolio optimization - The ideal risk, uncertainty and performance measures", John Wiley & Sons, New Jersey, 2008., str. 190.

Monte Carlo simulacija ima dve prednosti u odnosu na ostale pristupe koje treba istaći. Jedna je da za razliku od parametarskog pristupa izračunavanja VaR-a, koristi nelinearne modele vrednovanja portfolija, pa samim tim uzima u obzir i nelinearnost promena vrednosti. Druga prednost je, ako uporedimo sa istorijskom simulacijom, da može generisati beskonačan broj scenarija i testirati mnogobrojne moguće događaje.¹⁹²

Monte Carlo simulacija ima i dva bitna nedostatka:¹⁹³

- Vreme potrebno za izračunavanje VaR-a pomoću Monte Carlo simulacije može biti i do 1000 puta duže od vremena za izračunavanje parametarskog VaR-a zbog toga što se moguća vrednost portfolija mora hiljade puta preračunavati.
- Za razliku od istorijske simulacije, koja ne pretpostavlja ni jednu teorijsku raspodelu, već uzima empirijske vrednosti stopa prinosa na finansijsku aktivu, Monte Carlo simulacija pretpostavlja da su stope prinosa normalno ili log-normalno distribuirane.

Sumarni prikaz nekih najznačajnijih prednosti i nedostataka tri najrasprostranjenija pristupa za evaluaciju VaR-a kao mere izloženosti tržišnom riziku predstavljen je u nastavku rada u Tabeli 2.4.

¹⁹² Marc Lore and Lev Borodovsky: "The Professional's Handbook of Financial Risk Management", Butterworth-Heinemann, Oxford, 2000., str. 146

¹⁹³ Piconte E.: "Calculating Value at Risk with Monte Carlo Simulation", The Journal of Lending & Credit Risk Management, 4., 2000., str. 59-65

Tabela 2.4. - Prednosti i ograničenja osnovnih VaR metodologija				
Metodologija	Analiitički model(varijansa/kovarijansa)	Monte Carlo simulacija	Istorijska simulacija	
Prednosti	Brza i jednostavna kalkulacija Za izračunavanje nam je jedino potrebna volatilnost i matrica korelacije	Daje dovoljno tačne rezultate za sve vrste finansijskih instrumenata Omogućava dobijanje potpune potencijalne vrednosti portfolija Omogućava korišćenje raznih pretpostavki o obliku distribucije (normalna, t-raspodela) i samim tim ukazuje na zadebljane repove Nije potrebna velika količina istorijskih podataka Nije potrebna pretpostavka o linearnosti, raspodeli, korelaciji i volatilnosti	Daje dovoljno tačne rezultate za sve vrste finansijskih instrumenata Omogućava dobijanje potpune raspodele potencijalne vrednosti portfolija Ne zahteva predviđanje oblika raspodele Brža je od montekarlo simulacije zbog manjeg broja scenarija	
Nedostaci	Ne daje tačne rezultate za ne linearni portfolio ili za asimetričnu raspodelu Istorijske korelacije i volatilnosti mogu biti varljivi pod specifičnim tržišnim uslovima Neophodno je mapiranje novčanih tokova	Složena za izračunavanje i vremenski izuzetni zahtevna (portfolio se mora podvrgnuti analizi za svaki mogući scenario) Kvantifikuje rizik zadebljanih repova samo u slučaju kada su tržišni scenariji generisani iz odgovarajuće raspodele	Zahteva značajnu količinu istorijskih dnevnih stopa prinosa Uključuje rizik retkih događaja samo ako i istorijski podaci daju podatke o retkim događajima (tail risk) Teško ju je primeniti na dalju budućnost Daje grube procene za visoke intervale poverenja	

3. VALIDACIJA MODELA MERENJA RIZIKA

3. VALIDACIJA MODELA MERENJA RIZIKA

Backtesting predstavlja kvantitativnu ocenu modela rizika. *Backtesting* modela procene rizika ili gustine raspodele verovatnoće uključuje poređenje modela procene raspodele verovatnoće sa ostvarenim rezultatima slučajne promenljive čija je gustina raspodele procenjivana. Proces *backtesting*-a može da se koristi u tri komplementarne svrhe.

Prvi cilj procesa *backtesting*a je da utvrdi da li su procene dovoljno blizu realizovanim ishodima, kako bi nam omogućio donošenje zaključka da su procene statistički kompatibilne sa tim ishodima. *Backtest*, koji je sproveden u ovu svrhu, uključuje statističko testiranje hipoteza, kako bi utvrdili da li su modeli procene prihvatljivi. Testiranje hipoteza se može primeniti na opservacije koje uključuju gubitak koji prelazi vrednost VaR-a za dati interval poverenja, ili za procene VaR-a za više intervala poverenja.

Drugi cilj *backtesting*-a je da pomogne menadžerima rizika u dijagnostici problema sa kojima se suočavaju u svojim modelima rizika, kako bi ih poboljšali.

Treći cilj *backtesting*-a je da rangira performanse više alternativnih modela rizika da bi se utvrdilo koji model daje "najbolju" evaluaciju performansi. Dobar model rizika bi trebalo da zadovolji sva tri navedena kriterijuma: da prođe statističke testove, ne bi trebalo da stvori bilo kakvu zabrinjavajuću dijagnostiku i treba da bude dobro rangiran u odnosu na alternativne modele.

Značaj *backtesting*-a je očigledna: ako menadžeri rizika imaju poverenje u svoje modele rizika, onda ti modeli treba da se pravilno testiraju i da u tom slučaju daju dobre rezultate.

Uprkos činjenici da je primarni cilj disertacije da se proceni kvalitet primene VaR modela na srpskom tržištu kapitala, dodatni aspekt je da se uporede metode *backtesting*-a na takav način kako bi stvorili objektivnu sliku o pouzdanosti različitih testova. Stoga, kao sekundarni cilj se postavlja da putem empirijskog istraživanja pokušamo da shvatimo koji su testovi najprecizniji i najpouzadniji, i što je najvažnije, koji testovi su pogodni za validaciju modela koji se primenjuju na srpskom tržištu kapitala.

Model procene tržišnog rizika je model koji predviđa rizičnu vrednost portfolija za jedan ili više nivoa poverenja, tokom određenog vremenskog horizonta. U praksi se najčešće uzima da je horizont jedan dan (*trading day*). Međutim, kalkulacija VaR-a je složen zadatak, koji uključuje mnoge matematičke i statističke pretpostavke. Pošto one ne mogu uvek biti ispunjene, VaR modeli moraju da budu testirani pomoću statističkih alata.

3.1. *Backtesting*

“VaR može biti pouzdan samo ukoliko se sprovede *backtest*. Kada mi neko pokaže iznos VaR-a, ne pitam ga kako ga je izračunao, tražim da vidim *backtest*.”¹⁹⁴ Ovaj citat menadžera rizika *Aarona Brown*-a, člana "Međunarodne asocijacije profesionalaca za rizik", iz jula 2008. godine savršeno opisuje značaj *backtesting*-a VaR modela.

VaR modeli za merenje rizika su korisni ukoliko razumno predviđaju rizik. Zato tačnost ovih modela uvek mora biti proverena. To se može uraditi na različite načine, uključujući i *backtesting* koji predstavlja postupak za potvrđivanje da li su stvarni gubici u liniji sa projektovanim. *Backtesting* uključuje poređenje istorijskih predviđanja VaR-a sa prihodima portfolija i veoma je bitan za menadžere u smislu preispitivanja grešaka u pretpostavkama, pogrešnim parametrima ili netačnom modeliranju. To je metod za upoređivanje dnevnih dobitaka i gubitaka sa procenama VaR modela, u cilju merenja njihove tačnosti i preciznosti. Takođe, *backtesting* prema Bazelskom sporazumu ima značajnu ulogu u odlučivanju o dopuštanju internih VaR modela bankama za određivanje zahtevanog kapitala.

Kada je model potpuno ispravan, broj stvarnih gubitaka odgovara nivou poverenja, tj. ukoliko je nivo poverenja 99% onda je stvarni gubitak nastao u 1% slučajeva. Na primer, ako je dnevni VaR \$100 i nivo poverenja 99%, prema VaR modelu očekujemo da se gubitak veći od \$100 dogodi samo u 1% slučajeva, tj. u 2.5 dana od ukupno 250 radnih dana u godini. Ako je broj dana u kojima je gubitak veći od \$100 manji, jednak ili malo veći od 2.5 model je ispravan, ali ako je broj dana kada gubitak prevazilazi \$100 značajno veći od predviđanja na osnovu nivoa poverenja (2.5 dana), model nije ispravan. Broj situacija u kojima dolazi do

¹⁹⁴ Brown, A.:” Private Profits and Socialized Risk – Counterpoint: Capital Inadequacy”, Global Association of Risk Professionals, June/July 08 issue., 2008.,str. 20

gubitka, tj. broj onih prihoda koji su izvan intervala poverenja VaR-a, poznat je kao broj izuzetaka. Ukoliko postoji mnogo izuzetaka model je potcenio rizik.

Da bi izvršili *backtesting* VaR modela, potrebna nam je serija podataka koja se sastoji od procenjenih vrednosti modela, s jedne strane, i dnevnih dobitaka ili gubitaka (P / L), koje generiše portfolio, s druge strane.

Nakon prikupljene serije neophodnih podataka, pristupa se sledećoj fazi, a to je sprovođenje preliminarne analize podataka. Potrebno je napraviti *backtesting* grafikon koji se sastoji od realizovanih stopa prinosa tokom određenog vremenskog horizonta i procenjenog VaR-a, i potom tražiti prekoračenja, odnosno izuzetke.

Takođe je dobra praksa da se dopuni *backtesting* grafikon sa histogramom prinosa, koji ponekad daju jasniju naznaku empirijske distribucije prinosa, i kvantil-kvantil (QQ - plot) grafikon, koji sadrži kvantile empirijske distribucije prinosa nasuprot onih od prognozirane distribucije prinosa. Takođe je dobra ideja da se ispita i tzv. sumarna deskriptivna statistika prinosa, uključujući i statistiku srednje vrednosti, varijanse, asimetrije, spljoštenosti, opsega, itd., kao i broj i veličinu ekstremnih događaja.¹⁹⁵

Primeru radi *KPMG Advisory* implementirao je proces *backtesting*-a zasnovan na pet koraka, da bi testirao bezuslovnu pokrivenost, nezavisnost i razvio odgovarajuća rešenja za moguće slabosti modela.¹⁹⁶

Slika 3. 1. - Implementacija procesa *backtesting*-a



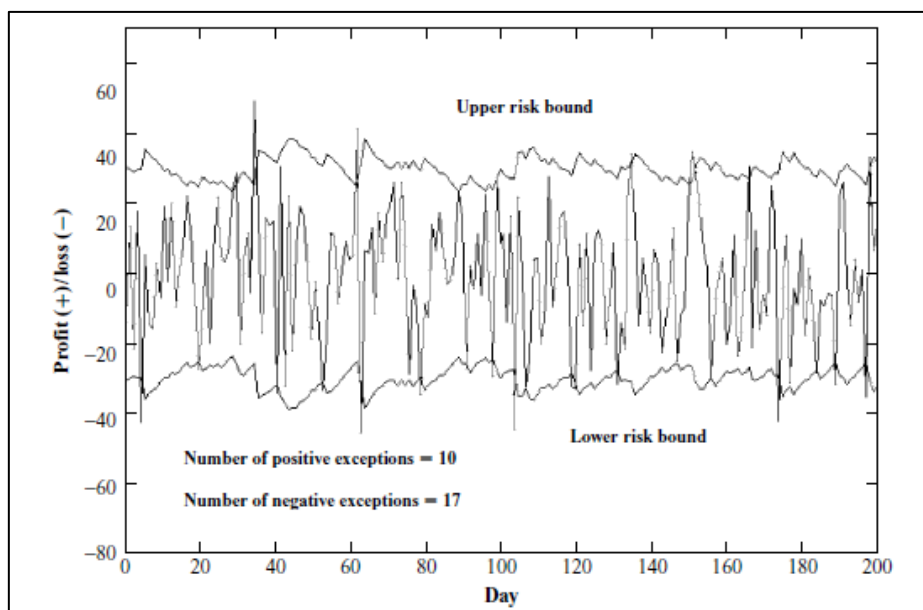
Izvor: KPMG ADVISORY FINANCIAL RISK MANAGEMENT

Kao što se može videti sa Slike 3.1. prvi korak u implementaciji procesa *backtesting*-a je grafička analiza i ona nam omogućava prvi uvid u rezultate i vizuelno pomaže u otkrivanju problema. Na primer, grafik 3.1. predstavlja +/- VaR, procentualne promene u vrednosti portfolija i broj prekoračenja, odnosno izuzetaka.

¹⁹⁵ Kevin Dowd: "Backtesting Market Risk Models", The Handbook of finance, New York, 2008.

¹⁹⁶ Sven Muehlenbrock: "Backtesting Value at Risk Models", KPMG ADVISORY FINANCIAL RISK MANAGEMENT, Luxemburg, 2011.

Grafik 3. 1. - Backtesting čart



Izvor: Kevin Dowd: *Measuring market risk*, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2002., str. 180

Drugi korak je korišćene tzv. “sistema semafora”¹⁹⁷, koji je zasnovan na binomnom pristupu, i koji grupiše rezultate u različite kategorije, od zelene (model ispravan) do crvene (model se odbacuje) zone.

Prethodno opisane mere za validaciju VaR-a treba da se dopune u sledećem koraku sa određenim statističkim testovima koji su prikazani na slici 3.2. Ova strategija na bazi moderne statističke teorije može da otkrije potencijalne slabosti primenjenog VaR modela.

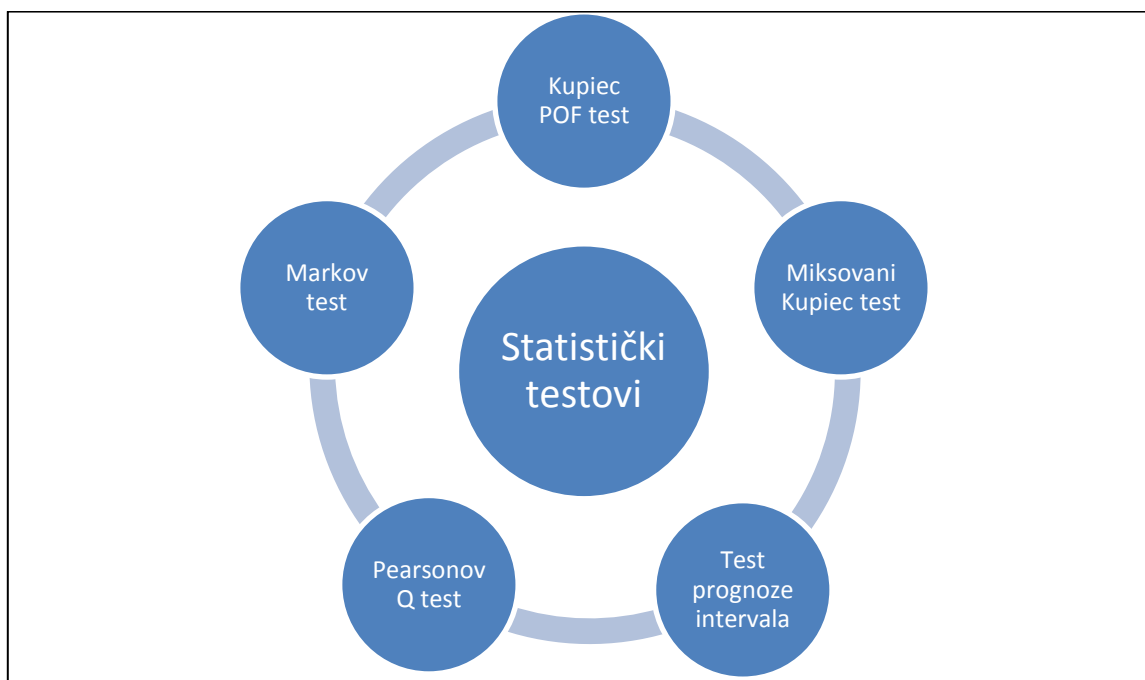
Četvrti korak se odnosi na *becktesting* izveštaj koji sumira rezultate i ukazuje na moguće slabosti korišćene metodologije.

Na kraju, u poslednjem koraku, na bazi sačinjenog izveštaja KPMG je u mogućnosti da razvije prilagodjeno rešenje za moguće probleme, tj. da asistira kod implementacije poboljšanog VaR modela.

¹⁹⁷ *Traffic lights* ili *three-zone* pristup je uveden od strane BIS-a, 1996 god., za detalje videti BCBS: “Supervisory Framework for the Use of ‘Backtesting’ i “Internal Models Approach to Market Risk Capital Requirements”, 1996. god.

Pet navedenih koraka *backtesting*-a pomoći će u detekciji različitih vrsta problema i razvoju odgovarajućeg rešenja. Ova strategija može poboljšati merenje rizika i samim tim obezbediti prednost za klijente.

Slika 3. 2. - Statistički testovi backtesting-a VaR modela



Izvor: KPMG ADVISORY FINANCIAL RISK MANAGEMENT

3.2. *Backtesting* zasnovan na statističkim testovima

Prva vrsta *backtest*-ova su statistički testovi zasnovani na paradigmi testiranja hipoteza. Prvo se odredi nulta hipoteza¹⁹⁸ koju želimo da testiramo i izabere se odgovarajuća alternativna hipoteza koja će biti prihvaćena, ako je nulta hipoteza odbijena. Potom se izabere nivo značajnosti i utvrđuje verovatnoća koja je u vezi sa nultom hipotezom. Nulta hipoteza će se prihvatiti, ako procenjena vrednost ove verovatnoće prelazi izabrani nivo značajnosti, u suprotnom će biti odbačena. Što je veći nivo značajnosti, veća je i verovatnoća da ćemo

¹⁹⁸ Obično nulta hipoteza pretpostavlja da je model tačan.

prihvatiti nultu hipotezu, i manje je verovatno da smo pogrešno odbacili ispravan model (tj. da smo napravili grešku tipa I¹⁹⁹).

Nažalost, to takođe znači da postoji veća verovatnoća pogrešnog prihvatanja netačnog modela (tj. da smo napravili grešku tipa II²⁰⁰). Shodno tome, bilo koji test podrazumeva odnos između ove dve vrste mogućih grešaka. U idealnom slučaju, treba da izaberemo nivo značajnosti koji uzima u obzir i verovatnoću i vrednovanje tih grešaka i naći odgovarajuću ravnotežu između njih. Međutim, u praksi, je uobičajeno da se izabere neki proizvoljni nivo značajnosti, kao npr. od 5%, i primeni taj nivo u svim našim testovima.

Na Garficima 3.2. i 3.3. su prikazana ova dva tipa grešaka. Recimo da na primer računamo jednodnevni VaR za interval poverenja od 99% za 250 trgovačkih dana. Ako pretpostavimo da je model tačan (tj. da je aktuelna pokrivenost modela 99%), očekivani broj dana kada gubici prelaze prognozirani VaR je $250 \cdot 0,01 = 2,5$ dana. Možemo sada da postavimo granični nivo za odbacivanje modela, na primer, broj od 5 izuzetaka. U tom slučaju, verovatnoća da ćemo napraviti grešku tipa 1 iznosi 10,8%. Sa druge strane, ako model ima netačnu pokrivenost od 97%, očekivani broj izuzetaka je $250 \cdot 0,03 = 7,5$ dana. Sada postoji verovatnoća od 12,8% da ćemo napraviti grešku tipa 2, tj. da ćemo prihvatiti netačan model.

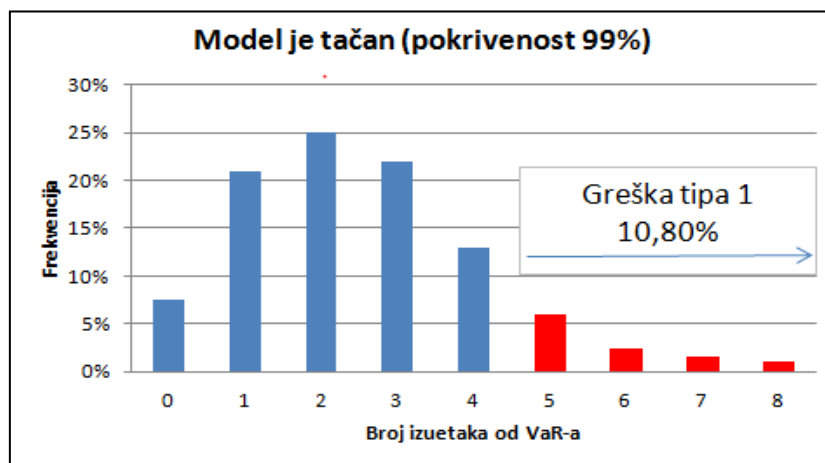
Možemo zaključiti da je za *backtasting* potrebno da korisnici VaR modela naprave balans između grešaka tipa 1 i tipa 2, tj. ravnotežu između ispravnog i neispravnog modela i onda donesu odluku.

¹⁹⁹ Greška tipa I se dešava kada se odbaci istinita nulta hipoteza, odnosno ukoliko se prihvati neistinita alternativna hipoteza. Verovatnoća da se poćini greška tipa I je jednaka nivou značajnosti koji se koristi u istraživanju. Ako je izabrani nivo značajnosti $\alpha=0,05$, tada verovatnoća da se napravi greška tipa I iznosi 5%. Ukoliko je izabrani nivo značajnosti $\alpha=0,01$, tada postoji 1% šanse da se poćini greška tipa I. Verovatnoća da se napravi ova greška je pod kontrolom istraživaća.

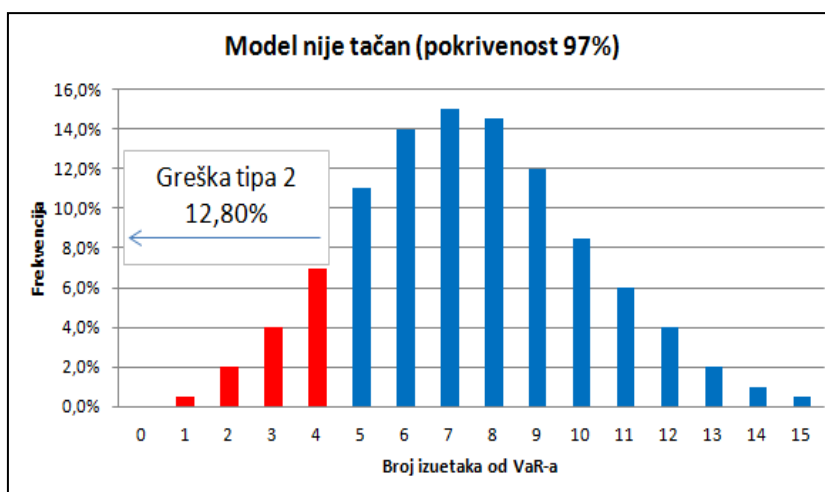
²⁰⁰ Greška tipa II nastaje kada prihvatao netačnu nultu hipotezu, odnosno odbacimo istinitu alternativnu hipotezu. Verovatnoća da se poćini greška tipa II se oznaćava sa β . Verovatnoća da se odbaci neistinita nulta hipoteza je snaga statistićkog testa koja se izraćunava oduzimanjem β od 1:

Snaga = $1 - \beta$

Grafik 3. 2.- Greške tipa 1 kod ocene VaR modela



Grafik 3. 3. - Greške tipa 2 kod ocene VaR modela



Izvor: Jorion, P.: *Value at Risk, The new Benchmark for Managing Financial Risk*, 2nd Edition, McGraw-Hill, United States, (2001)

Napomena: Gornji grafik opisuje ispravan model, gde je $p = 1\%$. Verovatnoća da ćemo načiniti grešku tipa 1 (tj. odbaciti ispravan model) je 10,8%. Donji grafik predstavlja neispravan model, gde je $p = 3\%$. Verovatnoća prihvatanja netačnog modela, odnosno pravljenje greške tipa 2, iznosi 12,8%.

Tako na primer, prema Bazelskom sporazumu *backtesting* internih modela se dobija direktno iz testiranja stopa neuspeha, tj. broja izuetaka od VaR-a. Da bismo napravili takav test potrebno je da prvo izaberemo stopu greške tipa 1, koja predstavlja verovatnoću odbacivanja modela kada je ispravan. U takvim situacijama banka neće biti kažnjena neopravdano i zbog toga bismo mogli odabrati test sa malom stopom greške tipa 1. Međutim, ukoliko banka tako odluči, nadzorno telo koje pravi i greške tipa 2, potpuno će prevariti VaR izveštavanje banke. Trenutna provera procedure sastoji se od dnevnog zapisivanja izuzetaka

od VaR-a sa nivoom poverenja od 99% u poslednjih godinu dana. U takvim okolnostima očekuje se da u proseku u 1% od 250 slučajeva dođe do izuzetka, tj. 2.5 izuzetka u toku godine. Da bi bolje razumeli dilemu sa kojom se suočavaju nadzorna tela, u tabeli 3.1. predstavljene su stope grešaka tipa I i II za različite brojeve izuzetaka od VaR-a, sa ispravnim VaR modelom (tj. sa pokrivenošću od 99%) i netačnim modelima (tj. sa stopom pokrivenosti od 97% ili 95%). Tako na primer, ako imamo 5 ili više izuzetaka, kumulativna verovatnoća, ili stopa greške tipa 1, iznosi 10,8%, kao što smo prethodno i grafički predstavili (grafik 3.2.). Ovo predstavlja verovatnoću kažnjavanja banke koja ima tačan VaR model ni zbog čega drugog nego zbog “loše sreće”.²⁰¹ Međutim kada imamo 10 izuzetaka, stopa greške tipa 1 pada na vrednost 0%.

Tabela 3. 1. - Bazelska pravila za backtesting

Zone	Number of	Model is correct Coverage = 99%		Model is incorrect			
				Coverage = 97%		Coverage = 95%	
	Exc.	Prob.	Cumul. (Type 1 error)	Prob.	Cumul. (Type 2 error)	Prob.	Cumul. (Type 2 error)
	N	$P(X = N)$	$P(X \geq N)$	$P(X = N)$	$P(X < N)$	$P(X = N)$	$P(X < N)$
Green	0	8.1	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	1	20.5	91.9	0.4	0.0	0.0	0.0
	2	25.7	71.4	1.5	0.4	0.0	0.0
	3	21.5	45.7	3.8	1.9	0.1	0.0
Green	4	13.4	24.2	7.2	5.7	0.3	0.1
Yellow	5	6.7	10.8	10.9	12.8	0.9	0.5
	6	2.7	4.1	13.8	23.7	1.8	1.3
	7	1.0	1.4	14.9	37.5	3.4	3.1
	8	0.3	0.4	14.0	52.4	5.4	6.5
Yellow	9	0.1	0.1	11.6	66.3	7.6	11.9
Red	10	0.0	0.0	8.6	77.9	9.6	19.5
	11	0.0	0.0	5.8	86.6	11.1	29.1

Izvor: Basel Committee on Banking Supervision: „Supervisory Framework for the Use of ‘Backtesting’ in Conjunction with the Internal Models Approach to Market Risk Capital Requirements, Januar 1996.

Kad je u pitanju greška tipa 2, tabela 3.1. pokazuje da stopa greške tipa 2 za manje od 5 izuzetaka iznosi 12,8 % (videti grafik 3.3.). Ovo predstavlja verovatnoću ne kažnjavanja

²⁰¹ Bazelski komitet koristi sledeće četiri kategorije, ukoliko broj izuzetaka upada u žutu zonu Bazelskog backtesta: **1.** Osnovni integritet modela; **2.** Nedovoljna preciznost modela; **3.** Intradnevno trgovanje (pozicije se menjaju tokom dana); **4.** Loša sreća (tržišta su naročito bila volatilna ili su se korelacije promenile, odnosno trebalo bi da očekujemo da se ovi izuzeci dese u određenom vremenu i to nam ne ukazuje na manjkavost VaR modela, već je čisto stvar loše sreće

banke koja namerno potcenjuje svoj rizik. Ovo nije veoma visoka verovatnoća. Međutim, ova verovatnoća opada kako ispravniji model više odstupa od ciljane 99% pokrivenosti. Sa 95 % pokrivenosti, stopa greške tipa 2 je samo 0,5 %. Stoga je vrlo verovatno da će supervizor propustiti banku koja znatno potcenjuje svoj VaR.

Od kraja 1990-ih različite vrste testova bile su predložene za procenu preciznosti VaR modela. Testovi se razlikuju u svojim detaljima, ali je za većinu zajedničko svojstvo da se fokusiraju na određenu transformaciju procenjenih vrednosti VaR-a i ostvarenih prinosa.

Christoffersen ističe da problem utvrđivanja tačnosti VaR modela može da se svede na problem utvrđivanja da li „hit sekvenca“²⁰², $\{I_t(\alpha)\}_{t=1}^{t=T}$ zadovoljava dve ključne osobine, a to su безусловna pokrivenost i nezavisnost.²⁰³

Osobina безусловne pokrivenosti odnosi se na verovatnoću ostvarivanja gubitka koji prelazi iznos procenjenog VaR-a, tj., da broj izuzetaka od VaR-a ne sme biti veći od $\alpha \times 100\%$ puta. Ukoliko očekujemo da se gubici koji prelaze iznos utvrđenog VaR-a javljaju češće od $\alpha \times 100\%$ puta, onda nas to navodi na zaključak da VaR mera sistematski potcenjuje rizik portfolija. Suprotno, ako očekujemo da se odstupanja od VaR-a suviše retko pojavljuju, to bi nam možda bio signal da je VaR mera previše konzervativna.

Što se tiče osobine nezavisnosti, ona postavlja snažno ograničenje kada su u pitanju načini na koji se mogu javiti odstupanja od VaR-a. Konkretno, bilo koja dva elementa iz „hit sekvence“ ($I_{t+j}(\alpha)$, $I_{t+k}(\alpha)$) moraju biti nezavisni jedan od drugog. Ovaj uslov zahteva da prethodno odstupanje od VaR-a, $\{\dots, I_{t-1}(\alpha), I_t(\alpha)\}$, ne mora da prenese bilo kakvu informaciju o tome da li će se desiti ili neće dodatno odstupanje od VaR-a. Ako je, na primer, više verovatno da će se odstupanje od VaR-a desiti nakon prethodnog odstupanja od VaR-a, onda to implicira da je verovatnoća, da će $I_{t+1}(\alpha) = 1$, uslovljena događajem da $I_t(\alpha) = 1$ prelazi iznos VaR-a, α , što dalje ukazuje da je iznos VaR-a previše mali i trebalo bi da bude povećan.²⁰⁴

Važno je da se shvati da su osobine безусловne pokrivenosti i nezavisnosti „hit sekvenci“ međusobno odvojene i različite i da obe moraju biti ispunjene u slučaju preciznog VaR modela. U principu, konkretan VaR model, kada su u pitanju izuzeci od VaR-a, može da

²⁰² Konvencionalno utvrđen naziv za funkciju koja predstavlja redjanje izuzetaka od VaR-a

²⁰³ Christoffersen, P. (1998). Evaluating interval forecasts. *International Economic Review* 39, 841–62.

²⁰⁴ Sean D. Campbell. "A review of backtesting and backtesting Procedures" *Journal of Risk*, 2007.

zadovolji jednu ili drugu osobinu, ali ne i obe. **Samo „hit sekvence“ koje zadovoljavaju oba navedena svojstva mogu se uzeti kao relevantan dokaz preciznog VaR modela.**²⁰⁵

U nastavku ćemo detaljno prezentirati metodologiju *backtesting*-a zasnovanu na prethodno navedenim osobinama bezuslovne pokrivenosti i nezavisnosti, koju ćemo kasnije primeniti kod empirijskog istraživanja na domaćem tržištu kapitala.

Prema tome, cilj ovog poglavlja je da razmotri tzv. “*ex ante*” prognoze VaR modela, mere rizika iz VaR modela i uporedi ih sa ostvarenim “*ex post*” prinosima portolija.²⁰⁶

Neki uobičajeni pristupi *backtesting*-a uključuju posmatranje prekoračenja, gde se posmatrano prekoračenje (takođe poznato kao gubitak u repu raspodele²⁰⁷) definiše kao gubitak koji prelazi iznos VaR-a.

VaR_{t+1}^p mera obećava da će ostvarni prinos biti lošiji od prognoziranog VaR_{t+1}^p za samo $p \cdot 100\%$ puta. Ako posmatramo vremensku seriju poslednjih “*ex ante*” prognoza VaR-a i “*ex post*” prinosa, možemo definisati tzv. “*hit sekvencu*”, odnosno prekoračenja od VaR-a kao

$$I_{t+1} = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{t+1} < -VaR_{t+1}^p \\ 0, & \text{if } r_{t+1} \geq -VaR_{t+1}^p \end{cases} \quad (1)$$

²⁰⁵ Ovo ćemo uzeti kao ključni kriterijum koji mora biti zadovoljen kada budemo vršili konačnu ocenu uspešnosti VaR modela na analiziranim tržištima akcija u četvrtom delu rada

²⁰⁶ Vremenska dimenzija prinosa može se posmatrati sa stanovišta dužine držanja finansijske aktive ili sa stanovišta podele vremena na prošlo i buduće vreme. Kako se konvencionalno prinos najčešće izračunava za period od godinu dana važnije je ono drugo posmatranje vremenske dimenzije prinosa. Prema vremenskoj dimenziji razlikuju se prinosi izračunati za prošlo i za buduće vreme odnosno **ex-post** i **ex-ante** prinos.

Ex-post prinos izračunat je za prošli period. Njegovo računanje se temelji na realizovanim prinosima. Zbog toga se može označiti i sintagmom realizovani ili ostvarenu prinos. Realizovani prinos se uobičajeno izražava kao ukupni prinos od nekog finansijskog instrumenta, po pravilu za period držanja od godinu dana, kao konvencionalno utvrđenom periodu za merenje finansijskih i drugih učinaka.

Ex-ante prinos izračunat je za budući period. Njegovo računanje se temelji na očekivanim prinosima. Zbog toga se može označiti i sintagmom očekivani prinos. Očekivani prinos se uobičajeno izražava na principu interne stope profitabilnosti koja svodi očekivane novčane tokove od imovine kroz period držanja na njenu tekuću tržišnu cenu. Radi se o ukupnom prinosu od nekog finansijskog instrumenta koji se po pravilu izračunava kao godišnja stopa prinosa od investicije.

²⁰⁷ Eng. Tail loss

Niz prekoračenja daje vrednost 1 na dan $t+1$ ako je gubitak tog dana bio veći od predviđenog VaR-a za taj dan. Ako VaR nije prekoračen, onda “hit sekvenca” daje vrednost 0. Kada vršimo *backtesting* modela rizika, konstruišemo niz $\{I_{t+1}\}_{t=1}^T$ tokom T dana, ukazujući kada je došlo do poslednjeg prekoračenja.²⁰⁸ Negativan predznak koji stoji ispred VaR-a u jednačini (1) je zbog činjenice da je VaR pozitivan broj po konvenciji.

3.2.1. Binomni (Kupiec) pristup

Sada možemo primeniti osnovni test frekvencije ili binomni test koji je predložio Kupiec (1995): testiramo da li je dobijena (opažena) frekvencija prekoračenja u skladu sa frekvencijom koju je predvideo model. Drugim rečima, ispitujemo da li su naši empirijski podaci saglasni sa nekom hipotetičkom raspodelom. Konkretno, ako nulta hipoteza pretpostavlja da je model ispravan, broj prekoračenja x sledi binomnu raspodelu sa verovatnoćom p , gde je p verovatnoća u repu raspodele ili 1 minus nivo poverenja. Prema tome verovatnoća od x prekoračenja za n opažanja je:

$$Prob(x|n, p) = \binom{n}{x} p^x (1 - p)^{n-x} \quad (2)$$

Jednačina (2) nam takodje govori da je jedina neophodna informacija za implementaciju binomnog testa informacija o vrednostima n , p i x . Ova verovatnoća se zatim izračunava pomoću odgovarajućeg proračuna.²⁰⁹

U literaturi se ovaj pristup još naziva i bezuslovna ili nekondicionalna pokrivenost koji se odnosi na činjenicu da deo dobijenih izuzetaka (“ex post” gubitak premašuje “ex ante” VaR) treba da bude u skladu sa intervalom poverenja VaR-a. U sledećem poglavlju objasnićemo bezuslovu pokrivenost i preko testiranja racija količnika verodostojnosti. Neuspeh bezuslovne pokrivenosti znači da izračunati VaR ne meri tačno rizik.

Radi ilustracije, pretpostavimo da je $n=1000$, i uzećemo da je nivo poverenja $\alpha=0,95$. Naš model predviđa da je $p=1-\alpha=0,05$ i nulta hipoteza $H_0: p=0,05$. Onda očekujemo da ćemo imati $np=50$ prekoračenja pod nultom hipotezom. Sada pretpostavimo da je broj prekoračenja,

²⁰⁸ Peter F. Christoffersen.” Elements of Financial Risk Management”, Elsevier, Waltham, 2012., str.301

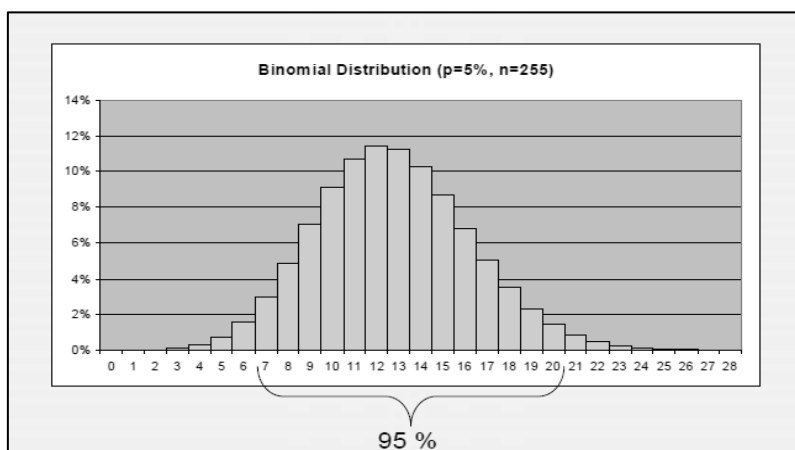
²⁰⁹ npr. koristeći "BINOMDIST "funkciju u Ekselu ili koristeći Analyze/Nonparametric tests/Binomial distribution u SPSS-u.

$x=60$. Ovo odgovara empirijskoj frekvenciji, $p'=0,060$. Pošto p' prelazi p , možemo postaviti jednostranu alternativnu hipotezu $H_1: p > 0,05$. P – vrednost testa je verovatnoća pod nultom hipotezom da je $x \geq 60$. Ovo se najlakše računa kao $1 - \Pr(x \leq 59)$, što je jednako 0,0867 za date vrednosti n i p . Za konvencionalni nivo značajnosti kao što je 5%, treba da prihvatimo model kao dobar. Takođe je jasno da će verovatnoća posmatranih prekoračenja x opadati, ako x bude veće i bude se kretalo dalje od predviđene vrednosti od 50. Vrednosti x sa nižim p -vrednostima od našeg nivoa značajnosti vodili bi odbacivanju nulte hipoteze, a samim tim i pogrešnom rezultatu modela.

Takođe mogu da se primene binomni testovi koji koriste dvostranu alternativnu hipotezu $H_1: p \neq 0,05$. Prvo se proceni interval poverenja za broj prekoračenja, odnosno izuzetaka i proveriti da li se x nalazi unutar ovog intervala. Na primer, ako želimo da testiramo koristeći nivo značajnosti od 5%, procenjujemo interval poverenja od 95% za x i granice koje bi opisivale donje i gornje 5%-ne repove funkcije gustine od x' . Sa $n = 1,000$ i $p = 0,05$, 95% interval poverenja za x je [36, 66]. U tom slučaju bi prihvatiti nultu hipotezu ako x pripada tom opsegu, dok bi u suprotnom H_0 bila odbačena.

Testiranje se može dodatno pojednostaviti, ako binomnu raspodelu aproksimiramo sa normalnom. Pod uslovom da je n dovoljno veliko i da np bude dovoljno veliko za veličinu uzorka sa kojom risk menadžeri obično rade, onda x ima približno normalnu raspodelu sa srednjom vrednositi np i varijansom $np(1 - p)$. To podrazumeva, da promenljiva $z = (x - np) / \sqrt{np(1 - p)}$ ima raspodelu kao što je standardna normalna raspodela, i možemo da testiramo da li je posmatrana vrednost kompatibilna sa ovom raspodelom. (videti grafik 3.4.)

Grafik 3. 4. - Intervali neodbacivanja VaR modela



Izvor: Wolf Müller: Backtesting VaR models, Risk Control, BIS, 2008.

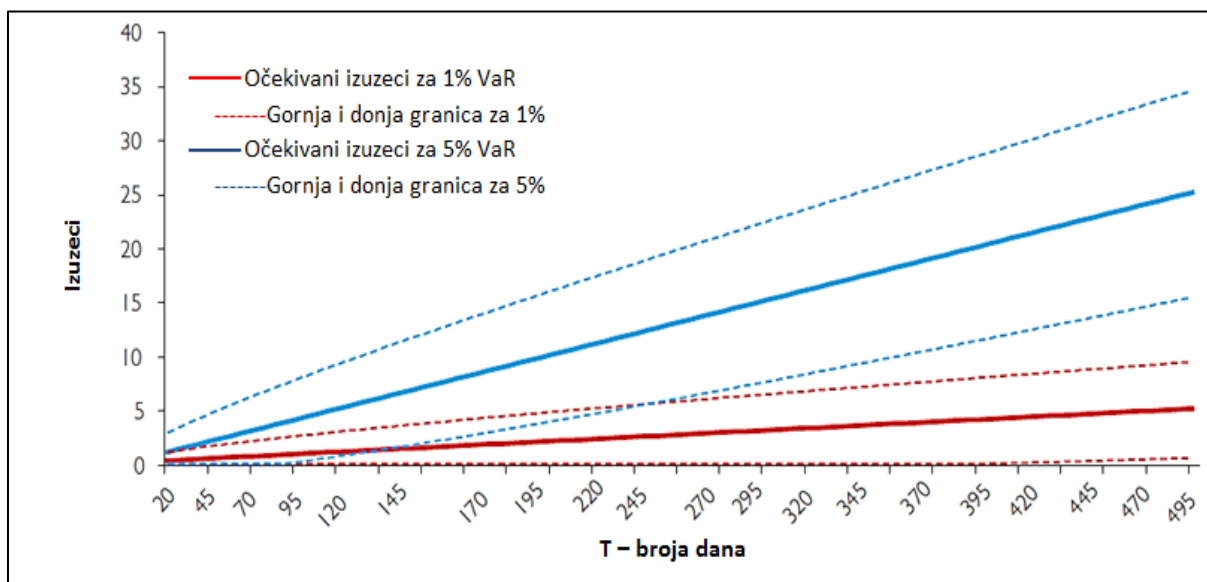
Na primer, ako bismo želeli da se sprovede dvostrani test, znamo da je interval poverenja od 95% za standardnu normalnu raspodelu $[-1.96, +1.96]$, tako da ćemo prihvatiti nultu hipotezu ako i samo ako se z nalazi u ovom opsegu.²¹⁰ Primer intervala u okviru kojih se prihvataju VaR modeli po Kupiec-ovom testu za različite vremenske horizonte i nivoe poverenja prikazani su u tabeli 3.2., kao i na grafikonu 3.5.

Tabela 3. 2. - Kupikov test za različite vremenske horizonte i intervale poverenja

Confidence Level: 95 %	n = 255 days		n = 510 days	
p	non-rejection Zone	α	non-rejection Zone	α
1 %	$x < 6$	4.5 %	$1 < x < 11$	5.2 %
2.5 %	$2 < x < 14$	5.1 %	$6 < x < 21$	4.8 %
5 %	$6 < x < 21$	4.5 %	$16 < x < 36$	5.3 %
10 %	$16 < x < 36$	4.7 %	$38 < x < 66$	4.8 %

Izvor: Wolf Müller: *Backtesting VaR models, Risk Control, BIS, 2008.*

Grafik 3. 5. - Diapazon izuzetaka za 95% i 99% VaR



Izvor: Brett Humphreys: “Value-at-risk Valid assumptions required”, *Energy risk*, str.34

²¹⁰ Kewin Dowd: “Backtesting market risk models”, *Handbook of finance*, 2007.

3.2.2. Test bezuslovne pokrivenosti

Da bi ocenili tačnost VaR modela moramo da implementiramo *backtest*-ove modela. Drugim rečima, precizna VaR mera trebala bi da zadovolji dva svojstva: bezuslovnu pokrivenost i nezavisnost. Kada vršimo *backtest* modela rizika, konstruišemo niz od I_t za T dana. Svojstvo bezuslovne pokrivenosti znači da verovatnoća ostvarivanja gubitka koji prelazi iznos predviđenog $Var_t(\alpha)$ mora biti tačno $\alpha\%$ (odnosno, $P(I_t(\alpha)=1) = \alpha$). Ako želimo da testiramo frakciju izuzetaka za određeni VaR model, nazovimo to sa π . Da bi to testirali, napisaćemo verovatnoću nezavisne i identične raspodele (i.i.d.) Bernulijevog niza:

$$L(\pi) = \prod_{i=1}^T (1 - \pi)^{1-I_t} \pi^{I_t} = (1 - \pi)^{T_0} \pi^{T_1}$$

gde su T_0 i T_1 brojevi koji uzimaju vrednosti 0 ili 1 u okviru ukupnog uzorka ($T_0 + T_1 = T$). Možemo lako odrediti π iz $\hat{\pi} = T_1/T$:

$$L(\hat{\pi}) = (T_0/T)^{T_0} (T_1/T)^{T_1}$$

Prema nultoj hipotezi bezuslovne pokrivenosti da je $\pi=p$, gde je p poznata stopa VaR pokrivenosti, imamo sledeću verovatnoću:

$$L(p) = (1 - p)^{T_0} p^{T_1}$$

Sada možemo proveriti hipotezu bezuslovne pokrivenosti koristeći racio verodostojnosti

$$LR_{uc} = -2\log[L(p)/L(\pi)]$$

Asimptotično, test će biti χ_1^2 sa jednim stepenom slobode .

Odabirom nivoa značajnosti za test recimo od 5%, imaćemo kritičnu vrednost od 3,84 iz χ_1^2 raspodele. Ako je vrednost LR_{uc} testa veća od 3,84 onda ćemo odbaciti VaR model na nivou od 5%. Alternativno, možemo izračunati p -vrednost koja je povezana sa našom test statistikom.

P -vrednost je:

$$p - value = 1 - F_{\chi_1^2}(LR_{uc})$$

gde $F_{\chi_1^2}$ označava kumulativnu funkciju χ_1^2 varijable sa jednim stepenom slobode. Ako je p -vrednost ispod željenog nivoa značajnosti, onda možemo odbaciti nultu hipotezu (da je VaR model ispravan).

3.2.3. Test nezavisnosti

Pored predviđanja da broj izuzetaka od VaR-a treba da ima binomnu raspodelu ili približno normalnu raspodelu na velikim uzorcima, nulta hipoteza o adekvatnosti modela često vodi do predviđanja da izuzeci treba da budu nezavisni. Nezavisnost znači da ne treba da postoje vremenski šabloni u kretanju serije izuzetaka od VaR-a, odnosno verovatnoća da će sledeće posmatranje biti prekoračenje treba da bude nezavisna od toga da li je svaka prethodna opservacija bila prekoračenje ili nije.

Osobina nezavisnosti se odnosi na grupisanje izuzetaka. Ako se tržišni uslovi menjaju, VaR model treba brzo prilagoditi na novonastalu situaciju. Međutim, posmatranje sutrašnjeg prekoračenja bi trebalo da bude nezavisno od današnjeg prekoračenja.

Ako imamo grupisanje izuzetaka od VaR-a, onda menadžer rizika lako može predvideti, ako se danas desio izuzetak, odnosno odstupanje od predviđenog VaR-a, da će se više verovatno nego p dogoditi takodje izuzetak i narednog dana. Jasno je da ovo nije zadovoljavajući ishod. U takvim situacijama, menadžer rizika trebao bi da poveća VaR kako bi smanjio uslovnu verovatnoću nastanka izuzetka od VaR-a za obećanih p . Naš je sledeći zadatak da izgradimo test koji će biti u mogućnosti da odbaci VaR model kod kojeg imamo grupisanje izuzetaka. U tom cilju, pretpostavimo da je redosled izuzetaka zavisian tokom vremena i da se može opisati kao Markovljev niz prvog reda sa tranzicionom matricom verovatnoće:

$$\Pi_1 = \begin{bmatrix} \pi_{00} & \pi_{01} \\ \pi_{10} & \pi_{11} \end{bmatrix}$$

sa π_{ij} tranzicionom verovatnoćom

$$\pi_{ij} = P[I_t = i \text{ and } I_{t+1} = j]$$

Napomenimo da je $\pi_{00} = 1 - \pi_{01}$ i $\pi_{10} = 1 - \pi_{11}$

Na primer, π_{01} je verovatnoća nastanka izuzetka nakon što nismo imali izuzetak od VaR-a, π_{11} je verovatnoća nastanka dva uzastopna izuzetka. Ako posmatramo uzorak od T podataka, onda možemo napisati funkciju verodostojnosti Markovljevog procesa prvog reda kao:

$$L(\Pi_1) = \pi_{00}^{T_{00}} \pi_{01}^{T_{01}} \pi_{10}^{T_{10}} \pi_{11}^{T_{11}}$$

gde je T_{ij} broj opservacija gde j sledi i .

Uzimajući prve izvode u odnosu na π_{01} i π_{11} , i podešavanjem tih izvoda na nulu (0), može se rešiti procena maksimalne verodostojnosti:

$$\hat{\pi}_{01} = \frac{T_{01}}{T_{00} + T_{01}}$$

$$\hat{\pi}_{11} = \frac{T_{11}}{T_{10} + T_{11}}$$

Napomenimo da je, $T_{i0} + T_{i1} = T_i$, tako da je utvrđena matrica:

$$\widehat{\Pi}_1 = \begin{bmatrix} T_{00}/T_0 & T_{01}/T_0 \\ T_{10}/T_1 & T_{11}/T_1 \end{bmatrix}$$

Ako dozvolimo da postoje zavisnosti u sekvenci izuzetaka od VaR-a, onda to odgovara dozvoljavanju da se π_{01} razlikuje od π_{11} . Obično smo zabrinuti zbog pozitivne zavisnosti, koja se svodi na verovatnoću da će nastanak izuzetka koji sledi izuzetak (π_{11}) biti veća od verovatnoće da će nastanak izuzetka nastupiti nakon što nismo imali izuzetak od VaR-a (π_{01}). Ako pak posmatramo sa druge strane, tj. da su izuzeci nezavisni tokom vremena, onda verovatnoća da će se sutra desiti izuzetak neće zavisiti od toga da li je ili nije danas bio izuzetak od VaR-a, i možemo zapisati:

$$\pi_{01} = \pi_{11} = \pi$$

Prema svojstvu nezavisnosti, tranziciona matrica stoga postaje:

$$\hat{\Pi} = \begin{bmatrix} 1 - \hat{\pi} & \hat{\pi} \\ 1 - \hat{\pi} & \hat{\pi} \end{bmatrix}$$

gde je $\hat{\pi} = T_1/T$

Sada možemo testirati hipotezu nezavisnosti da je $\pi_{01} = \pi_{11}$ koristeći test količnika verodostojnosti

$$LR_{ind} = -2\log[L(\hat{\pi})/L(\hat{\Pi}_1)] \sim \chi_1^2$$

gde je $L(\hat{\pi})$ verodostojnost prema alternativnoj hipotezi iz LR_{uc} testa.

3.2.4. Test uslovne pokrivenosti

Na kraju, poželjno je takodje da izvršimo istovremeno testiranje ako su odstupanja od VaR-a nezavisna i ako je prosečan broj odstupanja od VaR-a tačan. Možemo dakle sprovesti zajednički test za nezavisnost i preciznu pokrivenost, koristeći uslovni test pokrivenosti:²¹¹

$$LR_{cc} = -2\log[L(p)/L(\Pi_1^p)] \chi_2^2$$

Koji se odnosi na testiranje da je $\pi_{01} = \pi_{11} = p$

Možemo zaključiti da je LR_{cc} ništa drugo nego $LR_{uc} + LR_{ind}$.

3.3. Funkcije za rangiranje verifikovanih VaR modela

Postoji inherentan problem sa poređenjem i rangiranjem konkurentskih VaR modela, pošto obično merimo samo jednu realizaciju u procesu generisanja osnovnih podataka. Osnovno pitanje je da li postoji statistički značajna razlika u performansama različitih modela. Iako na prvi pogled može da izgleda da je razlika između modela očigledna, često smo suočeni sa situacijama u kojima je jedan model korisniji za jedno tržište ili hartiju od vrednosti, ali inferiorniji u odnosu na drugi model koji se primenio na različitom uzorku ili vremenskom periodu.

Da li je to samo stvar slučajnosti da je na određenom tržištu i u određenom vremenskom periodu određeni model uspešniji od nekog drugog? Sve se svodi na pitanje da li

²¹¹ Peter F. Christoffersen: "Elements of Financial Risk Management", Elsevier, Waltham, 2012., str.306

je nešto što subjektivno doživljavamo kao drugačije u stvari statistički različito. Na osnovu iznetih činjenica, predlažemo jednostavan neparametrski pristup za izgradnju statističkih poređenja između konkurentskih modela rizika, koji nam omogućava da rangiramo različite VaR modele u zavisnosti od njihovog učinka u okviru mera rizika koje će biti naš izbor u istraživačkom delu disertacije.

Shodno prethodno navedenom, druga faza naše *backtesting* procedure sastoji se od upotrebe funkcija gubitka ili greške (*loss or error functions*). U cilju procene predviđanja uspešnosti performansi pojedinih metoda ili poredjenja nekoliko metoda treba definisati funkcije greške. Iako se funkcije greške mogu definisati na više načina, mi ćemo se fokusirati na RMSE (*Root Mean Square Error*), koja je najčešću upotrebu upravo našla u procesima modeliranja finansijskih rizika.

RMSE je predstavljena pomoću sledeće jednačine:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{\sigma}_t - \sigma_t)^2},$$

gde je σ_t realizovana volatilitnost na dan t , $\hat{\sigma}_t$ prognozirana volatilitnost i N je broj dana za dati skup podataka.

Očigledno je da je RMSE važna mera, ali ponekad može da se desi da uvek i nije dovoljna mera, ako zaista želimo precizno poredjenje modela. Iz tog razloga predlažemo da dalji postupak za rangiranje konkurentskih VaR modela zasnujemo dalje i na Lopezovom skoru za VaR modele, uz naša dodatna proširenja njegove funkcije gubitka.

Funkcija gubitka dodeljuje skor svakom modelu na osnovu razlike između aktuelnog gubitka i procenjenog VaR-a, ali samo u slučaju kada se dogode izuzeci od VaR-a. Neke od najčešće korišćenih funkcija su:

- kvadratna funkcija gubitka (QL),
- apsolutna funkcija gubitka (AL),
- asimetrično linearna funkcija gubitka (ASL) i
- kvantilna funkcija gubitka (QuL).

Navedene funkcije imaju sledeće forme:

$$QL: L_t = \begin{cases} (r_t - VaR_t)^2 & \text{ako je } r_t < VaR_t \\ 0 & \text{u suprotnom} \end{cases}$$

$$AL: L_t = \begin{cases} |r_t - VaR_t| & \text{ako je } r_t < VaR_t \\ 0 & \text{u suprotnom} \end{cases}$$

$$ASL: L_t = \begin{cases} (\alpha - 1)(r_t - VaR_t) & \text{ako je } r_t < VaR_t \\ \alpha(r_t - VaR_t) & \text{u suprotnom} \end{cases}$$

$$QuL: L_t = \begin{cases} (r_t - VaR_t)^2 & \text{ako je } r_t < VaR_t \\ (R - VaR_t)^2 & \text{u suprotnom} \end{cases}$$

Kada je u pitanju QuL funkcija, R korespondira 100 α kvantilu prinosa koji su dostupni u vremenu t-1. QL i AL funkcije ne kažnjavaju model u slučaju kada se izuzetak od VaR-a ne dogodi, dok sa druge strane ASL i QuL dodeljuju skor modelu u oba slučaja (i kad se dogodi izuzetak i kad nema izuzetka od procenjenog VaR-a). Model koji bude imao najniži skor, smatraćemo najuspešnijim, kada je u pitanju validna procena tržišnog rizika.

U empirijskom istraživanju ćemo kod rangiranja VaR modela koristiti RMSE funkciju i prve dve funkcije gubitka (QL i AL).

3.4. Analiza validacije VaR modela tokom svetske finansijske krize na primeru banaka

Kao što smo napomenuli još u prvom delu disertacije, regulatorna tela su tradicionalno videla odstupanja od VaR-a kao rano upozorenje o slabostima modela rizika koje koriste finansijske institucije. Međutim, finansijska kriza je pokazala da odstupanja od VaR-a ne mogu da se koriste za predviđanje bankrotstva ili nevolja finansijskih institucija.

Na primer banke svaki dan vrše *backtest*-ove dnevnog VaR-a tako što ga porede sa odgovarajućim dnevnim prihodima od trgovanja.²¹² Odstupanja ili izuzeci od VaR-a, dobijeni na bazi sprovedenog *backtesting*-a, se javljaju kada gubici iz trgovanja premašuju dnevne VaR procene. Međutim, banke izračunavaju VaR koristeći interval poverenja koji dozvoljava takva odstupanja. Evropske banke izračunavaju VaR za interval poverenja od 99%, što znači

²¹² Postavljanje limita i za tržišni i za kreditni rizik kod banki su zasnovani na VaR-u

da bi trebalo da očekuju najviše dva do tri odstupanja u toku godine.²¹³ Većina američkih banaka obračunava VaR u intervalu poverenja od 95% , što znači da bi izuzeci trebalo da se dese 12 ili 13 dana godišnje.

Godine 1996, Bazelski komitet za superviziju banaka je razvio *backtesting* okvir²¹⁴ zasnovan na broju izuzetaka tokom 250 dnevnih opažanja generisanih VaR modelima banaka sa nivoom poverenja od 99%. U zavisnosti od rezultata, supervizor može da izrekne kaznu koja odgovara povećanju kapitala izloženom tržišnom riziku putem faktora skaliranja.

Da bi pomogli supervizorima u tumačenju rezultata *backtesting*-a, Bazelski komitet je uveo tzv. "traffic light" okvir koji je u vezi sa brojem zabeleženih izuzetaka.

1. **Zelena zona:** između nula i četiri izuzetaka. Ovo se smatra prihvatljivim rezultatom *backtesting*-a. Ne postoji zabrinutost zbog modela koji banka koristi i samim tim nema ni kazne.
2. **Žuta zona:** između pet i devet izuzetaka. Supervizor će pokušati da sazna šta je izazvalo da dodje do odstupanja od VaR-a i odlučice da li banka treba da bude kažnjena.
3. **Crvena zona:** 10 ili više izuzetaka. Ovo ukazuje da postoji veliki problem u modelu i automatski se generiše kazna, sa povećanjem faktora skaliranja za 1. Kazna koja se primenjuje zasniva se na tabeli koja povezuje broj izuzetaka sa povećanjem faktora skaliranja. (videti Tabelu 1.2.)

Pre nastanka poslednje finansijske krize, izuzeci od VaR-a nisu bili učestala pojava i retko su prelazili očekivani broj tokom određenog perioda.

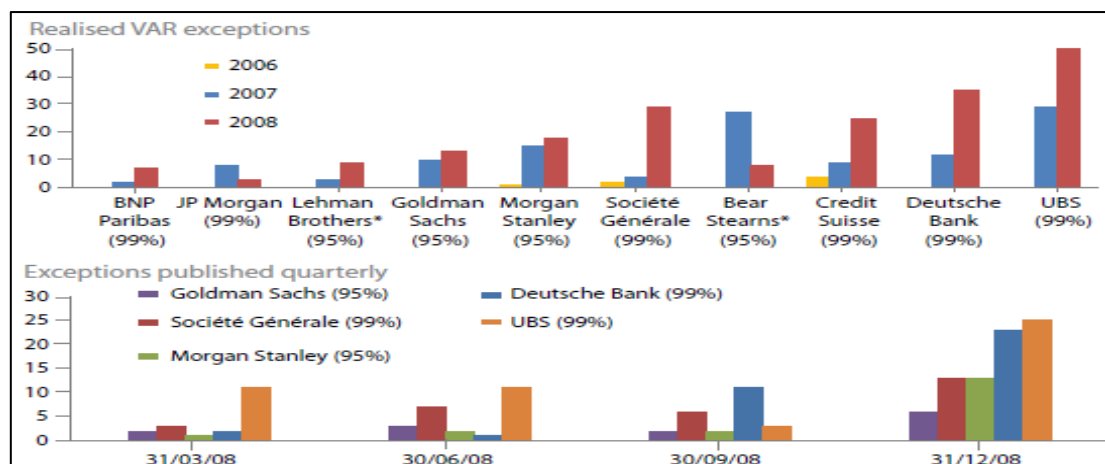
Banke nisu doživele visok broj izuzetaka kod korišćenih VaR modela, čak i tokom perioda ekstremnih stresnih situacija, poput kolapsa Long-Term Capital Management (LTCM) 1998. godine, ili pucanja balona dotcom kompanija u 2001. godini. Na primer, Morgan Stenli nije objavio nikakve izuzetke između 1998. i 2002. godine, dok su UBS i JP Morgan objavili tri i dva izuzetka nakon kolapsa LTCM-a. Nasuprot tome, banke su objavile

²¹³ Obračun "autorizovanog" broja odstupanja od VaR-a, koji je propisao Bazelski komitet za superviziju banka, zasniva se na 250 radnih dana godišnje. Dakle, teoretski broj "autorizovanih" izuzetaka od VaR-a je 2,5 godišnje za nivo poverenja od 99%.

²¹⁴ Basel Committee on Banking Supervision: "Supervisory framework for the use of backtesting in conjunction with the internal models approach to market risk capital requirements", January 1996.

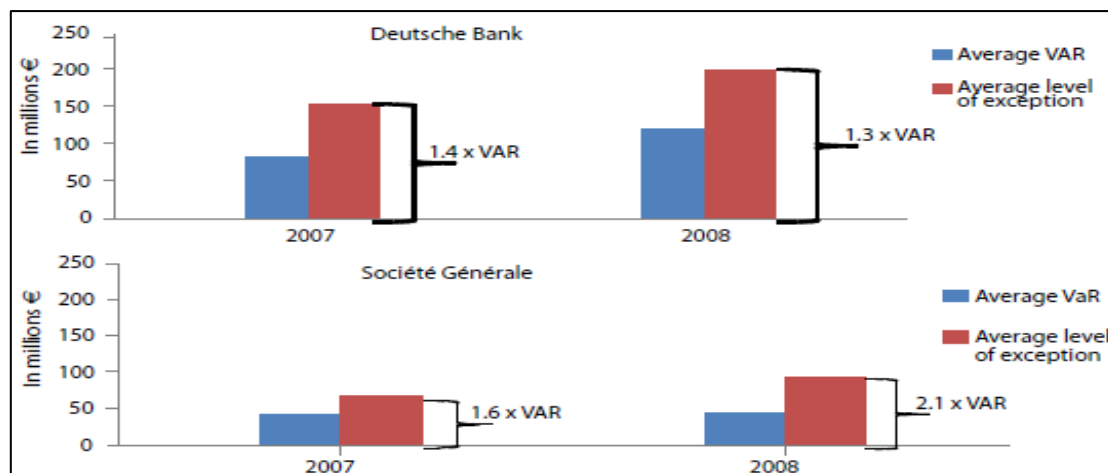
veliki broj izuzetaka od septembra 2007. godine, sa posebnom koncentracijom u četvrtom kvartalu 2008. godine. (videti grafik 3.6.). Na primer, Dojče banka prijavila 35 izuzetka na prosečnom nivou od 130% od VaR-a, dok je Societe Generale prijavila 29 izuzetaka sa magnitudom većom za dva puta od prosečnog VaR-a (videti grafik 3.7.).²¹⁵

Grafik 3. 6. - Broj izuzetaka od VaR-a od 2006. godine



Izvor: Risk magazin, januar 2010.

Grafik 3. 7. - Iznos izuzetaka od VaR-a u 2008. godini



Izvor: Risk magazin, januar 2010

Izuzeci od VaR-a koji su objavljeni tokom nedavnog previranja, mogu se uporediti na harmonizovanoj osnovi koristeći interval poverenja od 99%, a zatim se upućuju na Bazelski okvir koji se sastoji od tri zone (videti tabelu 1.2.). Prema Bazelskom komitetu, ispravan model ne bi trebao da generiše više od 10 izuzetaka, čak i u stresnim periodima. Međutim,

²¹⁵ Céline Lazaregue-Bazard: "Exceptions to the rule", Risk Magazine, January 2010, str.106

komparativna analiza pokazuje da se polovina banaka u uzorku nalazi u crvenoj zoni, i istovremeno ukazuje da njihovi modeli za procenu rizične vrednosti nisu bili ispravni.

Koji je pravi razlog tih odstupanja? Da li supervizori treba da krive ispravnost VaR modela, ili rizik u repovima raspodele? Odgovor na ova pitanja je dosta komplikovan i leži u kombinaciji više faktora; pre svega u neuspehu modela da uhvati rizike nekih egzotičnih proizvoda, i ne uzimanju u obzir ekstremnih pomeranja na tržištu kod istorijskih podataka koji se koriste za kalibraciju parametara modela.

Tabela 3. 3. - Klasifikacija banaka prema broju izuzetaka od VaR-a

Zone	Bank	Confidence interval	Number of realised exceptions in stressed period	Harmonised number of exceptions occurred during stressed period	Zone
US	Lehman Brothers	95%	13	2-3	Green [0-4] exceptions
US	Goldman Sachs	95%	13	2-3	
US	Morgan Stanley	95%	18	4-5	
Europe	BNP Paribas	99%	7	7	Yellow [5-9] exceptions
US	JP Morgan	99%	10	10	Red ≥ 10 exceptions
US	Bear Stearns	95%	34	12	
Europe	Credit Suisse	99%	25	25	
Europe	Société Générale	99%	29	29	
Europe	Deutsche Bank	99%	35	35	
Europe	UBS	99%	50	50	

Izvor: Banque de France (godišnji izveštaj 2009.)

Teoretski, zelena zona odgovara rezultatima *backtesting*-a koji sugerišu da ne postoje problemi sa validnošću VaR modela. Goldman Saks i Leman Braders pripadaju zelenoj zoni tokom perioda posmatranja, i po tome imaju bolje VaR modele od ostalih banaka iz uzorka. Ali Lemanovo rangiranje u okviru zelene zone dovodi u pitanje sposobnost izuzetaka od VaR-a da ukažu na zdravlje banaka. Moguće objašnjenje može ležati u samim VaR modelima. Zaista, neki modeli hvataju rizik u repu raspodele bolje od drugih. Kao što smo videli u drugom delu disertacije, tri metodologije se trenutno najčešće koriste za izračunavanje VaR-a: istorijska simulacija, parametarski pristup i Monte Karlo simulacija.

Monte Karlo pristup treba da bude sposobniji kod analize ekstremnih događaja. Zaista, Monte Karlo simulacija može da proizvede 10.000 do 100.000 particija iz unapred određene raspodele, dok ostale tehnike dozvoljavaju samo nekoliko stotina podataka iz istorijske serije. Značajan iznos prikupljenih podataka putem Monte Karlo simulacije omogućuje bolje istraživanje ekstremnih događaja.

Nasuprot tome, istorijska simulacija i parametarski pristup ne pružaju adekvatnu informaciju o ekstremnim događajima. Istorijska simulacija se oslanja na profil istorijskih podataka. Dakle, ako podaci ne obuhvataju ekstremne događaje, onda se neće odraziti na VaR. Parametarski pristup posmatra repove statističke raspodele i više je sposoban od istorijske simulacije, ali manje u odnosu na Monte Karlo pristup.

U tabeli 3.4. su prikazane metodologije koje su koristile neke od najpoznatijih globalnih finansijskih institucija tokom 2008. godine. Ako pogledamo komparaciju VaR metodologija, ne postoji očigledna razlika u modeliranju između banaka u zelenoj, žutoj i crvenoj zoni. Zanimljivo, Monte Karlo pristup ne izgleda superiornije kada su u pitanju rizici u repu. Samo se BNP Paribas i Dojče banka oslanjaju na Monte Karlo simulaciju, ali je Dojče banka objavila drugi po redu najgori broj izuzetaka od VaR-a u okviru uzorka banaka.

Tabela 3. 4. - VaR metodologije banaka tokom 2008. godine

Bank	Observation period	Number of exceptions ²	Methodology	Characteristics
Lehman Brothers	4 years	2-3	Historical simulation	Heavier weight for recent time periods
Goldman Sachs		2-3		Heavier weight for recent time periods
Morgan Stanley	4 years	4-5	Historical simulation	Equal weighting
BNP Paribas		7	Monte Carlo simulation	
JP Morgan	1 year	10	Historical simulation	Equal weighting
Bear Stearns		12	Historical simulation	Equal weighting
Credit Suisse	3 years	25	Historical simulation	Equal weighting
Societe Generale	1 year	29	Historical simulation	Equal weighting
Deutsche Bank	1 year	35	Monte Carlo simulation	
UBS	5 years	50	Historical simulation	Equal weighting

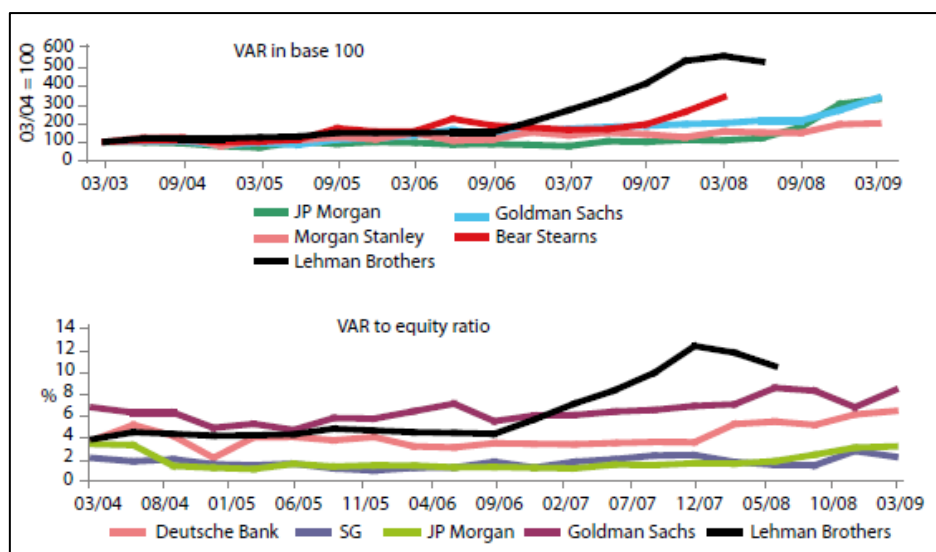
Izvor: Risk Magazin, Januar 2010.

Na osnovu komparativne analize, Goldman Saks i Leman Brothers imali su najbolju VaR metodologiju. Njihovi VaR modeli dele jedan zajednički faktor: obe banke su koristile istorijsku simulaciju gde se daje veći ponder nedavnim (skorašnjim) vremenskim periodima, dok su druge banke koristile jednako ponderisanje. Stoga se može zaključiti da je jednostavna primena ponderisanja omogućila da VaR bolje proceni kretanje volatilnosti i minimizira broj prekoračenja od VaR-a.

U slučajevima Goldman i Lehman, manje izuzetaka znači da su njihovi VaR modeli više reaktivni, ali to nam ne daje nikakvu informaciju o nivou preuzetog rizika od strane banaka - što ilustruje i kolaps Lehman Brothers-a 15.9.2008. godine.

Leman je stalno povećavao svoj VaR u proseku za 30% u svakom kvartalu posmatranog perioda. Pored toga, Lemanov leveridž zasnovan na riziku, definisan kao VaR kroz akcijski kapital, porastao je u 2007. godini. Nasuprot tome, druge američke banke su prikazale lagan rast VaR-a i ravan leveridž na bazi rizika (vidi grafik 3.8.). Iako se Leman suočavo sa problemima finansiranja, može se izvesti zaključak da je banka masovno povećala preuzimanje rizika bez prodaje rizične aktive i odvajanja sa strane dovoljno kapitala. Iz ovih nalaza, teško je videti predviđajku vrednost VaR izuzetaka pošto metodološke razlike mogu da sakriju razlike u performansama i ponašanju. Može se zaključiti da VAR izuzeci u ovom slučaju nisu bili indikator ranog upozorenja, jer nisu odražavali zdravlje banaka na pravi način.

Grafik 3. 8. - VaR i evolucija leveridža zasnovanog na riziku kod banaka u SAD-u



Izvor: Banque de France, godišnji izveštaj 2009.

Prekoračenja od VaR-a ne mogu sama predvideti propast banaka ili nevolje u koje zapadaju, kao što je ilustrovano u slučaju Lehman Brothers-a, koji je objavio samo nekoliko izuzetaka od VaR-a pre njegovog kolapsa. VaR izuzeci su samo jedan instrument u sveobuhvatnom alatu koji je na raspolaganju investitorima i regulatorima kako bi procenili potencijalne greške u upravljanju rizikom u bankama.

4. OCENA USPEŠNOSTI METODA MERENJA TRŽIŠNOG RIZIKA U USLOVIMA GLOBALNE FINANSIJSKE KRIZE – EMPIRIJSKI DOKAZI SA TRŽIŠTA KAPITALA U SRBIJI

4. OCENA USPEŠNOSTI METODA MERENJA TRŽIŠNOG RIZIKA U USLOVIMA GLOBALNE FINANSIJSKE KRIZE – EMPIRIJSKI DOKAZI SA TRŽIŠTA KAPITALA U SRBIJI

Kao što smo u uvodnom delu naglasili, cilj ove doktorske disertacije je da odredimo najbolji model pouzdanog merenja tržišnog rizika, koji se zasniva na VaR metodologiji, na turbulentnom tržištu kapitala u Srbiji, uzimajući u obzir sva ograničenja i karakteristike navedenog tržišta.

Cilj ovog dela je da putem empirijske analize ocenimo uspešnost VaR-a u predviđanju tržišnog rizika na pet izabranih tržišta kapitala. Pošto su tržišta kapitala u razvoju izazvala veliko interesovanje individualnih i institucionalnih investitora u poslednjih nekoliko godina, istraživanje je osmišljeno da u ovom delu disertacije testiramo primenljivost, performanse i validnost različitih modela za procenu VaR-a pre svega na srpskom tržištu kapitala. Da bi osigurali značaj i doprinos istraživanja, istovremeno ćemo vršiti i komparativnu analizu ponašanja modela rizika na efikasnom tržištu kapitala, koje je reprezentovano kroz S&P 500 indeks akcija, i tržištima kapitala u razvoju, koja su pored BELEX-a 15 reprezentovana još kroz indekse akcija CROBEX, SOFIX i SBITOP. Za izbor navedenih tržišta u razvoju smo se odlučili zato što u biti imaju određene zajedničke karakteristike, oličene pre svega u prelasku na tržišne principe poslovanja i integraciji u međunarodnu privredu.

Neke od najvažnijih odlika tržišta u razvoju sa aspekta investicija u te zemlje mogu se sumirati na sledeći način:²¹⁶

1. Dugoročni potencijal rasta iznad svetskog proseka
2. Konkurentno tržište rada
3. Bogati robni resursi
4. Strukturno sazrevanje
5. Ekonomske reforme
6. Poboljšanje korporativnog upravljanja, zdrava fiskalna i monetarna politika
7. Upravljiv racio dug kroz BDP
8. Poboljšanje kreditnog rejtinga

²¹⁶ <http://www.globalevolution.com/guide-to-emerging-markets/introduction.aspx>

9. Benefit portfolio diversifikacije

Razvoj tržišta kapitala, kao poseban segment aktivnosti u procesu tranzicije, zahteva puno anagažovanje države u uspostavljanju odgovarajućeg zakonodavstva, prilagođenog standardima globalnog finansijskog tržišta, izgradnju tržišnih institucija od berzi hartija od vrednosti, brokerskih kuća, do institucionalnih investitora. Pri svemu tom nophodna je snažna podsticajna i kontrolna uloga države.²¹⁷

Progres međutim, nije u svim zemljama podjednak niti na svim područjima. Dve zemlje, Slovenija i Bugarska, postale su punopravne članice EU još ranije, Hrvatska je nedavno pristupila članstvu, dok Srbija ima status kandidata za ulazak u EU. Kroz komparativnu analizu ćemo ujedno uvideti i doneti određenje zaključke da li je članstvo ovih zemalja u EU donelo određeni napredak i prednosti na polju primene finansijskog *risk* menadžmenta na predmetnim tržištima kapitala.

Bankarski sektor u zemljama u tranziciji, kao i u ostalom u razvijenim zemljama EU, ima dominirajuću ulogu u zadovoljavanju finansijskih potreba realnog sektora u odnosu na tržište kapitala, pri čemu je finansijsko posredovanje još uvek veoma plitko. Ograničenje nerazvijenosti tržišta kapita, i dominirajuća uloga bankarskog sektora u finansijskom sistemu zemalja koje su predmet analize, predstavljaju dodatni izazov za utvrđivanje pouzdanih metoda, zasnovanih na VaR-u, za procenu tržišnog rizika u navedenim okolnostima.

Najmanje je urađeno na razvoju finansijskog tržišta u Srbiji. U tom pogledu veoma se kasnilo sa donošenjem odgovarajuće zakonske regulative i izgradnje nadležnih institucija, što ograničavajuće deluje na dolazak inostranih i pojavu ozbiljnih domaćih investitora, kako bi tržište kapitala iole zaživelo u zadovoljavajućoj meri i poprimilo neke karakteristike efikasnog sekundarnog tržišta akcija. To bi automatski olakšalo mogućnosti primene kako tradicionalnih mera rizika, oličenih u modernoj portfolio teoriji, tako i savremenih metoda finansijskog *risk* menadžmenta.

Investiranje na tržištima kapitala zemalja u tranziciji je veoma rizično, ali potencijalno isplativo. Te zemlje su često iskusile vrlo visoku volatilnost i ekstremna kretanja na svojim berzama. Shodno tome primena adekvatnih metoda merenja rizika na tim tržištima dobija sve više na značaju. Investitori koji ulažu u zemlje u tranziciji naročito su oprezni zbog

²¹⁷ Miroljub Hadžić: „Bankarstvo“, Univerzitet Singidunum, Beograd, 2009., str.79

nepredvidivih i brzih promena političke situacije, promene u deviznim kursovima, regulatornih ograničenja itd. Među ostalim bitnim faktorima za inostrane investitore su normalno funkcionisanje pravne države, korupcija, nepouzdanost informacija, plitko i nelikvidno tržište.

Za razliku od razvijenih tržišta, brojni problemi kojima se najčešće ne bavi stručna literatura, nastaju prilikom primene savremenih modela merenja rizika na malim i nerazvijenim tržištima, kao što su tržišta zemalja u tranziciji. Tranzicijska tržišta imaju mnogo zajedničkih karakteristika koje utiču na pravilnu procenu rizika primenom metoda koje su pre svega razvijene i namenjene za efikasna tržišta i bitno se razlikuju od merenja rizika na razvijenim tržištima.

U osnovi, prvo ćemo kroz sumarnu deskriptivnu statističku analizu i niz drugih relevantnih statističkih testova opisati i porediti prikupljene empirijske podatke u različitim vremenskim periodima, kako bi mogli da identifikujemo da li su karakteristike ispitanih prinosa analiziranih tržišta kapitala u skladu sa pretpostavkama na kojima se zasnivaju VaR modeli. Zatim ćemo na bazi dobijenih rezultata, kroz implementaciju raznih modela za određivanje VaR-a, prethodno prezentovanih i obrađenih u disertaciji, utvrditi VaR za sve tržišne indekse, odnosno tržišta akcija. Na kraju, kroz upošljavanje različitih vrhunskih tehnika *backtesting*-a izvršićemo validaciju i rangiranje predloženih VaR modela, odnosno oceniti njihovu uspešnost u predviđanju i merenju tržišnog rizika na tržištima kapitala, koja su bila predmet empirijskog istraživanja.

4.1. Izbor podataka za empirijsko istraživanje

Podaci koje ćemo koristiti u disertaciji su finansijske vremenske serije predstavljene kroz dnevne istorijske promene u kretanju vrednosti pet berzanskih indeksa akcija sa različitih tržišta kapitala. Berzanski indeks je statističko merenje promena u portfoliju hartija od vrednosti, koji predstavlja deo ukupnog tržišta. Indeksi na tržištima akcija predstavljaju pokazatelj kretanja cena i važan oslonac u tržišnim analizama. Njihova uloga je nezamenljiva kod upravljanja portfolijima. Indeksi precizno odražavaju stanje i trendove, pružajući profesionalnim menadžerima ali i manje upućenim investitorima značajan oslonac u

investiranju. Akcije koje ulaze u satav ovih tržišnih pokazatelja, mogu da predstavljaju vrh nacionalne ekonomije ili njihove delove, dajući sliku tržišta iz različitih uglova. Usled spajanja i konsolidacije berzi u okviru procesa primene nove tehnologije i globalizacije, došlo je do formiranja novih indeksa regionalnog karaktera, koji kao pokazatelji upotpunjuju indekse sa nacionalnih berzi. Svaka berza nastoji da formira svoj indeks ili grupu indeksa, kako bi u konkurentskoj trci klijentima pružila što kvalitetnija pomagala u praćenju tržišnih trendova i orijentira pri investiranju.

Kada je reč o tržištima u razvoju, najčešći zahtevi koji se stavljaju pred kreatore indeksa su predstavljanje tržišta, postojanje kvalitetnih informacija (zajedno sa informacijama o akcijama iz indeksa), transparentna metodologija izračunavanja indeksa, poznat *brandname*, finansijske instrumente vezane za indeks, uključivanje likvidnih akcija i sl. Ograničenja sa kojima se susreću berze u razvoju, pri kreiranju indeksa, su da mali broj akcija predstavlja veliki deo tržišne kapitalizacije, da određene akcije imaju vrlo mali postotak akcija u *free float-u*, pojedini sektori sastoje se od samo jedne ili dve akcije, problemi kod prikupljanja podataka o kompanijama, problemi kod primene sektorske klasifikacije, problem objavljivanja podataka, postojanje vrlo malog broja likvidnih akcija, određenim akcijama u indeksu ne trguje se po nekoliko dana, niska dubina tržišta, nezainteresiranost stranih vendora za podatke o indeksu i sl.

Kao što smo već istakli, poseban akcenat analize će biti zasnovan na tržištu kapitala Srbije, ali u komparativne svrhe sprovodimo empirijsko istraživanje i na ostalim tržištima kapitala sličnih karakteristika, kao i na primeru najlikvidnijeg svetskog tržišta akcija. Izabrani indeksi za analizu raspodele prinosa indeksa, kao i kasniju analizu i modeliranje VaR metoda prikazani su u tabeli 4.1.

Tabela 4. 1. - Berzanski indeksi blue chip akcija koji su predmet emirijske analize

Berzanski indeks blue chips akcija	Zemlja
BELEX 15	Srbija
CROBEX	Hrvatska
SBITOP	Slovenija
SOFIX	Bugarska
S&P 500	Sjedinjene Američke Države

4.2. Tržište kapitala u Srbiji i tržišni indeks BELEX 15

Srbija je još uvek zemlja u tranziciji, čija je najznačajnija karakteristika promenljivost okoline, što se ogleda u svim aspektima ekonomskog života države, pa samim tim i na tržištu kapitala. Srbija je od 2000. godine pa do danas prošla kroz značajne strukturalne promene. Najznačajnije promene se odnose na zamenu društvenog privatnim vlasništvom, prelazak na tržišnu ekonomiju, odnosno tržišni način privređivanja, zatim osnivanje i nastanak novih do tada nepoznatih finansijskih institucija i oblika ulaganja. Još uvek slaba razvijenost tržišta kapitala posledica je političkih, socijalnih i ekonomskih faktora.

Jedino organizovano tržište u Srbiji na kome se odvija promet akcija i obveznica je Beogradska berza. Akcijama se trguje na regulisanom tržištu i multilateralnoj trgovačkoj platformi različitim metodama trgovanja. Na zvaničnom listingu berze kotira se svega sedam kompanija, dok se sa ostalima trguje na open marketu ili MTP-u. Metodom kontinuiranog trgovanja trguje se sa oko 50-ak kompanija. Glavni tržišni indikatori i pokazatelji na Beogradskoj berzi su indeks najlikvidnijih srpskih akcija BELEX 15, zatim BELEX LINE, indeks koji objavljuje Bečka berza SRX, kao i indikatori učešća stranih investitora u ukupnom prometu berze, FIT, FIS i FIB. Predmet naše analize je indeks BELEX 15, kao *benchmark* tržišnog portfolija akcija.

BELEX15 predstavlja vodeći indeks najkapitalizovanih 15 srpskih kompanija koje su listirane na Beogradskoj berzi. Cilj Belex 15 indeksa je da u što preciznijoj meri opiše kretanja cena najlikvidnijih akcija na kontinuiranom trgovanju. BELEX15 inicijalno je publikovan i metodološki obrađen u septembru 2005. godine. BELEX15 je indeks ponderisan tržišnom kapitalizacijom koja se nalazi u slobodnom prometu (*free float*), i ne prilagođava za isplaćene dividende. Težina komponenti u indeksu je ograničena na maksimalnih 20% u odnosu na ukupnu tržišnu kapitalizaciju indeksa na datum revizije. Namena indeksa je da meri promene cena (*price index*) akcija kojima se trguje metodom kontinuiranog trgovanja na regulisanom tržištu, a koje su prethodno zadovoljile kriterijum za uključivanje u indeksnu korpu. Indeks BELEX15 je prevashodno namenjen unapređenju investicionog procesa, kroz merenje performansi najlikvidnijeg segmenta srpskog tržišta kapitala, kao i kroz mogućnost upoređivanja potencijalnih investicionih strategija prema indeksu. Sa druge strane, BELEX15 je dizajniran na način koji najbliže moguće opisuje tržišna kretanja najlikvidnijih akcija i može služiti kao podloga (*underlying*) za kreiranje strukturiranih proizvoda i derivata na

domaćem i inostranom tržištu. Namenjen je da bude analitički alat kako za portfolio menadžere, profesionalne analitičare, stručnu javnost, investitore, tako i sve druge koji proučavaju dinamiku kretanja cena na ovom tržištu.²¹⁸

On, kao i svi berzanski indeksi služi za analizu istorijskih kretanja na finansijskom tržištu, ali predstavljaju i vodeće indikatore kretanja tržišta uopšte, na osnovu kojih se daju i prognoze budućih kretanja i to ne samo na finansijskom tržištu, već i u ekonomiji uopšte. BELEX15 ipak ima izvesna ograničenja, pa mu treba pristupiti sa izvesnom rezervom u pogledu navedenih funkcija. Prvo, na Beogradskoj berzi tek se pojavljuju kompanije koje su na zvaničnom listingu, pa je ovaj indeks sastavljen od kompanija koje nisu prošle filter ispunjavanja uslova za zvanični listing, već se njihovim akcijama trguje zakonskom prinudom, budući da su nastale u postupku privatizacije. Tu su i ograničenja vezana za likvidnost samih akcija, zatim nedostatak značajnih kompanija za ekonomiju koje nisu uključene u indeks jer i nisu na berzi, itd. Stoga je ovaj indeks u stvari samo jedan od značajnih, ali sigurno ne i od najkvalitetnijih instrumenata analize kretanja nacionalne ekonomije, kao što su to inače berzanski indeksi. On je ipak nezaobilazan u sagledavanju kretanja berzanskih tržišta u određenom vremenskom periodu.²¹⁹ U tabeli 4.2. prikazane su akcije kompanija koje ulaze u sastav indeksa Belex 15, dok je na grafiku 4.1. prikazano istorijsko kretanje indeksa Belex 15 za vremenski horizont koji će biti predmet našeg istraživanja.

Tabela 4. 2. - Sastav indeksne korpe Belex 15 na datum poslednje revizije 31.12.2012.

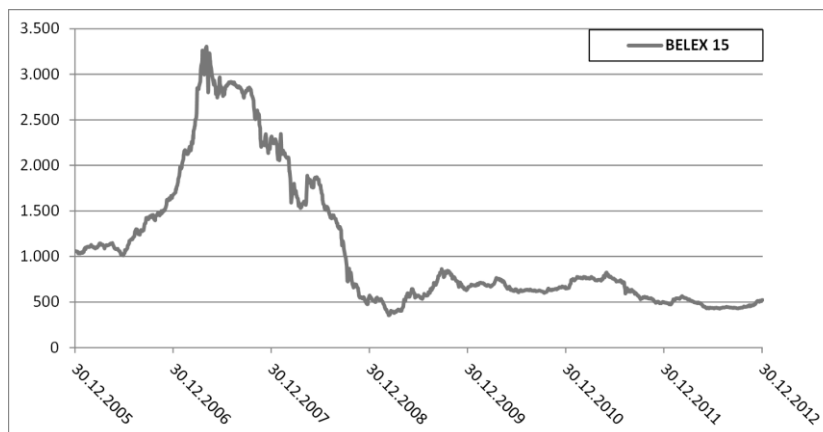
Izdavalac	Simbol	Učešće
AIK banka a.d. , Niš	AIKB	20,00%
NIS a.d., Novi Sad	NIIS	20,00%
Imlek a.d. , Beograd	IMLK	11,56%
Soja protein a.d. , Bečej	SJPT	9,18%
Komercijalna banka a.d. , Beograd	KMBN	8,96%
Energoprojekt holding a.d. , Beograd	ENHL	7,31%
Aerodrom Nikola Tesla a.d. , Beograd	AERO	5,91%
Jubmes banka a.d. , Beograd	JMBN	5,24%
Galenika Fitofarmacija a.d. , Zemun	FITO	3,74%
Metalac a.d. , Gornji Milanovac	MTLC	3,51%
Jedinstvo Sevojno a.d. , Sevojno	JESV	2,21%
Alfa plam a.d. , Vranje	ALFA	1,00%
Veterinarski zavod Subotica a.d. , Subotica	VZAS	0,84%
Tigar a.d. , Pirot	TIGR	0,56%

Izvor: www.belex.rs

²¹⁸ www.belex.rs/Metodologija za izračunavanje indeksa BELEX 15

²¹⁹ Zoran Jeremić: „Finansijska tržišta i finansijski posrednici“, Univerzitet Singidunum, Beograd, 2012., str. 198

Grafik 4. 1. - Dnevno kretanje vrednosti indeksa Belex 15 u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.



Izvor: Obrada autora na osnovu podataka sa www.belex.rs

Iz svega prethodno navedenog možemo zaključiti da je osnovna karakteristika srpskog finansijskog tržišta slaba razvijenost i nelikvidnost, kao i snažna premoć banaka nad svim ostalim finansijskim institucijama i oblicima zaduživanja ili investiranja. To znači da je i dalje osnovni oblik zaduživanja poslovnih subjekata u Srbiji bankarski kredit, a stanovništvo ne ulaže u hartije od vrednosti, čak ni u obveznice Republike Srbije ili štedne zapise NBS, već pretežno svoju štednju plasira u obliku depozita na račune banaka.

4.3. Tržište kapitala u Hrvatskoj i tržišni indeks CROBEX

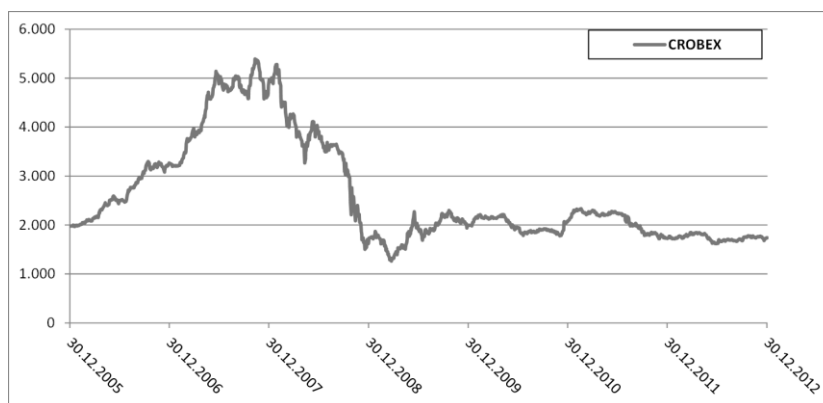
Hrvatsko tržište kapitala je jedan duži period nakon svog osnivanja bilo slabo razvijeno. Možemo reći da je postojalo samo na papiru i u zakonima, a da nije ispunjavalo svoje osnovne funkcije, kao što su: pribavljanje kapitala potrebnog za finansiranje poslovanja i ekspanzije preduzeća, tržišno vrednovanje preduzeća, mobilisanje decentralizovane štednje u privredne svrhe, povećanje stepena mobilnosti investicija (omogućuje investitorima održavanje potrebnog nivoa likvidnosti kupovinom i prodajom hartija od vrednosti).

Prelomna tačka je bila donošenje Zakona o tržištu hartija od vrednosti koji je stupio na snagu 25. jula 2002. godine. Stroge odredbe toga zakona su primorale veliki broj preduzeća osnovanih kao akcionarska društva da izađu (*going-public*) na berzu, tj. da ispune uslove za kotiranje na nekom od berzanskih tržišta. Sama po sebi ova odredba, tj. sama činjenica da se

preduzeće kotira na berzi ne bi mnogo značila za razvoj tržišta kapitala. Međutim, kotiranje na berzi obvezuje preduzeća na ispunjavanje određenih uslova kao što su periodično objavljivanje finansijskih izveštaja kao osnove razumevanja sigurnosti i uspešnosti poslovanja preduzeća, što bi trebalo da predstavlja jedan od glavnih faktora kao bi investitori donosili odluke o kupu-prodaji akcija. Prema tome, povećanje ponude akcija kao i poboljšanje transparentnosti njihovih emitenata u kombinaciji sa liberalizacijom i ulaskom stranih institucionalnih investitora, tj. porastom tražnje za hartijama od vrednosti dalo je snažan zamah razvoju hrvatskog tržišta kapitala u vidu značajnog porasta prometa, tržišne kapitalizacije, broja transakcija, razvoja berzanskih indeksa i cena akcija na berzama.

Kao jedan od rezultata svih navedenih aktivnosti kreiran je blue chip indeks Zagrebačke berze CROBEX koji ima u sastavu svoje indeksne korpe 25 najlikvidnijih akcija, koja su prikazane u tabeli 4.3. CROBEX je inicijalno publikovan i metodološki obrađen u julu 1997. godine. CROBEX isto kao i BELEX 15 je indeks ponderisan tržišnom kapitalizacijom koja se nalazi u slobodnom prometu (*free float*), i ne prilagođava se za isplaćene dividende. Težina komponenti u indeksu je ograničena na maksimalnih 10% u odnosu na ukupnu tržišnu kapitalizaciju indeksa. Kreiranje indeksa CROBEX bilo je izuzetno značajno u kontekstu razvoja hrvatskog tržišta kapitala, naročito u godinama kada je bilo neophodno ojačati akcionarsku kulturu i podstaknuti interes inostranih investitora za Zagrebačku berzu i hrvatsko tržište kapitala u celini. U osnovi, možemo zaključiti da hrvatsko tržište kapitala deli slične karakteristike kao i srpsko tržište kapitala, istina uz nešto dužu istoriju postojanja, i svakako će biti zanimljivo vršiti komparaciju primene i uspešnosti VaR modela na ova dva tržišta. Na grafiku 4.2. prikazano je istorijsko kretanje indeksa CROBEX za isti uzorkovani period kao i kod ostalih tržišta akcija.

Grafik 4. 2. - Dnevno kretanje vrednosti indeksa Crobex u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.



Izvor: Obrada autora na osnovu podataka sa www.zse.hr

Tabela 4. 3. - Sastav indeksne korpe CROBEX na datum poslednje revizije 31.12.2012.

Simbol	Izdavalac	Učešće %
ATPL-R-A	Atlantska plovdba d.d.	2,19
KOEI-R-A	Končar - elektroindustrija d.d.	9,34
KRAS-R-A	Kraš d.d.	3,41
PODR-R-A	Podravka d.d.	9,1
RIVP-R-A	Riviera Adria d.d.	3,47
ZABA-R-A	Zagrebačka banka d.d.	3,66
DLKV-R-A	Dalekovod d.d.	1,35
ERNT-R-A	Ericsson Nikola Tesla d.d.	8,28
ATGR-R-A	Atlantic Grupa d.d.	6,95
PTKM-R-A	Petrokemija d.d.	3,01
ADPL-R-A	AD Plastik d.d.	2,53
LKRI-R-A	Luka Rijeka d.d.	1,35
LEDO-R-A	Ledo d.d.	3,35
KNZM-R-A	Konzum d.d.	1,5
ADRS-P-A	Adris grupa d.d.	11,52
TISK-R-A	Tisak d.d.	0,47
KORF-R-A	Valamar Adria Holding d.d.	3,88
LKPC-R-A	Luka Ploče d.d.	1,42
INGR-R-A	Ingra d.d.	0,4
VPIK-R-A	Vupik d.d.	0,62
VIRO-R-A	Viro tvornica šećera d.d.	2,02
INA-R-A	INA d.d.	8,23
BLJE-R-A	Belje d.d. Darda	1,2
DDJH-R-A	Đuro Đaković Holding d.d.	1,02
HT-R-A	HT d.d.	9,75

Izvor: www.zse.hr

4.4. Tržište kapitala u Sloveniji i tržišni indeks SBITOP

Od sticanja nezavisnosti 1991. godine, Slovenija je pokušala da razvije svoje tržište kapitala uspostavljanjem pravne, regulatorne i institucionalne strukture koja podržava ova tržišta. Taj proces je započet u 1992. godini, sa programom masovne privatizacije kojim je uspostavljeno privatno vlasništvo nad kapitalom i bio je ojačan usvajanjem okvirnog Zakona o privrednim društvima iz 1993. godine. Kao deo napora, Slovenija je brzo sprovedila političke i ekonomske integracije sa Evropom, i tako pristupila u EU u maju 2004. godine, dok je članica Evropske monetarne unije postala u januaru 2007. godine.

Razvoj tržišta kapitala u Sloveniji počeo je dok je zemlja još bila deo SFR Jugoslavije, nakon reformi privrednog sistema u 1988-89. godini. U početku, osnovna svrha razvoj tržišta kapitala nije bila da se omogući izdavanje akcija u prvoj fazi privatizacije, odnosno njihova preraspodela u drugoj fazi. Umesto toga, dobro organizovano, sigurno, transparentno, jeftino i

likvidno tržište kapitala je predviđeno kao neophodno da se obezbede nove finansijske usluge i olakša protok povećanog iznosa štednje u produktivne investicije, kako pre, tako i posle privatizacije. Javne emisije akcija i obveznica, početak berzanskog poslovanja, kao i stvaranje zajedničkih investicionih fondova su prethodili šemama masovne privatizacije, koja je postala operativna u 1994. godini. Stoga, iako to nije bio inicijalni podsticaj, privatizacija je i dalje pružala značajan impuls za razvoj slovenačkog tržišta kapitala. Međutim, proces privatizacije je takođe izazvao veliku nestabilnost na tržištu kapitala u postprivatizacionom periodu, smanjujući tako opšte poverenje u njega.²²⁰

Slovenija je takođe zemlja koja pripada bankarski orijentisanim ekonomijama. Preovlađujući izvor spoljnog kapitala slovenačkih kompanija i dalje je banakarski zajam, iako su određeni pokazatelji ukazivali da i tržište kapitala takođe dobija na značaju. To je iz prostog razloga što su bankarski krediti relativno jeftini, tako da je tržište akcija i obveznica pretežno nerazvijeno.

Bankarski sektor dominira u slovenačkom finansijskom sistemu, što čini oko 77 % ukupne finansijske aktive, koliko je iznosilo na kraju 2008. godine. Osiguravajuća društva i penzioni fondovi su vremenom takodje dobili na značaju, i čine oko 10% finansijske aktive u Sloveniji, na kraju 2008. Ostali finansijski posrednici, pre svega investicioni fondovi i lizing kuće čine oko 13 % finansijske aktive.²²¹

Bez obzira što je Slovenija nastojala da uskladi svoju zakonsku infrastrukturu tržišta kapitala sa direktivama EU, tržište kapitala u Sloveniji nije dobro razvijeno, čak ni po OECD standardima. Slovenačko tržište kapitala je kao i srpsko, i dalje izuzetno ograničeno i u pogledu dubine i u pogledu likvidnosti, a kao posledica toga, imaju malu, uglavnom domaću, bazu investitora.

Možemo zaključiti, da slovenački finansijski sistem i sama struktura finansijskog sistema, iako sve više integrisan u finansijski sistem EU, i dalje pokazuju određene tragove procesa transformacije, što pak sa druge strane ima direktne implikacije i na dalji razvoj tržišta kapitala.

²²⁰ Mojmir Mrak, Matija Rojec, and Carlos Silva-Jáuregui: "Slovenia From Yugoslavia to the European Union", World Bank, Washington, 2004., str. 277-278

²²¹ Bilten Banke Slovenije, 2009.

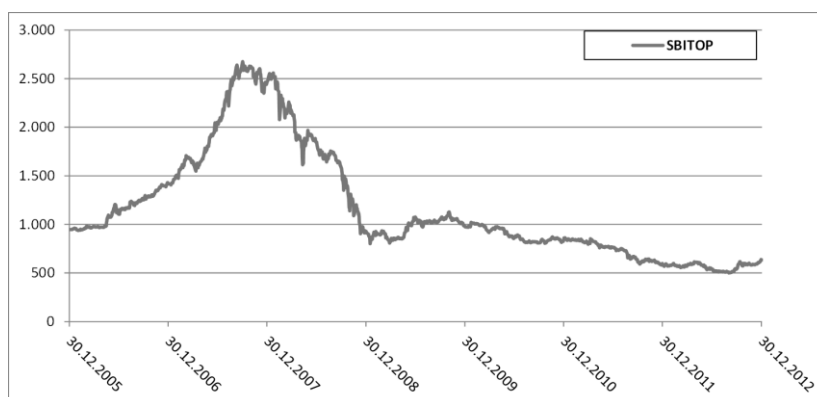
SBITOP je prvi pravi slovenački blue chip indeks u istoriji Ljubljanske berze. Osmišljen je kao indeks sa kojim se može trgovati, i kao takv uključuje samo najlikvidnije i visoko kapitalizovane akcije sa jedinstvenog tržišta kapitala. Svrha SBITOP je da prati performanse najvažnijih akcija LJSE -a i na taj način služi kao osnova za napredne finansijske proizvode. U isto vreme služi kao opšti indeks, odražavajući performanse najlikvidnijih i visoko kapitalizovanih akcija listiranih na LJSE. Uključivanje akcija u SBITOP korpu povećava njihovu vidljivost i izgrađuje njihov profil, što će dovesti do stanja povećane likvidnosti na duži rok. U indeksu korpu se uključuje 5 do 10 najlikvidnijih akcija, a čiji sastav na 31.12.2012. možemo videti iz tabele 4.4. Kao Belex 15 i CROBEX, SBITOP je indeks ponderisan tržišnom kapitalizacijom koja se nalazi u slobodnom prometu (*free float*). Na grafiku 4.3. prikazano je istorijsko kretanje indeksa SBITOP za celokupan period istraživanja (2005-2012).

Tabela 4. 4. - Sastav indeksne korpe SBITOP na datum poslednje revizije 31.12.2012.

Izdavalac	Simbol	Učešće
KRKA	KRKG	29.94%
PETROL	PETG	23.04%
TELEKOM SLOVENIJE	TLSG	16.74%
MERCATOR	MELR	15.41%
ZAVAROVALNICA TRIGLAV	ZVTG	10.51%
GORENJE	GRVG	2.72%
NOVA KBM	KBMR	1.64%

Izvor: www.ljse.si

Grafik 4. 3. - Dnevno kretanje vrednosti indeksa SBITOP u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.



Izvor: Obrada autora na osnovu podataka sa www.ljse.si

4.5. Tržište kapitala u Bugarskoj i tržišni indeks SOFIX

Početkom 1990-ih godina znatan broj zemalja Centralne i Istočne Evrope (CIE) osnovale su tržišta kapitala kao deo njihovog procesa tranzicije ka usvajanju mehanizama tržišne ekonomije. Jedan od glavnih ciljeva reformi u post - komunističkim zemljama je bilo stvaranje privatnog vlasništva kroz privatizaciju državnih preduzeća. Kao rezultat tog procesa, brojna tržišta akcija su uspostavljene u regionu, među kojima je i bugarsko tržište kapitala. Doduše, Bugarska berza je osnovana sa malim zakašnjenjem u odnosu na neke druge zemlje (1997. godine) i nakon toga proces privatizacije putem tržišta kapitala u Bugarskoj je bio veoma aktivan u periodu od 1998-2005., u kome je vlada prodala akcije u više od 120 kompanija. Dakle proces privatizacije bio je među važnim faktorima koji su doprineli rastu atraktivnosti BSE tokom vremena. Naročit impuls razvoja bugarskog tržišta akcija, kao i privlačenja inostranih investitora, dalo je pristupanje i prijem zemlje u članstvo EU 1.1.2007. godine, tako da je odnos tržišne kapitalizacije i BDP-a krajem 2007. godine dostigao vrednost skoro od 55%. Međutima, kao i većinu zemalja, ni Bugarsku berzu nije mimoišla stihija koju je donela globalna finansijska kriza, što se jasno može primetiti na grafiku 4.4. kretanja vrednosti indeksa SOFIX.

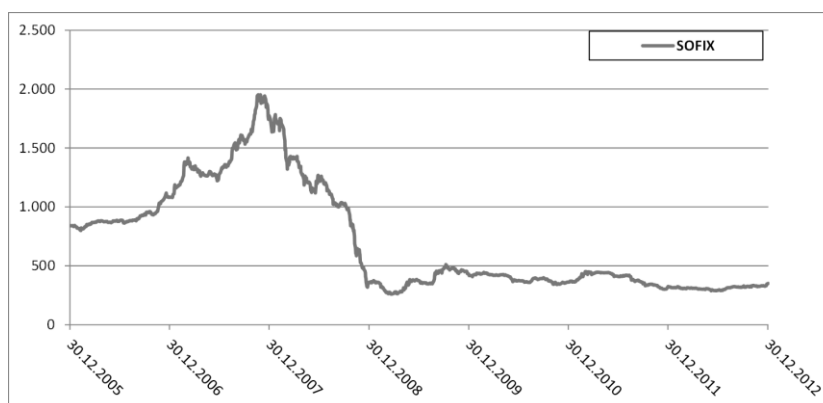
SOFIX je vodeći indeks Sofijske berze zasnovan na tržišnoj kapitalizaciji uključenih izdavaoca običnih akcija, usklađen sa *free float* faktorom svake od njih. Indeks obuhvata 15 akcija u skladu sa odredbama opštih uslova za izbor konstitutivnih izdavaoca koji imaju najveću tržišnu vrednost akcija koje se nalaze u slobodnom prometu. Akcije koje su uključene u indeksnu korpu prikazane su u tabeli 4.5.

Tabela 4. 5. - Sastav indeksne korpe SOFIX na datum poslednje revizije 31.12.2012.

Simbol	Izdavalac
3JR	Sopharma AD-Sofia
3NB	Neochim AD-Dimitrovgrad
4CF	CB Central Cooperative Bank AD-Sofia
4EH	Eurohold Bulgaria AD-Sofia
4ID	Industrial Holding Bulgaria PLC-Sofia
57B	Bulgartabac Holding AD-Sofia
5BU	Bulgarian Real Estate Fund REIT-Sofia
5F4	CB First Investment Bank AD-Sofia
5MB	Monbat AD-Sofia
5MH	M+S Hydraulic AD-Kazanlak
5SR	Stara Planina Hold AD-Sofia
6A6	Advance Terrafund REIT-Sofia
6C4	Chimimport AD-Sofia
6C9	CB Corporate Commercial Bank AD-Sofia
6K1	Kaolin AD-Senovo

www.bse-sofia.bg

Grafik 4. 4. - Dnevno kretanje vrednosti indeksa SOFIX u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.



Izvor: Obrada autora na osnovu podataka sa www.bse-sofia.bg

4.6. Pregled ključnih indikatora analiziranih berzi u 2012. godini

Tržišta kapitala u nastajanju zemalja bivše Jugoslavije postaju sve značajnija kako za institucionalne, tako i individualne investitore. Međutim, ona su i dalje mala, fragmentisana i nedovoljno razvijena, kao što ih je opisao D. Miler-Jentsch.²²²

Claessens, Djankov i Klingebiel identifikuju slabe zakone i ostalu regulativu, spor razvoj privatnog sektora, ograničenu ponudu institucionalnih investitora i makroekonomske neizvesnosti kao glavne prepreke za razvoj tržišta akcija u zemljama istočne Evrope.²²³ Bogat izvor informacija o ekonomskom i političkom razvoju, kao i osnovnim podacima za svaku berzu istočne Evrope i centralne Azije, je najnoviji izveštaj Federacije evro - azijskih berzi - FEAS (2012).²²⁴

Pregled nekih osnovnih indikatora analiziranih tržišta za 2012. godinu, koji predstavljaju samo kratak uvod u detaljno empirijsko istraživanje, dat je u Tabeli 4.6.

²²² Müller-Jentsch D.: "Financial sector restructuring and regional integration in the Western Balkans", Office for South East Europe, European Commission - World Bank, 2007.

²²³ Claessens, S., Djankov, S., & Klingebiel, D.: "Stock markets in transition economies", Financial Sector Discussion Paper No. 5. The World Bank, 2000.

²²⁴ www.feas.org

Tabela 4. 6. - Pregled ključnih indikatora analiziranih berzi u 2012. godini

Pregled ključnih indikatora analiziranih berzi u 2012. godini					
	<u>Srbija</u>	<u>Hrvatska</u>	<u>Slovenija</u>	<u>Bugarska</u>	<u>SAD</u>
GDP (mlrd)	28,6 €	44,2 €	34,9€	39,1 €	12.041€
Tržišna kapitalizacija berzi (mlrd)	6,8 €	25,5 €	17,7 €	5,1 €	10.835€
Tržišna kapitalizacija/ GDP racio	23,86%	56,00%	50,56%	12,83%	89,98%
Promet (mil)	219,7 €	513,8 €	360,4 €	441,8 €	8.776.038 €
Racio obrta	3,22%	2,01%	2,04%	8,81%	81,00%
Indeks	<u>BELEX 15</u>	<u>CROBEX</u>	<u>SBITOP</u>	<u>SOFIX</u>	<u>S&P 500</u>
Tržišna kapitalizacija FFMC (mil)	517 €	1,733 €	1.442 €	1.391€	10.211.538 €
Prosečna dnevna prinos	0,03%	0,00%	0,03%	0,03%	0,05%
Maximum	3,74%	3,39%	2,82%	2,88%	2,46%
Minimum	-1,57%	-2,43%	-3,16%	-2,32%	-2,50%
Standardna devijacija	0,82%	0,67%	1,05%	0,77%	0,80%
Sharpe racio	0,04	0,01	0,03	0,04	0,06

Izvor: Obrada autora na bazi raspoloživih podataka sa sajta berzi predmetnih tržišta i www.imf.org

Uvidom u Tabelu 4.6. možemo videti da Bugarska ima najmanju tržišnu kapitalizaciju berze u 2012. godini. Srbija ima neznatno veću tržišnu kapitalizaciju od Bugarske, ali zato ima najmanju tržišnu kapitalizaciju među zemljama bivše Jugoslavije. To je verovatno glavni razlog zašto je Srbija na poslednjem mestu među zemljama bivše Jugoslavije, kada se uporede neko od njenih finansijskih indikatora iz Tabele 4.6. sa uporedivim indikatorima sa drugih berzi u regionu. Racio tržišna kapitalizacija berze/ BDP meri razvijenost tržišta kapitala, odnosno značaj tržišta kapitala u nacionalnoj ekonomiji. Za Srbiju taj odnos iznosi 23,86%, što je najniže u regionu u 2012., ako izuzmemo Bugarsku gde je vrednost racija 12,83%. Pored Srbije je Slovenija sa 50,56%, dok u Hrvatskoj racio tržišna kapitalizacija / BDP iznosi 56%.²²⁵

Racio obrta može se koristiti za merenje efikasnosti tržišta, iako on ne predstavlja direktnu meru efikasnosti. Njime se meri vrednost prometa u odnosu na veličinu tržišta (t.j. tržišnu kapitalizaciju), i često se u analizama koristi kao mera likvidnosti tržišta. Prema vrednostima ovog indikatora, prikazanog u Tabeli 4.6., Bugarska berza je najlikvidnija u regionu u posmatranom periodu, sa raciom obrta u iznosu od 8,81%. Među berzama zemalja bivše Jugoslavije ovaj racio se kreće u rasponu od 2,01% (Hrvatska) do 3,22% (Srbija) u 2012. godini.

²²⁵ Primera radi, Crna Gora je imala racio tržišna kapitalizacija / BDP znatno iznad 100%.

Razvijene svetske ekonomije imaju u proseku ratio obrta oko 50%, dok je kod manje razvijenih tranzicionih ekonomija taj ratio oko 5%.²²⁶ U našem primeru vidimo da je u 2012. godini u SAD-u, ratio obrta iznosio 81%, što potvrđuje tezu o znatno visokoj likvidnosti američkog tržišta kapitala.

Uvidom u sumarnu dekriptivnu statistiku svih indeksa u toku 2012. godine, možemo zaključiti na bazi prinosa i standardne devijacije, kao i vrednosti Šarpovog racija, da je vićina tržišta u 2012. bila relativno stabilna i ostvarila pozitivne performanse, bez većih perioda grupisanja volatilnosti ili određenih tržišnih šokova. Detaljna analiza vremenskih serija prinosa svih indeksa za različite vremenske horizonte, biće elaborirana u nastavku rada, kako bi identifikovali i uporedili stohastičko ponašanje prinosa sa Beogradske berze sa prinosima ostalih tržišta akcija. Pošto Srbija ide putem pridruživanja Evropskoj Uniji, svakako da razumevanje njenog tržišta akcija može biti od interesa međunarodnim investitorima. Doprinos rada se upravo ogleda u pokušaju da pružimo vredne informacije investitorima i tako im pomognemo da optimizuju svoje portfolije i smanje rizike kojima su izloženi prilikom ulaganja na tržište akcija. Pitanje i problem ocene uspešnosti metoda merenja rizika, putem validacije različitih VaR modela, prema našim saznanjima, nije izučavan na tržištu kapitala Srbije, kako za vreme rasta i pozitivnih performansi tržišta, tako ni u uslovima globalne finansijske krize. To upravo predstavlja dodatni izazov, i u disertaciji ćemo pokušati da popunimo tu prazninu, koja se tiče adekvatnog merenja i kvantifikacije tržišnog rizika na tržištu kapitala u Srbiji.

4.7. Deskriptivna statistička analiza vremenskih serija izabranih indeksa akcija

Kada koristimo finansijske modele za procenu rizika i donošenje odluka o alokaciji portfolija hartija od vrednosti, da bi razumeli i racionalizovali pretpostavke na kojima su zasnovani modeli, važno je da ocenimo potencijalni oblik i ponašanje raspodele prinosa finansijske aktive. To znači da preciznost ocene VaR modela zavisi od toga koliko dobro smo aproksimirali empirijsku funkciju raspodele. Jedan od najvećih izazova kod modeliranja VaR-a je dakle pretpostavka raspodele stopa prinosa aktive ili portfolija za seriju podataka prinosa,

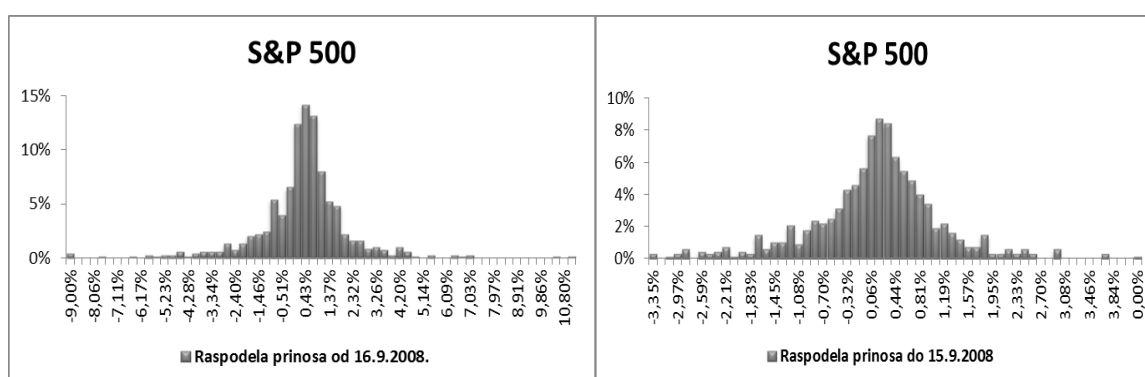
²²⁶ www.feas.org

koja se uzima da je normalna u većini pristupa kvantifikacije. Pre nego što se upustimo u problematiku empirijskog istraživanja ove doktorske disertacije, cilj nam je da prvo analiziramo oblik i karakteristike raspodele dnevnih stopa prinosa blue chips indeksa akcija sa pet različitih tržišta kapitala tri godine pre i četiri godine nakon kolapsa *Lehman brothers*-a., kao i kumulativno za ceo period od 31.12.2005 do 31.12.2012.²²⁷ Motiv ovog istraživačkog dela rada je da ispitamo da li su se desile promene u ponašanju raspodele prinosa finansijske aktive i analiziramo da li su jednostavne metode, koje se koriste za izračunavanje rizika portfolija, prikladne za procenu profila rizika portfolija i donošenje odluke o alokaciji hartija od vrednosti u okviru određene klase aktive.

Korišćenje grafičkih prikaza u modeliranju prinosa i rizika ima dvojaku ulogu. Prvobitno su grafikoni bili u upotrebi kao sredstvo zamene tabelarnog prikaza, jer ovaj prikaz nije ukazivao na bitne karakteristike posmatrane pojave. Nakon modifikacije i razvoja postojećih grafikona, grafički prikazi u analizi vremenskih serija su postali moćno sredstvo za kompleksno izučavanje statističkih pojava.

Grafik 4.5. predstavlja histogram raspodele dnevnih logaritamskih stopa prinosa indeksa S&P 500 u periodu 3 godine pre i 4 godine posle proglašenja bankrota investicione banke *Lehman Brothers*. Na prvi pogled, ovaj prikaz raspodele prinosa S&P 500 ukazuje da postoji razlika u obrascu kretanja stopa prinosa između ova dva perioda.

Grafik 4. 5. - Histogram prinosa indeksa S&P 500 u periodu 3 godine pre i 3 godine posle Lehman Brothers bankrota



Izvor: Obrada autora

²²⁷ Vremenski horizont od 31.12.2005. – 31.12.2012. je period u okviru koga ćemo modelirati VaR i izvršiti validaciju preciznosti analiziranih VaR modela u oceni izloženosti tržišnom riziku.

Struktura analize će prvo biti zasnovana na razmatranju empirijskih podataka stopa prinosa indeksa, usresređujući se pre svega na treći i četvrti moment raspodele, tj. meru asimetrije i spljoštenosti.²²⁸

Koeficijenti asimetrije i spljoštenosti mogu se koristiti za opisivanje raspodele u odnosu na normalnu raspodelu. Ako je raspodela značajno iskrivljena ili pokazuje višu spljoštenost u odnosu na normalnu raspodelu, model koji je napravio ove pretpostavke može da bude neprecizan i nepouzdan. Na primer, određeni model može da predviđa rizik pod pretpostavkom da su budući prinosi nezavisno i normalno distribuirani, dok je aktuelna raspodela negativno asimetrična sa većim koeficijentom spljoštenosti od normalne raspodele. U ovom slučaju, model će potceniti rizik, jer će raspodela sa ovim karakteristikama imati više velikih negativnih prinosa nego što se to očekuje od normalne raspodele.

Dalje, testiraćemo odstupanja od dve pretpostavke koje se koriste u mnogim modelima rizika, a to su da vremenske serije prinosa imaju nezavisnu i normalnu raspodelu.

Nezavisnost i normalnost su važne sa stanovišta modeliranja rizika, tako da su ove pretpostavke pogodne za prognoziranje volatilnosti i utvrđivanje profila rizika portfolija. Fenomen pojave retkih ekstremnih događaja, u finansijskoj literaturi često nazvanih "crni labudovi", čini se da je više nego očigledan na finansijskim tržištima širom sveta. To znači da ne postoji samo potreba za dizajniranjem pravilnih tehnika modeliranja rizika koje mogu da predvide verovatnoću nastanka rizičnih događaja u normalnim tržišnim uslovima, već takodje i zahtevi za alatima koji mogu da procene verovatnoće retkih finansijskih događaja, poput nedavne globalne finansijske krize (2007 -2008). Sa rastućim turbulencijama na finansijskim tržištima širom sveta, procene verovatnoća ekstremnih događaja poput globalne finansijske krize, postale su važno pitanje u upravljanju finansijskim rizikom. Kvantifikacija ekstremnih gubitaka na finansijskom tržištu je važna u trenutnim tržišnim uslovima.

Ukratko rečeno, nezavisnost znači da prethodni prinosi nemaju uticaj na buduće prinose (tj. u suštini su stohastičke varijable). Drugim rečima, gotovo je nemoguće predvideti prinose na bazi istorijskih podataka. Osnovna premisa slučajnog hoda glasi da je kretanje cena

²²⁸ Asimetrična raspodela ima prinose koji nisu jednako raspoređeni oko srednje vrednosti. Na primer, karakteristika negativno asimetrične raspodele je ta da ima većinu prinosa iznad srednje vrednosti i broj većih negativnih prinosa ispod srednje vrednosti. Koeficijent spljoštenosti ili zaobljenosti meri oblik raspodele u odnosu na normalnu raspodelu. Koeficijent spljoštenosti koji je korišćen u radu je „*excess kurtosis*“. Normalna raspodela ima „*eksces kurtosis*“ jednak nuli. Raspodela sa težim repom od normalne raspodele ima koeficijent spljoštenosti veći od nule.

potpuno slučajan proces, odnosno slučajni hod je slučajni proces koji se sastoji od niza diskretnih koraka fiksne dužine koji su potpuno nezavisni jedni od drugog. To dovodi do pretpostavke normalnosti, koja se oslanja na centralnu graničnu teoremu da su nezavisne slučajne varijable približno normalno distribuirane. Ako zadržimo ove dve pretpostavke, onda se budući prinosi na finansijsku aktivu mogu predvideti koristeći slučajni proces izvučen iz normalne raspodele.

Da bi se postigla precizna prognoza rizika, model treba da odražava sledeće stilizovane činjenice o dnevnim stopama prinosa finansijske aktive:²²⁹

- Očekivani dnevni prinosi imaju malu ili nikakvu predvidljivost;
- Varijansa dnevnih prinosa u velikoj meri prevazilazi srednju vrednost;
- Varijansa dnevnih prinosa je predvidljiva;
- Dnevni prinosi nisu normalno distribuirani;
- Čak i nakon standardizacije dnevnih prinosa pomoću modela dinamične varijanse, standardizovani dnevni prinosi nisu normalno distribuirani;
- Pozitivni i negativni prinosi iste veličine mogu imati različite uticaje na varijansu;
- Korelacije između hartija od vrednosti su vremenski promenljive;
- Kako se povećava investicioni horizont, raspodela prinosa se približava normalnoj raspodeli.

Nakon pregleda empirijskih prinosa na finansijsku aktivu, analiza zatim prelazi na podešavanje podatka, koji uzimaju u obzir kršenje ovih pretpostavki, pomoću modela eksponencijalno ponderisanog pokretnog proseka (EWMA)²³⁰ i GARCH modela²³¹.

4.8. Analiza raspodele faktora rizika izabranih berzanskih indeksa

Analiza različitih raspodela prinosa obuhvatiće višestruke klase finansijske aktive, reprezentovane kroz berzanske indekse akcija sa različitih geografskih lokacija. Podaci o dnevnom kretanju vrednosti indeksa preuzeti su sa oficijelnih web sajtova berzi.

²²⁹ Peter Christofersen: „Elements of financial risk management“, 2012

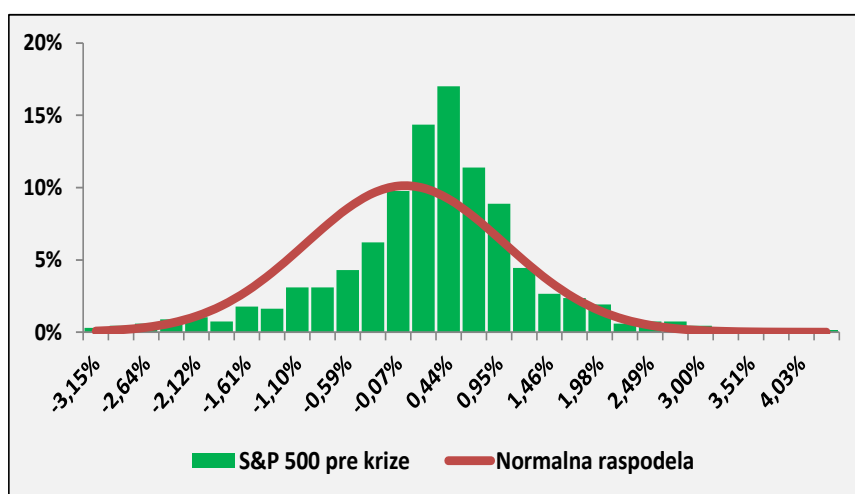
²³⁰ Faktor opadanja koji ćemo koristiti je 0,94, kao što je preporučeno i od strane Risk metrics-a. Takođe ćemo pokušati da nadjemo optimalan faktor opadanja za svako tržište posebno i koristiti ovaj model kada budemo određivali VaR, poznat kao RiskMetrics VaR.

²³¹ U analizi ćemo koristiti GARCH (1,1), EGARCH i GARCH-M model

Prvo ćemo početi sa detaljnom ilustracijom histograma frekvencija dnevnih stopa prinosa indeksa Belex 15, S&P 500, CROBEX, SBITOP i SOFIX-a, kao i njihovim poredjenjem sa krivom²³² koja predstavlja normalnu raspodelu za dva odvojena vremenska perioda, pre i nakon globalne finansijske krize²³³, kao i za celokupan vremenski uzorak podataka u trajanju od 31.12.2005. – 31.12.2012. godine. Važno je napomenuti da su polazni podaci logaritmovani, tj. da se dnevne stopa prinosa formiraju kao razlika logaritmovanih niova vrednosti ineksa u dva sukcesivna dana, koja je pomnožena sa 100.²³⁴ Zatim ćemo detaljno prezentovati sumarnu deskriptivnu statistiku svih rezultata, koja će biti predmet dalje diskusije, i oceniti karakteristike prinosa indeksa uz primenu određenih statističkih testova.²³⁵

Na graficima 4.6. do 4.15. prikazani su histogrami prinosa svih analiziranih indeksa pre i posle globalne finansijske krize, dok su u tabelama 4.8. i 4.14. prikazane vrednosti prosečnog dnevnog prinosa, standardne devijacije, koeficijenta asimetrije, koeficijenta spljoštenosti, kao i druge bitne mere deskriptivne statistike, koje ćemo objasniti u nastavku rada.

Grafik 4. 6. - Histogrami prinosa indeksa S&P 500 u periodu pre krize (do 15.9.2008.)



Izvor: Obrada autora

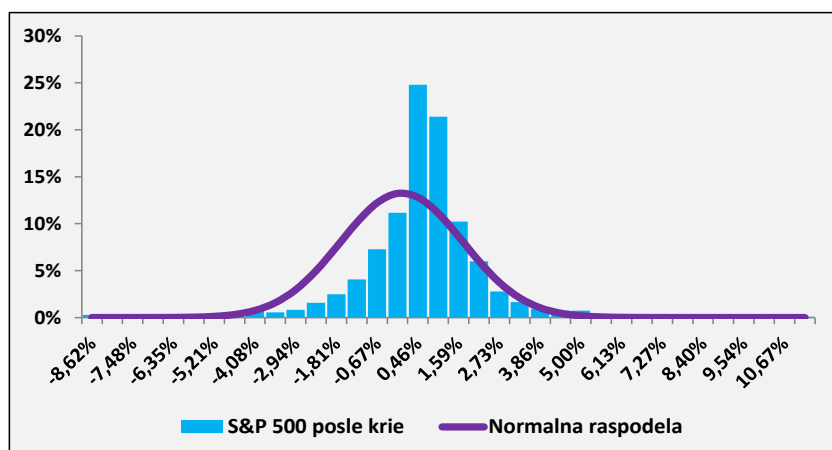
²³² Crvena i ljubičasta linija predstavljaju raspodelu simulirane normalne slučajne varijable, koristeći srednju vrednost i standardnu devijaciju dnevnih stopa prinosa analiziranih indeksa, da bi se olakšala komparacija sa aktuelnom raspodelom

²³³ Kao prelomnu tačku za razdvajanje dva vremenska horizonta uzeli smo 15.09.2008., dan kada je Lehman Brothers objavio bankrot i time označio definitivni početak svetske finansijske krize.

²³⁴ Prednosti korišćenja logaritamskih stopa prinosa u modeliranju rizika objašnjene su u drugom delu disertacije

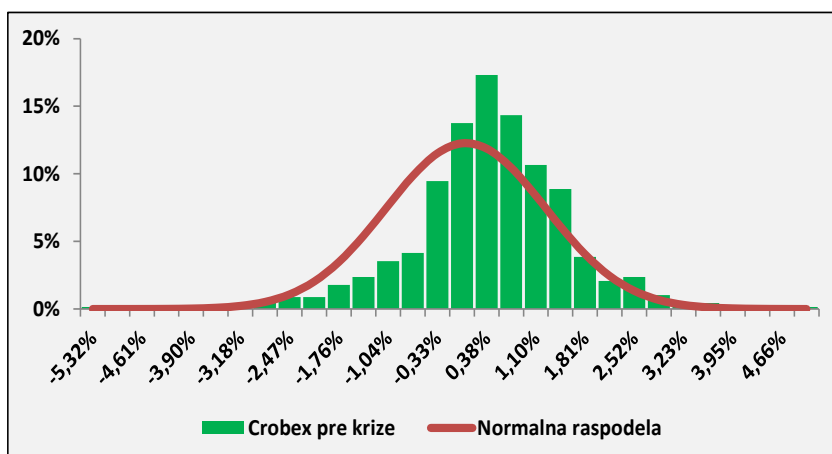
²³⁵ Test normalnosti, test autokorelisanosti dnevnih stopa prinosa, itd.

Grafik 4. 7. - Histogrami prinosa indeksa S&P 500 u periodu posle krize (od 16.9.2008.)



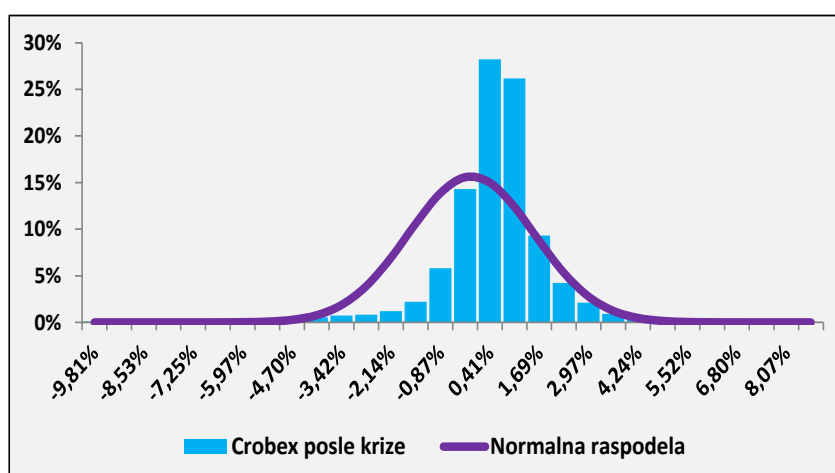
Izvor: Obrada autora

Grafik 4. 8. - Histogrami prinosa indeksa CROBEX u periodu pre krize (do 15.9.2008.)



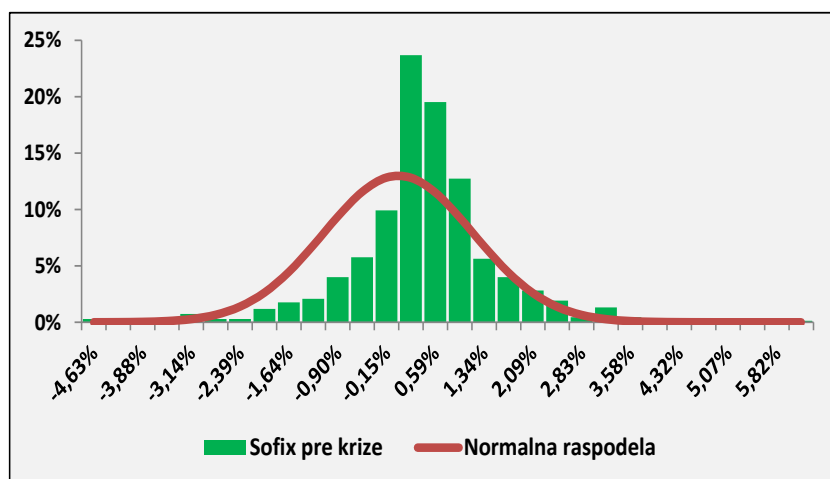
Izvor: Obrada autora

Grafik 4. 9. - Histogrami prinosa indeksa CROBEX u periodu posle krize (od 16.9.2008.)



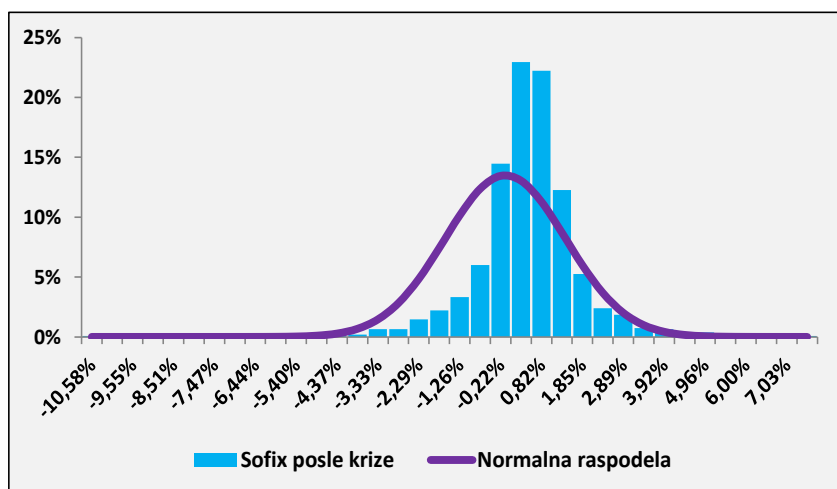
Izvor: Obrada autora

Grafik 4. 10. - Histogrami prinosa indeksa SOFIX u periodu pre krize (do 15.9.2008.)



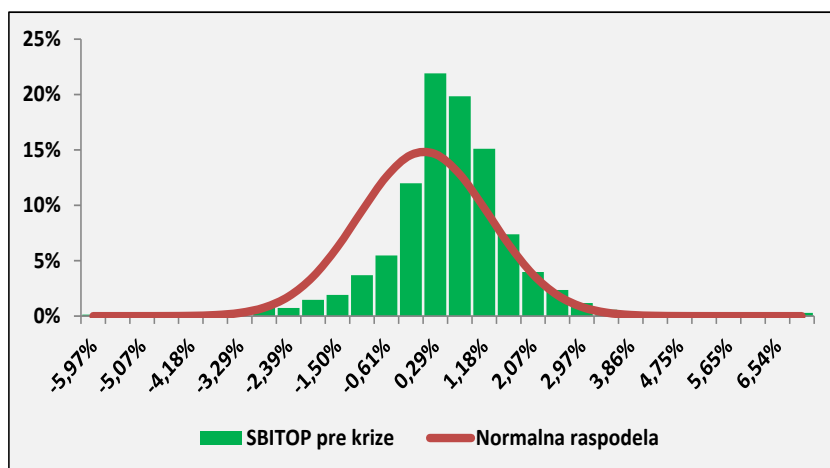
Izvor: Obrada autora

Grafik 4. 11. - Histogrami prinosa indeksa SOFIX u periodu posle krize (od 16.9.2008.)



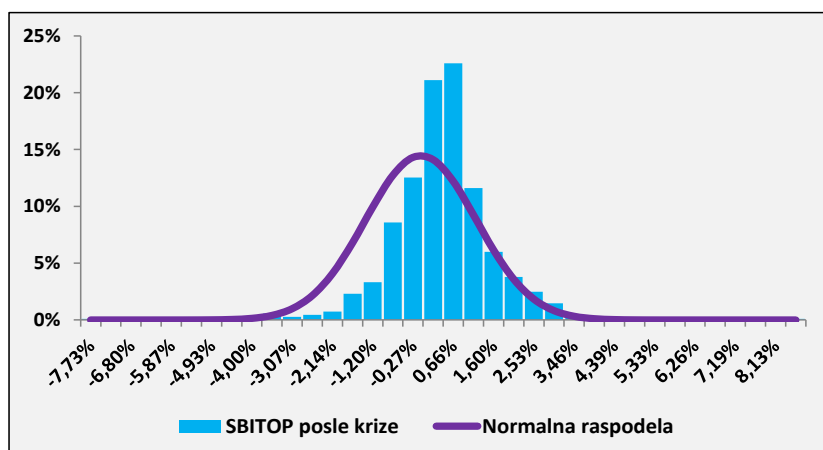
Izvor: Obrada autora

Grafik 4. 12. - Histogrami prinosa indeksa SBITOP u periodu pre krize (do 15.9.2008.)



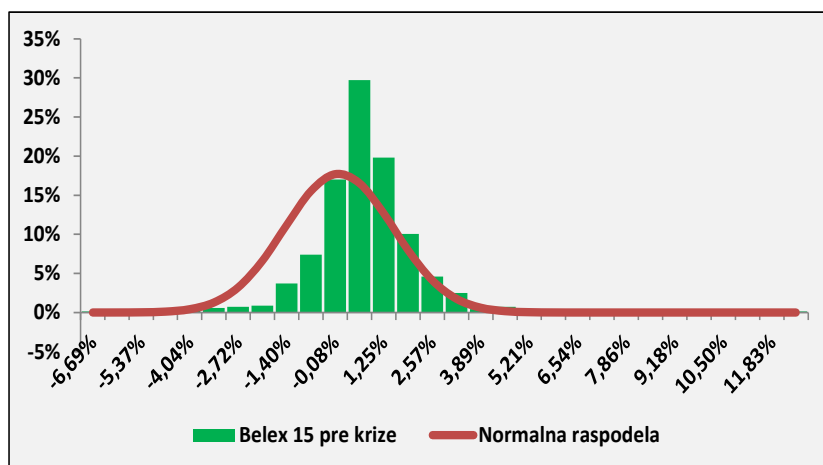
Izvor: Obrada autora

Grafik 4. 13. - Histogrami prinosa indeksa SBITOP u periodu posle krize (od 16.9.2008.)



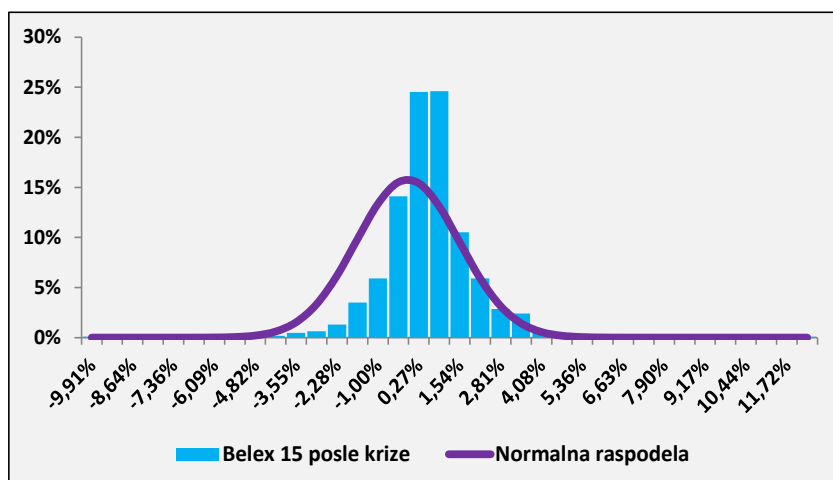
Izvor: Obrada autora

Grafik 4. 14. - Histogrami prinosa indeksa BELEX15 u periodu pre krize (do 15.9.2008.)



Izvor: Obrada autora

Grafik 4. 15. - Histogrami prinosa indeksa BELEX15 u periodu posle krize (od 16.9.2008.)



Izvor: Obrada autora

Vizuelnim pregledom histograma možemo zapaziti da svi analizirani indeksi imaju asimetričnu raspodelu verovatnoće za logaritamske dnevne stope prinosa sa zadebeljanim repovima. Za takvu raspodelu kažemo da je leptokurtična. Drugim rečima, ekstremna kretanja su više verovatna od onih koje predviđa model koji pretpostavlja normalnu raspodelu. Kao što smo već istakli, crvena i ljubičasta linija predstavljaju normalnu raspodelu prinosa. Skoro na svim histogramima, u oba posmatrana perioda, se može videti da je priličan broj prinosa prisutan u repovima distribucija. Izduženi repovi su odraz visokih koeficijenata spljoštenosti. Iako histogram nije idealan grafički alat za analizu ekstrema, primetno je da su ekstremni prinosi češći, odnosno da postoji veća verovatnoća nastanka velikih gubitaka nego što nagoveštava normalna raspodela.²³⁶ Adekvatno skeniranje ovih debelih repova je od ključnog značaja u procesu upravljanja finansijskim rizikom.

Ova vizuelna studija daje nam razlog da se zabrinemo oko pretpostavke nezavisnosti i normaliteta u raspodeli prinosa navedenih indeksa. Pre nego što predjemo na rigoroznije statističke analize i testove, izdvojicemo iz opservirane serije prinosa po pet najvećih i najnižih prinosa, sa pripadajućim datumima, u periodu pre i posle krize za sve analizirane indekse. Cilj nam je da vidimo da li postoji tzv. grupisanje, odnosno nagomilavanje volatilnosti, što će nam biti jedna od važnijih pretpostavki za testiranje određenih VaR modela.

Pošto smo već na bazi vizuelne inspekcije histograma zaključili da empirijska raspodela prinosa ima repove koji su deblji od repova koje poseduje normalna raspodela, stope prinosa finansijskih instrumenata na finansijskim tržištima često imaju još jednu bitnu karakteristiku, a to je promenljivost volatilnosti tokom vremena. Znamo da se sve relevantne informacije brzo odražavaju na učesnike na berzama kroz prodaju postojećih i kupovinu novih akcija. To deluje na promene u cenama akcija, a samim tim i u odgovarajućim stopama prinosa. Prema tome, pojava nove informacije utiče na rast volatilnosti prinosa, koja se smanjuje tokom vremena. Pojava nove informacije dovešće do ponovnog rasta volatilnosti. To znači da stope prinosa konstantno prolaze kroz faze niske i visoke volatilnosti. Volatilnost je svakako izraženija ukoliko informacija ima neki negativan karakter. Treba još istaći da postoji veći stepen korelisanosti između volatilnosti prinosa nego između samog nivoa prinosa.

²³⁶ Kod analize celokupnog vremenskog horizonta serije finansijskih podataka, umesto histograma ćemo koristiti Q-Q plot, upravo iz razloga da bolje ispitamo odakle potiču ekstremi, odnosno autlajeri.

Volatilnost finansijskih tržišta i instrumenata može se dakle uočiti i u izvesnoj meri predvideti, i samim tim ima izuzetno značajan uticaj na upravljanje rizikom. Povećanje volatilnosti će uzrokovati i veći VaR. Međutim, posmatranje i procena volatilnosti ne prati linearnu projekciju iz prošlosti u budućnost. Razmatranjem nekih istorijskih vremenskih serija u vezi stabilnosti rizika, postaje očigledno da se profil rizika menja tokom vremena. Bolje razumevanje profila rizika, a time i volatilnosti, omogućava učesnicima na tržištu da bolje predvide promene u volatilnosti, diversifikaciji, izloženosti i hedžingu od rizika, a time i do boljeg upravljanja finansijskim rizicima.²³⁷

Najveće i najniže stope prinosa indeksa, u periodu pre i posle krize, date su u tabeli 4.7. Uvidom u sortirane podatke iz tabele 4.7., zapažamo da se najveći prinosi grupišu oko određenih perioda. Na primer, prva dva do tri najgora prinosa pre i nakon krize kod većine posmatranih indeksa javljaju se u roku od jednog meseca. Ovo je klasičan primer grupisanja volatilnosti. Grupisanje volatilnosti je jedna od najvažnijih karakteristika finansijskih podataka, i njeno inkorporiranje u modele rizika može proizvesti realniju procenu rizika. Grupisanje volatilnosti je evidentno iz činjenice da je današnja volatilnost pozitivno korelisana sa prethodnom volatilnosti.

Dakle, ako je na primer juče primećena visoka volatilnost, danas je takođe verovatno da ćemo opaziti visoku volatilnost. To znači da je volatilnost uslovljena prošlom volatilnošću. Ako posmatramo sa aspekta terminologije teorije verovatnoće ovde se razmatra uslovna varijansa. Ta uslovna varijansa se dakle menja tokom vremena, tj. nije konstantna i često se možemo susresti sa ekonometrijskim terminom, koji označava nestabilnu varijansu slučajne greške modela, uslovna heteroskedastičnost. Da su dnevni prinosi analiziranih indeksa bili nezavisni, a ne pod uticajem jednih na druge, očekivalo bi se da budu ravnomernije raspoređeni tokom određenog vremenskog perioda. Fenomen grupisanja volatilnosti na izabranim tržištima detaljnije ćemo analizirati u nastavku empirijskog istraživanja pomoću nekoliko najznačajnijih statističkih testova.

²³⁷ Fenomen volatilnosti na finansijskim tržištima, kao i na njegovom posebnom segmentu, tržištu kapitala, detaljno je elaboriran u drugom delu doktorske disertacije

Tabela 4. 7. - Pet najvećih i najnižih stopa prinosa indeksa akcija u periodu pre i posle krize

Bottom 5		Top 5		Bottom 5		Top 5	
S&P 500 pre krize				S&P 500 posle krize			
6.3.2007	-3,53%	24.3.2008	4,15%	21.10.2008	-9,47%	17.10.2008	10,96%
15.9.2008	-3,47%	17.3.2008	3,65%	4.12.2008	-9,35%	3.11.2008	10,25%
11.2.2008	-3,25%	4.4.2008	3,53%	3.10.2008	-9,22%	26.3.2009	6,84%
16.6.2008	-3,14%	25.9.2007	2,88%	15.10.2008	-7,92%	19.11.2008	6,69%
10.9.2008	-3,04%	20.11.2007	2,87%	26.11.2008	-6,95%	28.11.2008	6,27%
BELEX 15 pre krize				BELEX 15 posle krize			
12.3.2008	-7,68%	12.5.2008	12,16%	7.10.2008	-10,86%	14.10.2008	12,03%
9.5.2007	-6,75%	11.5.2007	10,83%	8.10.2008	-9,64%	10.8.2011	8,23%
8.5.2007	-5,40%	4.2.2008	6,14%	6.10.2008	-8,44%	7.5.2009	7,48%
20.11.2007	-5,07%	29.3.2007	4,84%	16.10.2008	-8,18%	25.12.2008	6,72%
6.3.2008	-4,97%	9.5.2008	4,35%	9.8.2011	-7,41%	29.12.2008	5,36%
CROBEX pre krize				CROBEX posle krize			
9.5.2008	-5,86%	13.5.2008	4,84%	27.10.2008	-10,76%	28.10.2008	14,78%
9.4.2008	-5,37%	6.3.2008	3,98%	30.10.2008	-8,31%	16.12.2010	8,56%
12.2.2008	-4,95%	31.7.2008	3,60%	24.10.2008	-7,89%	7.10.2008	7,61%
12.12.2007	-3,57%	17.10.2007	3,52%	10.11.2008	-7,88%	29.10.2008	7,56%
3.3.2008	-3,18%	17.3.2008	3,18%	17.6.2009	-7,02%	19.11.2008	7,19%
SBITOP pre krize				SBITOP posle krize			
14.2.2008	-6,64%	13.5.2008	6,76%	9.12.2008	-8,43%	3.11.2008	8,36%
11.4.2008	-5,26%	18.2.2008	6,41%	28.10.2008	-7,69%	9.10.2008	6,37%
8.5.2008	-4,69%	13.8.2007	5,03%	30.10.2008	-7,04%	31.10.2008	5,67%
9.5.2008	-4,66%	11.8.2006	4,02%	14.11.2008	-6,59%	24.11.2008	4,27%
13.2.2008	-4,37%	15.5.2008	3,64%	23.8.2011	-6,06%	29.10.2008	4,21%
SOFIX pre krize				SOFIX posle krize			
26.2.2008	-5,19%	6.3.2008	6,00%	22.12.2008	-11,36%	17.11.2008	7,29%
29.2.2008	-4,93%	7.2.2008	4,48%	27.11.2008	-8,81%	27.5.2009	6,52%
5.3.2008	-4,46%	21.2.2007	3,53%	7.11.2008	-8,81%	28.8.2009	6,23%
20.8.2008	-4,40%	19.6.2008	3,45%	13.11.2008	-8,73%	27.8.2009	6,09%
8.1.2008	-4,38%	14.3.2008	3,23%	19.12.2008	-7,99%	5.5.2009	5,67%

Izvor: Račun autora

4.9. Analiza karakteristika raspodele dnevnih stopa prinosa indeksa pre nastanka krize

Deskriptivna statistička analiza osnovnih karakteristika izabranih tržišnih indeksa akcija prikazana je u tabeli 4.8., pri čemu je kao period uzorka uzet vremenski horizont od 31.12.2005. do 15.09.2008. godine, kao što smo već prethodno naveli u opisu koraka empirijskog istraživanja.

Svi analizirani indeksi u periodu pre izbijanja globalne finansijske krize, izuzev S&P 500 indeksa, pokazuju pozitivnu srednju vrednost, koja je značajno različita od nule, nalaz

koji se može očekivati na tržištima akcija u razvoju, odnosno tzv. brzorastućim tržištima kapitala.

Tabela 4. 8. - Sumarna statistika analiziranih dnevnih stopa prinosa indeksa u periodu od 31.12.2005. do 15.09.2008. godine

Deskriptivna statistika pre krize					
Indeksi	BELEX 15	S&P 500	CROBEX	SBITOP	SOFIX
AVERAGE:	0,03%	0,00%	0,08%	0,08%	0,03%
STD DEV:	1,48%	1,01%	1,15%	1,19%	1,14%
SKEW:	0,95	-0,23	-0,42	-0,16	-0,27
EXCESS-KURTOSIS:	13,38	1,87	2,88	5,63	4,02
MEDIAN:	0,00%	0,08%	0,10%	0,08%	0,02%
MIN:	-7,68%	-3,53%	-5,86%	-6,64%	-5,19%
MAX:	12,16%	4,15%	4,84%	6,76%	6,00%
Q 1:	-0,59%	-0,44%	-0,48%	-0,45%	-0,38%
Q 3:	0,64%	0,52%	0,72%	0,72%	0,53%

Izvor: Račun autora

Standardna devijacija prinosa u potpunosti dominira nad srednjom vrednošću za kratke vremenske periode, kao što su dnevni. Nije moguće statistički odbaciti nultu srednju vrednost prinosa za S&P 500, što je svojstveno razvijenim tržištima kapitala.

Raspodela prinosa nije simetrična i pokazuje srednju negativnu asimetriju za većinu indeksa, izuzev Belex 15 koji ima jaku pozitivnu asimetriju.²³⁸

Visoka vrednost koeficijenta zaobljenosti (ekscres kurtosis) naročito dominira kod indeksa Belex 15, što ukazuje na prisutnost ekstremnih događaja za koje postoji mala verovatnoća nastanka pod pretpostavkom normalnosti.²³⁹ Visoku vrednost beleže i SOFIX i SBITOP indeks, dok CROBEX ima nešto nižu vrednost. S&P 500 ima izuzetno nisku vrednost kurtosis-a (1,87), što potencijalno može indicirati da indeks ima odličnu aproksimaciju normalne raspodele, koja je poželjno svojstvo za većinu modela merenja rizika.

²³⁸ U zavisnosti od veličine koeficijenta, određuje se i jačina asimetrije. Gradacija je sledeća:

- a) $\alpha_3 \leq 0,25$ – mala asimetrija
- b) $0,25 < \alpha_3 \leq 0,50$ – srednja asimetrija
- c) $\alpha_3 > 0,50$ – jaka asimetrija

²³⁹ EK = 0 – raspodela je normalno spljoštena(zaobljena)

EK > 0 – raspodela je više izdužena u odnosu na normalnu raspodelu

EK < 0 – raspodela je više spljoštena u odnosu na normalnu raspodelu

Ovakvo niskoj vrednosti ide u prilog i još jedna bitna činjenica, a to je da se tržište akcija u Sjedinjenim Američkim Državama može smatrati efikasnim sekundarnim tržištem, sa svim pripadajućim karakteristikama, kao i da se javno dostupne informacije na najbolji mogući način reflektuju na kretanje cena akcija.

U Tabeli 4.8. takodje su dati prvi i treći kvartil (Q_1 i Q_3) koji nam govore da se 50% opserviranih vrednosti iz uzorka nalazi u intervalu između Q_1 i Q_3 .²⁴⁰ Njihova upotreba u analizi vremenskih serija je od značaja, jer na brz način možemo da ispitavamo autlajere u podacima. Autlajeri su zapažanja, odnosno opservacije stopa prinosa koje su brojčano udaljene od ostatka podataka. Drugim rečima, autlajer je onaj podatak za koji se smatra da značajno odstupa od ostalih članova iz uzorka u kome se pojavljuje. Samo prisustvo autlajera u našim podacima može promeniti nivo srednje vrednosti u nekontaminiranoj vremenskoj seriji, ili nam možda sugerise da osnovna raspodela prinosa ima zadebljane repove.

Da bi potvrdili hipotezu o nepostojanju normalne raspodele prinosa na analiziranim tržištima u periodu pre krize dodatno smo sproveli tri različite najpoznatije test statistike normaliteta vremenskih serija. (Jarque-Bera test, Shapiro-Wilk test, Doornick Chi-Square test).²⁴¹ Rezultati testova normalnosti raspodele prinosa prikazani su u tabeli 4.9.

Na osnovu rezultata iz Tabele 4.9., vidimo da p -vrednosti svakog testa za sve navedene indekse iznose 0%, što je manje od nivoa značajnosti od 5% koji smo postavili prilikom testiranja hipoteza o normalnosti prinosa. Možemo zaključiti da svi testovi normalnosti distribucije prinosa pokazuju, da praktično ne postoji verovatnoća da su podaci, koji se generišu iz indeksa, normalno distribuirani.

²⁴⁰ IQR – interkvartilno rastojanje = $Q_3 - Q_1$

²⁴¹ Zajednicko testiranje asimetrije i spljoštenosti, odnosno normalnog rasporeda, najčešće se vrši Jarque-Bera statistikom. Jarque i Bera su 1980. godine predložili test koji meri odstupanje od normalnosti u smislu asimetrije (skewness) i spljoštenosti (kurtosis). Formula za izračunavanje JB statistike je:

$$JB = T * \left(\frac{S^2}{6} + \frac{(K - 3)^2}{24} \right)$$

koji ima χ^2 -raspored sa brojem stepeni slobode 2. Kritična vrednost χ^2 rasporeda uz nivo signifikantnosti 1% iznosi 9,21. S verovatnoćom 99% se može odbaciti nulta hipoteza o normalnom rasporedu stopa prinosa ako je izračunata vrednost $JB > 9,21$. Dakle velike vrednosti ove statistike ukazuju na odstupanja od normalnosti.

Tabela 4. 9. - Testovi normaliteta raspodele dnevnih logaritamskih stopa prinosa indeksa u periodu od 31.12.2005. do 15.9.2008.

Testovi normalnosti raspodele prinosa pre krize					5%
Indeksi	BELEX 15	S&P 500	CROBEX	SBITOP	SOFIX
	p-vrednost	p-vrednost	p-vrednost	p-vrednost	p-vrednost
Jarque-Bera	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Shapiro-Wilk	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Doornick Chi-Square	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%

Izvor: Račun autora

Sve u svemu, nakon sprovedenih testova za prva četiri momenta distribucije, može se zaključiti da u slučaju srpskog tržišta kapitala za posmatrani period pre kolapsa Leman Bradera osnovna raspodela ima sledeće osobine :

- srednja vrednost je različita od nule,
- Gustina (masa) distribucije je značajno pozitivno iskrivljena, tj. asimetrična,
- Gustina distribucija ima debele repove,
- Polovina opserviranih vrednosti leži između -0,59% i 0,64%.

4.10. Analiza karakteristika raspodele dnevnih stopa prinosa indeksa posle krize

Deskriptivna statistička analiza osnovnih karakteristika izabranih tržišnih indeksa akcija za vremenski horizont od 15.09.2008. do 31.12.2012. godine prikazana je u tabeli 4.10.

Tabela 4. 10. - Sumarna statistika analiziranih dnevnih stopa prinosa indeksa u periodu od 15.09.2008. – 31.12.2012. godine

Deskriptivna statistika posle krize					
Indeksi	BELEX 15	S&P 500	CROBEX	SBITOP	SOFIX
AVERAGE:	-0,08%	0,01%	-0,06%	-0,09%	-0,10%
STD DEV:	1,60%	1,70%	1,62%	1,28%	1,53%
SKEW:	-0,14	-0,28	0,13	-0,56	-1,06
EXCESS-KURTOSIS:	9,73	7,32	13,41	7,84	9,56
MEDIAN:	-0,09%	0,07%	-0,03%	-0,06%	-0,01%
MIN:	-10,86%	-9,47%	-10,76%	-8,43%	-11,36%
MAX:	12,03%	10,96%	14,78%	8,36%	7,29%
Q 1:	-0,74%	-0,58%	-0,61%	-0,66%	-0,63%
Q 3:	0,55%	0,71%	0,53%	0,47%	0,53%

Izvor: Račun autora

Mere centralne tendencije (aritmetička sredina i medijana) su veoma blizu nule, sa tim što u ovom periodu skoro svi indeksi beleže negativne dnevne stope prinosa, izuzev indeksa S&P 500. Nulta hipoteza statističkog testa sredine da srednja vrednost dnevnih stopa prinosa nije značajno različita od nule prihvaćena je za svih pet indeksa, s obzirom da su u svim slučajevima izračunate p-vrednosti veće od nivoa značajnosti od 5%. Tako možemo zaključiti da je standardna pretpostavka modela Random Walk-a, da očekivane vrednosti dnevnih stopa prinosa budu jednake nuli, ispunjena. Što se tiče standardne devijacije, SBITOP je imao najmanji iznos (1,28%), dok je S&P 500 imao najvišu vrednost (1,7%). Standardna devijacija Belex 15, Crobex i SOFIX indeksa kretala se u rasponu od 1,53-1,62%. U cilju procene normalnosti logaritamskih prinosa, rezultati pokazuju da svih pet serija prinosa pokazuju jako odstupanje od normalnosti, jer se koeficijenti asimetrije i spljoštenosti statistički razlikuju od onih koje pretpostavlja normalna raspodela. Svih pet serija imaju asimetrične repove: Crobex je asimetričan u desno, dok su ostali indeksi iskrivljeni na levo. Sve serije su jasno leptokurtotične (excess kurtosis je mnogo veći od 3), što opravdava pretpostavku raspodele sa debelim repovima.

Rezultati testova normalnosti raspodele prinosa prikazani su u tabeli 4.11., gde takodje vidimo da p-vrednosti svakog testa za sve navedene indekse iznose 0%, što nas navodi na zaključak da ni za ovaj vremenski period ne postoji verovatnoća da su podaci, koji se generišu iz indeksa, normalno distribuirani.

Tabela 4. 11. - Testovi normalnosti raspodele dnevnih logaritamskih stopa prinosa indeksa u periodu od 16.9.2008. do 31.12.2012.

Testovi normalnosti raspodele prinosa posle krize					5%
Indeksi	BELEX 15	S&P 500	CROBEX	SBITOP	SOFIX
	p-vrednost	p-vrednost	p-vrednost	p-vrednost	p-vrednost
Jarque-Bera	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Shapiro-Wilk	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Doornick Chi-Square	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%

Izvor: Račun autora

4.11. Analiza karakteristika raspodele dnevnih stopa prinosa indeksa za ceo uzorkovani period

Deskriptivna statistička analiza osnovnih karakteristika izabranih tržišnih indeksa akcija za vremenski horizont od 31.12.2005. do 31.12.2012. godine prikazana je u tabeli 4.12.

Tabela 4. 12. - Sumarna statistika analiziranih dnevnih stopa prinosa indeksa u periodu od 31.12.2005. – 31.12.2012. godine

Deskriptivna statistika 31.12.2005.-31.12.2012.					
Indeksi	BELEX 15	S&P 500	CROBEX	SBITOP	SOFIX
AVERAGE:	-0,04%	0,01%	-0,01%	-0,02%	-0,05%
STD DEV:	1,56%	1,47%	1,46%	1,25%	1,39%
SKEW:	0,17	-0,29	-0,01	-0,44	-0,95
EXCESS-KURTOSIS:	10,82	8,68	13,11	7,16	9,48
MEDIAN:	-0,06%	0,08%	0,02%	0,01%	0,00%
MIN:	-10,86%	-9,47%	-10,76%	-8,43%	-11,36%
MAX:	12,16%	10,96%	14,78%	8,36%	7,29%
Q 1:	-0,69%	-0,51%	-0,57%	-0,56%	-0,56%
Q 3:	0,59%	0,62%	0,60%	0,59%	0,53%

Izvor: Račun autora

Iz tabele 4.12. jasno je uočljivo da su srednje vrednosti prinosa svih analiziranih indeksa za kumulativni period istraživanja (2005.-2012. god.) veoma blizu nule, sa tim što četiri indeksa beleže negativnu prosečnu dnevnu stopu prinosa, osim indeksa S&P 500 koji je zabeležio blagu pozitivnu vrednost. Index sa najmanjom srednjom vrednosti je SOFIX (-0,05%), a zatim ga sledi Belex 15 (-0,04%). Nulta hipoteza statističkog testa sredine da srednja vrednost dnevnih stopa prinosa nije značajno različita od nule prihvaćena je za svih pet indeksa, s obzirom da su u svim slučajevima izračunate *p*-vrednosti veće od nivoa značajnosti od 5%. *P*-vrednost testa sredina i reuzultat testa u slučaju indeksa Belex 15, prikazan je u tabeli 4.13.

Tabela 4. 13. - Test sredine, asimetrije i spljoštenosti - Belx 15

Descriptive Statistics		Significance Test			5,00%
BELEX 15		Target	P-Value	SIG?	
AVERAGE:	-0,04%	0	14,85%	FALSE	
STD DEV:	1,56%				
SKEW:	0,17	0,00	0,19%	TRUE	
EXCESS-KURTOSIS:	10,82	0,00	0,00%	TRUE	

Najvolatilniji indeks u analiziranom periodu je Belex 15 sa standardnom devijacijom od 1,56%. Najmanje volatilan indeks u istom periodu je SBITOP sa standardnom devijacijom od 1,25%. U posmatranom vremenskom horizontu, najveći dnevni dobitak od 14,78% zabeležen je kod CROBEX indeksa. U istom periodu, indeks SOFIX je zabeležio najveći dnevni gubitak u iznosu od -11,36%, dok ga slede Belex 15 (-10,86%) i CROBEX (-10,76%). Najmanji dnevni gubitak zabeležio je SBITOP, isto kao i u slučaju najmanje standardne devijacije. Dalje, jasno uočavamo da su svi indeksi okarakterisani sa debelim repovima i asimetričnošću, sa četiri indeksa koja su negativno asimetrična (S&P 500, SOFIX, SBITOP i CROBEX) i jednim koji beleži blago pozitivnu asimetričnost (Belex 15). Najveću negativnu vrednost koeficijenta asimetrije imao je indeks SOFIX (-0,95), dok je Belex 15 imao pozitivan koeficijent od 0,17. Ovo znači, da je među testiranim tržištima akcija, Belex 15 imao najveću verovatnoću ostvarivanja pozitivnih prinosa, dok je SOFIX imao najveću verovatnoću ostvarivanja negativnih prinosa. Najveća vrednost kurtosisa je nadjena u slučaju CROBEX-a (13,11), dok je najnižu vrednost koeficijenta imao SBITOP (7,16). Shodno tome, ulaganje u CROBEX indeks znači da moramo da budemo spremni za ekstremne pozitivne i negativne prinose. Kasnije ćemo ovaj fenomen zadebljanja u repovima distribucije prikazati na Q-Q dijagramima, što će nam za razliku od histograma dati precizniju vizuelnu predstavu empirijske raspodele i njenog odstupanja od teorijske normalne raspodele. Ako uzmemo prosečnu vrednost exces kurtosisa između analiziranih tržišta u razvoju koja iznosi 10.15, jasno zapažamo da je to visoka vrednost u odnosu na indekse razvijenijih tržišta.

Sve navedene činjenice nam govore da u ovom periodu ni na jednom analiziranom tržištu serije prinosa nisu normalno distribuirane. Ovu nenormalnost raspodele prinosa ćemo takodje proveriti preko tri različite statistike na nivou značajnosti od 5%.

Na osnovu rezultata iz Tabele 4.13., Jarque-Bera, Shapiro-Wilk i Doornick testovi normalnosti za testirane indekse akcija potvrđuju zaključak izveden na bazi mera asimetrije i spljoštenosti da je praktično verovatnoća 0%, da je empirijska raspodela prinosa, koji se generišu iz indeksa, normalno distribuirana. To nam takodje potvrđuju i veoma visoke vrednosti dobijenih testova, koji su znatno iznad kritične vrednosti od 5,99. Međutim, ako želimo izvršiti poredjenje među tržišnim indeksima u smislu koji od testiranih indeksa najmanje odstupa od normalne raspodele, prema Jarque-Bera testu SBITOP i S&P 500 su najbliži normalnoj raspodeli. Najveće odstupanje imamo kod Belex 15 i Crobex indeksa. Dakle, rezimiramo da nas rezultati tri nezavisna testa navode na odbacivanje nulte hipoteze o normalnosti raspodele u ovom vremenskom periodu.

Tabela 4. 14. - Testovi normalnosti raspodele dnevnih logaritamskih stopa prinosa indeksa u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.

SL = 5%	S&P 500			
Normality Test	Score	C.V.	P-Value	Pass?
Jarque-Bera	5515,47	5,99	0,0%	FALSE
Shapiro-Wilk	0,88	#N/A	0,0%	FALSE
Doornick Chi-Square	1448,00	5,99	0,0%	FALSE
SL = 5%	BELEX 15			
Normality Test	Score	C.V.	P-Value	Pass?
Jarque-Bera	8555,47	5,99	0,0%	FALSE
Shapiro-Wilk	0,87	#N/A	0,0%	FALSE
Doornick Chi-Square	1961,99	5,99	0,0%	FALSE
SL = 5%	CROBEX			
Normality Test	Score	C.V.	P-Value	Pass?
Jarque-Bera	12536,81	5,99	0,0%	FALSE
Shapiro-Wilk	0,85	#N/A	0,0%	FALSE
Doornick Chi-Square	2495,38	5,99	0,0%	FALSE
SL = 5%	SOFIX			
Normality Test	Score	C.V.	P-Value	Pass?
Jarque-Bera	6823,61	5,99	0,0%	FALSE
Shapiro-Wilk	0,87	#N/A	0,0%	FALSE
Doornick Chi-Square	1050,12	5,99	0,0%	FALSE
SL = 5%	SBITOP			
Normality Test	Score	C.V.	P-Value	Pass?
Jarque-Bera	3792,24	5,99	0,0%	FALSE
Shapiro-Wilk	0,91	#N/A	0,0%	FALSE
Doornick Chi-Square	1048,37	5,99	0,0%	FALSE

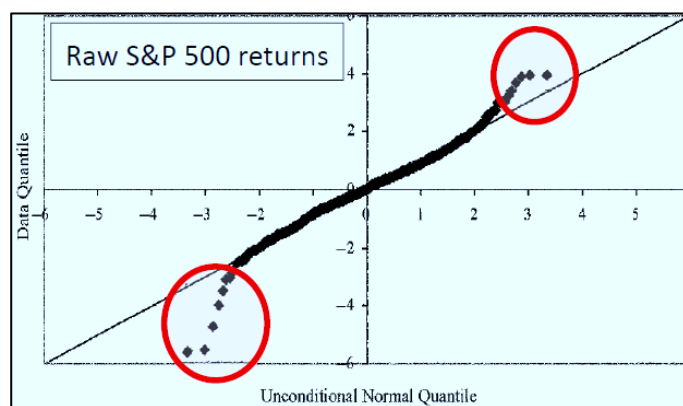
Izvor: Račun autora

Manje formalan, ali ipak moćan način da se vizualizuje odstupanje od normalne raspodele prinosa je tzv. kvantil-kvantil (Q-Q) dijagram. Q-Q dijagram predstavlja senzitivnije sredstvo za razliku od histograma frekvencija prinosa kada je neophodno proveriti da li je oblik raspodele prinosa blizu normalne raspodele. Osnovna ideja ovog često korišćenog dijagrama u analizi i prognoziranju vremenskih finansijskih serija je da se nanese kvantili empirijskih prinosa nasuprot kvantila teoretske normalne raspodele prinosa. Na Y-osi se nanose empirijske stope prinosa nasuprot X-ose gde se nanose teoretske stopa prinosa koje slede standardnu normalnu raspodelu. Ako stope prinosa zaista slede normalan raspored, onda grafik treba da izgleda kao prava linija koja stoji pod uglom od 45 stepeni. Sistematska odstupanja od linije koja je pod uglom od 45 stepeni signaliziraju da stope prinosa nisu dobro opisane normalnom raspodelom. Risk menadžerima Q-Q dijagram, za razliku od testova

normalnosti stopa prinosa koje smo prethodno analizirali (JB, SW, DCS), može biti od velike koristi iz prostog razloga što im pruža informaciju gde tačno dolazi do odstupanja od normalne distribucije stope prinosa. Primer Q-Q dijagrama dat je na grafiku 4.16., na kome vidimo da postoji odstupanje od normalne raspodele, odnosno da prinosi nemaju normalan raspored i crvenim krugom su obeleženi prinosi koji se nalaze u repovima distribucije i to nas upućuje da zaključimo odakle potiče nenormalnost analiziranih serija prinosa.

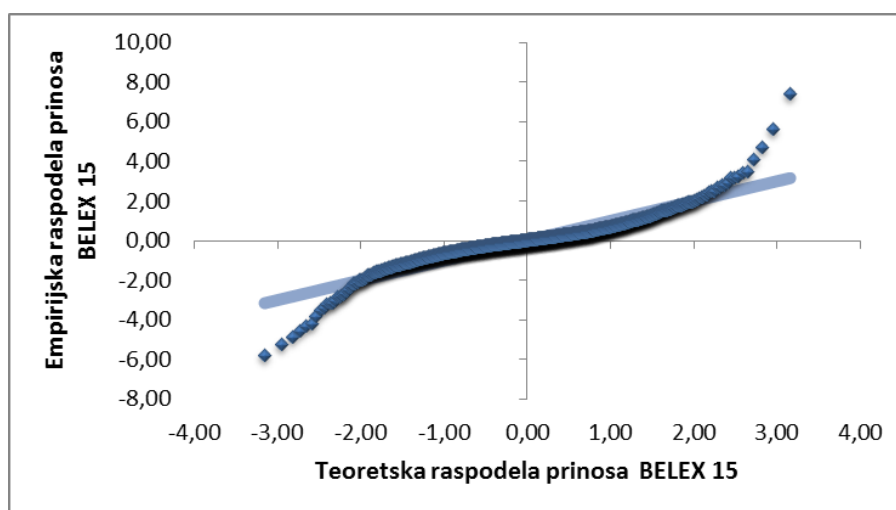
U nastavku ćemo predstaviti Q-Q dijagrame za izabrane indekse akcija, kako bi preciznije uvideli kretanje u repu raspodele, što će nam dodatno pomoći prilikom modeliranja rizika na tržištima kapitala i određivanja najboljeg modela rizične vrednosti VaR-a.

Grafik 4. 16. - Primer Q-Q dijagrama

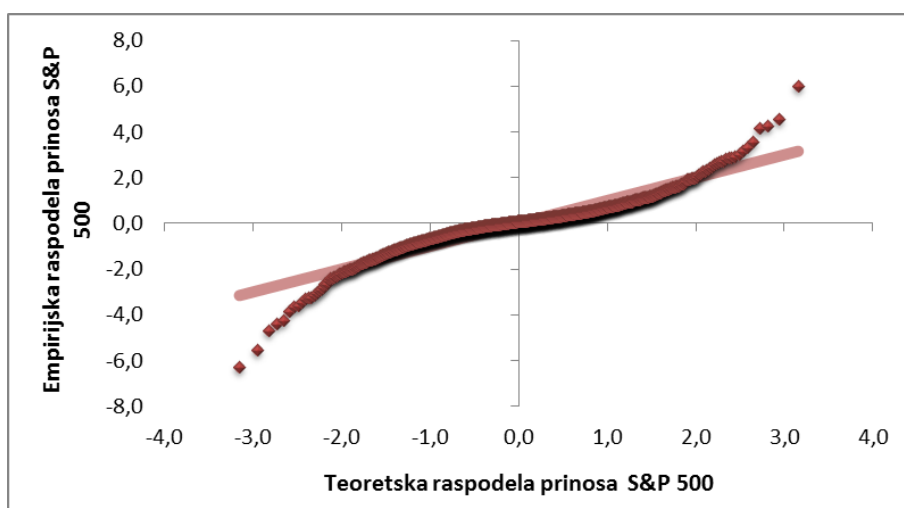


Izvor: Cheng-Few Lee, Alice C. Lee, John Lee: "Handbook of Quantitative Finance and Risk Management", Springer, New York, 2010.

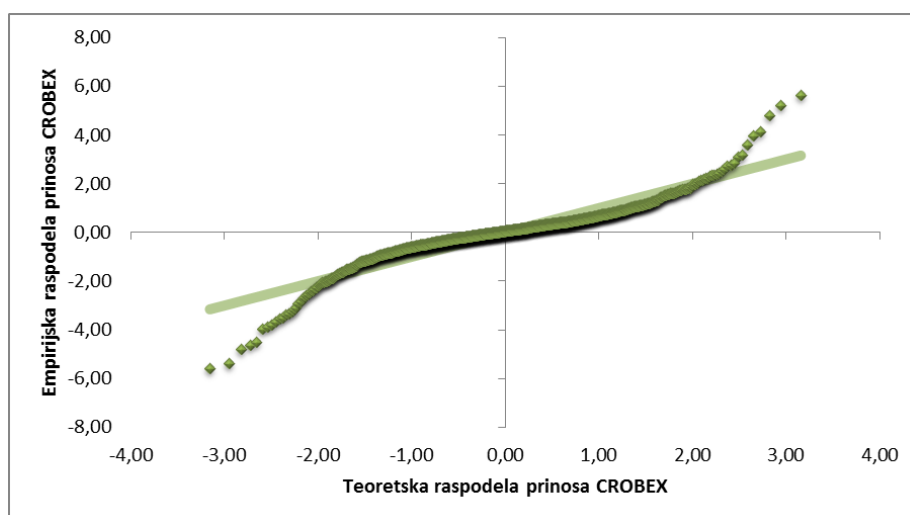
Grafik 4. 17. - Q-Q dijagram BELEX 15



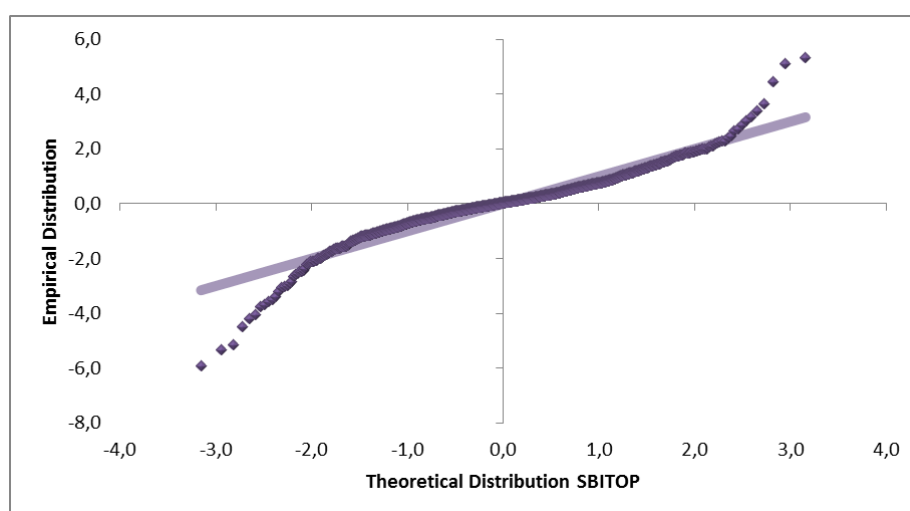
Grafik 4. 18. - Q-Q dijagram S&P 500



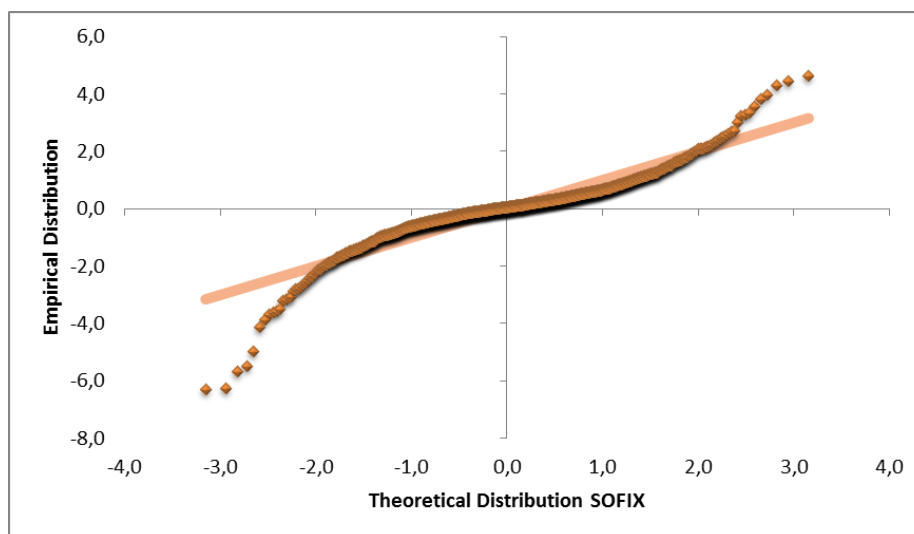
Grafik 4. 19. - Q-Q dijagram CROBEX



Grafik 4. 20. - Q-Q dijagram SBITOP



Grafik 4. 21. - Q-Q dijagram SOFIX



Izvor: Obrada autora

Prikazani Q-Q dijagrami svih analiziranih prinosa berzanskih indeksa dokazuju da empirijske raspodele dnevnih stopa prinosa imaju teže repove u odnosu na one iz normalne raspodele, ali su uočljive i razlike u intezitetu odstupanja između različitih tržišta. Očigledno je da autlejeri i ekstremne vrednosti uzrokuju debele repove u raspodeli, a oni su upravo najvažnija sfera interesovanja za menadžere rizika. A Q-Q dijagrami su i više nego korisan alat za identifikaciju autlejera i ekstremnih događaja.

4.12. Autokorelacija i analiza korelograma izabranih indeksa

Ako pretpostavka o nezavisnosti slučajnih varijabli nije ispunjena javlja se problem autokorelacije. Autokorelacija je naziv za korelaciju slučajnih varijabli unutar jednog stohastičkog procesa. U analizi vremenskih serija, pod autokorelacijom²⁴² podrazumeva se merenje da li su podaci u korelaciji sami sa sobom tokom određenog vremenskog intervala. Autokorelacija ili serijalna korelacija je naziv za korelaciju slučajnih varijabli unutar jednog stohastičkog procesa. Drugim rečima, autokorelacija vremenske serije znači da vrednost varijable X_t u jednoj vremenskoj jedinici zavisi od onih koji joj vremenski prethode ili koji se pojavljuju kasnije u nizu.

²⁴² Često se u literaturi susreće i naziv serijska korelacija

Autokorelacija vremenskih serija finansijskih podataka se meri regresijom tekućih stopa prinosa i stopa prinosa sa docnjom, tj. legiranih prinosa. Regresija između prinosa iste varijable se može opisati kao testiranje da li je moguće opisati današnji prinos kao linearnu funkciju prinosa od juče. Zatim se testira autokorelacija dobijenih reziduala iz regresije. Prisustvo autokorelacije znači da će se primenjeni pristup za utvrđivanje VaR-a loše slagati sa aktuelnim podacima koji navode analitičara na zaključak da se današnji prinos ne može precizno opisati kao linearna funkcija jučerašnjeg prinosa. Shodno tome, moraju postojati i drugi faktori osim istorijskih prinosa koji će uticati na današnji prinos. Samim tim, pristupi koji pokušavaju da predvide buduće prinose i rizike gledajući prošlost, biće manje efikasni.²⁴³

Kod stopa prinosa na akcije najčešće se ispituje autokorelaciona veza prvog reda, koja se može prikazati prostim koeficijentom korelacije tekuće vrednosti i vrednosti s docnjom (*lagged*), ili tzv. autokorelacionim koeficijentom.

Jedna je od klasičnih karakteristika finansijskih vremenskih serija je da stope prinosa R_t nisu međusobno značajno autokorelisane, tj. da je vrednost autokorelacionog koeficijenta blizu nule. Ovo znači istovremeno i to da je raspored pozitivnih i negativnih vrednosti stopa prinosa slučajan i ne prati neku određenu sistematsku šemu. Pozitivna autokorelisanost bi značila da su pozitivne vrednosti praćene uglavnom pozitivnim vrednostima a negativne negativnim i tada je ρ približno jednako $+1$; kod negativne autokorelisanosti veoma česta je promena znaka, tj. nakon pozitivne stope u većini slučajeva dolazi do negativne stope i obratno, tada je $\rho = -1$. Pošto nema karakteristične šeme za seriju stopa prinosa, na osnovu pozitivne stope prinosa u jednom periodu ne može se utvrditi sa značajnom verovatnoćom da li će u sledećem periodu doći ponovo do rasta ili pada; isto važi i za negativnu stopu.

Slučajan hod je onaj kod koga se sledeći korak ili smer ne može predvideti na osnovu prethodnih aktivnosti. Kada se termin slučajnog hoda koristi na primeru finansijskih tržišta, on ukazuje na nemogućnost predviđanja kratkoročnih promena cena hartija od vrednosti na bazi cena iz prethodnih perioda, jer su uzastopne promene cena hartija od vrednosti međusobno nezavisne. Drugim rečima, buduća kretanja cena hartija od vrednosti jednako su predvidljiva kao i kretanje slučajnih brojeva.

U slučaju kada finansijske vremenske serije tretiramo kao niz slučajnih opservacija, taj slučajni niz, ili stohastički proces, može da ispolji određeni stepen korelacije između dve

²⁴³ Tsay, R. S.: "Analysis of Financial Time Series", John Wiley & Sons, New Yersey, 2002.

uzastopne opservacije. Možemo da iskoristimo ovu strukturu korelacije da predvidimo buduće vrednosti procesa koje su zasnovane na istorijskim opservacijama.

Sa aspekta našeg istraživanja čisti slučajni proces se može najbolje definisati kao niz nekorelisanih, identično raspoređenih slučajnih promenljivih sa nultom sredinom i konstantnom varijansom. Ovaj proces je čisto stacionaran i ima ACF koja daje

$$\rho(x) = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & u \text{ suprotnom} \end{cases}$$

Ovaj proces prate različiti nazivi u stručnoj literaturi, a dva koja dominiraju su (nekorelisani) beli šum (*engl. white-noise*) ili inovacije procesa.²⁴⁴

Korelogram je važna alatka za procenu ponašanja i osobina stopa prinosa finansijske aktive, odnosno istraživanje međuzavisnosti posmatranih vrednosti. Obično se izvodi iz originalne, odnosno empirijske serije podataka, a takođe i posle diferencije ili transformacije podataka, kako bi serije izgledale stacionarne i približno normalno distribuirane.

U nastavku rada ćemo sprovesti kratku analizu korelograma dnevnih stopa prinosa berzanskih indeksa sa izabranih tržišta kapitala, za ceo vremenski horizont koji je predmet analize i empirijskog istraživanja, u cilju detekcije da li postoji međusobna autokorelacija stopa prinosa, identifikacije modela i eventualnog poboljšanja kvaliteta predviđanja modela. Generisaćemo vrednosti i dijagrame ACF i PACF pomoću NumXL softvera za analizu vremenskih serija.²⁴⁵

Pre nego što predstavimo korelograme i test statistiku za utvrđivanje autokorelacije prinosa, kao i kvadriranih prinosa, grafički ćemo predstaviti dnevne stope prinosa svih pet analiziranih indeksa. Kretanja stopa prinosa indeksa prikazani su na graphicima 4.22. do 4.26.

Vizuelnim pregledom grafikona zaključujemo da svi analizirani indeksi pokazuju slične obrasce kretanja tokom trajanja perioda empirijskog istraživanja. Serije finansijskih podataka imaju dosta zajedničkog kretanja tokom posmatranog vremenskog horizonta, verovatno zbog činjenice da su svi indeksi bili pod uticajem istih ili sličnih faktora, kao što je uostalom najevidentnija činjenica period globalne finansijske krize, gde je ujedno uočljiva i najveća volatilitet. Na kraju možemo zaključiti na osnovu vizuelne inspekcije posmatranih

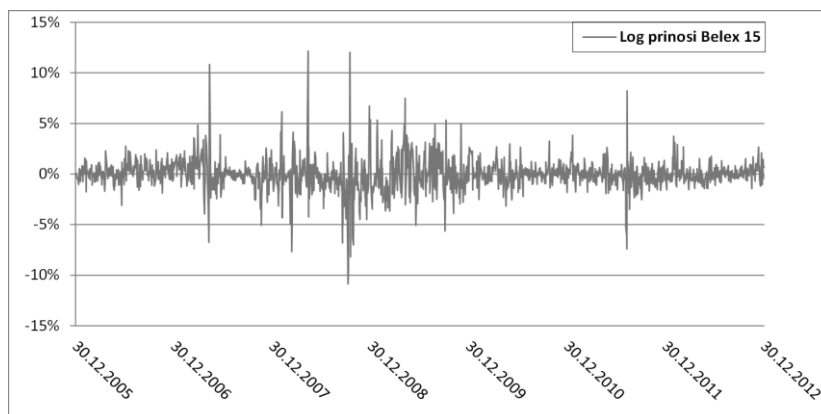
²⁴⁴ Chris Chatfield: "Time-series forecasting", CHAPMAN & HALL/CRC, New York, 2000. str. 37

²⁴⁵ ACF – Autokorelaciona funkcija, PACF – Parcijalna autokorelaciona funkcija

grafikona da za sva četiri indeksa akcija tržišta u razvoju serije podataka pokazuju slične karakteristike, a tiču se pre svega amplitude prinosa od aktive koji variraju tokom vremena. Dakle evidentno je grupisanje volatilnosti, što nas potencijalno motiviše na upotrebu modela za prognoziranje volatilnosti kao što su modeli iz GARCH familije. Navedeni modeli su postali široko primenjivani u analizi podataka vremenskih serija u kojima je prisutna heteroskedastičnost. Osnovni cilj ovih modela jeste izračunavanje neke od mera volatilnosti, koju je moguće koristiti pri donošenju različitih finansijskih odluka, poput analize rizika, izbora portfolija ili formiranja cena hartija od vrednosti.

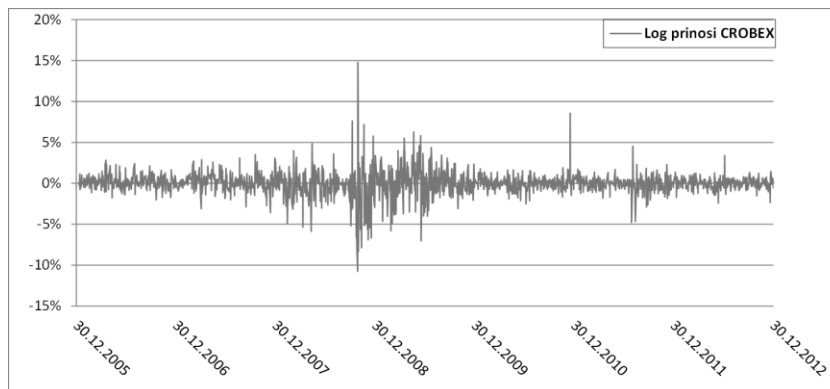
Pre nego što počnemo sa modeliranjem i prognozom volatilnosti na bazi navedenih modela, a kasnije i njihove upotrebe za konstrukciju VaR modela, neophodno je izvršiti analizu korelograma, odnosno predstaviti testove belog šuma (Ljung-Box test) i ARCH efekta (Engleov test), kako bi dali konačnu ocenu karakteristika prinosa analizirane finansijske aktive u ovom preliminarnom delu empirijskog istraživanja.

Grafik 4. 22.- Kretanje dnevnih stopa prinosa indeksa Belex 15 u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.



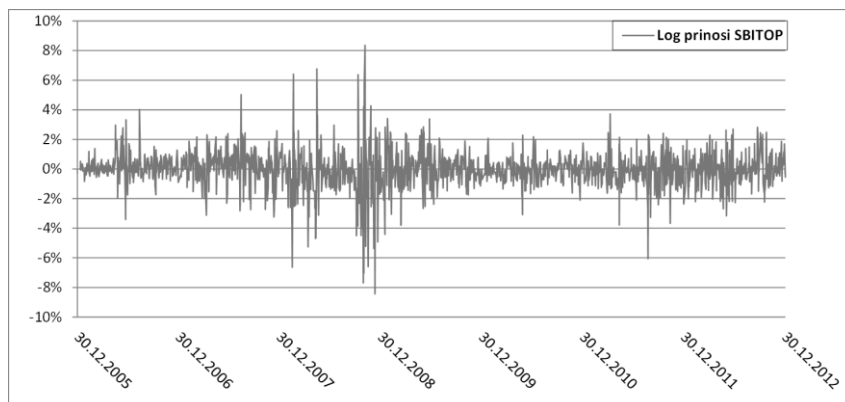
Izvor: obrada autora

Grafik 4. 23. - Kretanje dnevnih stopa prinosa indeksa CROBEX u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.



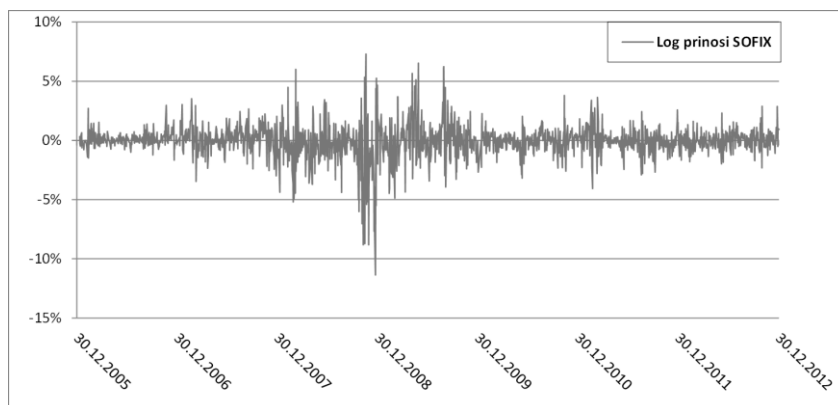
Izvor: obrada autora

Grafik 4. 24. - Kretanje dnevnih stopa prinosa indeksa SBITOP u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.



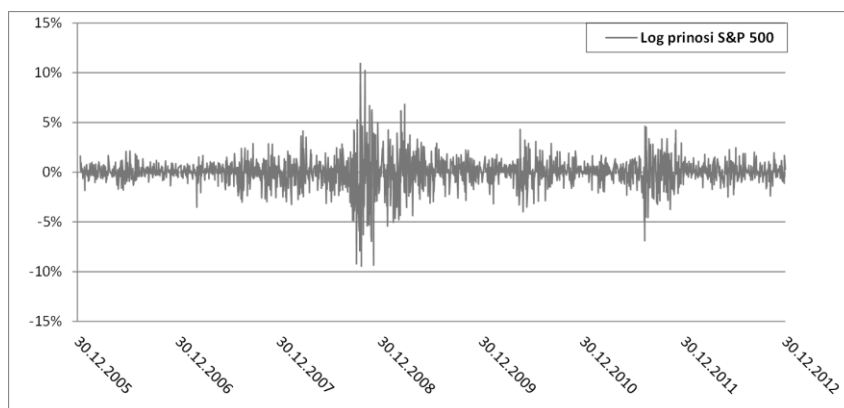
Izvor: obrada autora

Grafik 4. 25. - Kretanje dnevnih stopa prinosa indeksa SOFIX u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.



Izvor: obrada autora

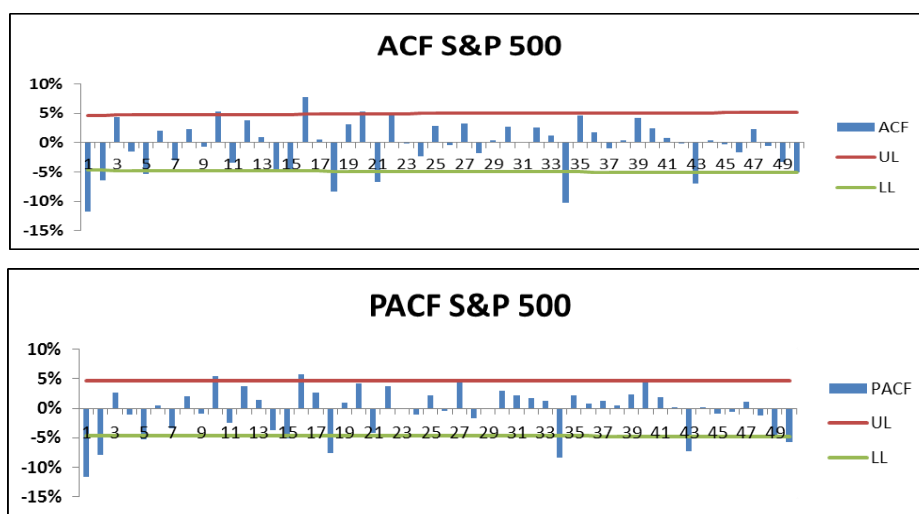
Grafik 4. 26. - Kretanje dnevnih stopa prinosa indeksa S&P 500 u periodu od 31.12.2005. do 31.12.2012.



Izvor: obrada autora

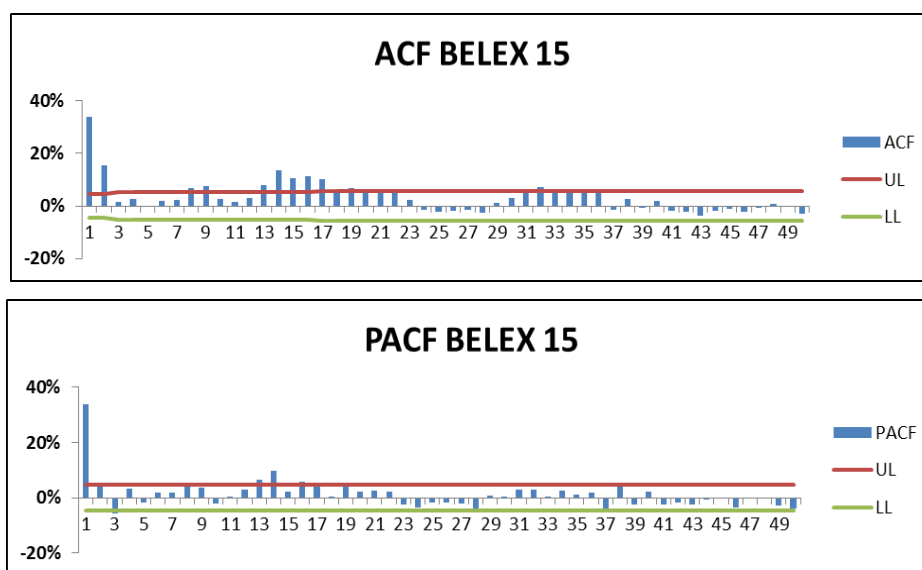
Kao što smo već napomenuli, korelogram je grafički prikaz serijske korelacije izračunate za različite vremenske lagove. U nastavku su prikazani korelogrami dnevnih stopa prinosa za prvih 50 lagova za sve analizirane tržišne portfolije. Dakle, na graficima 4.27. – 4.31. su predstavljeni korelogrami koji mere korelacije između tekuće vrednosti i prethodnih vrednosti vremenske serije preko autokorelacione funkcije i parcijalne autokorelacione funkcije. Na osnovu karakteristika ove dve funkcije može se odrediti o kom univarijantnom procesu se radi, odnosno koji proces najbolje ocenjuje karakteristike analizirane vremenske serije.

Grafik 4. 27. - Korelogram za ACF i PACF S&P 500



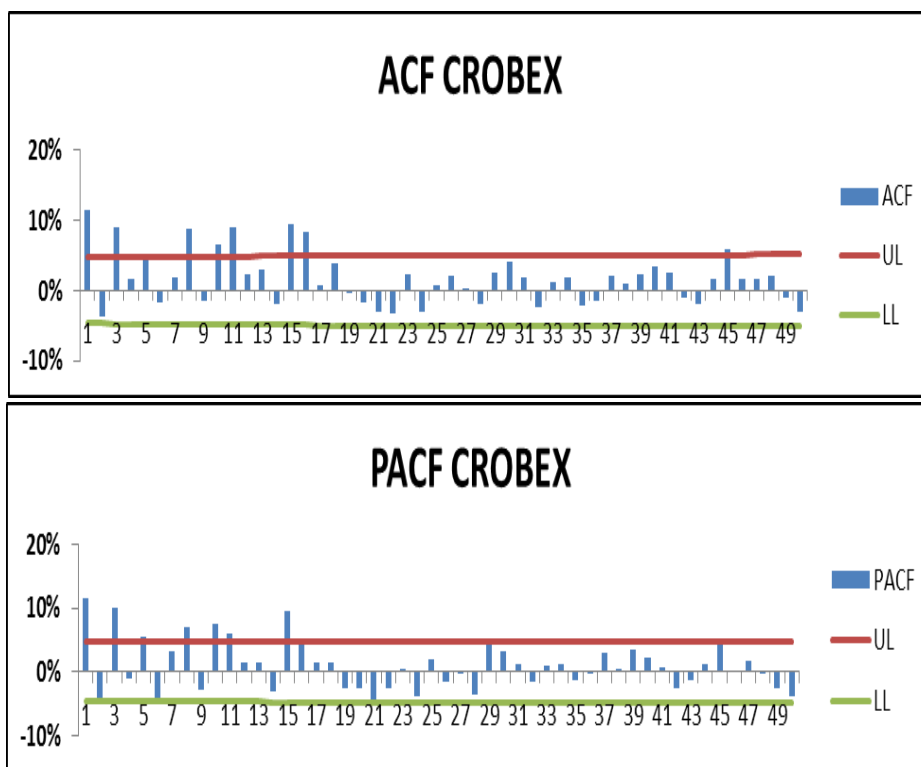
Izvor: obrada autora

Grafik 4. 28. - Korelogram za ACF i PACF BELEX 15



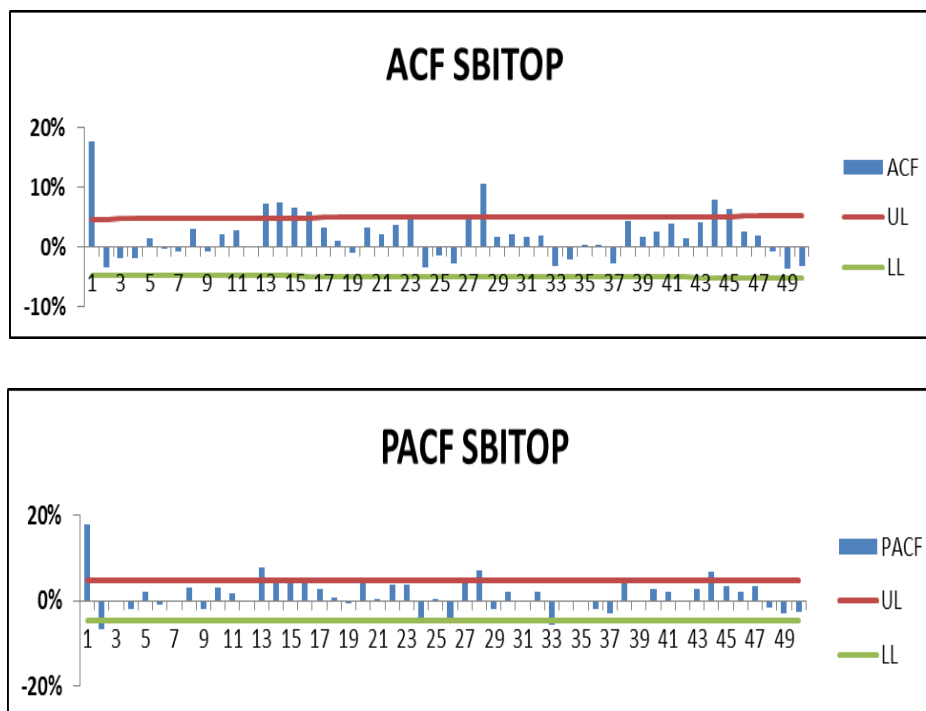
Izvor: obrada autora

Grafik 4. 29. - Korelogram za ACF i PACF CROBEX

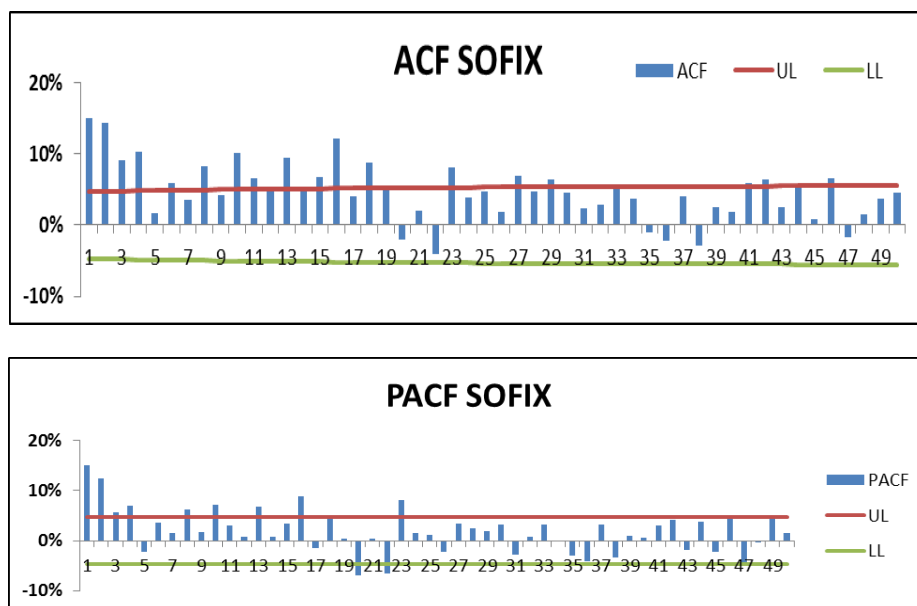


Izvor: obrada autora

Grafik 4. 30. - Korelogram za ACF i PACF SBITOP



Izvor: obrada autora

Grafik 4. 31. - Korelogram za ACF i PACF SOFIX

Izvor: obrada autora

Tabela 4. 15. - Vrednosti koeficijenata autokorelacije za prvih 20 lagova

ANALIZA KORELOGRAMA ZA PRVIH 20 LEGOV-a										
	S&P 500		BELEX 15		CROBEX		SBITOP		SOFIX	
Lag	ACF	PACF	ACF	PACF	ACF	PACF	ACF	PACF	ACF	PACF
1	-11,71%	-11,70%	33,69%	33,72%	11,47%	11,47%	17,79%	17,79%	14,96%	14,96%
2	-6,42%	-7,90%	15,29%	4,46%	-3,70%	-5,08%	-3,44%	-6,83%	14,29%	12,33%
3	4,38%	2,70%	1,34%	-5,71%	8,95%	10,13%	-1,89%	-0,02%	9,10%	5,59%
4	-1,49%	-1,15%	2,48%	3,40%	1,60%	-0,95%	-1,92%	-1,87%	10,22%	6,88%
5	-5,38%	-5,32%	-0,36%	-1,56%	4,63%	5,62%	1,47%	2,12%	1,66%	-2,34%
6	2,07%	0,47%	1,80%	2,02%	-1,72%	-3,97%	-0,10%	-1,01%	5,90%	3,64%
7	-3,03%	-3,43%	2,41%	1,89%	1,88%	3,21%	-0,75%	-0,42%	3,50%	1,44%
8	2,25%	2,01%	6,62%	5,47%	8,70%	6,97%	2,92%	3,21%	8,21%	6,26%
9	-0,73%	-0,90%	7,37%	3,82%	-1,51%	-2,78%	-0,83%	-2,06%	4,26%	1,64%
10	5,30%	5,49%	2,82%	-2,10%	6,59%	7,63%	2,02%	2,92%	10,13%	7,22%
11	-3,45%	-2,43%	1,56%	0,61%	9,10%	6,00%	2,82%	1,86%	6,63%	3,02%
12	3,82%	3,75%	3,16%	3,09%	2,31%	1,51%	0,15%	-0,37%	5,17%	0,70%
13	0,99%	1,47%	7,81%	6,54%	2,95%	1,46%	7,20%	7,67%	9,39%	6,70%
14	-4,54%	-3,67%	13,44%	9,79%	-1,90%	-3,14%	7,47%	5,12%	5,40%	0,75%
15	-4,52%	-5,12%	10,51%	2,30%	9,40%	9,45%	6,54%	5,29%	6,69%	3,46%
16	7,79%	5,79%	11,13%	5,75%	8,38%	4,64%	6,00%	4,69%	12,12%	8,76%
17	0,52%	2,67%	9,98%	4,57%	0,85%	1,42%	3,20%	2,66%	4,01%	-1,50%
18	-8,31%	-7,52%	6,19%	0,35%	3,93%	1,44%	1,00%	0,63%	8,82%	4,89%
19	3,16%	0,91%	6,64%	4,73%	-0,28%	-2,60%	-0,93%	-0,80%	5,01%	0,38%
20	5,26%	4,23%	5,55%	2,19%	-1,81%	-2,56%	3,18%	4,21%	-1,99%	-7,04%

Izvor: Račun autora

Funkcija autokorelacije izračunava i prikazuje autokorelaciju i parcijalnu autokorelaciju prinosa, a vrednosti koeficijenata za prvih 20 lagova prikazani su u tabeli 4.15.

Vizuelnim čekiranjem prethodno kreiranih korelograma, jasno je uočljivo da je skoro u svim analiziranim indeksima prisutna autokorelacija, odnosno određeni stepen zavisnosti izmedju prinosa. Naročito značajna serijska korelacija je izražena kod SOFIXA i CROBEX-a, gde ACF pokazuje sporo geometrijsko opadanje dodavanjem novih legiranih promenljivih, dok je u slučaju SBITOP i Belex 15 indeksa izražena u manjoj meri, naročito u prvih dva do tri lega, koji su ujedno i najvažniji kod analize odabira odgovarajućeg modela rizika. Pregledom S&P 500 korelograma, zaključujemo da je najmanji intezitet autokorelacije prisutan na ovom tržištu, što je u neku ruku i logičan sled događaja, s obzirom da se radi o najefikasnijem svetskom tržištu akcija. Ali ono što sigurno možemo zaključiti na bazi korelograma da su za sva analizirana tržišta koeficijenti korelacije pozitivni za prvi leg, kao i da nema uočljive razlike izmedju rezultata analize parcijalne autokorelacije i autokorelacije.

Da bi mogli da potvrdimo navode o prisustvu autokorelacije na bazi vizuelne analize korelograma sprovedemo test belog šuma (*white noise test*), odnosno Ljung-Boxovu statistiku kroz prvih 50 legova za interval poverenja od 95%. Prema rezultatima testa koji je detaljno prikazan za sva analizirana tržišta u tabelama koje se nalaze u prilogu rada broj 15 na kraju disertacije, a čiji rezime je predstavljen u tabeli 4.16., potvrđujemo da je u seriji prinosa kod svih indeksa prisutna značajna serijska korelacija.

Tabela 4. 16. - White-noise, Normality and ARCH effect testovi u periodu od 2005-20012.

	Test	p-value	5%
BELEX 15	White-noise	0,00%	FALSE
	ARCH Effect	0,00%	TRUE
S&P 500	White-noise	0,00%	FALSE
	ARCH Effect	0,00%	TRUE
CROBEX	White-noise	0,00%	FALSE
	ARCH Effect	0,00%	TRUE
SOFIX	White-noise	0,00%	FALSE
	ARCH Effect	0,00%	TRUE
SBITOP	White-noise	0,00%	FALSE
	ARCH Effect	0,00%	TRUE

Izvor: Račun autora

Dalje smo sprovedli i Engleov test ARCH efekta (detaljne kalkulacije se nalaze u tabelama u prilogu broj 16 na kraju disertacije), takodje za nivo značajnosti od 5% i za prvih

50 legova. Na osnovu rezultata testa, čiji se rezime može videti u tabeli 4.16., zaključujemo da je u podacima sa svih analiziranih tržišta prisutan ARCH efekat, odnosno heteroskedastičnost, što nas opravdano motiviše na upotrebu GARCH modela za prognozu kretanja volatilnosti.

Na osnovu svega do sad navedenog i analiziranog u vezi sa ACF, PACF, Ljung Box statistikom i ARCH testovima prinosa i kvadriranih prinosa analiziranih akcijskih indeksa tržišta zemalja u razvoju, kao i razvijenog američkog tržišta, a čije smo detaljne rezultate prikazali kako grafički, tako i tabelarno, jasno zaključujemo da je prisustvo autokorelacije i heteroskedastičnosti u svim analiziranim podacima očigledno. Ako ovome pridodamo i sve prethodno dobijene nalaze deskriptivne statističke analize o karakteristikama empirijskih stopa prinosa iz preliminarnog istraživačkog dela, inicijalno nam ukazuju na upotrebu heteroskedastičnih modela pri izračunavanju VaR-a, kada su u pitanju indeksi sa tranzicijskih tržišta kapitala koja su predmet našeg istraživanja.

Svi ovi nalazi potencijalno ukazuju na teškoću verodostojne procene rizika pomoću VaR modela koji su zasnovani na pretpostavci normalne raspodele u seriji prinosa i koji su pre svega namenjeni za efikasna i razvijena finansijska tržišta. Ovo je vrlo indikativno za menadžere rizika, jer osnovne pretpostavke mnogih VaR modela nisu zadovoljene, što znači da postoji velika verovatnoća da se vrednostima VaR-a dobijenih na osnovu takvih modela ne može u potpunosti verovati. Ovu su samo teorijske indicije, koje ćemo tek potvrditi ili odbaciti u nastavku našeg istraživanja.

Glavne zaključke prve faze empirijskog istraživanja mogli bi da sumiramo na sledeći način:

- Svi indeksi imaju zadebljane repove i prisutnu asimetričnost u raspodeli prinosa
- Prinosi nisu normalno distribuirani
- Autokorelacija je prisutna u svim analiziranim indeksima
- Heteroskedastičnost je prisutna u svim indeksima
- Nepovoljno stanje analize prinosa za implementaciju većine VaR-modela.

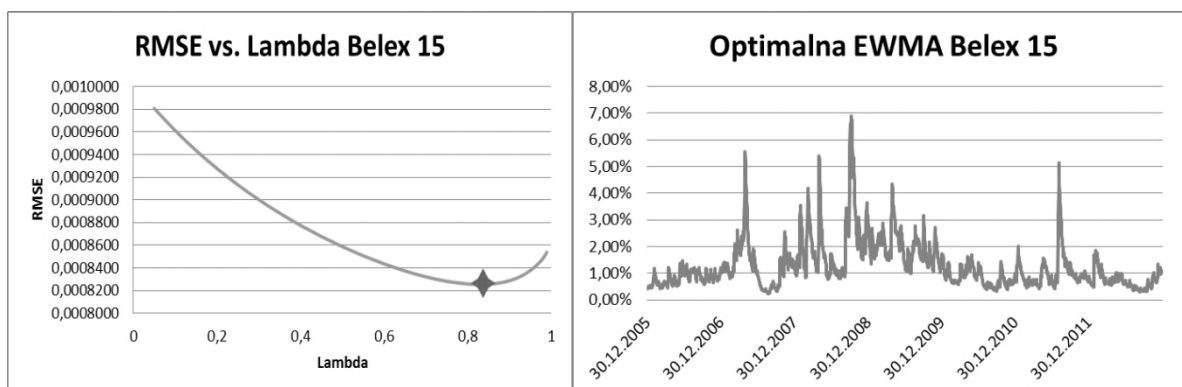
U nastavku rada upuštamo se u problematiku modeliranja volatilnosti na analiziranim tržištima pomoću EWMA i GARCH modela.

4.14. Metodologija estimacije optimalnog lambda faktora kod EWMA modela

U ovom delu rada, pomoću RMSE funkcije, utvrdićemo optimalne lambda faktore za sva tržišta akcija koja su predmet našeg istraživanja, kada je u pitanju modeliranje volatilnosti EWMA modelom. U drugom delu disertacije, objasnili smo i detaljno predstavili model eksponencijalno ponderisanih pokretnih proseka, koji se često koristi za predviđanje i modeliranje volatilnosti. Videli smo da se u praksi razvijenih tržišta kao najčešća vrednost lambda koeficijenta javlja standardizovana vrednost 0,94 ili 0,97, i to je dobro poznat Risk Metrics model modeliranja volatilnosti. Međutim, kod primene EWMA modela, naročito na manje razvijenim tržištima, poželjno je izvršiti optimizaciju jednačine, ili preciznije rečeno, naći optimalnu vrednost lambda, koja odgovara datim karakteristikama analiziranih faktora rizika. To će nam omogućiti, da u kasnijoj analizi VaR modela uz standardni Risk Metrics model, razvijemo i VaR model na bazi EWMA modela sa optimiziranim lambdom, i tako vidimo da li optimizacija EWMA modela, prilagodjena za svako tržište akcija, nužno utiče na poboljšanje prediktivne sposobnosti i uspešnosti VaR modela.

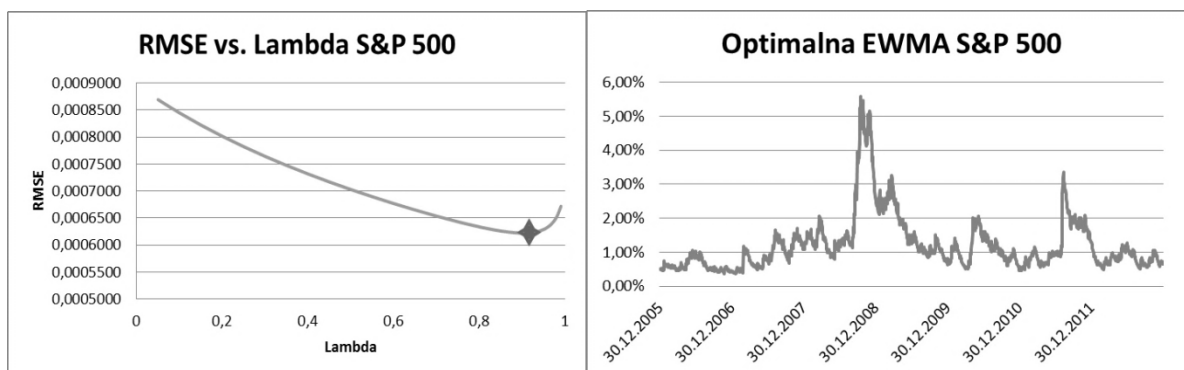
Optimalne vrednosti parametra λ utvrdili smo pomoću formule za izračunavanje kvadratnog korena prosečnog kvadrata greške (RMSE)²⁴⁶, koju smo detaljno opisali u delu 3.3. ove doktorske disertacije. U nastavku su prikazani uporedni grafici određene optimalne vrednosti parametra λ pomoću RMSE i uslovna volatilnost dobijena uključivanjem optimalnog parametra λ u jednačinu za izračunavanje EWMA. Detaljne kalkulacije su izvršene u MS Ekselu, i prikazane su u prilogu disertacije (PRILOG 1 do 5).

Grafik 4. 32. - Optimalna lambda i prognozirana volatilnost pomoću EWMA modela - Belex 15

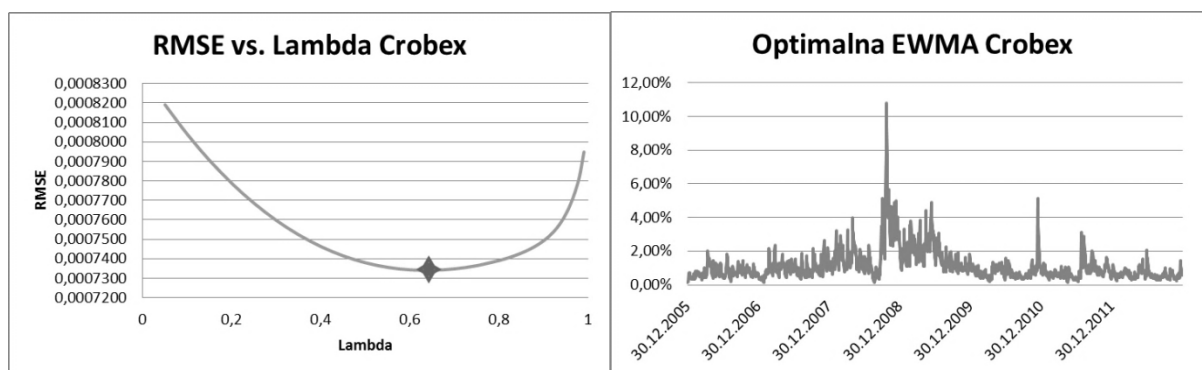


²⁴⁶ Alternativni naziv - koren sume kvadratnih grešaka

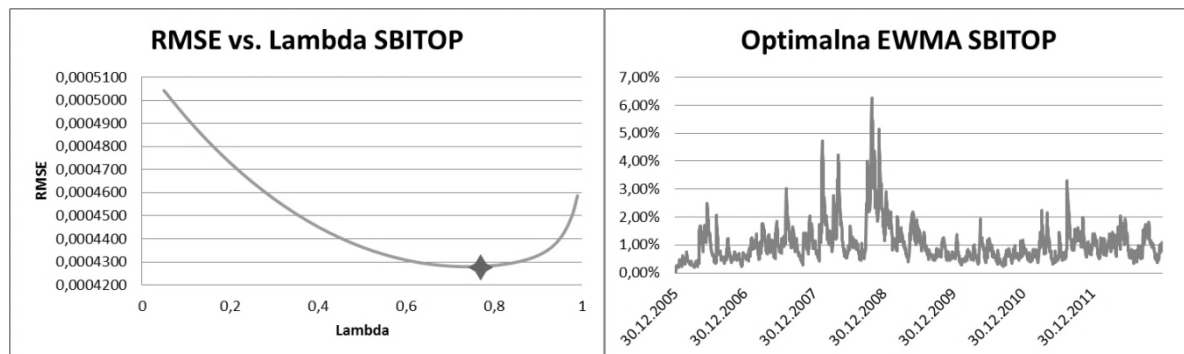
Grafik 4. 33. - Optimalna lambda i prognozirana volatilitnost pomoću EWMA modela - S&P 500



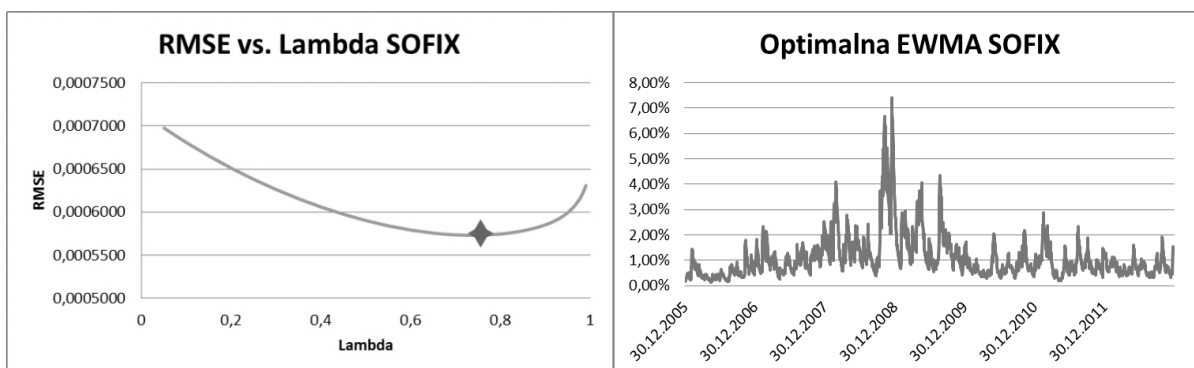
Grafik 4. 34. - Optimalna lambda i prognozirana volatilitnost pomoću EWMA modela - Crobex



Grafik 4. 35. - Optimalna lambda i prognozirana volatilitnost pomoću EWMA modela - SBITOP



Grafik 4. 36. - Optimalna lambda i prognozirana volatilitnost pomoću EWMA modela - SOFIX

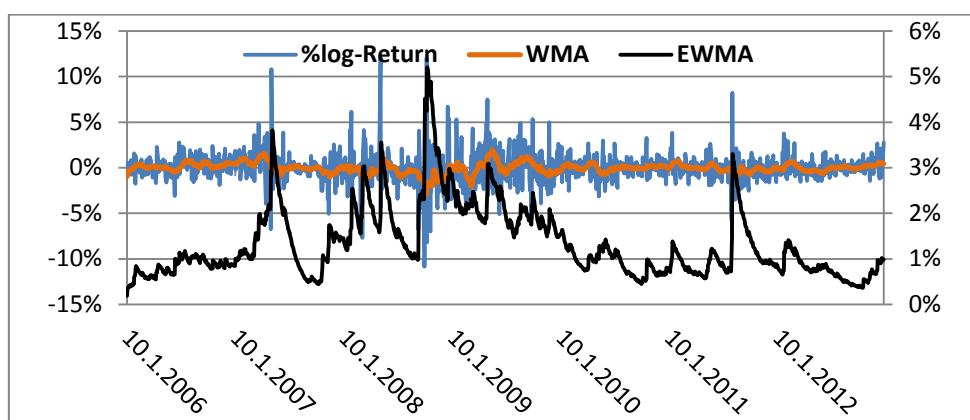


Izvor: Obrada i račun autora

4.15. Metodologija estimacije i odabira modela iz GARCH familije modela

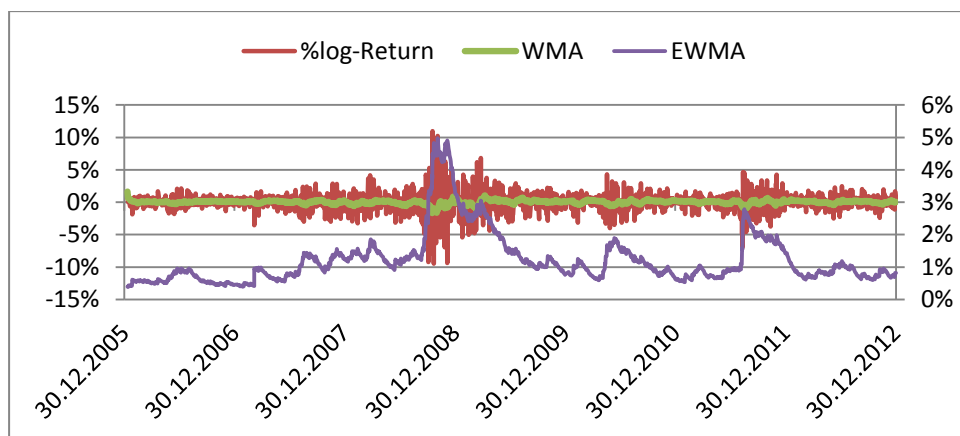
Da bi vizuelno ispitali podatke, na sledećim grafikonima su prikazani logaritamski prinosi, 20-dnevni ponderisani pokretni prosek (WMA) i eksponencijalno ponderisani pokretni prosek za savki od pet analiziranih indeksa za period od 2005-2012.

Grafik 4. 37. - Uporedni prikaz prinosa, ponderisanog pokretnog proseka i utvrdjene EWMA volatilnosti indeksa Belex 15 u periodu od 2005-2012.



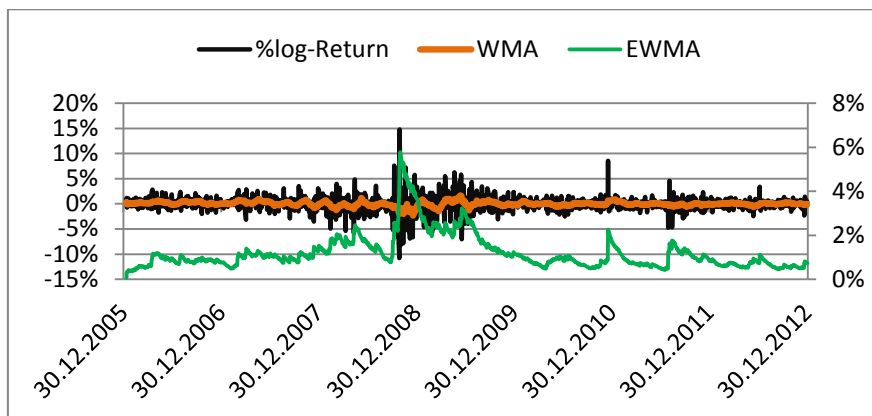
Izvor: Obrada i račun autora

Grafik 4. 38. - Uporedni prikaz prinosa, ponderisanog pokretnog proseka i utvrdjene EWMA volatilnosti indeksa S&P 500 u periodu od 2005-2012.

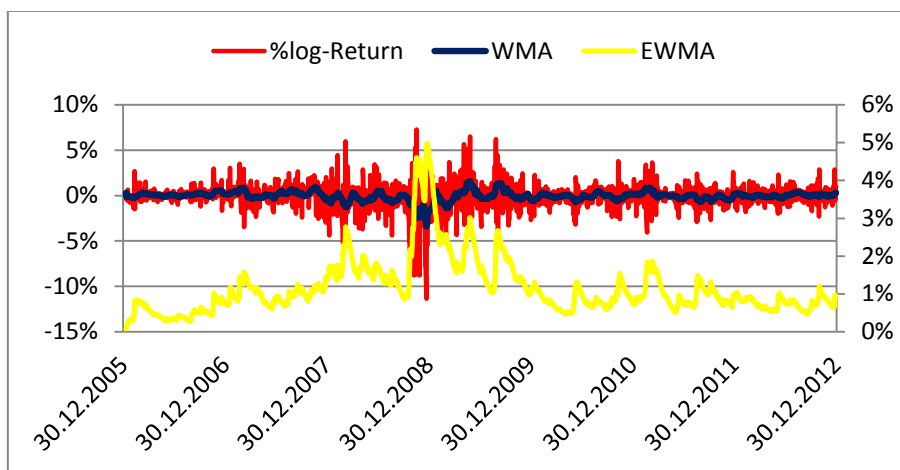


Izvor: Obrada i račun autora

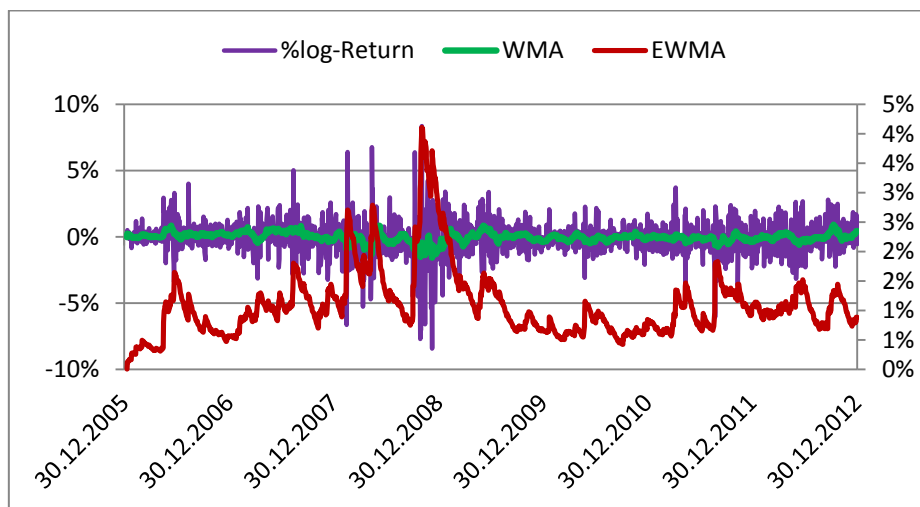
Grafik 4. 39. - Uporedni prikaz prinosa, ponderisanog pokretnog proseka i utvrđene EWMA volatilnosti indeksa CROBEX u periodu od 2005-2012.



Grafik 4. 40. - Uporedni prikaz prinosa, ponderisanog pokretnog proseka i utvrđene EWMA volatilnosti indeksa SOFIX u periodu od 2005-2012.



Grafik 4. 41. - Uporedni prikaz prinosa, ponderisanog pokretnog proseka i utvrđene EWMA volatilnosti indeksa SBITOP u periodu od 2005-2012.



Izvor: Obrada i račun autora

Vizuelnom inspekcijom prezentovanih grafikona, zapažamo da uslovna sredina (WMA) ispoljava veoma male varijacije tokom vremena. S druge strane, volatilnost (EWMA) pokazuje značajne varijacije tokom vremena, što nas navodi na zaključak da volatilnost nije konstantna tokom vremena, već naprotiv vremenski je promenljiva.

Iz prethodne detaljne deskriptivne statističke analize, uz upotrebu statističkih testova različitih momenata distribucije (TEST_MEAN, TEST_STDEV, TEST_SKEW i TEST_XKURT), za sve analizirane indekse i različite vremenske horizonte, zaključili smo da logaritamski dnevni prinosi imaju leptokurtičnu distribuciju (u većini slučajeva asimetričnu raspodelu sa zadebljanim repovima). Drugim rečima, pojava ekstremnih događaja je više verovatna, za razliku od onih koje predviđa model normalne raspodele.

Pre nego što se upustimo u problematiku testiranja i utvrđivanja GARCH modela koji najbolje odgovara datim podacima, podsetićemo se rezultata sledećih testova iz prethodnog dela empirijskog istraživanja:

1. White-noise, odnosno Ljung-Box test (test belog šuma)
2. ARCH test, odnosno prisustvo ARCH efekta
3. Jarque-Bera test

Kao što se moglo očekivati na osnovu prethodnih testova, distribucija verovatnoće nije normalno distribuirana, dok logaritamske stope prinosa pokazuju značajnu serijsku korelaciju (autokorelaciju) i efekat autoregresivne uslovne heteroskedastičnosti.

Nakon dosadašnjih preliminarnih analiza i zapažanja, možemo započeti sa ispitivanjem različitih GARCH modela, njihovom komparacijom i izborom jednog od njih koji se najbolje uklapa, odnosno odgovara podacima. Model koji bude imao najbolji rezultat testa „*goodness of fit*“, odnosno najveću vrednost *LLF* funkcije, biće upotrebljen za izračunavanje VaR-a zasnovanog na GARCH metodologiji.

GARCH model, kao što smo već diskutovali u drugom delu disertacije, podrazumeva sledeće karakteristike:

- Generalizovani (uopšteni) - opštiji nego ARCH model;
- Autoregresivni - zavisi od svoje prošlosti;
- Uslovni - varijansa zavisi od prošle informacije;
- Heteroskedastičnost – varijansa nije konstantna tokom vremena.

Razmotrićemo i oceniti sledeće GARCH modele sa pretpostavkama normalne raspodele inovacije i inovacije koja nema normalan raspored (t-distribucija i GED distribucija):

1. GARCH (1,1)
2. EGARCH (1,1)
3. GARCH-M (1,1)

Kao što smo već naglasili, sumiraćemo osobine svih navedenih modela (ukupno 9 modela), i preporučiti po jedan za svaki indeks i vremenski period, koji se najbolje uklapa u podatke, kako bi kasnije bio upotrebljen za procenu VaR-a.

U slučaju GARCH (1,1) modela sa normalnom raspodelom inovacije, model se može predstaviti na sledeći način:

$$\begin{aligned}y_t &= \mu + a_t \\ \sigma_t^2 &= \alpha_o + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \\ a_t &= \varepsilon_t \times \sigma_t \\ \varepsilon_t &\sim \text{i.i.d} \sim \Phi(0,1)\end{aligned}$$

gde su:

μ - uslovna sredina

ε_t – inovacija, odnosno šok

σ_t^2 – uslovna varijansa u vremenu t

U slučaju EGARCH²⁴⁷ (1,1) modela sa normalnom raspodelom inovacije, model se može predstaviti na sledeći način:

$$\begin{aligned}r_t &= \mu + a_t \\ a_t &= \sigma_t \times \varepsilon_t \dots \varepsilon_t \sim N(0,1) \\ \ln(\sigma_t^2) &= \alpha_o + \alpha_1 \times (|\varepsilon_{t-1}| + \gamma \varepsilon_{t-1}) + \beta_1 \ln(\sigma_{t-1}^2)\end{aligned}$$

²⁴⁷engl. *Exponential General Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*

<http://emi1777.hubpages.com/hub/Exponential-General-Autoregressive-Conditional-Heteroskedasticity>
EGARCH

gde su:

μ - uslovna sredina

ε_t – inovacija, odnosno šok

σ_t^2 – uslovna varijansa u vremenu t

Glavna razlika između GARCH and EGARCH modela je u njihovom tretiranju negativnih vrednosti inovacija. Kod GARCH modela, pozitivne i negativne inovacije isto su ponderisane, dok EGARCH model dodeljuje različite pondere kako za pozitivne, tako i za negativne inovacije. EGARCH više odgovara finansijskim vremenskim serijama gde negativni prinosi poseduju veću volatilnost od pozitivnih.

U slučaju GARCH-M²⁴⁸ (1,1) modela sa normalnom raspodelom inovacije, model se može predstaviti na sledeći način:

$$\begin{aligned}r_t &= \mu + \lambda \sigma_t^2 + a_t = \mu + \sigma_t \varepsilon_t \\ \varepsilon_t &\sim i.i.d \sim N(0,1) \\ \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 \times \sigma_{t-1}^2 + \beta_1 \times a_{t-1}^2\end{aligned}$$

gde su:

μ - uslovna sredina

ε_t – inovacija, odnosno šok

σ_t^2 – uslovna varijansa u vremenu t

λ – koeficijent premije rizika

GARCH – M model dodaje heteroskedastičnost u jednačinu srednje vrednosti. GARCH-M je jednostavno proširenje GARCH modela. Uslovna sredina u GARCH-M modelu u vezi je sa uslovnom varijansom. U finansijskoj literaturi, GARCH-M modelira premiju rizika kao deo prinosa.

²⁴⁸ engl. GARCH-in-mean

Procedura evaluacije različitih GARCH modela u empirijskom istraživanju za različite raspodele inovacije predstavljena je u sledećim koracima:²⁴⁹

1. Dodeljivanje početnih vrednosti za različite parametre, odnosno koeficijente GARCH modela prikazanih u prethodno navedenim formulama. U tabeli 4.17., radi ilustracije, prikazaćemo samo inicijalne vrednosti parametara za GARCH (1,1) model sa pretpostavkom normalne raspodele inovacije za svih pet tržišta, dok će optimizirane vrednosti parametara koje će nam služiti za evaluaciju ostalih modela iz GARCH familije, kako sa normalnom i asimetričnom raspodelom inovacije, biti detaljno prikazane u prilogu disertacije broj 14.

Tabela 4. 17. - Inicijalni parametri za GARCH (1,1) model sa normalnom raspodelom za različite berzanske indekse

GARCH(1,1) Normal Belex 15		GARCH(1,1) Normal S&P 500		GARCH(1,1) Normal CROBEX	
Param	Value	Param	Value	Param	Value
μ	-0,04%	μ	0,01%	μ	-0,01%
α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00
α_1	0,17	α_1	0,10	α_1	0,24
β_1	0,17	β_1	0,10	β_1	0,24

GARCH(1,1) Normal SOFIX		GARCH(1,1) Normal SBITOP	
Param	Value	Param	Value
μ	-0,05%	μ	-0,02%
α_0	0,00	α_0	0,00
α_1	0,20	α_1	0,20
β_1	0,20	β_1	0,20

Izvor: Izračun autora

2. U sledećem koraku izračunavamo mere „goodnes of fit“ GARCH modela za zadate inicijalne parametre i vremenske serije. Takođe smo koristili GARCH_CHECK funkciju kako bi utvrdili statističku validnost koeficijenata modela.²⁵⁰

²⁴⁹ Utvrđivanje GARCH parametara kao i optimizacija inicijalnih parametara sprovedeni su pomoću SOLVERA u MS Excelu.

²⁵⁰ U tabeli 4.18., isto kao u slučaju koraka broj 1., prikazaćemo samo vrednosti LLF i AIC funkcija za inicijalne vrednosti parametara za GARCH (1,1) model sa pretpostavkom normalne raspodele inovacije za svih pet tržišta, dok ćemo maksimizirane vrednosti LLF funkcije za optimizirane vrednosti parametara za sve modele i tržišta, kako sa normalnom i nenormalnom raspodelom inovacije, detaljno prikazati u nastavku rada kod selekcije najboljeg GARCH modela

Tabela 4. 18. - „Goodnes of fit“ testovi za GARCH (1,1) model sa normalnom raspodelom za različite berzanske indekse

Goodness-of-fit Belex 15			Goodness-of-fit S&P 500			Goodness-of-fit CROBEX		
LLF	AIC	CHECK	LLF	AIC	CHECK	LLF	AIC	CHECK
5040,38	-10074,75	1	5029,85	-10053,71	1	5217,53	-10429,06	1

Goodness-of-fit SOFIX			Goodness-of-fit SBITOP		
LLF	AIC	CHECK	LLF	AIC	CHECK
5318,12	-10630,23	1	5444,28	-10882,55	1

Izvor: Izračun autora

- U trećem koraku pomoću MS Excel Solvera vršimo maksimizaciju vrednosti LLF-a²⁵¹ promenom koeficijenata modela. Da bi obezbedili ispravno rešenje, kao ograničenje u SOLVERU tokom procesa optimizacije, navodimo vrednost GARCH_CHECK funkcije, kao što je prikazano u tabeli 4.18.
- Pošto smo pomoću SOLVERA našli optimalna rešenja, odnosno parametre jednačine za izračunavanje uslovne volatilitnosti, ispitujemo i testiramo statističke osobine standardizovanih reziduala u odnosu na pretpostavke modela. Deskriptivna statistika, kao i statistički testovi standardizovanih reziduala u slučaju GARCH (1,1) modela sa normalnom raspodelom za sva analizirana tržišta predstavljeni su u tabeli 4.19.

Ispitivanje standardizovanih reziduala uključuje sledeća testiranja statističkih hipoteza:

- Sredina populacije ($H_0: \mu = 0$)
- Standardna devijacija populacije ($H_0: \sigma = 0$)
- Mera asimetrije populacije ($H_0: S = 0$)
- Kurtosis populacije ($H_0: K = 0$)
- Test belog šuma ili serijske korelacije ($H_0: \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \dots = \rho_k = 0$)
- Test normalnosti
- Test ARCH efekta

²⁵¹ Log Likelihood function – Logaritamska funkcija verodostojnosti

Više o tome: http://www.statlect.com/normal_distribution_maximum_likelihood.htm

Tabela 4. 19. -Analiza standardizovanih reziduala GARCH (1,1) Normal modela

	Residuals (standardized) Analysis Belex 15						
	AVG	STDEV	SKEW	KURTOSIS	Noise?	Normal?	ARCH?
	-0,01	1,02	0,49	3,09	FALSE	FALSE	FALSE
Target	0,00	1,00	0,00	0,00			
SIG?	FALSE	FALSE	TRUE	TRUE			

	Residuals (standardized) Analysis S&P 500						
	AVG	STDEV	SKEW	KURTOSIS	Noise?	Normal?	ARCH?
	0,00	1,01	0,09	1,17	FALSE	FALSE	TRUE
Target	0,00	1,00	0,00	0,00			
SIG?	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE			

	Residuals (standardized) Analysis CROBEX						
	AVG	STDEV	SKEW	KURTOSIS	Noise?	Normal?	ARCH?
	-0,02	1,01	0,07	5,63	FALSE	FALSE	FALSE
Target	0,00	1,00	0,00	0,00			
SIG?	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE			

	Residuals (standardized) Analysis SOFIX						
	AVG	STDEV	SKEW	KURTOSIS	Noise?	Normal?	ARCH?
	-0,03	1,02	-0,19	1,51	FALSE	FALSE	FALSE
Target	0,00	1,00	0,00	0,00			
SIG?	FALSE	FALSE	TRUE	TRUE			

	Residuals (standardized) Analysis SBITOP						
	AVG	STDEV	SKEW	KURTOSIS	Noise?	Normal?	ARCH?
	-0,03	1,00	-0,14	1,80	FALSE	FALSE	FALSE
Target	0,00	1,00	0,00	0,00			
SIG?	FALSE	FALSE	TRUE	TRUE			

 - dobro  - loše

Izvor: Izračun autora

a) Deskriptivna statistika

U tabeli 4.19. izračunata su prva četiri momenta raspodele standardizovanih reziduala za svih pet berzanskih indeksa za ukupan vremenski horizont, koji obuhvata i period pre i

period posle globalne finansijske krize. Za većinu indeksa smo dobili znatno bolje rezultate u odnosu na originalne podatke, naročito u slučaju S&P 500 i CROBEX indeksa kada je u pitanju mera asimetričnosti.²⁵² Iako je kod ostala tri indeksa raspodela reziduala asimetrična, ipak su znatno niže vrednosti nego u slučaju izvornih podataka serije prinosa. Aritmetička sredina i standardna devijacija reziduala za sve indekse je prošla testirane vrednosti koje odgovaraju pretpostavci normalne raspodele. Test srednje vrednosti populacije (AVG) pokazuje za sve indekse da srednja vrednost uzorka nije značajno različita od nule (nula je ciljana vrednost). Kao rezultat, raspodela reziduala ima srednju vrednost jednaku nuli.²⁵³ Test standardne devijacije populacije (STDEV) takodje pokazuje da u slučaju svih analiziranih indeksa standardna devijacija uzorka nije značajno različita od jedinice (1).²⁵⁴ Medjutim, kurtosis reziduala koji se kreće u rasponu od 1,17 za S&P 500 do 5,63 za CROBEX, iako takodje beleži znatno niže vrednosti od originalne serije, nije u saglasnosti sa našom pretpostavkom o normalnoj distribuciji inovacije.²⁵⁵

b) Statističko testiranje

Slično kao što smo testirali originalne stope prinosa u prethodnom delu rada, testiraćemo i standardizovane rezidualne. Za nivo značajnosti od 5%, reziduali svih indeksa poseduju serijsku korelaciju²⁵⁶, ali ne postoji ARCH efekat²⁵⁷ u slučaju sva četiri analizirana tržišta akcija u razvoju, što predstavlja dobar znak za dalju analizu i primenu GARCH modela u predviđanju volatilnosti kada su u pitanju neefikasna i turbulentna tržišta. Zanimljivo je da je kod standardizovanih reziduala S&P 500 i dalje prisutan ARCH efekat.

5. U cilju rešavanja viška kurtosisa kod reziduala, zameni ćemo pretpostavku normalnosti, tako što ćemo dozvoliti raspodelu inovacija sa zadebljanim repovima.

²⁵² Tabela 4.19.: SKEW nije značajno različit od 0 – FALSE, SKEW je značajno različit od 0 – TRUE, nivo značajnosti je 5%, u odnosu na koji se poredi p-vrednost

²⁵³ Tabela 4.19.: AVG nije značajno različit od 0 – FALSE, AVG je značajno različit od 0 - TRUE

²⁵⁴ Tabela 4.19.: STDEV nije značajno različit od 1 – FALSE, STDEV je značajno različit od 1 - TRUE

²⁵⁵ Tabela 4.19.: KURTOSIS nije značajno različit od 0 – FALSE, KURTOSIS je značajno različit od 0 - TRUE

²⁵⁶ Tabela 4.19.: NOISE (Ljung-Box) prisutna značajna autokorelacija – FALSE, nema znakova značajne autokorelacije - TRUE

²⁵⁷ Tabela 4.19.: ARCH: Test ARCH efekta pokazuje neznačajnu korelaciju u kvadriranim rezidualima, odnosno odsustvo ARCH efekta – FALSE, prisutna serijska korelacija u kvadriranim rezidualima - TRUE

Upotrebićemo GED²⁵⁸ raspodelu, koja se koristi kada imamo blago povećan kurtosis , što je slučaj kod tri indeksa, izuzev BELEX 15 i CROBEX-a. Takođe, predmet analize će biti i Studentova-t raspodela, koja je često u akademskoj literaturi predmet analiza kada imamo asimetričnu raspodelu sa zadebljanim repovima. Ilustracije radi, u tabeli 4.20. su predstavljene vrednosti i broj neophodnih parametara za GARCH model sa GED i Studentovom-t raspodelom za indeks Belex 15.²⁵⁹

Tabela 4. 20. - Parametri za GARCH (1,1) model sa GED i t-dist raspodelom za indeks Belex 15

GARCH(1,1) & GED(ν) Belex 15		GARCH(1,1) & t-dist(ν)	
Param	Value	Param	Value
μ	-0,04%	μ	0,00%
α_0	0,00	α_0	0,00
α_1	0,18	α_1	0,29
β_1	0,17	β_1	0,70
ν	1,00	ν	5,04

Izvor: Izračun autora

GED raspodela ima jedan parametar (ν) - parametar oblika, odnosno broj stepeni slobode. Parametar oblika je uključen u set parametara koji se procenjuju optimizacijom pomoću SOLVERA. Zatim ponavljamo korake navedene pod brojem 3. i 4.

6. Vrednost logaritamske funkcije verodostojnosti GARCH (1,1) sa GED i Studentovom-t raspodelom se poredi sa vrednostima LLF-a ostalih modela, kako bi selektovali ispravan model. Na primer ako dobijemo da maksimizirana LLF GARCH (1,1) modela sa GED ima veću vrednost od nekog drugog modela, to nam ukazuje da model bolje odgovara, odnosno da se bolje uklapa u seriju podataka, nego isti model gde smo imali pretpostavku normalno distribuiranih inovacija.

²⁵⁸ Generalized Error Distribution – više o tome videti Ruey S. Tsay: „Analysis of Financial Time Series“, John Wiley and Sons, 2005.

²⁵⁹ Vrednosti parametara za ostale modele i tržišta videti u prilogu broj 15

Tabela 4. 21. - Analiza standardizovanih reziduala GARCH (1,1) GED i Student-t modela za Belex 15

Residuals (standardized) Analysis Belex 15							
	AVG	STDEV	SKEW	KURTOSIS	Noise?	Normal?	ARCH?
	0,01	1,01	0,33	5,76	FALSE	FALSE	TRUE
Target	0,00	1,00	0,00	3,00			
SIG?	FALSE	FALSE	TRUE	TRUE			
Residuals (standardized) Analysis Belex 15							
	AVG	STDEV	SKEW	KURTOSIS	Noise?	Normal?	ARCH?
	-0,02	1,02	0,50	3,10	FALSE	FALSE	FALSE
Target	0,00	1,00	0,00	5,75			
SIG?	FALSE	FALSE	TRUE	TRUE			

Izvor: Izračun autora

Ciljanu vrednost kurtosisa za GED i t raspodelu dobili smo pomoću NumXL softvera korišćenjem GED_XKURT i TDIST_XKURT funkcije (videti tabelu 4.21. – target kurtosis).

- Kod EGARCH (1,1) i GARCH-M (1,1) modela, isto kao u slučaju GARCH modela, počecemo sa određivanjem početnih koeficijenata za EGARCH (1,1) i GARCH-M (1,1) sa različitim pretpostavkama raspodela, a zatim ćemo izračunati LLF modela za serije podataka.

Nakon dobijenih vrednosti ponavljamo korake 3. i 4.

Da bi odredili koji model se najbolje uklapa u podatke, sumiraćemo vrednosti LLF za svako pojedinačno tržište i svaki model, i onaj koji bude imao najveću vrednost funkcije verodostojnosti (LLF) smatraćemo da najbolje odgovara datim podacima. Utvrđene vrednosti uslovne volatilnosti na bazi modela iz GARCH familije, uvrstićemo prilikom izračunavanja VaR-a.

Tabela 4. 22. - Maksimizirane vrednosti logoritamске funkcije verodostojnosti (LLF) za indeks Belex 15

	LLF Belex 15		
	Normal	GED	t-Dist
GARCH(1,1)	5295,02	5246,41	5373,86
GARCH-M(1,1)	5040,38	5040,38	5195,56
EGARCH(1,1)	5309,13	5243,46	5254,70

Izvor: Izračun autora

U slučaju srpskog tržišta kapitala **GARCH(1,1)** sa **Studentovom-t** raspodelom inovacije najbolje se uklapa za date podatke u posmatranom vremenskom horizontu.

Tabela 4. 23. - Maksimizirane vrednosti logoritamске funkcije verodostojnosti (LLF) za indeks S&P 500

	LLF S&P 500		
	Normal	GED	t-Dist
GARCH(1,1)	5442,06	5282,153	5264,44
GARCH-M(1,1)	5075,833	5042,736	5261,424
EGARCH(1,1)	5490,35	5234,71	5235,38

Izvor: Izračun autora

U slučaju američkog tržišta kapitala **EGARCH(1,1)** sa **normalnom raspodelom** inovacije najbolje se uklapa za date podatke u posmatranom vremenskom horizontu.

Tabela 4. 24. - Maksimizirane vrednosti logoritamске funkcije verodostojnosti (LLF) za indeks CROBEX

	LLF CROBEX		
	Normal	GED	t-Dist
GARCH(1,1)	5436,08	5407,773	5422,65
GARCH-M(1,1)	5270,633	5217,531	5425,811
EGARCH(1,1)	5433,26	5349,91	5363,41

Izvor: Izračun autora

U slučaju hrvatskog tržišta kapitala **GARCH(1,1)** sa **normalnom raspodelom** inovacije najbolje se uklapa za date podatke u posmatranom vremenskom horizontu.

Tabela 4. 25. - Maksimizirane vrednosti logoritamske funkcije verodostojnosti (LLF) za indeks SOFIX

	LLF SOFIX		
	Normal	GED	t-Dist
GARCH(1,1)	5597,55	5649,416	5644,61
GARCH-M(1,1)	5447,827	5318,117	5644,602
EGARCH(1,1)	5606,94	5483,68	5479,03

Izvor: Izračun autora

U slučaju bugarskog tržišta kapitala **GARCH(1,1) sa GED raspodelom** inovacije najbolje se uklapa za date podatke u posmatranom vremenskom horizontu.

Tabela 4. 26. - Maksimizirane vrednosti logoritamske funkcije verodostojnosti (LLF) za indeks SBITOP

	LLF SBITOP		
	Normal	GED	t-Dist
GARCH(1,1)	5582,91	5627,626	5629,07
GARCH-M(1,1)	5495,013	5444,277	5625,43
EGARCH(1,1)	5583,43	5521,61	5522,62

Izvor: Izračun autora

U slučaju slovenačkog tržišta kapitala **GARCH(1,1) sa Studentovom-t raspodelom** inovacije najbolje se uklapa za date podatke u posmatranom vremenskom horizontu.

Pošto smo izvršili selekciju GARCH modela za sva analizirana tržišta, koristeći dobijene optimalne koeficijente izračunaćemo uslovne volatilnosti²⁶⁰ za dati vremenski period i koristiti ih kao ključni parametar za utvrđivanje, odnosno procenu VaR-a. Naravno, tako dobijeni VaR biće dalje predmet validacije samog modela, kako bi kao krajnji cilj odredili uspešnost performansi VaR-a kao mere tržišnog rizika.

²⁶⁰ Videti kao primer PRILOG broj 13 i 14

4.16. Metodološki okvir za procenu VaR-a na izabranim tržištima kapitala

Iako postoji značajan broj istraživačkih radova koji se bave VaR-om i upravljanjem i merenjem tržišnog rizika, svi postojeći modeli za izračunavanje VaR-a su razvijeni i testirani za razvijena i likvidna tržišta. Uopšteno govoreći, literatura u vezi VaR-a je izuzetno retka sa istraživačkim radovima koji se bave komparacijom kvantitativnih VaR modela ili prognoziranjem volatilnosti na tržištima kapitala zemalja u tranziciji.

Citat *Nils Bohr-a*, dobitnika nobelove nagrade za fiziku, da je "predviđanje veoma teško, pogotovo ako se radi o budućnosti", najbolje nam opisuje značaj testiranja modela predviđanja vremenskih serija, u našem slučaju modela za procenu rizika finansijske aktive. U realnoj situaciji, analitičari obično raspolazu podacima do određenog vremena T , vrše prognoze o budućnosti razvijanjem modela na bazi tih podataka i primejuju model kako bi izvršili projekcije. Ako koristimo samo informacije do vremena T , očekivane prognoze se nazivaju prognoziranja van uzorka.²⁶¹ U stručnoj literaturi koja se odnosi na modeliranje rizika često susrećemo i alternativni naziv *ex ante* prognoze.

Jedna od teškoća sa kojom se suočavaju menadžeri rizika je da ne postoji neposredan način kalibracije modela prognoziranja sve dok buduće opservacije ne postanu dostupne. Iz tog razloga korisno je da proverimo sposobnost predviđanja modela koristeći već dostupne podatke. Ovo se može uraditi na različite načine. Ukoliko je model opremljen sa svim neophodnim podacima, a zatim se koristi da predvidi podatke koji su već upotrebljeni za razvijanje modela, onda se takve prognoze nazivaju prognoze u okviru uzorka.²⁶²

U modeliranju rizika, podaci koji se koristi za testiranje modela ne koriste se za procenu modela. Na primer, možemo razviti model koji koristi podatke od 2006. do 2009. godine. Zatim se model testira sa podacima od 2010. do 2013. godine. Podaci od 2010. do 2013. godine su podaci izvan uzorka (*out-of-sample data*).

Pre nego što u empirijskoj analizi izložimo veličine na osnovu kojih ćemo meriti efikasnost različitih VaR modela treba napomenuti da ćemo koristiti dva metoda uzorkovanja,

²⁶¹ Eng. Out-of-sample

²⁶² Engl. In sample

odnosno da ćemo posmatrati rezultate na istim skupovima podataka ali da će se uzorkovanje vršiti i u okviru uzorka (*in sample*) i van okvira uzorka (*out of sample*).

Da bi obezbedili dovoljno dug period van uzorka za backtesting VaR modela za sve testirane indekse akcija, skup podataka van uzorka formiraćemo tako što ćemo izbaciti određeni broj poslednjih opservacija iz svakog indeksa, u zavisnosti od toga koji je model korišćen i za koji vremenski period. Ostatak opservacija se koriste kao opservacije u okviru uzorka koje su neophodne za izračunavanje početnih vrednosti VaR-a i kalibraciju modela rizika.

Alternativni postupak je da se podaci podele na dva dela. Prvi, koji se ponekad naziva i „trening“ skup, koristi se za podešavanje (*fitovanje*) modela, dok se drugi deo, tzv. test skup, koristi u svrhu kalibracije kako bi se proverile procene modela.

U cilju izračunavanja i testiranja različitih pristupa procene VaR-a, u disertaciji smo kreirali metodološki postupak za izračunavanje i validaciju različitih VaR modela. Ukupan uzorak na kome ćemo sprovesti empirijsko istraživanje obuhvata period od 31.12.2005. do 31.12.2012. godine. Pretpostavka je da godišnje imamo oko 250 radnih dana. Samim tim ukupna dužina opservirane vremenske serije koja će biti predmet analize iznosi 1760 radnih dana ($T = 1760$). Dužina uzorka može se uzeti kao relevantna, s obzirom da je u većini naučno istraživačkih radova posvećenim utvrđivanju optimalne dužine vremenskog horizonta kod *backtesting*-a VaR-a, potvrđeno da serija od minimum 1000 dnevnih podataka, može potencijalno ukazivati na verodostojnu analizu i zadovoljavajuće rezultate, odnosno da su prognoze VaR-a znatno stabilnije i pouzdanije.²⁶³ Rukovodjeni tom činjenicom, sledeći korak nam je da utvrdimo dva različita vremenska okvira koja ćemo podeliti u tzv. estimacioni okvir (*estimation window*) i testni okvir (*testing window*). Testni okvir ćemo označiti sa W_t , a estimacioni okvir sa W_e . Testni okvir jednostavno dobijamo kao razliku izmedju ukupnog broja opservacija (T) i estimacioni okvir (W_e). U svrhu razvijanja različitih VaR modela koji će biti predmet procene i ocene njihove preciznosti u merenju tržišnog rizika, u radu ćemo koristiti estimacioni okvir od 500 dana, kako bi izvršili predviđanje pokretnog VaR-a za 1-dan unapred u okviru testnog okvira (1260 dana). U tabeli 4.27. prikazan je prethodno navedeni metodološki okvir izračunavanja VaR-a za estimacioni okvir od 500 dana na primeru našeg perioda istraživanja, nezavisno od pristupa za njegovo izračunavanje, dok je u

²⁶³ Npr. Kupiec predlaže minimalni horizont od 1000 dana u svrhu verodostojne validacije modela

tabeli 4.28. prikazan generalni pokretni okvir za izračunavanje VaR-a za bilo koje vrednosti T, Wt i We.

Tabela 4. 27. - Pokretni okvir za izračunavanje VaR-a

Početni datum	Poslednji datum	Datum prognoze VaR-a
31.12.2005.	30.12.2007.	VaR(31.12.2007)
01.01.2006.	31.12.2007.	VaR(01.01.2008)
.....		
1.1.2009	31.12.2010.	VaR(01.01.2013)

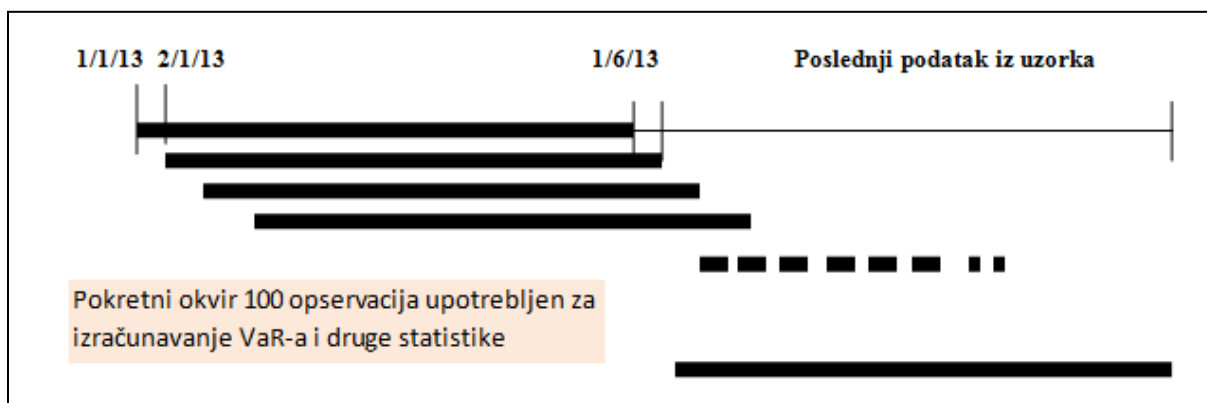
Izvor: Obrada autora

Tabela 4. 28. - Generalni pokretni okvir za izračunavanje VaR-a za bilo koje vrednosti T, Wt i We

t	t+We-1	prognoza VaR-a
1	1+ We-1	VaR(We+1)
2	2+ We-1	VaR(We+2)
.....		
Wt-1	T-1	VaR(T)

Izvor: Obrada autora

Slika 4. 1. - Grafički prikaz pokretnog okvira (rolling window) za izračun VaR-a



Izvor: Obrada autora

4.17. Testiranje primenljivosti izabranih VaR modela

Primenjeni i testirani VaR modeli u ovoj disertaciji su sledeći:

1. Analitički VaR,
2. RiskMetrics VaR ($\lambda=0,94$),
3. Model istorijske simulacije,
4. VaR zasnovan na EWMA sa optimiziranim lambda faktorom,
5. VaR zasnovan na modelima iz GARCH familije,
6. model filtrirane istorijske simulacije sa GARCH-om.

VaR za svaki od navedenih modela biće izračunat za jednodnevni horizont i testiran za dva intervala poverenja 95% i 99%. Tako da ćemo u suštini imati ukupno 12 modela za analizu. U tabelama kod *backtesting*-a, VaR ćemo označavati kao 1% i 5% jednodnevni VaR.

Prva tri od ukupno šest testiranih VaR modela su standardni VaR modeli koji su ujedno i razvijeni za efikasna i likvidna tržišta, i obično ih koristi većina finansijskih institucija u svetu prilikom merenja rizika. Međutim njihova primena i potencijalni rezultati procene rizika na nerazvijenim i manje likvidnim tržištima retka su pojava. Upravo nam je cilj da na osnovu ova tri najrasprostranjenija modela rizika istražimo mogućnosti njihove primene na tržištima kapitala u razvoju i prihvatimo ili odbacimo prvu generalnu hipotezu koju smo postavili u uvodnom delu disertacije.

Ostala tri modela pripadaju grupi tzv. izvedenih, odnosno modifikovanih VaR modela, a ujedno su dosta sofisticiraniji i zahtevniji, kada su u pitanju kalkulacije i procene VaR-a. S obzirom da smo prethodno u istraživanju modelirali volatilnosti, kako pomoću optimalnog EWMA modela, tako i GARCH modela, obezbedili smo neophodne inpute za razvoj i testiranje i ova dodatna tri modela. S obzirom da smo ispitali i osnovne stilizovane činjenice kada su u pitanju prinosi aktive na tržištima akcija koja su predmet ovog istraživanja, a na osnovu zapažanja i donetih određenih zaključaka u vezi sa njima, realno je očekivati da neki od ovih modela pruži znatno bolje performanse od standardnih modela, kada je u pitanju verodostojna procena rizika. Ali konačnu ocenu i sud u vezi validnosti svih testiranih modela VaR-a, moguće je isključivo doneti nakon sprovedenog *backtesting*-a. Tek nagon tog kritičnog procesa u celokupnom procesu upravljanju finansijskim rizicima, bićemo u mogućnosti da potvrdimo i ostale hipoteze i da na kraju donesemo smislene zaključke.

Napomenimo, da ćemo model istorijske simulacije testirati sa pokretnim okvirom (*rolling window*) od 500 dana (oko 2 god.). Analitički model ili varijansa/kovarijansa VaR ćemo računati preko jednako ponderisanog pokretnog proseka sa dužinom pokretnog okvira od 250 dana. RiskMetrics model ćemo računati kao što je i opisan u RiskMetrics tehničkom dokumentu, sa lambda faktorom 0,94. VaR model zasnovan na istorijskoj simulaciji ćemo računati kao kvantile empirijske raspodele sa jednako ponderisanim pokretnim okvirom. VaR zasnovan na modelima iz GARCH familije je određena modifikacija poznatog RiskMetrics sistema, gde se model eksponencijalno ponderisanih pokretnih sredina zamenjuje sa vrstom GARCH modela koji prognozira volatilnosti. Filtrirana istorijska simulacija (FIS) je model generalizovane istorijske simulacije koji su razvili Barone-Adesi 1999. godine. Ovaj model inkorporira modele uslovne volatilnosti kao što je GARCH model u model istorijske simulacije kako bi se prevazišli nedostaci tradicionalnog modela istorijske simulacije. Rezultati FIS-a su osetljivi na promene tržišnih uslova i mogu da predvide gubitke van istorijskog opsega. Matematički gledano, ova metoda je veoma razumna za velike portfolije i empirijski dokazi podržavaju njegovu prediktivnu sposobnost, ali sa druge strane vrlo je zahtevna za izračunavanje.

Sumarni prikaz navedenih modela koji će biti predmet analize i jednačina koje ćemo koristiti za njihovo izračunavanje prikazan je u tabeli 4.31.

U empirijskom istraživanju sva dijagnostika, kalkulacije različitih VaR modela i procedura ocene validnosti dobijenih VaR rezultata (*backtesting*) je sprovedena u MS Excelu. Detaljne tabele, kao i grafici sa izračunatim i prognoziranim vrednostima 1-dnevnog VaR-a za intervale poverenja od 95% i 99% prikazane su u prilogima rada broj 6-12.

U tabelama 4.29. i 4.30. su sumirane prosečne vrednosti dnevnog i mesečnog 1% i 5% VaR-a za sva analizirana tržišta i sve razvijene i implementirane modele.

Tabela 4. 29. – Prosečne vrednosti dnevnog VaR-a u periodu od 2007.-2012. god.

VaR	Belex 15		S&P 500		Crobex		Sofix		SBITOP	
	1% VaR	5% VaR	1% VaR	5% VaR	1% VaR	5% VaR	1% VaR	5% VaR	1% VaR	5% VaR
VCV	3,68%	2,60%	3,62%	2,56%	3,42%	2,42%	3,32%	2,35%	2,93%	2,07%
GARCH	3,30%	2,34%	3,23%	2,29%	3,09%	2,18%	2,95%	2,09%	2,43%	1,72%
FHS	3,64%	2,32%	4,71%	3,09%	3,77%	2,33%	3,81%	2,42%	2,98%	1,80%
EWMA	3,16%	2,23%	3,24%	2,29%	2,85%	2,02%	2,83%	2,00%	2,56%	1,81%
RM	3,34%	2,36%	3,29%	2,33%	3,11%	2,20%	3,08%	2,18%	2,75%	1,95%
HS	4,75%	2,44%	4,51%	2,55%	4,37%	2,48%	4,90%	2,60%	3,73%	2,08%

Izvor: Račun autora

Tabela 4. 30. – Prosečne vrednosti mesečnog VaR-a u periodu od 2007.-2012. god.

VaR	Belex 15		S&P 500		Crobex		Sofix		SBITOP	
	1% m VaR	5% m VaR	1% m VaR	5% m VaR	1% m VaR	5% m VaR	1% m VaR	5% m VaR	1% m VaR	5% m VaR
VCV	16,44%	11,63%	16,17%	11,43%	15,28%	10,81%	14,86%	10,51%	13,10%	9,26%
GARCH	14,77%	10,45%	14,47%	10,23%	13,80%	9,76%	13,21%	9,34%	10,85%	7,67%
FHS	16,28%	10,37%	21,07%	13,81%	16,86%	10,42%	17,06%	10,83%	13,33%	8,03%
EWMA	14,13%	9,99%	14,48%	10,24%	12,75%	9,02%	12,68%	8,96%	11,47%	8,11%
RM	14,95%	10,57%	14,73%	10,42%	13,92%	9,84%	13,80%	9,75%	12,31%	8,70%
HS	21,22%	10,90%	20,19%	11,41%	19,55%	11,11%	21,91%	11,63%	16,70%	9,32%

Izvor: Račun autora

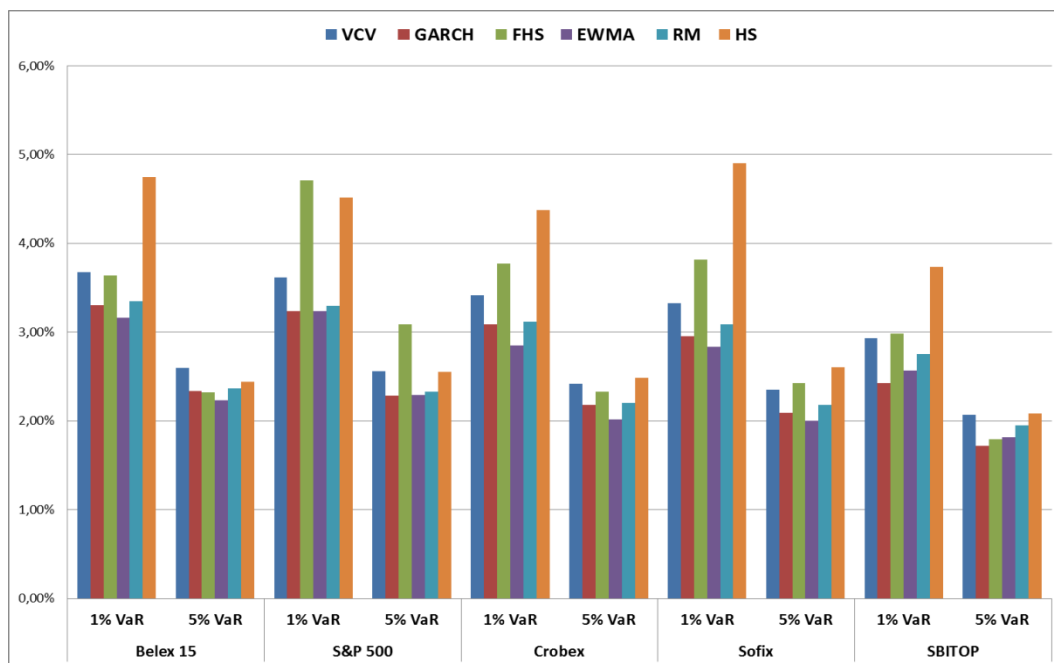
Tabela 4. 31. – Pregled VaR modela korišćenih u istraživanju

VaR model	Formula za VaR	Opis
Istorijska simulacija	$VaR_t^{cl} = F^{-1}(cl) = X_t$	Pokretni okvir 500 dana $F_n(t) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n I(X_t \leq t)$
Analitički VaR	$VaR_t^{cl} = \mu_t + \sigma_t * \alpha_{cl}$	$\sigma_t = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_t - \bar{r})^2}$
Risk Metrics	$VaR_t^{cl} = \mu_t + \sigma_t * \alpha_{cl}$	$\sigma_t = \sqrt{0,94\sigma_{t-1}^2 + 0,06r_{t-1}^2}$
GARCH VaR	$VaR_t^{cl} = \mu_t + \sigma_t * \alpha_{cl}$	$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$ $\sigma_t = \sqrt{\sigma_t^2}$
Optimalna EWMA VaR	$VaR_t^{cl} = \mu_t + \sigma_t * \alpha_{cl}$	$\sigma_t = \sqrt{\lambda_{opt} \sigma_{t-1}^2 + (1 - \lambda_{opt}) r_{t-1}^2}$ λ_{opt} – dobijena pomoću MRSE metode
Filtrirana istorijska simulacija	$VaR_t^p = \sigma_t * \text{Percentile}\{\{\hat{z}_{t-\tau}\}_{\tau=1}^m, 100p\}$ $\hat{z}_{t-\tau} = \frac{r_{t-\tau}}{\sigma_{t-\tau}}, \tau = 1, 2, \dots, m$ $\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2, \quad \sigma_t = \sqrt{\sigma_t^2}$	

Izvor: Obrada autora

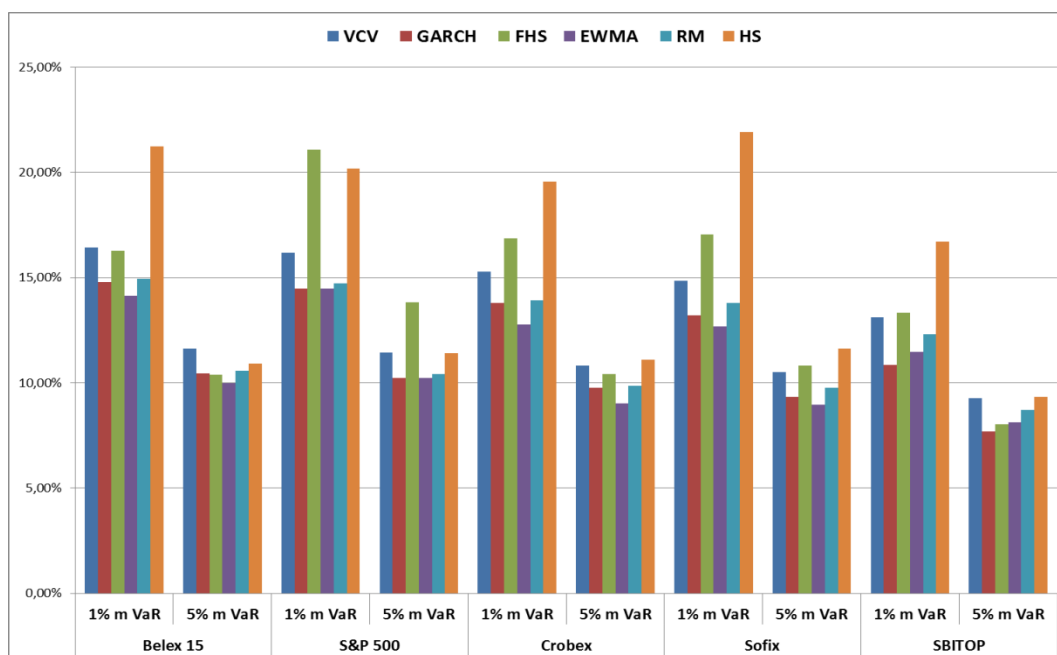
Grafički prikaz prosečnih dnevnih i mesečnih vrednosti VaR-a za oba intervala poverenja od 95% i 99% dat je na grafikonima 4.42. i 4.43.

Grafik 4. 42. - Prosečne vrednosti dnevnog VaR-a za period 2007.-2012.



Izvor: Obrada autora

Grafik 4. 43. - Prosečne vrednosti mesečnog VaR-a za period 2007.-2012.



Izvor: Obrada autora

Na osnovu navedenih tabela i grafikona sa prosečnim vrednostima VaR-a, jasno uočavamo da postoje razlike u vrednostima kako kod samih modela, tako i između različitih tržišta. Ovaj kratak skrining rezultata nas upućuje na sledeću, ujedno i najbitniju fazu empirijskog istraživanja, a to je proces verifikacije različitih VaR modela, odnosno *backtesting* i izbor najboljeg i najpreciznijeg VaR modela. U nastavku rada ćemo u cilju detekcije i izbora najuspešnijeg modela prognoze tržišnog rizika sprovesti dvofazni postupak validacije VaR modela.

4.18. *Backtesting* VaR modela

Uprkos širokoj upotrebi i optštem prihvatanju VaR-a kao tehnike upravljanja rizikom, metod je često bio kritikovan zbog toga što nije u stanju da pouzdano proceni rizik. Prilikom primene VaR sistema, uvek će postojati brojna pojednostavljenja i pretpostavke. Štaviše, svaki VaR model pokušava da prognozira buduće cene aktive koristeći istorijske tržišne podatke, koji bezuslovno ne odražavaju tržišni ambijent u budućnosti.

Tako, VaR modeli su korisni samo ako precizno predviđaju buduće rizike. Da bi verifikovali konzistentnost i pouzdanost dobijenih rezultata na bazi različitih VaR proračuna, uvek treba da se izvrši *backtesting* modela pomoću odgovarajućih statističkih metoda. *Backtesting* je postupak gde se porede stvarni gubici sa projektovanim procenama VaR-a. Ako procene VaR-a nisu tačne, modeli treba da budu preispitani za netačne pretpostavke, pogrešne parametre ili neodgovarajuća modeliranja.

Predložen je niz različitih metoda testiranja u svrhu *backtesting*-a. Osnovni testovi, kao što je Kupiec-ov²⁶⁴POF-test²⁶⁵, ispituju učestalost gubitaka koji pekoraju VaR. Ova takozvana stopa greške treba da bude u skladu sa izabranim intervalom poverenja. Na primer, ako se dnevna procena VaR-a računa uz interval poverenja od 99% za godinu dana (250 dana trgovanja), očekivali bismo u proseku da se dogode 2,5 prekoračenja ili izuzetka VaR-a

²⁶⁴ Kupiec, P.: "Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Management Models", Journal of Derivatives 3., 1995., str. 73-84

²⁶⁵ Engl. *Proportion of failure*

tokom ovog perioda. Pomoću POF-testa se onda ispituje da li je opravdan posmatrani iznos izuzetaka (odstupanja od VaR-a) u odnosu na očekivani iznos.

Bazelski komitet (1996. godine) je uspostavio regulatorni okvir za *backtesting* u cilju praćenja učestalosti odstupanja, ali zbog jednostavnosti testa, skoro da nema razloga da se koristiti u procesu validacije VaR modela, kada postoje moćniji dostupni pristupi.

Pored prihvatljivog iznosa odstupanja, još jedan jednako važan aspekt je da se uverimo da su opažanja koja prelaze nivo VaR-a serijski nezavisna, odnosno raspodeljena ravnomerno tokom vremena. Dobar model je sposoban da izbegne grupisanje izuzetaka ako brzo reaguje na promene volatilnosti finansijskih instrumenata i korelacija. Ove vrste testova, koji uzimaju u obzir nezavisnost izuzetaka, su predložili Christoffersen²⁶⁶ i Haas²⁶⁷.

Backtesting je, ili barem treba da bude, sastavni deo VaR izveštavanja u današnjem procesu upravljanja rizikom. Bez odgovarajuće validacije modela, nikada ne možemo biti sigurni da VaR sistem daje precizne procene rizika. Tema je posebno važna u sadašnjem tržišnom okruženju gde visoka volatilnost tržišta utiče na investitore da se više zainteresuju za rizik portfolija kako ne bi došlo do akumuliranja gubitaka. Sa druge strane, poznato je da VaR može imati ozbiljne probleme u proceni gubitaka za vreme turbulencija na tržištima. Činjenica je zapravo, da po definiciji osnovni VaR modeli mere očekivani gubitak samo pod normalnim tržišnim uslovima. Ovo ograničenje je jedno od glavnih nedostataka *VaR-a* i čini procedure *backtesting-a* veoma zanimljivim i izazovnim, kao što ćemo prikazati u nastavku disertacije.

Da se podsetimo, jedan od ciljeva ove disertacije je da ispita tačnost, odnosno uspešnost VaR modela primenom nekoliko *backtestov-a*, zatim da analizira različite razloge koji utiču na rezultate testova i izvuče određene zaključke na bazi dobijenih rezultata. Dobijene vrednosti VaR-a ćemo uporediti sa aktuelnim dnevnim prinosima indeksa i analizirati sa nekoliko najčešćih i nezavisnih testova. Sprovedeni *backtest-ovi* bi trebalo da obezbede potrebne dokaze kako bi izveli određene smislene zaključke. Dakle, cilj ovog dela rada je da testira sposobnost VaR modela, koje smo razvili u ovoj disertaciji, u predviđanju budućih gubitaka, odnosno merenju izloženosti tržišnom riziku.

²⁶⁶ Christoffersen, P.: "Evaluating Interval Forecasts", International Economic Review, 39, 1998., str. 841-862.

²⁶⁷ Haas, M.: "New Methods in Backtesting", Financial Engineering, Research Center Caesar, Bonn, 2001.

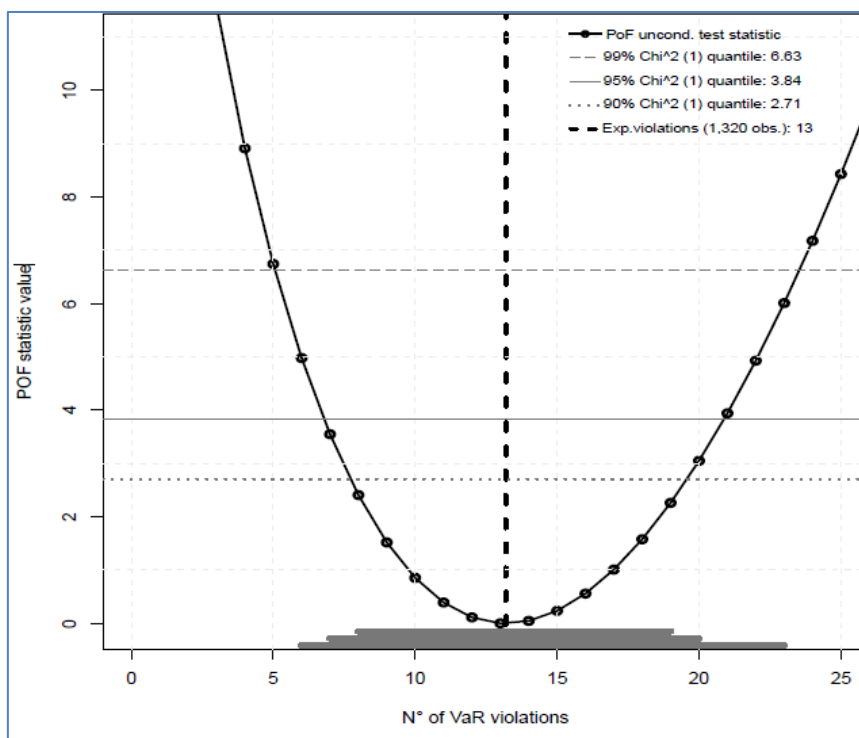
Kao što smo već na početku zadnjeg dela doktorske disertacije izneli, vrednosti indeksa su prikupljeni sa sajtova oficijelnih berzi za period od 31. decembra 2005. do 31. decembra 2012. godine. Prema tome uzorkovani period obuhvata i period globalne finansijske krize, koja je izazvala turbulencije na tržištima kapitala širom sveta. Da bi izvršili diferencijaciju izmedju normalnih i stresnih tržišnih uslova, izabraćemo dva *backtesting* perioda. Prvi se sastojati od 1260 dana i on uključuje i stresne tržišne uslove (originalni kumulativni period istaživanja), dok ćemo kod drugog *backtesting* perioda isključiti najvolatilniji deo serije finansijskih podataka (tzv. autlejere) za posmatrani period, i tako hipotetički stvoriti okvir, odnosno scenario, koji relativno odgovara normalnim tržišnim uslovima. Drugi *backtesting* period sastoji se od 1120 dana. U oba slučaja imamo ispunjen uslov da se proces *backtesting*-a sastoji minimum od 1000 dana. Testiranje VaR modela za različite uslove na tržištu, svakako povećava konzistentnost i snagu određenog VaR modela. Na taj način dodatno procenjujemo stabilnost VaR modela tokom vremena.²⁶⁸

U ovom delu prezentiramo rezultate *backtesting*-a za šest analiziranih VaR modela i analiziramo njihovu uspešnost prema različitim kriterijumima. Uspešnost svakog VaR modela je evaluirana za svaki indeks pojedinačno, na bazi svakog testa ocene performansi modela. Nivo značajnosti za testiranje i prihvatanje VaR modela je podešen na 5%, kako bi obezbedili rigoroznije kriterijume *backtesting*-a. Kritične vrednosti za testove količnika verodostojnosti (LR statistika) na ovom nivou značajnosti su 3,841 za Hi kvadrat raspodelu sa 1 stepenom slobode ($\chi^2(1)$) i 5,991 za Hi kvadrat raspodelu sa 2 stepena slobode ($\chi^2(2)$). Primer POF test statistike za T=1320 dana (otprilike veličina našeg uzorka istraživanja) i intervala poverenja prikazan je na grafikonu 4.44. Gusta crna kriva predstavlja vrednosti statistike testa kao funkciju broja izuzetaka (x-osa), dok je vertikalna isprekidana linija očekivani broj izuzetaka. Horizontalne linije predstavljaju tri različite kritične vrednosti testa za Hi kvadrat raspodelu na različitim intervalima poverenja. Uslov za prihvatanje VaR modela i dodeljivanje njegovog konačnog rang skora je da u procesu validacije istovremeno moraju biti

²⁶⁸ Možda bi u svrhu još preciznijeg *backtesting*-a bilo poželjnije da dva *backtesting* perioda podelimo da se sastoje na primer od po 750 opservacija svaki, ali u smislu da je, na primer, imedju Jula 2004. i jula 2007. godine *backtesting* period pre krize, dok bi izmedju Jula 2007. i Jula 2010. godine bio formiran *backtesting* period za vreme krize. Ali u ovom slučaju postoji nekoliko ograničenja koja u ovom trenutku nije moguće otkoloniti kada je u pitanju serija finansijskih podataka sa srpskog tržišta kapitala. Bila bi nam potrebna serija prinosa minimum od 2002. godine kako bi implementirali većinu VaR modela u istraživanju i postavili navedene vremenske okvire za *backtest*ove, što u slučaju srpskog tržišta kapitala nije realna opcija, iz prostog razloga što je blue chip indeks publikovan tek od oktobra 2005. godine.

ispunjene dve osobine, a to su bezuslovna pokrivenost, koja se odnosi na to da li je broj izuzetaka od VaR-a u skladu sa intervalom poverenja, i nezavisnost, koja se odnosi na grupisanje izuzetaka tokom perioda *backtesting*-a, što znači da izuzeci od VaR-a moraju imati nezavisnu i identičnu raspodelu.

Grafik 4. 44. - POF test statistika kao funkcija broja izuzetaka od VaR-a za interval poverenja od 99% i oblast prihvatanja modela kao funkcija kritičnih vrednosti koje korespondiraju 1, 5 i 10% nivou značajnosti



Izvor: Marco Bee, Fabrizio Miorelli: „Dynamic VaR models and the Peaks over Threshold method for market risk measurement: an empirical investigation during a financial crisis“, University of Trento, Italy, 2010., str.16

U nastavku su prikazane tabele sa detaljnim proračunima i rezultatima svih sprovednih *backtest*-ova, detaljno metodološki obrađenih i objašnjenih u trećem delu doktorske disertacije. Rezultati su predstavljeni tako da za svaki pojedinačni model uporedo prikazemo rezultate validacije modela za svako tržište akcija u **stresnom tržišnom scenariju** (originalni skup podataka koji uključuje i period globalne finansijske krize) i **relativno normalnim tržišnim uslovima** (isključen najvolatilniji period iz originalnog uzorka serije podataka). To će nam poslužiti da uporedo dajemo ocenu testiranih modela za oba scenarija i donesemo relevantne zaključke. Nakon detaljne interpretacije *backtest*-ova, sumiraćemo i identifikovati uspešnost VaR modela za oba nivoa poverenja i vremenska perioda na svim tržištima kapitala koja su bila predmet naše analize. Nakon faze identifikacije, kao krajnji cilj istraživanja rangiraćemo VaR modele po proceduri koja je opisana u sledećem poglavlju.

Tabela 4. 32. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za HS 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (stresni tržišni scenario)

	BELEX 15		S&P 500		CROBEX		SOFIX		SBITOP	
	Istorijska simulacija		Istorijska simulacija		Istorijska simulacija		Istorijska simulacija		Istorijska simulacija	
	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
T_0	1243	1208	1234	1182	1236	1173	1236	1192	1237	1181
T_1	17	52	26	78	24	87	24	68	23	79
T_{00}	1232	1172	1210	1112	1215	1109	1218	1145	1217	1119
T_{01}	11	36	24	70	21	64	18	47	20	62
T_{10}	11	36	24	70	21	64	18	47	20	62
T_{11}	6	16	2	8	3	23	6	21	3	17
$\hat{p}$	1,35%	4,13%	2,06%	6,19%	1,90%	6,90%	1,90%	5,40%	1,83%	6,27%
$L(\hat{p})$	7,56E-40	7,98E-95	1,01E-55	8,92E-128	2,47E-52	3,61E-138	2,47E-52	1,16E-115	1,30E-50	5,93E-129
$L(p)$	3,75E-40	2,73E-95	4,11E-58	1,55E-128	4,03E-54	4,79E-140	4,03E-54	9,47E-116	3,99E-52	8,13E-130
$\hat{p}_{01}$	0,88%	2,98%	1,94%	5,92%	1,70%	5,46%	1,46%	3,94%	1,62%	5,25%
$\hat{p}_{11}$	35,29%	30,77%	7,69%	10,26%	12,50%	26,44%	25,00%	30,88%	13,04%	21,52%
$L(\hat{p}_t)$	7,36E-33	5,42E-85	3,55E-55	2,45E-127	7,33E-51	2,07E-130	2,08E-47	5,55E-105	4,90E-49	3,76E-124
LR_{uc}	1,3991006	2,144113	11,013251	3,5063197	8,2336403	8,647022	8,2336403	0,4076398	6,9696308	3,9723013
LR_{ind}	32,182478	45,27659	2,5096165	2,0234344	6,7780708	35,723512	22,67679	49,179386	7,2575953	22,116865
LR_{cc}	33,581579	47,420703	13,522868	5,5297541	15,011711	44,370534	30,91043	49,587025	14,227226	26,089166
Testiranje hipoteza (Hi kvadrat Test)										
LR_{uc}	Accept	Accept	Reject	Accept	Reject	Reject	Reject	Accept	Reject	Reject
LR_{ind}	Reject	Reject	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject
LR_{cc}	Reject	Reject	Reject	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject

Izvor: Račun autora

Tabela 4. 33. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za HS 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (relativno normalni tržišni scenario)

	BELEX 15		S&P 500		CROBEX		SOFIX		SBITOP	
	Istorijska simulacija		Istorijska simulacija		Istorijska simulacija		Istorijska simulacija		Istorijska simulacija	
	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
T_0	1108	1077	1105	1058	1107	1059	1110	1067	1107	1061
T_1	15	46	18	65	16	64	13	56	16	62
T_{00}	1097	1042	1087	996	1092	1008	1100	1022	1094	1008
T_{01}	11	35	18	62	15	51	10	45	13	53
T_{10}	11	35	18	62	15	51	10	45	13	53
T_{11}	4	11	0	3	1	13	3	11	3	9
$\hat{p}$	1,34%	4,10%	1,60%	5,79%	1,42%	5,70%	1,16%	4,99%	1,42%	5,52%
$L(\hat{p})$	2,60E-35	4,04E-84	8,59E-41	1,47E-108	3,64E-37	2,42E-107	1,63E-31	2,36E-97	3,64E-37	6,85E-105
$L(p)$	1,46E-35	1,45E-84	1,50E-41	7,32E-109	1,47E-37	1,39E-107	1,43E-31	2,36E-97	1,47E-37	5,02E-105
$\hat{p}_{01}$	0,99%	3,25%	1,63%	5,86%	1,36%	4,82%	0,90%	4,22%	1,17%	5,00%
$\hat{p}_{11}$	26,67%	23,91%	0,00%	4,62%	6,25%	20,31%	23,08%	19,64%	18,75%	14,52%
$L(\hat{p}_t)$	2,72E-31	9,44E-79	1,15E-40	1,62E-108	7,67E-37	1,52E-103	1,49E-28	8,98E-94	8,74E-35	2,74E-103
LR_{uc}	1,1566415	2,052816	3,4854967	1,4004951	1,8084933	1,1075228	0,2681947	0,0004222	1,8084933	0,6214922
LR_{ind}	18,508957	24,722242	0,5864513	0,1855487	1,4904775	17,487784	13,632426	16,485577	10,963231	7,3751491
LR_{cc}	19,665599	26,775058	4,071948	1,5860439	3,2989708	18,595307	13,900621	16,485999	12,771724	7,9966412
Testiranje hipoteza (Hi kvadrat Test)										
LR_{uc}	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept
LR_{ind}	Reject	Reject	Accept	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject
LR_{cc}	Reject	Reject	Accept	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject

Izvor: Račun autora

U tabelama 4.32. i 4.33. prikazani su rezultati *backtestinga* za VaR model zasnovan na pristupu istorijske simulacije za intervale poverenja od 95% i 99% za dva različita scenarija. Na bazi kriterijuma koje smo prethodno postavili, u **stresnom tržišnom scenariju** model istorijske simulacije za interval poverenja od 95% adekvatno je procenio tržišni rizik jedino u slučaju S&P 500 indeksa, jer je zadovoljio istovremeno i svojstvo nezavisnosti i svojstvo bezuslovne pokrivenosti. Takođe i test uslovne pokrivenosti, koji je kombinacija ova dva modela, prihvata VaR model. U slučaju zemalja u razvoju najbolju situaciju imamo u slučaju Belex 15 indeksa za oba intervala poverenja kada je u pitanju test bezuslovne pokrivenosti, odnosno broj prekoračenja od procenjenog VaR-a je u granicama koje dozvoljavaju postavljeni intervali poverenja. Ovaj test je prošao još samo indeks SOFIX za nivo pouzdanosti od 95%, dok u slučaju CROBEX-a i SBITOP-a imamo odbacivanje VaR modela. Međutim u svim ostalim slučajevima koji se odnose na svojstvo nezavisnosti i uslovne pokrivenosti, VaR model nije prošao testove ni na jednom tržištu zemalja u razvoju i u potpunosti se odbacuje VaR model. Ako se pridržimo oba kriterijuma *backtesting-a* koja smo strogo postavili, možemo izvesti krajnji zaključak da 95% VaR model istorijske simulacije za dati scenario jedino tačno meri maksimalni potencijalni gubitak u slučaju razvijenog tržišta kapitala, dok bi njegova primena na nerazvijenim tržištima značajno potcenila tržišni rizik, i samim tim bi pretrpeli znatno više gubitke nego što nam je sugerisao model istorijske simulacije.

U **normalnim tržišnim uslovima** svi analizirani indeksi su imali broj izuzetaka koji je u skladu sa nivoom značajnosti i od 1% i od 5%, odnosno prošli su Kupikov test. Međutim, samo su S&P 500 i CROBEX istovremeno prošli sva tri *backtest-a*. S&P 500 za oba intervala poverenja, dok je CROBEX prošao validaciju za interval poverenja od 99%. Kada su u pitanju ostala analizirana tržišta akcija, nema značajnijih pomaka u rezultatima *backtesting-a* u odnosu na stresni period istraživanja, izuzev što su indeksi koji su pokazivali previše izuzetaka od procenjenog VaR broja u relativno stabilnom vremenskom periodu prošli bazični Kupikov test stope neuspeha. Rezultati testova nezavisnosti i uslovne pokrivenosti navode nas na odbacivanje VaR modela zasnovanog na istorijskoj simulaciji, kada je u pitanju verodostojna procena izloženosti tržišnom riziku, tj. potencijalnom maksimalnom gubitku investitora na tržištima kapitala u razvoju. Jedino u normalnom tržišnom scenariju kada je u pitanju hrvatsko tržište kapitala, pristup istorijske simulacije bi se mogao uzeti kao uspešna mera tržišnog rizika, dok je u slučaju ostalih analiziranih tržišta kapitala u razvoju ovaj model potcenio rizik. Na kraju još treba napomenuti, da za većinu indeksa vrednosti LR_{ind} i cc statistike beleže manje vrednosti u normalnim tržišnim okolnostima, u odnosu na stresni period, ali ipak to nije bilo dovoljno da se ne predju kritične vrednosti H_i kvadrat raspodele.

Tabela 4. 34. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za RM 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (stresni tržišni scenario)

	BELEX 15		S&P 500		CROBEX		SOFIX		SBITOP	
	Risk Metrics 0,94		Risk Metrics 0,94		Risk Metrics 0,94		Risk Metrics 0,94		Risk Metrics 0,94	
	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
T_0	1242	1202	1229	1181	1232	1191	1225	1170	1231	1193
T_1	18	58	31	79	28	69	35	90	29	67
T_{00}	1228	1155	1199	1104	1206	1129	1197	1098	1206	1135
T_{01}	14	47	30	77	26	62	28	72	25	58
T_{10}	14	47	30	77	26	62	28	72	25	58
T_{11}	4	11	1	2	2	7	7	18	4	9
$\hat{p}$	1,43%	4,60%	2,46%	6,27%	2,22%	5,48%	2,78%	7,14%	2,30%	5,32%
$L(\hat{p})$	1,06E-41	7,20E-103	6,68E-64	5,93E-129	4,85E-59	6,68E-117	3,49E-70	1,56E-141	1,12E-60	2,05E-114
$L(p)$	3,79E-42	5,81E-103	4,32E-68	8,13E-130	4,19E-62	4,99E-117	4,50E-76	6,98E-144	4,24E-64	1,80E-114
$\hat{p}_{01}$	1,13%	3,91%	2,44%	6,52%	2,11%	5,21%	2,29%	6,15%	2,03%	4,86%
$\hat{p}_{11}$	22,22%	18,97%	3,23%	2,53%	7,14%	10,14%	20,00%	20,00%	13,79%	13,43%
$L(\hat{p}_1)$	3,48E-38	3,90E-99	6,92E-64	2,09E-128	1,36E-58	2,36E-116	2,67E-66	9,39E-138	7,81E-59	6,12E-113
LR_{uc}	2,0637084	0,4286175	19,290761	3,9723013	14,107342	0,584231	27,120262	10,815144	15,765311	0,2621393
LR_{ind}	16,18465	17,193906	0,0709634	2,5191983	2,0574993	2,5218496	17,886207	17,40972	8,4853496	6,7921534
LR_{cc}	18,248358	17,622524	19,361725	6,4914995	16,164841	3,1060806	45,006469	28,224864	24,25066	7,0542927
Testiranje hipoteza (Hi kvadrat Test)										
LR_{uc}	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Accept	Reject	Reject	Reject	Accept
LR_{ind}	Reject	Reject	Accept	Accept	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject
LR_{cc}	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject

Izvor: Račun autora

Tabela 4. 35. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za RM 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (relativno normalni tržišni scenario)

	BELEX 15		S&P 500		CROBEX		SOFIX		SBITOP	
	Risk Metrics 0,94		Risk Metrics 0,94		Risk Metrics 0,94		Risk Metrics 0,94		Risk Metrics 0,94	
	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
T_0	1107	1073	1095	1058	1102	1070	1094	1050	1099	1068
T_1	16	50	28	65	21	53	29	73	24	55
T_{00}	1093	1032	1068	995	1081	1021	1071	993	1079	1019
T_{01}	14	41	27	63	21	49	23	57	20	49
T_{10}	14	41	27	63	21	49	23	57	20	49
T_{11}	2	9	1	2	0	4	6	16	4	6
$\hat{p}$	1,42%	4,45%	2,49%	5,79%	1,87%	4,72%	2,58%	6,50%	2,14%	4,90%
$L(\hat{p})$	3,64E-37	1,61E-89	1,27E-57	1,47E-108	4,72E-46	1,78E-93	3,30E-59	4,95E-118	4,03E-51	4,55E-96
$L(p)$	1,47E-37	1,11E-89	1,66E-61	7,32E-109	1,55E-47	1,62E-93	1,68E-63	4,31E-119	1,60E-53	4,49E-96
$\hat{p}_{01}$	1,26%	3,82%	2,47%	5,95%	1,91%	4,58%	2,10%	5,43%	1,82%	4,59%
$\hat{p}_{11}$	12,50%	18,00%	3,57%	3,08%	0,00%	7,55%	20,69%	21,92%	16,67%	10,91%
$L(\hat{p}_1)$	5,86E-36	1,49E-86	1,35E-57	2,56E-108	7,05E-46	2,73E-93	3,46E-49	1,36E-113	3,93E-44	2,53E-95
LR_{uc}	1,8084933	0,735017	17,876723	1,4004951	6,8353234	0,1894062	19,770562	4,8827268	11,061566	0,0249546
LR_{ind}	5,5597124	13,660634	0,1217454	1,1005971	0,8004114	0,8504752	46,149734	20,447221	32,186489	3,435418
LR_{cc}	7,3682057	14,395651	17,998468	2,5010922	7,6357348	1,0398814	65,920296	25,329948	43,248055	3,4603726
Testiranje hipoteza (Hi kvadrat Test)										
LR_{uc}	Accept	Accept	Reject	Accept	Reject	Accept	Reject	Reject	Reject	Accept
LR_{ind}	Reject	Reject	Accept	Accept	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Accept
LR_{cc}	Reject	Reject	Reject	Accept	Reject	Accept	Reject	Reject	Reject	Accept

Izvor: Račun autora

U tabelama 4.34. i 4.35. prikazani su rezultati *backtesting*-a za RiskMetrics VaR model zasnovan na pristupu eksponencijalno ponderisanih pokretnih proseka sa standardizovanim lambda koeficijentom ili faktorom opadanja od 0,94 za intervale poverenja od 95% i 99% za dva različita tržišna scenarija. Na osnovu kriterijuma da obe osobine modela moraju istovremeno biti ispunjene, u **stresnom tržišnom scenariju** Risk Metrics model za interval poverenja od 95% adekvatno je procenio tržišni rizik jedino u slučaju CROBEX indeksa, jer je zadovoljio istovremeno i svojstvo nezavisnosti i svojstvo bezuslovne pokrivenosti. Takodje i test uslovne pokrivenosti, koji je kombinacija ova dva modela, prihvata VaR model u slučaju CROBEX-a. Kada su u pitanju ostala nerazvijena tržišta najbolju situaciju opet imamo u slučaju Belex 15 indeksa za oba intervala poverenja kada je u pitanju test bezuslovne pokrivenosti, odnosno broj prekoračenja od procenjenog VaR-a je u granicama koje dopuštaju intervali poverenja. Ovaj test je prošao i indeks SBITOP za nivo pouzdanosti od 95%, dok u slučaju SOFIX-a imamo odbacivanje VaR modela. Što se tiče rezultata Kupikovog testa na efikasnom tržištu, broj izuzetaka nije ni za jedan interval poverenja u skladu sa dozvoljenim brojem odstupanja od prognozirano VaR-a. Međutim kada je u pitanju grupisanje izuzetaka od VaR-a, kod S&P 500 imamo pozitivan rezultat za oba intervala poverenja, tj. da su izuzeci nezavisni tokom vremena, ali kao što smo već konstatovali da svojstvo bezuslovne pokrivenosti nije ispunjeno, tako da Risk Metrics model pruža performanse ispod očekivanja u proceni rizika u volatilnom periodu čak i na razvijenim tržištima kapitala. Osobina nezavisnosti nije ispunjena ni na jednom neefikasnom tržištu, naravno osim CROBEX-a, što smo prethodno naveli. Ako se pridržimo oba kriterijuma *backtesting*-a koja smo strogo postavili, možemo izvesti krajnji zaključak da 95% RiskMetrics VaR model za dati tržišni scenario jedino tačno meri maksimalni potencijalni gubitak u slučaju hrvatskog tržišta kapitala, dok bi njegova primena na ostalim nerazvijenim tržištima, pa čak i na tržištu u SAD-u, značajno potcenila tržišni rizik.

U **normalnim tržišnim uslovima** rezultati backtestova su pozitivniji u odnosu na stresni period. S&P 500, CROBEX i SBITOP prošli su sva tri backtesta za interval poverenja od 95% i može se smatrati da precino kvantifikuju tržišni rizik. Rezultati backtestov-a za BELEX 15 su zadržali iste karakteristike kao i u tabeli 4.34., sa tim što su vrednosti LR_{unwind}^{cc} statistike zabeležile znatno niže vrednosti od volatilnog perioda, ali ipak nedeovoljno da se ne predju kritične vrednosti testa. Bugarsko tržište kapitala za oba scenarija beleži veoma loše rezultate kada je u pitanju Risk Metrics model, i može se zaključiti da bi merenje rizika na bazi ove metrike izložilo potencijalne investitore ili finansijke institucije veoma velikim gubicima.

Tabela 4. 36. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za optimizovani EWMA 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (stresni tržišni scenario)

	BELEX 15		S&P 500		CROBEX		SOFIX		SBITOP	
	EWMA Optimal		EWMA Optimal		EWMA Optimal		EWMA Optimal		EWMA Optimal	
	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
T_0	1233	1181	1252	1188	1214	1137	1212	1147	1217	1166
T_1	27	79	8	72	46	123	48	113	43	94
T_{00}	1208	1117	1244	1117	1169	1029	1166	1055	1177	1080
T_{01}	25	64	8	71	45	108	46	92	40	86
T_{10}	25	64	8	71	45	108	46	92	40	86
T_{11}	2	15	0	1	1	15	2	21	3	8
$\hat{p}$	2,14%	6,27%	0,63%	5,71%	3,65%	9,76%	3,81%	8,97%	3,41%	7,46%
$L(\hat{p})$	2,17E-57	5,93E-129	9,09E-22	1,39E-120	1,83E-86	9,80E-176	2,74E-89	7,08E-166	3,72E-82	5,99E-146
$L(p)$	4,15E-60	8,13E-130	3,43E-22	7,27E-121	5,02E-98	4,42E-186	5,13E-102	2,71E-173	4,88E-92	5,36E-149
$\hat{p}_{01}$	2,03%	5,42%	0,64%	5,98%	3,71%	9,50%	3,80%	8,02%	3,29%	7,38%
$\hat{p}_{11}$	7,41%	18,99%	0,00%	1,39%	2,17%	12,20%	4,17%	18,58%	6,98%	8,51%
$L(\hat{p}_1)$	6,79E-57	1,85E-125	9,56E-22	8,79E-120	2,17E-86	1,51E-175	2,76E-89	2,08E-163	7,28E-82	6,48E-146
LR_{uc}	12,52244	3,9723013	1,9488581	1,2963599	53,2373	47,645277	58,614661	34,159457	45,512246	14,039953
LR_{ind}	2,2759384	16,096673	0,1022371	3,6897742	0,3430148	0,8623339	0,0168913	11,363664	1,3419102	0,1563005
LR_{cc}	14,798378	20,068975	2,0510952	4,9861341	53,580315	48,507611	58,631552	45,523121	46,854156	14,196253
Testiranje hipoteza (Hi kvadrat Test)										
LR_{uc}	Reject	Reject	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject
LR_{ind}	Accept	Reject	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Reject	Accept	Accept
LR_{cc}	Reject	Reject	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject

Izvor: Račun autora

Tabela 4. 37. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za EWMA 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (relativno normalni tržišni scenario)

	BELEX 15		S&P 500		CROBEX		SOFIX		SBITOP	
	EWMA Optimal		EWMA Optimal		EWMA Optimal		EWMA Optimal		EWMA Optimal	
	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
T_0	1098	1053	1093	1047	1085	1020	1086	1026	1086	1042
T_1	25	70	30	76	38	103	37	97	37	81
T_{00}	1074	994	1063	974	1048	929	1050	946	1052	967
T_{01}	24	59	30	73	37	91	36	80	34	75
T_{10}	24	59	30	73	37	91	36	80	34	75
T_{11}	1	11	0	3	1	12	1	17	3	6
$\hat{p}$	2,23%	6,23%	2,67%	6,77%	3,38%	9,17%	3,29%	8,64%	3,29%	7,21%
$L(\hat{p})$	8,98E-53	1,58E-114	8,89E-61	1,78E-121	7,88E-73	3,30E-150	2,28E-71	3,78E-144	2,28E-71	4,26E-127
$L(p)$	1,61E-55	2,96E-115	1,70E-65	6,29E-123	1,84E-81	1,87E-157	1,82E-79	8,80E-150	1,82E-79	2,54E-129
$\hat{p}_{01}$	2,19%	5,60%	2,74%	6,97%	3,41%	8,92%	3,31%	7,80%	3,13%	7,20%
$\hat{p}_{11}$	4,00%	15,71%	0,00%	3,95%	2,63%	11,65%	2,70%	17,53%	8,11%	7,41%
$L(\hat{p}_1)$	1,04E-52	1,11E-112	2,03E-60	3,21E-121	8,33E-71	4,87E-150	2,31E-69	2,82E-142	2,09E-66	4,27E-127
LR_{uc}	12,645612	3,3461844	21,735209	6,683057	39,753626	33,368857	37,294356	25,941267	37,294356	10,243816
LR_{ind}	0,3014763	8,5035111	1,6470504	1,1852518	9,3219962	0,7826683	9,2392428	8,6273725	22,848384	0,0049015
LR_{cc}	12,947088	11,849695	23,382259	7,8683088	49,075622	34,151525	46,533598	34,56864	60,142739	10,248717
Testiranje hipoteza (Hi kvadrat Test)										
LR_{uc}	Reject	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject
LR_{ind}	Accept	Reject	Accept	Accept	Reject	Accept	Reject	Reject	Reject	Accept
LR_{cc}	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject

Izvor: Račun autora

U tabelama 4.36. i 4.37. prikazani su rezultati *backtesting*-a za VaR model zasnovan na pristupu **eksponencijalno ponderisanih pokretnih proseka sa optimizovanim lambda faktorom**²⁶⁹ za svako pojedinačno tržište kapitala za intervale poverenja od 95% i 99% za dva različita tržišna scenarija. U **stresnom tržišnom scenariju** optimalni EWMA model za oba intervala poverenja od 95% i 99% tačno je evaluirao tržišni rizik jedino u slučaju S&P 500 indeksa, jer je zadovoljio istovremeno sva tri *backtest*-a. Malom korekcijom lambda faktora u odnosu na standardizovanu vrednost RM modela (0,94) kada su u pitanju dnevne stope prinosa, uspeali smo pronaći adekvatan model rizika u turbulentnim tržišnim dešavanjima kada su u pitanju efikasna i likvidna tržišta. Mogli bi zaključiti da za vreme kriza blagom modifikacijom osnovnog RiskMetrics modela možemo na verodostojan način predvideti potencijalne maksimalne gubitke. Definitivno da je optimalni EWMA model dobro ispratio dinamiku visoke volatilnosti kada su u pitanju razvijena tržišta. Takođe i test uslovne pokrivenosti prihvata VaR model u slučaju S&P 500 za oba nivoa pouzdanosti. Što se tiče nerazvijenih tržišta akcija ne možemo ni u jednom slučaju prihvatiti EWMA VaR model koji bi tačno merio tržišni rizik. Za razliku od razvijenog tržišta, optimizacija faktora opadanja nije dala vidno poboljšanje u odnosu na RM VaR. Imamo jedino neznatno poboljšanje u smislu da smo izbegli grupisanje izuzetaka od VaR-a, ali sa druge strane proizveli smo da broj dozvoljenih izuzetaka znatno prekoračuje predviđeni nivo pouzdanosti na neefikasnim tržištima kapitala.

U **normalnim tržišnim uslovima** rezultati *backtestov*-a nam sugerišu da se optimalni EWMA VaR model odbacuje kako na efikasnom tržištu, tako i na svim tržištima zemalja u razvoju. Medjutim ako malo dublje zadjemo u analizu rezultata na srpskom tržištu akcija, vidimo da je ovaj model jedini na ovom tržištu prošao test bezuslovne pokrivenosti za nivo poverenja od 95%, kada su u pitanju relativno stabilna tržišna dešavanja. Sa obzirom da se pridržavamo strogo postavljenog kriterijuma za prihvatanje VaR modela kao krajnje pouzdanog, test nezavisnosti u ovom slučaju je blago prešao kritičnu vrednost testa, tako da smo u konačnoj odluci odbacili ovaj model kao nepouzdan. Ali u svakom slučaju na ovaj VaR model treba obratiti pažnju, bar kad je u pitanju domaće tržište kapitala i mirna tržišna dešavanja bez preteranih oscilacija. Kao i kod RiskMetrics VaR-a, za bugarsko tržište akcija ovaj model takođe ostvaruje najlošije performanse.

²⁶⁹ Optimizovane vrednosti lambda faktora (λ) za svako tržište prikazane su u PRILOGU disertacije broj 1-5.

Tabela 4. 38. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za analitički 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (stresni tržišni scenario)

	BELEX 15		S&P 500		CROBEX		SOFIX		SBITOP	
	Analitički VaR		Analitički VaR		Analitički VaR		Analitički VaR		Analitički VaR	
	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
T_0	1239	1217	1220	1187	1238	1198	1222	1186	1233	1185
T_1	21	43	40	73	22	62	38	74	27	75
T_{00}	1225	1182	1183	1120	1219	1149	1192	1136	1210	1125
T_{01}	14	35	37	67	19	49	30	50	23	60
T_{10}	14	35	37	67	19	49	30	50	23	60
T_{11}	7	8	3	6	3	13	8	24	4	15
$\hat{p}$	1,67%	3,41%	3,17%	5,79%	1,75%	4,92%	3,02%	5,87%	2,14%	5,95%
$L(\hat{p})$	4,12E-47	3,72E-82	9,43E-78	8,49E-122	7,15E-49	4,49E-108	9,24E-75	5,26E-123	2,17E-57	3,30E-124
$L(p)$	3,91E-48	8,82E-84	4,73E-86	3,83E-122	3,95E-50	4,46E-108	4,64E-82	2,01E-123	4,15E-60	1,06E-124
$\hat{p}_{01}$	1,13%	2,88%	3,03%	5,64%	1,53%	4,09%	2,45%	4,22%	1,87%	5,06%
$\hat{p}_{11}$	33,33%	18,60%	7,50%	8,22%	13,64%	20,97%	21,05%	32,43%	14,81%	20,00%
$L(\hat{p}_1)$	7,80E-40	1,28E-78	2,39E-77	1,23E-121	3,48E-47	2,04E-103	2,19E-70	5,55E-111	2,59E-55	3,80E-120
LR_{uc}	4,7113693	7,4859465	38,220927	1,5931842	5,7942221	0,0167929	33,616341	1,9190914	12,52244	2,2737129
LR_{ind}	33,511636	16,277769	1,8574721	0,7499931	7,7665753	21,441551	20,145768	55,370561	9,5617849	18,703041
LR_{cc}	38,223005	23,763715	40,078399	2,3431772	13,560797	21,458344	53,762109	57,289653	22,084225	20,976754
Testiranje hipoteza (Hi kvadrat Test)										
LR_{uc}	Reject	Reject	Reject	Accept	Reject	Accept	Reject	Accept	Reject	Accept
LR_{ind}	Reject	Reject	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject
LR_{cc}	Reject	Reject	Reject	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject

Izvor: Račun autora

Tabela 4. 39. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za analitički 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (relativno normalni tržišni scenario)

	BELEX 15		S&P 500		CROBEX		SOFIX		SBITOP	
	Analitički VaR		Analitički VaR		Analitički VaR		Analitički VaR		Analitički VaR	
	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
T_0	1108	1092	1095	1061	1110	1074	1097	1068	1106	1065
T_1	14	30	27	61	13	49	26	55	17	58
T_{00}	1098	1066	1069	1003	1097	1033	1076	1027	1092	1015
T_{01}	10	26	26	58	13	41	21	41	14	50
T_{10}	10	26	26	58	13	41	21	41	14	50
T_{11}	4	4	1	3	0	8	5	14	3	8
$\hat{p}$	1,25%	2,67%	2,41%	5,44%	1,16%	4,36%	2,32%	4,90%	1,51%	5,16%
$L(\hat{p})$	2,01E-33	9,14E-61	5,17E-56	1,25E-103	1,63E-31	3,48E-88	2,09E-54	4,55E-96	5,42E-39	6,76E-100
$L(p)$	1,46E-33	4,40E-64	1,66E-59	1,00E-103	1,43E-31	2,11E-88	1,63E-57	4,49E-96	1,49E-39	6,54E-100
$\hat{p}_{01}$	0,90%	2,38%	2,37%	5,47%	1,17%	3,82%	1,91%	3,84%	1,27%	4,69%
$\hat{p}_{11}$	28,57%	13,33%	3,70%	4,92%	0,00%	16,33%	19,23%	25,45%	17,65%	13,79%
$L(\hat{p}_1)$	3,92E-29	3,34E-59	5,63E-56	1,27E-103	1,90E-31	8,33E-86	2,30E-51	8,77E-90	8,94E-37	1,90E-98
LR_{uc}	0,6450275	15,277634	16,084748	0,4386025	0,2681947	0,9995869	14,3115	0,0249546	2,5872334	0,0635041
LR_{ind}	19,755723	7,1955887	0,1713223	0,0347589	0,3045115	10,954237	14,011579	28,944826	10,209349	6,6724665
LR_{cc}	20,400751	22,473223	16,25607	0,4733613	0,5727062	11,953824	28,323079	28,96978	12,796582	6,7359706
Testiranje hipoteza (Hi kvadrat Test)										
LR_{uc}	Accept	Reject	Reject	Accept	Accept	Accept	Reject	Accept	Accept	Accept
LR_{ind}	Reject	Reject	Accept	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject
LR_{cc}	Reject	Reject	Reject	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject

Izvor: Račun autora

U tabelama 4.38. i 4.39. prikazani su rezultati *backtesting*-a za analitički VaR model, odnosno varijansa-kovarijansa VaR²⁷⁰ model za intervale poverenja od 95% i 99% za dva različita tržišna scenarija. Na osnovu kriterijuma da obe osobine modela moraju istovremeno biti ispunjene, u **stresnom tržišnom scenariju** VCV VaR model za interval poverenja od 95% adekvatno je procenio tržišni rizik jedino u slučaju S&P 500 indeksa, jer je zadovoljio istovremeno i svojstvo nezavisnosti i svojstvo bezuslovne pokrivenosti. Takodje i test uslovne pokrivenosti, koji je kombinacija ova dva modela, prihvata VaR model u slučaju američkog tržišta akcija. Pozitivni rezultati ovih standardizovanih i najčešće korišćenih VaR modela kada su u pitanju likvidna tržišta, idu nam u prilog potvrde hipoteze da ti modeli na adekvatan način prate i kvantifikuju rizik na efikasnim i razvijenim tržištima. Kada su u pitanju ostala nerazvijena tržišta najgoru situaciju imamo u slučaju Belex 15 indeksa za oba intervala poverenja kada su u pitanju sva tri *backtest*-a, tj. imamo broj prekoračenja od procenjenog VaR-a koji nije u granicama koje dopuštaju intervali poverenja i preterano grupisanje izuzetaka od VaR-a. Loši rezultati ovog modela su očigledni i kod ostalih tržišta, sa tim što na nivou značajnosti od 5%, CROBEX, SOFIX i SBITOP prolaze jedino Kupikov test. U suštini, VCV VaR model bi značajno potcenio izloženost tržišnom riziku na svim navedenim neefikasnim tržištima i odbacujemo ga u potpunosti.

U **normalnim tržišnim uslovima** rezultati *backtest*-ova neznatno daju bolje rezultate u odnosu na stresni period ako posmatramo BELEX 15, SOFIX i SBITOP. Kod BELEX 15 indeksa za ovaj scenario imamo da je na intervalu poverenja od 99% uspešno prošao test bezuslovne pokrivenosti, dok je za preostala dva *backtest*-a jedino zabeležena niža vrednost LR statistike, ali nedovoljno da bi prihvatili u potpunosti VaR model. SOFIX i SBITOP takodje pored pozitivnog Kupikovog testa, uspeali su da ostvare dosta niže vrednosti racia verodostojnosti²⁷¹ ali takodje nedovoljno da bi potvrdili verodostojnost VCV modela. S&P 500, kao i u stresnom scenariju za interval poverenja od 95%, i CROBEX za interval poverenja od 99% prošli su sva tri *backtest*-a i može se smatrati da VCV VaR model precizno evaluira izloženost tržišnom riziku kada je reč o investiranju na ovim tržištima.

Na osnovu detaljno sprovedene analize do sada obradjenih VaR modela koji spadaju u grupu najrasprostranjenijih i najčešće korišćenih modela od strane finansijskih institucija i ostalih investitora kada se radi o merenju i kvantifikaciji tržišnog rizika na efikasnim tržištima kapitala, možemo potvrditi generalnu hipotezu disertacije da VaR modeli koji su razvijeni za

²⁷⁰ VCV VaR model

²⁷¹ LR statistika

efikasna i likvidna tržišta kapitala značajno potcenjuju tržišni rizik na tržištima akcija zemalja u razvoju. Naročito su evidentne loše performanse VaR modela (HS, RM, EWMA i VCV) na tržištima kapitala u Srbiji, Bugarskoj i Sloveniji u oba tržišna scenarija. Iako je većina ovih standardnih modela potcenila tržišni rizik i u Hrvatskoj, naročito u stresnom tržišnom scenariju, ipak je evidentan pomak u odnosu na ostale nerazvijene zemlje kada je u pitanju mogućnost primene nekog od ovih VaR modela i validno merenje rizika. U prilog tome nam ide činjenica da je RiskMetrics 95% VaR model ostvario uspešno predviđanje rizika u Hrvatskoj za vreme turbulentnih tržišnih dešavanja. Situacija je čak dosta povoljnija kada je u pitanju scenario relativno normalnih tržišnih uslova, gde su uz RiskMetrics, čak i modeli istorijske simulacije i analitički model uspešno prošli sve *backtestove* i pravilno kvantifikovali rizik na hrvatskom tržištu akcija. Sumarni rezultati sa performansama VaR modela su prikazani u tabelama 4.44. do 4.47., na bazi kojih smo izneli prethodno navedene zaključke.

Rezultati *backtest*-ova standardnih VaR modela na efikasnom američkom tržištu akcija beleže odlične rezultate za oba tržišna scenarija i mogu se smatrati pouzdanim merama rizika, za razliku od njihove primene na tržištu akcija zemalja u razvoju. Takodje, rezime rezultata se nalazi u tabelama 4.44.-4.47. S obzirom na činjenicu da skoro svaki od ova četiri VaR modela na nekom od intervala poverenja uspešno meri izloženost tržišnom riziku na tržištu kapitala SAD-a, i samim tim se smatraju konkurentskim modelima, u zadnjem poglavlju četvrtog dela rada ćemo rangirati te modele pomoću mera evaluacije prognoza, kako bi utvrdili koji od tih modela je predvideo najmanji gubitak u odnosu na prognozirani.

Takodje i druga generalna hipoteza disertacije koja glasi da je ocena uspešnosti mera rizika jedino verodostojna ako izvršimo validaciju modela pomoću više različitih statističkih testova je potvrđena i prihvaćena. Da smo se oslonili samo na jednu vrstu *backtest*-a, znatno bi bili više izloženi riziku i potencijalnom gibtku nego što nam je VaR model sugerisao na bazi rezultata samo jednog modela validacije. To bi nam stvorilo potpuno pogrešnu sliku o uspešnosti većine VaR modela, kao što smo i mogli zaključiti nakon upošljavanja više od jednog *backtest*-a.

U nastavku pribegavamo analizi i procesu *backtesting*-a poslednja dva VaR modela koje smo razvili u ovoj disertaciji. U pitanju su nestandardni VaR modeli koji su znatno kompleksniji, sofisticiraniji i zahtevniji za izračunavanje. Rezultati validacije ovih modela poslužiće nam u svrhu prihvatanja ili odbacivanja prostale dve posebne hipoteze disertacije.

Tabela 4. 40. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za GARCH 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (stresni tržišni scenario)

	BELEX 15		S&P 500		CROBEX		SOFIX		SBITOP	
	GARCH VaR		GARCH VaR		GARCH VaR		GARCH VaR		GARCH VaR	
	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
T_0	1243	1201	1216	1163	1238	1193	1228	1175	1219	1161
T_1	17	59	44	97	22	67	32	85	41	99
T_{00}	1227	1150	1172	1072	1217	1131	1197	1100	1180	1073
T_{01}	16	51	44	91	21	62	31	75	39	88
T_{10}	16	51	44	91	21	62	31	75	39	88
T_{11}	1	8	0	6	1	5	1	10	2	11
$\hat{p}$	1,35%	4,68%	3,49%	7,70%	1,75%	5,32%	2,54%	6,75%	3,25%	7,86%
$L(\hat{p})$	7,56E-40	3,50E-104	1,33E-83	3,31E-149	7,15E-49	2,05E-114	1,71E-65	6,73E-136	3,13E-79	2,35E-151
$L(p)$	3,75E-40	3,06E-104	4,92E-94	7,81E-153	3,95E-50	1,80E-114	4,37E-70	1,73E-137	4,78E-88	2,16E-155
$\hat{p}_{01}$	1,29%	4,25%	3,62%	7,82%	1,70%	5,20%	2,52%	6,38%	3,20%	7,58%
$\hat{p}_{11}$	5,88%	13,56%	0,00%	6,19%	4,55%	7,46%	3,13%	11,76%	4,88%	11,11%
$L(\hat{p}_1)$	1,58E-39	1,54E-102	6,54E-83	3,96E-149	1,02E-48	2,75E-114	1,75E-65	3,13E-135	3,66E-79	4,78E-151
LR_{uc}	1,3991006	0,2728726	48,040497	16,700817	5,7942221	0,2621393	21,153794	7,3246545	40,601327	18,586782
LR_{ind}	1,476029	7,5683207	3,1849057	0,3592251	0,7175626	0,5820492	0,0424708	3,075453	0,3105923	1,4205826
LR_{cc}	2,8751296	7,8411932	51,225403	17,060042	6,5117847	0,8441885	21,196264	10,400108	40,91192	20,007364
Testiranje hipoteza (Hi kvadrat Test)										
LR_{uc}	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject
LR_{ind}	Accept	Reject	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept
LR_{cc}	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject

Izvor: Račun autora

Tabela 4. 41. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za GARCH 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (relativno normalni tržišni scenario)

	BELEX 15		S&P 500		CROBEX		SOFIX		SBITOP	
	GARCH VaR		GARCH VaR		GARCH VaR		GARCH VaR		GARCH VaR	
	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
T_0	1104	1073	1081	1051	1106	1078	1081	1040	1084	1039
T_1	19	50	41	71	17	45	42	83	39	84
T_{00}	1089	1031	1043	985	1089	1037	1045	973	1050	964
T_{01}	15	42	38	66	17	41	36	67	34	75
T_{10}	15	42	38	66	17	41	36	67	34	75
T_{11}	4	8	3	5	0	4	6	16	5	9
$\hat{p}$	1,69%	4,45%	3,65%	6,33%	1,51%	4,01%	3,74%	7,39%	3,47%	7,48%
$L(\hat{p})$	1,44E-42	1,61E-89	3,96E-77	1,13E-115	5,42E-39	9,57E-83	1,46E-78	2,64E-129	2,80E-74	2,12E-130
$L(p)$	1,52E-43	1,11E-89	1,91E-87	1,64E-116	1,49E-39	2,75E-83	1,91E-89	7,03E-132	1,86E-83	3,70E-133
$\hat{p}_{01}$	1,36%	3,91%	3,52%	6,28%	1,54%	3,80%	3,33%	6,44%	3,14%	7,22%
$\hat{p}_{11}$	21,05%	16,00%	7,32%	7,04%	0,00%	8,89%	14,29%	19,28%	12,82%	10,71%
$L(\hat{p}_1)$	1,91E-39	2,92E-87	3,44E-72	1,16E-115	7,04E-39	2,89E-82	9,06E-77	2,49E-126	7,26E-73	3,93E-130
LR_{uc}	4,4967384	0,735017	47,507315	3,8565186	2,5872334	2,4933512	50,122367	11,856602	42,267377	12,702171
LR_{ind}	14,379433	10,406794	22,744969	0,0632171	0,5226246	2,2122235	8,2505614	13,695288	6,5122795	1,2345134
LR_{cc}	18,876171	11,141811	70,252285	3,9197357	3,1098579	4,7055748	58,372928	25,55189	48,779657	13,936684
Testiranje hipoteza (Hi kvadrat Test)										
LR_{uc}	Reject	Accept	Reject	Reject	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject
LR_{ind}	Reject	Reject	Reject	Accept	Accept	Accept	Reject	Reject	Accept	Accept
LR_{cc}	Reject	Reject	Reject	Accept	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject

Izvor: Račun autora

U tabelama 4.40. i 4.41. prikazani su rezultati *backtesting*-a za GARCH VaR model zasnovan na modelima autoregresivne uslovne heteroskedastičnosti za intervale poverenja od 95% i 99% za dva različita tržišna scenarija. U **stresnom tržišnom scenariju** GARCH VaR za interval poverenja od 99% adekvatno je po prvi put od do sada svih analiziranih modela procenio tržišni rizik u slučaju BELEX 15 indeksa, jer je zadovoljio istovremeno i svojstvo nezavisnosti i svojstvo bezuslovne pokrivenosti. Takodje i test uslovne pokrivenosti nije odbacio GARCH VaR u slučaju BELEX 15 indeksa. Kada su u pitanju ostala nerazvijena tržišta najbolju situaciju opet imamo u slučaju CROBEX indeksa koji je takodje položio sva tri *backtest*-a, samo za razliku od BELEX 15 indeksa za interval poverenja od 95%. Što se tiče samo rezultata testa bezuslovne pokrivenosti, odnosno da li je broj prekoračenja od procenjenog VaR-a u skladu sa intervalom poverenja, ovaj test je prošao samo indeks Belex 15 za nivo pouzdanosti od 95%, dok u slučaju SOFIX-a, SBITOP-a i CROBEX-a imamo odbacivanje VaR modela na bazi ovog testa. Što se tiče rezultata Kupikovog testa na efikasnom tržištu, takodje broj izuzetaka nije ni za jedan interval poverenja u skladu sa dozvoljenim brojem odstupanja od prognoziranog VaR-a. Međutim kada se radi o grupisanju izuzetaka od VaR-a, GARCH VaR daje zadovoljavajuće rezultate kod svih analiziranih tržišta za oba intervala poverenja. Ako se pridržimo oba kriterijuma *backtesting*-a koja smo strogo postavili, možemo izvesti krajnji zaključak da 95% GARCH VaR model u Hrvatskoj i 99% GARCH VaR model u Srbiji za dati tržišni scenario jedino tačno mere maksimalni potencijalni gubitak kada koristimo navedenu metodologiju modeliranja rizika, dok bi njihova primena na ostalim nerazvijenim tržištima, pa čak i na tržištu u SAD-u, značajno potcenila stvarni gubitak. To nam sugeriše da smo uspeli odlično da modeliramo volatilnost na ova dva tržišta i pronadjemo adekvatne modele iz GARCH familije, na bazi kojih smo utvrdili VaR.

U **normalnim tržišnim uslovima** rezultati backtestova beleže dosta slabije rezultate u odnosu na stresni period. To je naročito evidentno kod srpskog tržišta kapitala, gde imamo samo jedan položen test (Kupikov) za nivo značajnosti od 5%, iako vrednosti test statistike u ostalim slučajevima nisu preterano udaljene od kritičnih vrednosti testova. Loše performanse su opet prisutne kod bugarskog tržišta kapitala, kao i S&P 500 za interval od 99%. S&P 500 i CROBEX prošli su sva tri *backtest*-a za interval poverenja od 95% i može se smatrati da precizno kvantifikuju tržišni rizik. CROBEX čak i za nivo značajnosti od 1% u potpunosti zadovoljava sve kriterijume verodostojnosti. Rezultati *becktestov*-a za SBITOP su zadržali iste karakteristike kao i u tabeli 4.40., odnosno samo su testovi nezavisnosti dali dobre prognoze, dok je broj izuzetaka i dalje van granica bezuslovne pokrivenosti.

Tabela 4. 42. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za FHS 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (stresni tržišni scenario)

	BELEX 15		S&P 500		CROBEX		SOFIX		SBITOP	
	FHS VaR		FHS VaR		FHS VaR		FHS VaR		FHS VaR	
	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
T_0	1248	1197	1245	1199	1244	1197	1248	1191	1239	1166
T_1	12	63	15	61	16	63	12	69	21	94
T_{00}	1235	1141	1230	1140	1228	1141	1236	1127	1219	1086
T_{01}	12	55	15	59	16	56	11	63	20	80
T_{10}	13	56	15	59	16	56	12	64	20	80
T_{11}	0	8	0	2	0	7	1	6	1	14
$\hat{p}$	0,95%	5,00%	1,19%	4,84%	1,27%	5,00%	0,95%	5,48%	1,67%	7,46%
$L(\hat{p})$	3,62E-30	2,35E-109	4,57E-36	8,76E-107	5,70E-38	2,35E-109	3,62E-30	6,68E-117	4,12E-47	5,99E-146
$L(p)$	3,57E-30	2,35E-109	3,68E-36	8,47E-107	3,72E-38	2,35E-109	3,57E-30	4,99E-117	3,91E-48	5,36E-149
$\hat{p}_{01}$	0,96%	4,59%	1,20%	4,92%	1,29%	4,68%	0,88%	5,29%	1,61%	6,86%
$\hat{p}_{11}$	0,00%	12,70%	0,00%	3,28%	0,00%	11,11%	7,69%	8,70%	4,76%	14,89%
$L(\hat{p}_i)$	4,11E-30	4,40E-108	5,48E-36	1,06E-106	7,00E-38	1,73E-108	4,41E-28	1,21E-116	3,50E-45	1,61E-144
LR_{uc}	0,0293246	0	0,4352222	0,0675146	0,8538168	0	0,0293246	0,584231	4,7113693	14,039953
LR_{ind}	0,2501044	5,8639388	0,3614545	0,3793453	0,4115869	3,9984258	9,6045028	1,1903063	8,8819987	6,5817619
LR_{cc}	0,279429	5,8639388	0,7966767	0,44686	1,2654037	3,9984258	9,6338274	1,7745373	13,593368	20,621715
Testiranje hipoteza (Hi kvadrat Test)										
LR_{uc}	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Reject	Reject
LR_{ind}	Accept	Reject	Accept	Accept	Accept	Reject	Reject	Accept	Reject	Reject
LR_{cc}	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Reject	Accept	Reject	Reject

Izvor: Račun autora

Tabela 4. 43. - Rezultati i dijagnostika backtesting-a za FHS 1% i 5% VaR indeksa akcija u periodu 31.12.2007. - 31.12.2012. (relativno normalni tržišni scenario)

	BELEX 15		S&P 500		CROBEX		SOFIX		SBITOP	
	FHS VaR		FHS VaR		FHS VaR		FHS VaR		FHS VaR	
	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
T_0	1109	1068	1104	1073	1115	1080	1095	1050	1095	1032
T_1	14	55	19	50	7	42	27	72	28	91
T_{00}	1095	1022	1087	1026	1108	1046	1073	991	1070	953
T_{01}	13	45	16	46	7	34	21	58	25	79
T_{10}	14	46	16	46	7	34	22	59	25	79
T_{11}	1	10	3	4	0	8	6	14	3	12
$\hat{p}$	1,25%	4,90%	1,69%	4,46%	0,62%	3,74%	2,41%	6,42%	2,49%	8,10%
$L(\hat{p})$	1,99E-33	4,55E-96	1,46E-42	1,68E-89	3,43E-19	1,52E-78	5,17E-56	7,67E-117	1,27E-57	6,51E-138
$L(p)$	1,44E-33	4,49E-96	1,53E-43	1,17E-89	1,36E-19	1,99E-79	1,66E-59	8,62E-118	1,66E-61	4,14E-142
$\hat{p}_{01}$	1,17%	4,21%	1,45%	4,29%	0,63%	3,15%	1,92%	5,52%	2,28%	7,66%
$\hat{p}_{11}$	6,67%	18,18%	15,79%	8,00%	0,00%	19,05%	21,43%	19,44%	10,71%	13,19%
$L(\hat{p}_i)$	4,94E-33	3,89E-93	4,86E-37	3,18E-89	3,58E-19	3,32E-75	8,23E-46	1,25E-113	1,70E-52	2,89E-137
LR_{uc}	0,640027	0,0249546	4,5107805	0,7235624	1,8509836	4,0705411	16,084748	4,3707322	17,876723	19,326596
LR_{ind}	1,8221842	13,501528	25,427543	1,2734118	0,087893	15,377407	46,981301	14,793509	23,616523	2,9787501
LR_{cc}	2,4622112	13,526483	29,938323	1,9969742	1,9388765	19,447948	63,066049	19,164241	41,493245	22,305346
Testiranje hipoteza (Hi kvadrat Test)										
LR_{uc}	Accept	Accept	Reject	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject
LR_{ind}	Accept	Reject	Reject	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Accept
LR_{cc}	Accept	Reject	Reject	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Reject	Reject

Izvor: Račun autora

U tabelama 4.42. i 4.43. prikazani su rezultati validacije VaR modela zasnovanog na filtriranoj istorijskoj simulaciji za intervale poverenja od 95% i 99% za dva različita tržišna scenarija. Uvidom u tabelu 4.42. koja predstavlja **stresne tržišne okolnosti** sudeći po rezultatima *backtest*-ova model filtrirane istorijske simulacije pokazuje izuzetno odličnu prediktivnu sposobnost izloženosti tržišnom riziku. Čak za oba intervala poverenja FHS VaR model adekvatno procenjuje tržišni rizik na tržištima kapitala u Srbiji, Hrvatskoj i SAD-u. Po prvi put u dosadašnjem istraživanju i ispitivanju ukupno šest različitih VaR modela, i na bugarskom tržištu kapitala na nivou pozdanosti od 95% ovaj model je u potpunosti uhvatio izloženost i adekvatno kvantifikovao tržišni rizik. Za interval poverenja od 99% kod SOFIX-a imamo prihvatljivu stopu greške, koja je u skladu sa postavljenim intervalom poverenja. Jedino u slučaju SBITOP indeksa za oba intervala poverenja svi *backtest*-ovi su u potpunosti odbacili VaR model zasnovan na ovom pristupu, jer nije zadovoljeno ni jedno svojstvo koje je bi trebalo da poseduje tačan model rizika, pa je samim tim i rizik značajno potcenjen.

U **normalnim tržišnim uslovima** rezultati *backtest*-ova su za nijansu lošiji u odnosu na stresni period. S&P 500, CROBEX i BELEX 15 prošli su takodje sva tri *backtest*a, ovog puta za interval poverenja od 95% (SAD) i 99% (Srbija i Hrvatska) i može se smatrati da FHS VaR precizno kvantifikuje tržišni rizik i za ovaj hipotetički scenario. Rezultati *backtest*-ova za CROBEX, SOFIX i SBITOP na intervalu od 99% beleže veoma loše rezultate kada je u pitanju FHS model, jer imamo odbacivanja FHS VaR-a na bazi svih sprovedenih testova. Kod indeksa SBITOP ovaj model je jedino dobro uhvatio grupisanje izuzetaka za nivo značajnosti od 5%, što je poboljšanje u odnosu na stresni scenario.

Na osnovu dobijenih rezultata verifikacije poslednja dva analizirana VaR modela, procena VaR-a zasnovanog na modelima uopštene autoregresivne uslovne heteroskedastičnosti pruža i više nego zadovoljavajuće rezultate na tržištima kapitala u razvoju kako pod pretpostavkom normalnih tržišnih okolnosti, tako i u uslovima visoke tržišne volatilnosti. Primenjeni GARCH modeli kao krucijalni inputi za modeliranje VaR-a, uz kombinaciju sa neparametarskim modelom istorijske simulacije, izgleda da na adekvatan i precizan način mere tržišni rizik kada je u pitanju tržište kapitala u Srbiji. Shodno dosta nepovoljnom stanju osnovnih karakteristika serije prinosa koje smo istražili ranije u radu, ovi modeli su uspeali da odlično uhvate dinamiku procesa generisanja volatilnosti na tržištima zemalja u razvoju, a naročito raduje njihova aplikativnost na tržištu kapitala u Srbiji. Iako su standardni VaR modeli potcenili stvarnu izloženost tržišnom riziku na našem tržištu akcija, pokazali smo da je moguće uspešno meriti rizik i na našem tržištu, uz primenu sofisticarnih

metoda za izračunavanje VaR-a kao *risk* metrike, čak i u veoma turbulentnim i volatilnim uslovima. Iako je tržište većine analiziranih tržišta u razvoju nelikvidno, odnosno jednom rečju neefikasno, pokazali smo da se i na takvim tržištima može vršiti modeliranje, odnosno prognoza volatilnosti i uspešno pratiti dinamika grupisanja volatilnosti, a što je kasnije dalo relevantne procene VaR-a zasnovanog na modelima uslovne volatilnosti.

Što se tiče primene ovih kompleksnih modela na razvijenim tržištima, takodje ostvaruju dobre prognoze, ali se čini da su primereniji nerazvijenim tržištima. Ovu pretpostavku ćemo ispitati i dati konačan nalaz tek nakon davanja skora i određivanja ranga medju konkurentskim VaR modelima koji su ispunili sva ograničenja postavljena prilikom detaljne verifikacije VaR modela.

Da još jednom kratko rezimiramo na temelju postavljene glavne hipoteze, izvršene *backtesting* statistike na 95% i 99% intervalu poverenja jasno upućuju na zaključak da rasprostranjeni modeli obračuna VaR-a, kao što su istorijska simulacija, analitički pristup i RiskMetrics sistem ne odslikavaju na adekvatan način dinamiku procesa generisanja podataka berzanskih akcijskih indeksa na većini tržišta zemalja u razvoju, i značajno potcenjuju tržišni rizik.

Tabela 4. 44. - Identifikovani adekvatni 1% VaR modeli na različitim tržištima kapitala (stresni scenario)

1% VaR model	Srbija	Hrvatska	Slovenija	Bugarska	SAD
HS*	!	×	×	×	!
RM	!	!	×	×	!
EWMA	!	!	!	!	✓
VCV**	×	×	×	×	!
GARCH	✓	!	!	!	!
FHS***	✓	✓	×	!	✓

Izvor: Obrada autora na osnovu tabela 4.32, 4.34, 4.36, 4.38, 4.40, 4.42

*Istorijska simulacija

**Varijansa kovarijansa model

***Filtrirana istorijska simulacija



- VaR model prošao sve backtestove



- VaR model prošao jedan od backtestova



- VaR model nije prošao ni jedan backtest

Tabela 4. 45. - Identifikovani adekvatni 5% VaR modeli na različitim tržištima kapitala (stresni scenario)

5% VaR model	Srbija	Hrvatska	Slovenija	Bugarska	SAD
HS	!	×	×	!	✓
RM	!	✓	!	×	!
EWMA	×	!	!	×	✓
VCV	×	!	!	!	✓
GARCH	!	✓	!	!	!
FHS	✓	✓	×	✓	✓

Izvor: Obrada autora na osnovu tabela 4.32, 4.34, 4.36, 4.38, 4.40, 4.42

Tabela 4. 46. - Identifikovani adekvatni 1% VaR modeli na različitim tržištima kapitala (normalni scenario)

1% VaR model	Srbija	Hrvatska	Slovenija	Bugarska	SAD
HS*	!	✓	!	!	✓
RM	!	!	✗	✗	!
EWMA	!	✗	✗	✗	!
VCV**	!	✓	!	✗	!
GARCH	✗	✓	!	✗	✗
FHS***	✓	✓	✗	✗	✗

Izvor: Obrada autora na osnovu tabela 4.33, 4.35, 4.37, 4.39, 4.41, 4.43

*Istorijska simulacija

**Varijansa kovarijansa model

***Filtrirana istorijska simulacija



- VaR model prošao sve backtestove



- VaR model prošao jedan od backtestova



- VaR model nije prošao ni jedan backtest

Tabela 4. 47. - Identifikovani adekvatni 5% VaR modeli na različitim tržištima kapitala (normalni scenario)

5% VaR model	Srbija	Hrvatska	Slovenija	Bugarska	SAD
HS*	!	!	!	!	✓
RM	!	✓	✓	✗	✓
EWMA	!	!	!	✗	!
VCV**	✗	!	!	!	✓
GARCH	!	✓	!	✗	✓
FHS***	!	✗	!	!	✓

Izvor: Obrada autora na osnovu tabela 4.33, 4.35, 4.37, 4.39, 4.41, 4.43

4.19. Rangiranje ocenjenih VaR modela

Statistička preciznost prognoze VaR modela je direktna posledica prethodno analizirane dve osobine VaR modela. Prognoze merenja izloženosti tržišnom riziku pomoću VaR modela se smatraju kao adekvatne, samo ako je model ispunio obe osobine, a to su bezuslovna pokrivenost i nezavisnost izuzetaka od VaR-a. Medjutim ove dve metrike ne mogu nam dati precizan odgovor na pitanje koji je od adekvatanih VaR modela precizniji jedan u odnosu na drugi. Drugim rečima, moramo odrediti koji model proizvodi VaR broj koji je bliži aktuelnom gubitku. Zbog toga moramo upotrebiti standardne metode evaluacije prognoza, da bi ispitali da li su razlike između modela koji su prošli oba *backtest*-a statistički značajne.²⁷² Model koji bude imao nižu vrednost funkcija gubitka smatraće se uspešnijim kada su u pitanju prognoze VaR-a u preciznom merenju tržišnog rizika.

Pre nego što prezentiramo rezultate sa vrednostima skora za sve modele i sva analizirana tržišta za oba testirana vremenska horizonta koji su preliminarno prošli statistički deo testova (odnosno prvu fazu procesa *backtestinga*), opisaćemo proceduru i kriterijume za rangiranje VaR modela. Da bi konačno istražili glavne karakteristike svakog testiranog VaR modela na analiziranim tržištima kapitala u razvoju, kao i na razvijenom i efikasnom tržištu, i proverili validnost nalaza, neophodno je da ocenimo uspešnost svakog testiranog VaR modela između svih berzanskih indeksa. Da bi se ovo postiglo potrebno je da se rangiraju konkurentski VaR modeli koji su imali sposobnost da zadovolje uslovnu pokrivenost (tj. da su prošli i Kupikov i Kristofersenov test nezavisnosti) za tržišni rizik kod analiziranih berzanskih indeksa. Dakle, rangiranje analiziranih VaR modela u ovoj disertaciji prvenstveno ćemo izvršiti razdvajajući VaR modele između onih koji su prošli Kupikov test i Kristofersenov test nezavisnosti i onih koji nisu istovremeno prošli oba *backtest*-a. Sumarni prikaz tako identifikovanih modela smo prezentovali u tabelama 4.44. – 4.47. VaR modeli koji su prošli naše stroge kriterijume *backtesting*-a rangiramo prema funkcijama gubitka²⁷³ i prema njihovim RMSE merama evaluacije. VaR modele koji nisu uspeli da prodju jedan od dva navedena testa, uz već pomenute kriterijume rangiranja, pri donošenju konačne odluke uzećemo u obzir i njihove stope greške (POF), dajući bolji skor modelu sa manjom frekvencijom greške. Dalje, rangiranje za VaR modele koji nisu uspeli da prodju ni jedan od

²⁷² Metodologija za rangiranje VaR modela je opisan i prezentovana u poglavlju 3.3. disertacije

²⁷³ Engl. Loss functions

testova sledi istu proceduru koja se odnosi na VaR modele koji zadovoljavaju sve *backtest*-ove. Na osnovu performansi ovih testova u drugoj fazi validacije modela VaR-a, dodelićemo ocene VaR modelima od 2 do 12, dajući najuspešnijem VaR modelu ocenu 12, dok će najneuspešnijem modelu biti dodeljena ocena 2. Rangiranje i konačan skor VaR modela za sva analizirana tržišta, dobijen na osnovu opisane procedure u oba scenaria, dat je u tabelama 4.48.-4.51. Detaljni izračuni funkcija gubitka (QL i AL) i mere evaluacije prognoze (RMSE) za svaki model na oba intervala poverenja, za svako tržište kapitala i za oba tržišna scenarija predstavljeni su u prilogu disertacije broj 19 i 20, na osnovu kojih smo procenili finalnu uspešnost različitih VaR modela i proglasili definitivnog “*pobednika*” kada je u pitanju merenje rizika na tržištu kapitala u Srbiji.

Tabela 4. 48. - Rangiranje VaR modela na analiziranim tržištima pomoću QL, AL i RMSE funkcija za interval poverenja od 99% (stresni scenario)

1% VaR model	Srbija	Hrvatska	Slovenija	Bugarska	SAD
HS	6* (4**)	2 (6)	4 (5)	4 (5)	4 (5)
RM	8 (3)	6 (4)	6 (4)	6 (4)	8 (3)
EWMA	4 (5)	8 (3)	12(1)	8 (3)	12 (1)
VCV	2 (6)	4 (5)	2 (6)	2 (6)	6 (4)
GARCH	10 (2)	10 (2)	10 (2)	10 (2)	2 (6)
FHS	12 (1)	12 (1)	8 (3)	12(1)	10 (2)

*-Skor; **-Rang

Izvor: Račun autora na osnovu tabele 4.44. i priloga broj 19

Tabela 4. 49. - Rangiranje VaR modela na analiziranim tržištima pomoću QL, AL i RMSE funkcija za interval poverenja od 95% (stresni scenario)

5% VaR model	Srbija	Hrvatska	Slovenija	Bugarska	SAD
HS	10* (2**)	2 (6)	4 (5)	10 (2)	6 (4)
RM	8 (3)	8 (3)	12(1)	2 (6)	4 (5)
EWMA	2 (6)	4 (5)	8 (3)	4 (5)	10 (2)
VCV	4 (5)	6 (4)	10 (2)	8 (3)	8 (3)
GARCH	6 (4)	10 (2)	6 (4)	6 (4)	2 (6)
FHS	12 (1)	12 (1)	2 (6)	12 (1)	12 (1)

*-Skor; **-Rang

Izvor: Račun autora na osnovu tabele 4.45. i priloga broj 19

Tabela 4. 50. - Rangiranje VaR modela na analiziranim tržištima pomoću QL, AL i RMSE funkcija za interval poverenja od 99% (normalni scenario)

1% VaR model	Srbija	Hrvatska	Slovenija	Bugarska	SAD
HS	6* (4**)	6 (4)	12(1)	12 (1)	12(1)
RM	10 (2)	4 (5)	4 (5)	6 (4)	10 (2)
EWMA	8 (3)	2 (6)	2 (6)	8 (3)	6 (4)
VCV	4 (5)	8 (3)	10 (2)	4 (5)	8 (3)
GARCH	2 (6)	12 (1)	8 (3)	2 (6)	2 (6)
FHS	12 (1)	10 (2)	6 (4)	10 (2)	4 (5)

*-Skor; **-Rang

Izvor: Račun autora na osnovu tabela 4.46. i priloga broj 20

Tabela 4. 51. - Rangiranje VaR modela na analiziranim tržištima pomoću QL, AL i RMSE funkcija za interval poverenja od 95% (normalni scenario)

5% VaR model	Srbija	Hrvatska	Slovenija	Bugarska	SAD
HS	6* (4**)	6 (4)	10 (2)	10 (2)	4 (5)
RM	8 (3)	12 (1)	12(1)	6 (4)	6 (4)
EWMA	4 (5)	4 (5)	2 (6)	4 (5)	2 (6)
VCV	2 (6)	8 (3)	8 (3)	12(1)	8 (3)
GARCH	10 (2)	10 (2)	6 (4)	2 (6)	10 (2)
FHS	12(1)	2 (6)	4 (5)	8 (3)	12(1)

*-Skor; **-Rang

Izvor: Račun autora na osnovu tabela 4.47. i priloga broj 20

Kada analiziramo uspešnost različitih VaR modela za interval poverenja od 99% u stresnom tržišnom scenariju, na osnovu konačnog ranga iz **tabele 4.48.** jasno zaključujemo da i na razvijenim tržištima i na tržištima zemlja u razvoju, zadovoljavajuće performanse beleže parametarski i polu-parametarski VaR modeli zasnovani na uslovnoj volatilnosti generisanoj pomoću modela uopštene autoregresivne uslovne heteroskedastičnosti (GARCH i FHS VaR), kao i EWMA i RM VaR. Veoma loše rezultate beleže model istorijske simulacije i analitički model (HS i VCV VaR). Ako posmatramo sumarne rezultate za svaku zemlju pojedinačno u odnosu na kriterijume koje smo postavili za eksplicitno prihvatanje VaR modela, vidimo da jedino u slučaju Srbije i SAD imamo više od jednog modela koji je ispunio stroge kriterijume.

Što se tiče srpskog tržišta kapitala model filtrirane istorijske simulacije uz GARCH model na intervalu poverenja od 99% prema funkcijama gubitka ima najbolje performanse u smislu da na adekvatan i precizan način meri tržišni rizik. Najlošije performanse se pripisuju VCV VaR modelu, koji je na začelju rang liste. Situacija na američkom tržištu nam ukazuje da je optimizovana EWMA najadekvatniji model kada je reč o prediktivnoj sposobnosti 1% VaR modela u stresnom scenariju, dok ga potom sledi FHS VaR. Zanimljivo je da su HS i GARCH VaR na dnu liste. Uspešnost VaR modela na hrvatskom tržištu sledi obrazac Srbije, gde je najbolji VaR model FHS, a sledi ga GARCH. Na tržištu Slovenije i Bugarske za ovaj interval poverenja ni jedan model nije istovremeno zadovoljio sve backtestove, ali na osnovu druge faze backtestinga identifikovali smo da su EWMA VaR (Slovenija) i FHS VaR (Bugarska) najbliži tačnoj proceni potencijalnog gubitka. GARCH model u oba slučaja deli drugo mesto po uspešnosti, dok su na začelju VCV i HS modeli.

Ako posmatramo rang modela za isti nivo poverenja (99%) u normalnim tržišnim uslovima (**tabela 4.50.**), performanse i rang testiranih VaR modela se u većini slučajeva značajno razlikuju od kriznog perioda. Na razvijenom tržištu, dobru performansu je ostvario VaR model zasnovan na pristupu istorijske simulacije, koji je ujedno i jedini prošao sve *backtest*-ove, dok je na primer u stresnom periodu zauzimao peto mesto. RM VaR je na drugom mestu, što takodje potvrđuje da su ovi modeli upravo namenjeni likvidnim tržištima i relativno normalnim tržišnim uslovima. GARCH VaR i u ovom slučaju beleži veoma loše rezultate.

Kada je reč o tržištima zemalja u razvoju, u slučaju Srbije model filtrirane istorijske simulacije i za ovaj scenario beleži najbolji rezultat i dominira na vrhu rang liste. To nas navodi na definitivni zaključak da smo uspeli razviti VaR model za tačno merenje tržišnog rizika prilagodjen za naše neefikasno tržište akcija, a što je još važnije pokazao je da poseduje izuzetnu stabilnost i postojanost tokom različitih vremenskih horizonata i tržišnih okolnosti. Najbolju situaciju imamo u slučaju Hrvatske gde čak četiri modela od ukupno šest analiziranih u potpunosti uspešno mere rizik. I ovoga puta GARCH i FHS dele prva dva mesta, dok su modeli razvijeni za efikasna tržišta HS i VCV rangirani odmah iza njih sa uspešno prodjenim svim *backtest*-ovima. Dakle, u slučaju Hrvatske FHS i GARCH model poseduju vremensku stabilnost. Svi navedeni rezultati inicijalno ukazuju da je Hrvatska u odnosu na ostala okolna tržišta kapitala pokazala određenu efikasnost i razvijenost tržišta bar kada je u pitanju uspešnost primene različitog spektra VaR metodologija bilo da je reč o normalnim ili turbulentnim periodima. Na tržištu Slovenije i Bugarske za interval poverenja

od 99% i u normalnim tržišnim uslovima ni jedan model nije istovremeno zadovoljio sve *backtest*-ove, čak šta više većina modela se u potpunosti odbacuje kao ispravna. Ali, kada bi koristili VaR metodologiju kao jedan od nužnih alata u procesu finansijskog *risk* menadžmenta na ova dva tržišta, a na osnovu druge faze *backtesting*-a, identifikovali smo da su skroz drugi VaR modeli najbliži tačnoj proceni potencijalnog gubitka, za razliku od stresnog scenarija. Tako na primer model istorijske simulacije za oba tržišta nalazi se na prvom mestu. Na slovenačkom tržištu solidne rezultate je još zabeležio analitički model, kao i GARCH, dok bi upotreba ostalih VaR modela na bugarskom tržištu značajno potcenila izloženost tržišnom riziku.

Na osnovu skora u **tabeli 4.49.** jasno uočavamo da za interval poverenja od 95% testirani VaR modeli ispoljavaju dosta slične performase kao i za interval poverenja od 99%, s tom razlikom što sada imamo u slučaju Hrvatske i SAD značajno više modela koji su ispunili sve *backtest*-ove i koji se mogu smatrati kao ispravni modeli kvantifikacije maksimalnog mogućeg gubitka. Konačan skor i rang je i za ovaj interval poverenja i tržišni scenario određen po istoj proceduri kao i za interval poverenja od 99%. Što se tiče srpskog tržišta kapitala model filtrirane istorijske simulacije i ovoga puta prema funkcijama gubitka ima najbolje performanse u smislu da na adekvatan i precizan način meri tržišni rizik i ubedljivo zauzima prvo mesto. Model istorijske simulacije sa dužim vremskim okvirom s obzirom da nije ispunio testove nezavisnosti izuzetaka, ima frekvenciju izuzetaka u skladu sa intervalom poverenja, i kao takav zauzima visoko drugo mesto. Najlošije performanse se pripisuju VCV i EWMA VaR modelu, koji su značajno potcenili rizik.

Situacija na američkom tržištu nam ukazuje da je model filtrirane istorijske simulacije u periodu koji obuhvata krizu najoptimalniji izbor merenja rizika medju ostalim VaR modelima koji su takodje ocenjeni kao potpuno ispravni. VaR zasnovan na optimizovanom EWMA modelu, kao i na nivou značajnosti od 1% i za nivo značajnosti od 5% jedan je od najpouzdanijih modela kada je reč o prediktivnoj sposobnosti u stresnom scenariju i zauzima visoko drugo mesto. Slede ga VCV i HS VaR, koji je ovog puta u potpunosti prošao testove verifikacije. GARCH VaR je i ovog puta na dnu liste. Na hrvatskom tržištu kapitala najbolji VaR model je opet FHS kao i u slučaju Srbije, s tim što na manjem intervalu poverenja imamo uz FHS još dva modela koja se u celini mogu smatrati adekvatnim i pouzdanim, a to su redom GARCH i RM VaR. Najgoru uspešnost opet ima model istorijske simulacije koji nije prošao ni jedan *backtest* i ubedljivo je na začelju rang liste. Na tržištu Slovenije ni za ovaj interval poverenja ni jedan model nije istovremeno zadovoljio sve *backtestove*, ali prema

funkcijama gubitaka RM i EWMA VaR pokazuju najmanje odstupanje od stvarno realizovanog gubitka. Model filtrirane istorijske simulacije koji je apsolutni pobednik na većini ispitivanih tržišta nije pouzdan model kada je u pitanju tržište kapitala u Sloveniji i nalazi se na poslednjem šestom mestu. Loš rang GARCH VaR modela i FHS može se objasniti sa niskom postojanosti volatilnosti indeksa SBITOP, koja jasno stvara probleme kada su u pitanju čisto parametarski pristupi merenja tržišnog rizika. Najbolji VaR model koji predviđa rizik u slučaju Bugarske je FHS VaR koji je u potpunosti verifikovan, dok RM i EWMA uopšte ne pružaju zadovoljavajuće performanse.

Posmatranjem skora za VaR modele na istom nivu poverenja (99%) u normalnim tržišnim uslovima iz **tabele 4.51.** zapažamo da se performanse i rang testiranih VaR modela nisu značajno promenili u odnosu na krizni tržišni scenario kada je reč o indeksu S&P 500. Najbolju performansu je zadržao VaR model dobijen pristupom filtrirane istorijske simulacije. Sledi ga GARCH VaR koji je u stresnom periodu zauzimao zadnje mesto, i ispoljava i više nego zadovoljavajuću preciznost. EWMA VaR u ovom slučaju zauzima poslednje mesto.

Kada je reč o tržištima zemalja u razvoju, u slučaju Srbije model filtrirane istorijske simulacije i GARCH imaju najbolji skor iako su ispravno prošli samo jednu verifikaciju. Analitički VCV model beleži najgore performanse i definitivno se ne može ni u ovom uslovima i intervalu poverenja smatrati za pouzdan model rizika. Najbolju situaciju imamo naravno opet u slučaju Hrvatske, što se samo poklapa sa već iznesenim nalazima na intervalu poverenja od 99%. Risk Metrics i GARCH VaR pružaju najbolje rezultate. Zanimljivo je jedino napomenuti da FHS model nije ispunio ni jedan backtest, pa smo ga iz tog razloga morali staviti na začelje skor liste. Kod Slovenije i Bugarske nema nekih drastičnijih promena u odnosu na zaključke koje smo prethodno izneli za interval poverenja od 99% kada je u pitanju uspešnost VaR modela na ovim tržištima u normalnim tržišnim okolnostima, osim što RM VaR na slovenačkom tržištu ispravno po prvi put meri izloženost riziku (prošao sva tri *backtest-a*).

Na osnovu svega do sada navedenog možemo izvesti generalni zaključak da standardni VaR modeli ne procenjuju rizik finansijske aktive sa zadovoljavajućom preciznošću kada su u pitanju novonastajuća tržišta kapitala. Kao što smo i mogli očekivati neki od ovih VaR modela uvek daje zadovoljavajuće prognoze kada je u pitanju modeliranje rizika na razvijenim tržištima kapitala, bez obzira na trenutno stanje i uslove koji vladaju na tržištu.

Rezultati istraživanja takodje pokazuju da osim modela filtrirane istorijske simulacije, koji je pružio izuzetne rezultate za različite vremenske horizonte u prognozi rizika na svim analiziranim tržištima, ni jedan od ostalih analiziranih pristupa nije superiorniji u odnosu na druge, i da složeniji pristupi ne garantuju preciznije rezultate. Umesto toga, čini se da karakteristike prinosa finansijske aktive, kao i samog tržišta kapitala, u kombinaciji sa željenim intervalom poverenja određuju koliko je dobro određeni pristup uspešan za određenu finansijsku aktivu i tržište. Iz tog razloga smo pokazali da se izbor VaR pristupa treba vrednovati individualno u zavisnosti na koju aktivu i tržište će se primeniti. Rezultati *backtest*-ova zavise od sastava portfolia, kao i od evolucije faktora rizika i pretpostavki o raspodeli prinosa faktora rizika pri izgradnji modela rizika. Dakle, moguće je da isti VaR model prođe *backtest* za portfolio A, ali ne i *backtest* za portfolio B, čak i kada portfelji imaju iste osnovne faktore rizika, kao što je bio slučaj i kod našeg celokupnog uzorka istraživanja.

ZAKLJUČAK

ZAKLJUČAK

Cilj doktorske disertacije pod nazivom “Savremene metode merenja rizika na tržištu kapitala u Srbiji” je bio da sa jedne strane na bazi referentne literature iz oblasti upravljanja finansijskim rizicima predstavimo najsavremenije trendove u oblasti merenja izloženosti tržišnom riziku i prikazemo različite pristupe za izračunavanje VaR-a kao metrike rizika, koji je postao najrasprostranjenija tehnika za merenje budućeg očekivanog rizika kako za finansijske tako i za nefinansijske institucije. Ujedno smo utvrdili osnovne uzroke koji su doveli do nužne potrebe za evolucijom i uvođenjem novih metodologija merenja i modeliranja rizika, koje će uz tradicionalne mere rizika svakako pružiti dodatnu zaštitu i sigurnost prilikom investiranja na tržištima kapitala. Možemo zaključiti da je povećana volatilnost deviznih kurseva, kamatnih stopa, cena akcija i cena robe stvorila potrebu za novim finansijskim instrumenatima i analitičkim alatima za upravljanje rizicima. Dakle, upravljanje rizicima je nastalo kao odgovor na povećanu volatilnost na globalnom finansijskom tržištu. Finansijski *risk* menadžment se odnosi na dizajniranje i implementaciju procedura za kontrolu finansijskih rizika. Risk menadžment je istinski doživeo revoluciju u poslednjih nekoliko godina, koja je pokrenuta uvođenjem VaR-a, novog metoda za merenje jednog aspekta finansijskog rizika, tržišnog rizika. VaR je razvijen kao odgovor na finansijske katastrofe i krize iz ranih 1990-ih godina. Do danas, VaR metodologija se proširila daleko izvan tržišta finansijskih derivata, menjajući u potpunosti način na koji finansijske institucije pristupaju svom finansijskom riziku. Može se zaključiti da u današnjem svetu niti jedno značajnije preduzeće, a posebno finansijska institucija, ne može dugoročno planirati svoje poslovanje bez potpunog razumevanja okoline i rizika koji je okružuju. U vremenu opšte globalizacije i deregulacije ulog je za svaku pojedinačnu instituciju, ali i za celokupni finansijski sektor, prevelik da bi se moglo dopustiti zanemarivanje tržišnih rizika.

Prema tome, jedno od najznačajnijih dostignuća u području upravljanja finansijskim rizicima u nekoliko proteklih godina jeste razvitak i implementacija novog standarda za merenje izloženosti riziku, koji je usmeren na merenje i agregiranje različitih pozicija izloženosti riziku unutar čitave finansijske institucije korišćenjem jedinstvenog konceptualnog okvira, primenom VaR metodologije. Metodologija na kojoj se zasniva VaR proizlazi iz novih interpretacija i zaključaka finansijske teorije usredsređene na cenovno vrednovanje i

osetljivost finansijske aktive, kao i statistike koja proučava ponašanje tržišnih faktora. Na osnovi utemeljenih naučnih koncepata, VaR omogućava korisnicima sumarnu meru izloženosti tržišnim rizicima, kao i verovatnoću negativnih kretanja tržišnih faktora. Upravo iz tog razloga, prikazali smo sveobuhvatnu prezentaciju merenja i primene VaR-a na tržištima kapitala razvijenih i ekonomija u razvoju, kao i poslednje standarde koji reprezentuju najbolju praksu u industriji finansijskog rizika. Na području upravljanja finansijskim rizikom, predstavili smo i evaluirati VaR kao metodu merenja tržišnih rizika, kao i ukazali na prednosti i nedostatke pojedinih načina izračunavanja VaR-a u specifičnostima tranzicijske ekonomije.

Svakao treba imati na umu da VaR ne predstavlja univerzalni odgovor na problem upravljanja finansijskim rizicima. Najbolji način primene VaR-a je uz puno razumevanje svih njegovih nedostataka i ograničenja. VaR je potrebno posmatrati kao nužan, ali ne i dovoljan oblik merenja i upravljanja tržišnim rizicima. Kao i svaki drugi sistem treba ga nadopuniti kontrolama i postavljanjem limita. Merenje VaR-a sve više koriste i značajne nefinansijske korporacije. Sve šira primena VaR metodologije podstakla je regulatore da veću pažnju obrate na rizike u finansijskom poslovanju i nova istraživanja na raznim poljima, kao što su statistika, matematika i fizika, što će u budućnosti rezultirati razvojem boljih i naprednijih sistema za merenje rizika.

Poseban akcenat smo stavili i na sam proces validacije VaR modela, kao jednoj od najkritičnijih faza u procesu merenja rizika. Rezultati kvantifikacije tržišnog rizika dobijeni pomoću VaR modela mogu se isključivo uzeti kao verodostojni, samo ukoliko model prođe stroge kriterijume verifikacije zasnovane na nizu statističkih testova i modela evaluacije prognoza. Kasnije smo u samom empirijskom istraživanju disertacije potvrdili ove tvrdnje i samim tim prihvatili drugu generalnu hipotezu disertacije kao ispravnu.

Razumevanje procesa upravljanja finansijskim rizicima i jedinstvenih modela za merenje rizika na tržištima kapitala zemalja u razvoju sve više dobija na značaju i postaje sve aktuelnija tema. Pored razvijenih tržišta kapitala, koja prednjače u primeni razvijenih ekonometrijskih i drugih modela merenja rizika prilikom donošenja investicionih odluka, poslednjih petnaestak godina pažnju globalnih portfolio investitora privukla su tržišta kapitala zemalja u razvoju, u koje svrstavamo i tržište kapitala Srbije. Važnu specifičnost ovih tržišta kapitala predstavlja činjenica da finansijska aktiva sa kojom se na njima trguje, pored prilike za ostvarenje izuzetno visokih stopa prinosa, u sebi ujedno nosi i visok stepen rizika. Skromna tradicija emitovanja hartija od vrednosti, plitko, nelikvidno tržište, nedostatak tržišne

transparentnosti, visoki transakcioni troškovi, problemi u punoj primeni međunarodnih računovodstvenih standarda i slabo razvijeno korporativno upravljanje predstavljaju neke od zajedničkih karakteristika novonastajućih tržišta kapitala. Treba imati u vidu činjenicu da je većina široko primenjenih modela merenja tržišnog rizika razvijena i testirana na razvijenim i efikasnim tržištima. Međutim, pomenute karakteristike novonastajućih tržišta predstavljaju izazov za teoriju i praksu modeliranja tržišnog rizika, pa se iz tog razloga neophodnim čini testiranje aplikativne validnosti široko prihvaćenih VaR modela u uslovima koji vladaju na ovim tržištima kapitala. Stoga je cilj empirijskog istraživanja bio da se na osnovu istorijskih prinosa tržišnih indeksa, pervashodno sa Beogradske berze, korišćenjem VaR metodologije, predloži specifikacija koja se može koristiti za predviđanje i uspešno merenje tržišnog rizika u budućem vremenskom periodu. Izvršeno istraživanje je u disertaciji je usmereno na estimaciju najkvalitetnijeg VaR modela koji može poslužiti za efikasnu prognozu izloženosti maksimalnom mogućem gubitku na tržištu kapitala u Srbiji uz određeni nivo pouzdanosti.

Pošto Srbija ide putem pridruživanja Evropskoj Uniji, svakako da razumevanje njenog tržišta akcija može biti od interesa međunarodnim investitorima. Doprinos rada se upravo ogleda u pokušaju da pružimo vredne informacije investitorima i tako im pomognemo da optimizuju svoje portfolije i smanje rizike kojima su izloženi prilikom ulaganja na tržište akcija u Srbiji. Finansijske odluke se u osnovi zasnivaju na odnosu između rizika i prinosa, i iz tog razloga je ekonometrijska analiza rizika sastavni deo postupka formiranja cena aktive, optimizacije portfolija i upravljanja rizikom. Pitanje i problem ocene uspešnosti metoda merenja rizika, putem validacije različitih modela rizične vrednosti, prema našim saznanjima, nije izučavan na tržištu kapitala Srbije, kako za vreme rasta i pozitivnih performansi tržišta, tako ni u uslovima globalne finansijske krize. To je upravo predstavljao dodatni izazov, i u disertaciji smo uspeali da popunimo tu prazninu, koja se tiče adekvatnog merenja i kvantifikacije tržišnog rizika na tržištu kapitala u Srbiji.

Poslednja finansijska kriza i krah tržišta akcija izazvali su opštu krizu i gubljenje, ionako već poljuljanog, poverenja šire javnosti, preduzeća, pa čak i političara u srpsko tržište kapitala. Poverenje investitora se može povratiti ako postoji dovoljna informisanost o prednostima i značaju koje efikasno tržište kapitala ima za nacionalnu ekonomiju. Konkretno, javnost mora prihvatiti tržište kapitala kao priliku za štednju u budućnosti. Preduzeća i njihovi većinski domaći vlasnici - uključujući i državu – moraju razumeti da je podizanje akcionarske kulture u preduzećima preduslov za privlačenje domaćih i inostranih portfolio investitora, kao i za povećanje finansiranja kapitalom prezaduženih preduzeća. Političari moraju razumeti da

kupci akcija nisu samo pohlepni špekulanti, već pre svega investitori koji preuzimaju poslovni rizik i obezbeđuju domaćim kompanijama kapital, koji je od vitalnog značaja za njihovu međunarodnu konkurentnost. Stoga je potrebno promeniti način na koji se u našoj zemlji gleda na tržište kapitala, a to se može postići samo sistematskim i dugoročnim obrazovnim i promotivnim aktivnostima.

Iz gore navedenih činjenica, logično se nameće zaključak da tranzicijske države, među koje spada i Srbija, zaostaju na području merenja i upravljanja tržišnim rizikom za razvijenim ekonomijama iz razloga, što se uopšteno upravljanju rizicima posvećuje premalo pažnje. Ove se države inače smatraju rizičnijim samom činjenicom da njihovi ekonomski ciklusi pokazuju veću volatilitnost u odnosu na razvijene zemlje. Druga karakteristika zemalja u razvoju je, da su one vrlo zavisne od inostranih kapitalnih priliva. Zbog relativno kratkog perioda postojanja srpskog tržišta kapitala često se smatra da nije moguće sprovesti smislena merenja i analizu kretanja tržišta kapitala koja su potrebna za merenje i upravljanje tržišnim rizikom. Koristeći savremene načine merenja tržišnog rizika uspeali smo da dokažemo da je moguće meriti i upravljati tržišnim rizikom i na volatilnim tržištima kao što je između ostalog i tržište kapitala u Srbiji.

Upravo zbog svih gore navedenih razloga i potencijalnih ograničenja kada je u pitanju prvenstveno tržište kapitala u Srbiji, cilj nam je bio da empirijski istražimo aplikativnost i ocenimo prediktivnu sposobnost i uspešnost širokog spektra VaR modela, pervashodno namenjenih za efikasna tržišta, na finansijskom tržištu Srbije kada je u pitanju merenje i kvantifikacija tržišnog rizika. Korišćeni VaR modelu u procesu istraživanju za period od 31.12.2005 do 31.12.2012. godine su: istorijska simulacija, varijansa kovarijansa model, Risk Metrics, EWMA sa optimizovanim faktorom opadanja, VaR zasnovan na modelima iz GARCH porodice sa tri različite pretpostavke raspodele inovacije i filtrirana istorijska simulacija. Ovaj vremenski horizont je važan za empirijsko istraživanje pošto smo želeli da ispitamo i uticaj tržišnih šokova u uzorkovanom periodu na VaR kao meru tržišnog rizika.

Dobijeni rezultati ukazuju da je moguće uspešno modelirati volatilitnost na osnovu dobijenih stilizovanih činjenica empirijske raspodele prinosa na tržištima kapitala zemalja u razvoju i kao takvu je uspešno implementirati kao ključni input za kalkulacije VaR-a u cilju dobijanja preciznih mera rizika kada su u pitanju navedena tržišta. Procena VaR-a zasnovanog na modelima uopštene autoregresivne uslovne heteroskedastičnosti pruža i više nego zadovoljavajuće rezultate na tržištima kapitala u razvoju kako pod pretpostavkom normalnih

tržišnih okolnosti, tako i u uslovima visoke tržišne volatilnosti. Primena estimiranih GARCH modela sa raspodelom inovacije koja ne sledi normalnu raspodelu, kao krucijalni inputi za modeliranje VaR-a, uz kombinaciju, odnosno filtriranje sa neparametarskim modelom istorijske simulacije, izgleda da na adekvatan i precizan način mere tržišni rizik kada je u pitanju tržište kapitala u Srbiji. Shodno dosta nepovoljnom stanju osnovnih karakteristika serije prinosa koje smo istražili i prezentovali u disertaciji (zadebljani repovi i prisutna asimetričnost u raspodeli prinosa, prinosi nisu normalno distribuirani, korelacije između akcija se značajno menjaju u relativno kratkim vremenskim horizontima, autokorelacija je prisutna u svim analiziranim indeksima, heteroskedastičnost je prisutna u svim indeksima) ovi modeli su uspeli da odlično uhvate dinamiku procesa generisanja volatilnosti na tržištima zemalja u razvoju, a naročito raduje njihova aplikativnost na tržištu kapitala u Srbiji. Dakle, modeli koji prognoziraju vremenski promenljivu volatilnost daju bolju ocenu parametra vrednosti pod rizikom na srpskom tržištu kapitala.

Iako su standardni VaR modeli potcenili stvarnu izloženost tržišnom riziku na našem tržištu akcija, pokazali smo da je moguće uspešno meriti rizik i na našem tržištu, uz primenu sofisticarnih metoda za izračunavanje VaR-a kao *risk* metrike, čak i u veoma turbulentnim i volatilnim uslovima. Iako je tržište većine analiziranih tržišta u razvoju nelikvidno, odnosno jednom rečju neefikasno, pokazali smo da se i na takvim tržištima može vršiti modeliranje, odnosno prognoza volatilnosti i uspešno pratiti dinamika grupisanja volatilnosti, a što je kasnije dalo relevantne procene VaR-a zasnovanog na modelima uslovne volatilnosti.

Sprovedena naučna istraživanja i rezultati istraživanja dovela su nas do afirmacije i potvrde opštih i posebnih hipoteza doktorske disertacije. Rezultati istraživanja poslužiće stručnjacima iz prakse i akademikima koji su zainteresovani za razumevanje nedavne revolucije koja se dogodila u finansijskom *risk* menadžmentu, naročito kada su u pitanju novonastajuća tržišta kapitala.

Uspeli smo da implementiramo široko rasprostranjene i sofisticirane VaR modele za upravljanje tržišnim rizicima na tržištu kapitala u Srbiji, stim što smo u dvofaznom postupku verifikacije svih analiziranih modela došli do zaključaka da su sofisticirani VaR modeli, koji u obzir uzimaju grupisanje volatilnosti, značajno ostvarili bolje performanse u evaluaciji budućeg rizika na tržištu kapitala u Srbiji u odnosu na standardne VaR modele koji su pre svega razvijeni i namenjeni za efikasna tržišta. Prema tome, zaključili smo da se primenom standardnih ekonometrijskih metoda potcenjuje parametar rizične vrednosti ukoliko se

eksplicitno ne modeliraju debeli repovi empirijske raspodele stopa prinosa. Smatramo da smo sa te strane ostvarili značajna naučni doprinos, s obzirom da smo nadogradnjom postojećih i izradom sopstvenih istraživanja i gledišta osigurali pomak od postojeće skorašnje domaće i inostrane literature kada je u pitanju analiza, identifikacija i merenje tržišnog rizika na nerazvijenim tržištima kapitala. Takođe, utvrdili smo i razvili optimalne VaR metode prilagođene za srpsko tržište akcija, kao i za tržišta akcija ostalih zemalja u razvoju koja su bila predmet našeg istraživanja, a koristili smo ih u komparativne svrhe kako bi dodatno osigurali značaj i validnost empirijskog istraživanja.

Na kraju možemo zaključiti da smo uspeli da istaknemo jedan konzistentan, intuitivan i ponovljiv okvir za poboljšanje uobičajenih pristupa za merenje tržišnog rizika na tržištu akcija u Srbiji, a samim tim da u budućnosti poboljšamo proces kreiranja portfolija finansijske aktive. Verujemo da upotreba višestrukih, kako fundamentalnih, tako i statističkih, modela za merenje rizika, može da pomogne portfolio i *risk* menadžerima da predvide rizik portfolija znatno preciznije. Višestruke procene rizika obezbeđuju sveobuhvatniji pogled na rizik portfolija i sam tim mogu da pomognu menadžerima da reaguju brže i sa više samopouzdanja.

LITERATURA

LITERATURA

Knjige:

1. Allen Franklin, Gale Douglas: "Understanding financial crises", Oxford University Press, New York, 2007.
2. Aswath Damodaran: "Investment Valuation", 2nd edition, John Wiley & Sons, New Jersey, 2002.
3. Aswath Damodaran: "Strategic Risk Taking: A Framework for Risk Management", Pearson Education, New Jersey, 2007.
4. Aswath Damodaran: "Korporativne finansije – teorija i praksa", Modus, Podgorica 2007.
5. Bailey E. Roy: "The economics of financial markets", Cambridge University Press, Cambridge, 2005
6. Best Philip: "Implementing Value at Risk", John Wiley & Sons, Chichester, 1999.
7. Bouchaud Jean-Philippe, Potters Marc: "Theory of financial risk – from statistical physics to risk management", Cambridge University Press, Cambridge, 2001
8. Brooks C.: "Introductory Econometrics for Finance", 2nd edition, New York: Cambridge University Press, 2000.
9. Brussee Warren: "Getting started in investment analysis", John Wiley & Sons, New Jersey, 2009
10. Carol Alexander: "Market models - A guide to financial data analysis", John Wiley & Sons, Chichester, 2001.
11. Carol Alexander: "Practical financial econometrics", John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008.
12. Carol Alexander: "Value at Risk Models", John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2008.
13. Chan Hang Ngai, Wong Ying Hoi: "Simulation techniques in financial risk management", John Wiley & Sons, New Jersey, 2006.
14. Chong Yee Yen: "Investment risk management", John Wiley & Sons, Chichester, 2004.
15. Chris Chatfield: "Time-series forecasting", CHAPMAN & HALL/CRC, New York, 2000.
16. Chris Marrison: "Fundamentals of Risk Measurement", McGraw Hill, New York, 2002.
17. Christoph Auckenthaler and Jurg Gabathuler: "Gedanken zum Konzept eines Total Enterprise Wide Risk Management (TERM)", Zurich, University of Zurich, 1997.

18. Coggan Philip: "Guide to hedge funds - What they are, what they do, their risks, their advantages", Profile books, London, 2008.
19. Cont Rama: "Frontiers in quantitative finance - Volatility and credit risk modeling", John Wiley & Sons, New Jersey, 2009.
20. Crouhy Michel, Galai Dan, Mark Robert: "The essentials of risk management", McGraw-Hill, New York, 2006.
21. Dash W. Jan: "Quantitative finance and risk management - A physicist's approach", World scientific, Singapore, 2004.
22. Defusco A. Richard, McLeavey W. Dennis, Pinto E. Jerald, Runkle E. David: "Quantitative investment analysis workbook", 2nd edition, John Wiley & Sons, New Jersey, 2007.
23. Demange Gabrielle, Laroque Guy: "Finance and economics of uncertainty", Blackwell Publishing, Malden, MA, 2006.
24. Dorsey H. Alan: "Active alpha - A portfolio approach to selecting and managing alternative investments", Wiley & Sons, New Jersey, 2008.
25. Dowd Kevin: "An introduction to market risk measurement", John Wiley & Sons, Chichester, 2002.
26. Dowd Kevin: "Backtesting Market Risk Models", The Handbook of finance, New York, 2008.
27. Dowd Kevin: "Beyond Value at Risk, The new Science of Risk Management", John Wiley & Sons, England, 1998.
28. Dowd Kevin: "Beyond Value-at-Risk – The new science of risk management", John Wiley & Sons, Chichester, 1998.
29. Dowd Kevin: Measuring market risk, John Wiley & Sons, Chichester, 2002.
30. Dunis C., Laws J., Naim P.: "Applied quantitative methods for trading and investment", John Wiley & Sons, Chichester, 2003.
31. Eckbo Espen: "Handbook of corporate finance - Empirical corporate finance", North-Holland, Amsterdam, 2008.
32. Edwards Sebastian, Garcia Marcio: "Financial markets volatility and performance in emerging markets", The University of Chicago Press, Chicago, 2008.
33. Elliot Robert, Kopp Ekkehard: "Mathematics of financial markets", 2nd edition, Springer, New York, 2005.
34. Eric Zivot: "Introduction to computational finance and financial econometrics", University of Washington, Washington, 2002.
35. Esch Louis, Kieffer Robert, Lopez Thierry: "Asset and risk management – Risk oriented finance", John Wiley & Sons, Chichester, 2005.

36. Fabozzi J. Frank, Peterson P. Pamela: "Financial management and analysis", 2nd edition, John Wiley & Sons, New Jersey, 2003.
37. Fabozzi J. Frank, Rachev T. Svetolzar, Stoyanov V. Stoyan: "Advanced stochastic models, risk assessment, and portfolio optimization - The ideal risk, uncertainty and performance measures", John Wiley & Sons, New Jersey, 2008.
38. Fama F. Eugene, Miller H. Merton: "The theory of finance", Driden Press, Illinois, 1971.
39. Fama F. Eugene: "Foundations of finance – Portfolio decisions and securities prices", Basic Books, New York, 1976.
40. Fenton - O'Creevy Mark, Nicholson Nigel, Soane Emma, Willman Paul: "TRADERS - Risk, decisions and management in financial markets", Oxford University Press, Oxford, 2005.
41. Focardi Sergio, Fabozzi Frank: "The mathematics of financial modeling and investment management", John Wiley & Sons, New Jersey, 2004.
42. Frank H. Knight: „ Risk, Uncertainty and Profit“, Hart, Schaffner & Marx; Houghton Mifflin Co., Boston, 1921.
43. Frank J. Fabozzi, Frank J. Jones, and Raman Vardharaj: " Multi-Factor Equity Risk Models“, The theory and practice of investment management, New York, 2002.
44. Franke J., Hardle W., Stahl G.: "Applied quantitative finance", Berlin, 2002
45. Franke J., Hardle W., Stahl G.: "Measuring risk in complex stochastic systems", Berlin, 2000
46. Graham Benjamin, Dodd L. David: "Security analysis", 6th edition, McGraw-Hill, New York, 2009.
47. Group of authors: "Introduction to risk management", Citibank, San Antonio, 1996.
48. Gupta Vijay: "Statistical analysis with excel", VJ Books Inc, Canada, 2002.
49. Hagin L. Robert: "Investment management - Portfolio diversification, Risk, and Timing – Fact and Fiction", John Wiley & Sons, New Jersey, 2003.
50. Hardy Mary: "Investment guarantees – Modeling and risk management for equity-linked life insurance", John Wiley & Sons, New Yersey, 2003.
51. Henri Fayol: "General and Industrial Management", Pitman, New York, 1949.
52. Henry Markowitz: "Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments", John Wiley&Sons, Inc., New York, 1959.
53. Holton A. Glyn: "Value-at-risk - Theory and practice", Academic Press, London, 2003.
54. Horcher A. Karen: "Essentials of financial risk management", John Wiley & Sons, New Yersey, 2005.

55. Irina N. Khindanova and Svetlozar T. Rachev: "Value at risk: Recent advances. Handbook on Analytic-Computational Methods in Applied Mathematics." CRC Press LLC, 2000.
56. J. B. Williams: "The Theory of Investment Value", Cambridge, MA: Harvard University Press, 1938.
57. John C. Hull: "Risk Management and Financial Institutions" 3e, John Wiley and Sons, Hoboken, New Jersey, 2012
58. John C. Hull: "Options, futures and other derivatives". New Jersey: Prentice Hall, 2002.
59. John Maynard Keynes: "A Treatise on Probability", MacMillan and Co. Limited, London, 1929.
60. Johann von Neumann and Oskar Morgenstern: "Theory of Games and Economic Behavior," 3d ed., Princeton, NJ: Princeton University Press, 1967.
61. Johnson Hazel: "The bank valuation handbook - A Market-Based Approach to Valuing a Bank", 2nd edition, Irwin Professional Publishing, Chicago, 1996.
62. Jones Stewart, Hensher A. David: "Advances in credit risk modelling and corporate bankruptcy prediction", Cambridge University Press, Cambridge, 2008.
63. Jorge Mina and Jerry Yi Xiao: „Return to RiskMetrics: The Evolution of a Standard“, RiskMetrics, New York, 2001.
64. JP Morgan (1996), RiskMetrics - Technical Document, 4th Edition, New York
65. Keitsch, D.: "Risik menagement", Stuttgart, 2000
66. King J. Mervyn: "Back office and beyond - A guide to procedures, settlements and risk in financial markets", Harriman House LTD, Petersfield, 2005.
67. Laubsch Alan: "Risk management - A practical guide", Riskmetrics group, New York, 1999.
68. Levine N. Sumner: "The financial Analyst's Handbook", 2nd edition, Business One Irwin, Illinois, 2001
69. Litterman Bob and the Quantitative Resources Group: "Modern investment management - An equilibrium approach", John Wiley & Sons, New Jersey, 2003.
70. Lore Marc, Borodovsky Lev: The professional's handbook of financial risk management, Butterworth-Heinemann, Oxford, 2000
71. Louis Esch, Robert Kieffer and Thierry Lopez: "Asset and Risk Management-Risk Oriented Finance", John Wiley & Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate, Chichester, West Sussex PO19 8SQ, England, 2005.
72. M.Hadžić: "Bankarstvo", Univerzitet Singidunum, Beograd, 2011.
73. Marc Lore and Lev Borodovsky: "The Professional's Handbook of Financial Risk Management", Butterworth-Heinemann, Oxford, 2000.

74. McNeil, Frey, & Embrechts: "Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques, and Tools", Princeton University Press, 2005.
75. Molak Vlasta: "Fundamentals of risk analysis and risk management", Lewis Publishers, Boca Raton, 1997.
76. Murphy Kevin, Myers Brett: "Statistical Power Analysis - A simple and general model for traditional and modern hypothesis tests", 2nd edition, Lawrence Erlbaum Associates, New Jersey, 2002.
77. Olsson Carl: "Risk Management in Emerging Markets - How to survive and prosper", Prentice Hall, London, 2002.
78. P. Cristofersen: "Elements of financial risk management", Academic Press, Waltham, USA, 2012.
79. Pandian Ravindranath: "Applied software risk management", Auerbach publications, New York, 2007.
80. Peter L. Bernstein: "Against the Gods: The Remarkable Story of Risk", John Wiley & Sons Inc., New Jersey, 1996.
81. Philippe Jorion: "Financial Risk Management Handbook", John Wiley&Sons, Inc., New York, 2002.
82. Philippe Jorion: "Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk", McGraw Hill, NY, 2007.
83. Philippe, Jorion: "Financial Risk Management Handbook", John Wiley&Sons, Inc., New York, 2003.
84. Plummer Tony: "Forecasting financial markets - The psychology of successful investing", 5th edition, Kogan Page, London, 2006.
85. Poon Ser-Huang: "A practical guide to forecasting financial market volatility", John Wiley & Sons, Chichester, 2005
86. Reilly Frank, Brown Keith: "Investment analysis and portfolio management", 8th edition, McGraw-Hill, New York, 2006
87. Reto Galati: "Risk management and capital adequacy", McGraw-Hill, NY, 2003.
88. Risk Metrics Group: "RiskManagement: A Practical guide", First edition, New York, 1999.
89. Rodger Chris, Petch Jason: "Uncertainty & Risk analysis", Business Dynamics, UK, 1999.
90. Saldenberg Marc and Til Schuermann: "The New Basel Capital Accord and Questions for Research. In The New Basel Capital Accord", ed. Benton E. Gup. Mason, OH: South-Western, 2004.
91. Schroeck Gerhard: Risk management and value creation in financial institutions, John Wiley & Sons, New Jersey, 2002.

92. Soros George: "The new paradigm for financial markets - The credit crisis of 2008 and what it means", PublicAffairs, New York, 2008.
93. Stowe D. John, Robinson R. Thomas, Pinto E. Jerald, McLeavey W. Dennis: "Equity Asset Valuation Workbook", John Wiley & Sons, New Jersey, 2008.
94. Tarrulo K. Daniel: "Banking on Basel - The future of international financial regulation", Peterson Institute for International Economics, Washington, 2008.
95. Taylor, S.: "Modelling Financial Time Series. Chichester", JohnWiley&Sons Ltd., 1986.
96. Timo Terasvirta: "An introduction to univariate GARCH models", Springer, Berlin, 2009.
97. Tortorielo Richard: "Quantitative strategies for achieving alpha", McGraw-Hill, New York, 2009.
98. Tsay R.: "Analysis of Financial Time Series", Wiley-Interscience, 2nd edition, 2005.
99. Wang Peijie: "Financial econometrics", 2nd edition, Routledge, Abingdon, 2009.
100. Wiener Z.: "Introduction to VaR (Value-at-Risk), Risk Management and Regulation in Banking", Kluwer Academic Publishers, Boston, 1999.
101. Winston J. Wayne: "Microsoft Excel Data Analysis and Business Modeling", Microsoft Press, Washington, 2004.
102. Ziemba Rachel, Ziemba William: "Scenarios for risk management and global investment strategies", John Wiley & Sons, Chichester, 2007.
103. Zoran Jeremić: „Finansijska tržišta i finansijski posrednici“, Univerzitet Singidunum, Beograd, 2012.
104. Иванов А.А., Олейников С.Я., Бочаров С.А. РИСК-МЕНЕДЖМЕНТ. Учебно-методический комплекс. – М.: Изд. центр ЕАОИ, Москва, 2008.

Stručni članci:

1. A. D. Roy: "Safety First and the Holding of Assets,"Econometrica 20/3 (July 1952), str. 431–449.
2. Amman M. & Reich C.: "VaR for nonlinear financial instruments – linear approximation or full Monte Carlo?", Financial Markets and Portfolio Management, 15, 2001.,str. 1–18.
3. Angelidis T., A. Benos, and S. Degiannakis: "The use of GARCH models in VaR estimation", Statistical Methodology 2, 2005., str. 49-57.
4. Aragonés Jose Ramon, Blanco Carlos, Dowd Kevin: "Incorporating Stress Tests into Market risk Modeling", Derivatives Quarterly 7 (Spring), 2001, str. 44-49.

5. Bank for International Settlements: "Message from the academic literature on risk measurement for the trading book", BIS Committee on market risk, Basel, January 2011.
6. Bao Yong, Lee Tae-Hwy, Saltoglu Burak: „Evaluating Predictive Performance of Value-at-Risk in Emerging Markets: A Reality Check", University of Texas, San Antonio, 2004.
7. Barone-Adesi G., Giannopoulos K., Vosper, L.: "Filtered Historical Simulation: Backtest Analysis", Working Paper, University of Westminster, 2000.
8. Barone-Adesi G., K. Giannopoulos: "Non-parametric VaR techniques: myths and realities", Economic Notes 30, 2001. str. 167-181.
9. Basel M. A. Awartani, Valentina Corradi: "Predicting the volatility of the S&P-500 stock index via GARCH models: the role of asymmetries", International Journal of Forecasting 21, Elsevier, 2005., str. 167-183
10. Beder T.: "VAR: Seductive but dangerous", Financial Analysts Journal, September/October, 51, 1995., 12-24
11. Benninga Simon, Wiener Zvi: "Value-at-Risk", Mathematica in education and research, Vol.7 No.4, 1998.
12. Berkowitz J., Christoffersen P. & Pelletier D.: "Evaluating Value-at- Risk Models with Desk-level Data", Working Paper, McGill University, 2006.
13. Berkowitz J.: "Testing density forecast, with applications to risk management", Journal of Business and Economic Statistics 19, 2001., str. 465-474.
14. Black F.: "Studies of stock price volatility of changes", American Statistical Association Journal, 1976., str. 177-181.
15. Blanco Carlos and Maksim Oks: "Backtesting VaR models: Quantitative and Qualitative Tests" Risk Desk, Volume IV, Number I, 2004.
16. Bollerslev, T.: "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", Journal of Econometrics, 31, 1986., str. 307-327.
17. Bollerslev, T.: "A Conditionally Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return," Review of Economics and Statistics, Vol. 69, 1987., str. 542-547.
18. Boudoukh J., Richardson M. & Whitelaw L.: "The Best of Both Worlds", RISK 11, 1998.
19. Brett Humphreys: "Value-at-risk Valid assumptions required", Energy risk, 2008.
20. Brown, A.: "Private Profits and Socialized Risk – Counterpoint: Capital Inadequacy", Global Association of Risk Professionals, June/July 08 issue., 2008.
21. Bulent Koksall, Mehmet Orhan: „Market risk of developed and developing countries during the global financial crisis“, Emerging market finance and trade, Volume 49, No. 3 (May-June), 2013. str.20-34.

22. Campbell, S.: "A Review of Backtesting and Backtesting Procedure", Finance and Economics Discussion Series, Divisions of Research & Statistics and Monetary Affairs, Federal Reserve Board, Washington D.C, 2005.
23. Céline Lazaregue-Bazard: "Exceptions to the rule", Risk Magazine, January 2010.
24. Chan, N. H., Deng, S. J. and Peng, L.: "Interval Estimation of Value-at-Risk Based on GARCH Models with Heavy-Tailed Innovations." Journal of Econometrics 137, 2007., str. 556-576.
25. Christoffersen P. and S. GonCalves: "Estimation risk in financial risk management", Journal of Risk 7, 2005., str.1-28.
26. Christoffersen P.: "Evaluating interval forecast", Journal of Business and Economic Statistics 39, 1998., str. 841-862.
27. Christoffersen, P., Diebold, F. and Schuermann, T.: "Horizon Problems and Extreme Events in Financial Risk Management" Fed. Reserve Bank NY Econ. Policy Rev. 4, 1998., str.109-118.
28. Christoffersen, P., J. Hahn, and A. Inoue: "Testing and comparing value-at-risk measures", Journal of Empirical Finance 8, 2001. str. 325-342.
29. Claessens, S., Djankov, S., & Klingebiel, D.: "Stock markets in transition economies", Financial Sector Discussion Paper No. 5. The World Bank, 2000.
30. D. H. Leavens: "Diversification of Investments," Trusts and Estates 80 (May 1945), str. 469-473.
31. Darryll Hendricks and Beverly Hirtle: "Bank Capital Requirements for Market Risk: The Internal Models Approach," Federal Reserve Bank of New York, Economic Policy Review, December 1997.
32. De la Pena H. Victor, Rivera Ricardo, Ruiz-Mata Jesus: „Quality control of risk measures: Backtesting VaR Models", Columbia University, New York, 2006
33. Derivatives Policy Group: "Framework for voluntary oversight", 1995.
34. Dilges-Maruska Barbara: "Calculating the operational Value-at-Risk by using the actuarial approach", Acrys Consult, Frankfurt, 2002.
35. Dowd K.: "Estimating VaR with order statistics", Journal of Derivatives 8, 2001. str.23-30.
36. Dragan Đuričin: "Kako iz ekonomije moralnog hazarda preći u ekonomiju inteligentnog upravljanja rizicima: slučaj Srbije", Ekonomika, Beograd, 2009.
37. Duffie, D. and J. Pan: "An overview of VaR", Journal of Derivatives 4, 1997., str.7-49.
38. Engle, R.: "Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation", Econometrica, 1982., str. 987-1007.

39. Engle, R.: "Risk and volatility: Econometric models and financial practice", Nobel Lecture, 2003.
40. Escanciano, J.C., Olmo, J.: "Robust Backtesting Tests for Value-at-risk Models", *Journal of Financial Econometrics*, 9, No. 1, 2011., str. 132–161.
41. Fischer Black and Myron Scholes: "The Pricing of Options and Corporate Liabilities," *Journal of Political Economy* 81 (May–June 1973.), str. 637–654.
42. Garbade Kenneth: "Assessing risk and capital adequacy for Treasury securities," *Topics in Money and Securities Markets*, 22, New York: Bankers Trust., 1986.
43. Garman B. Mark: "Improving on VaR", *RISK*, 9, (May) 1996., str. 61-63.
44. Garman M., Aragonés, A., and Blanco, C: "Value at Risk for Asian Emerging Market Equity Portfolios", *ASIA RISK*, 1998., str. 36-39,
45. George L. Head: „Continuing Evolution of the Risk Management Function and Education in the United States“, *The Geneva Papers on Risk and Insurance*, 7, No 23, April 1982.
46. Giacomini, R. and H. White: "Tests of conditional predictive ability". *Econometrica* 74, 2006. str. 1545-1578.
47. Gilles Zumbach: „The RiskMetrics 2006 methodology“, Risk Metrics Group, New York, 2006
48. Haas M.: "New Methods in Backtesting", *Financial Engineering, Research Center Caesar*, Bonn, 2001.
49. Harry M. Markowitz: "Portfolio Selection," *Journal of Finance* 7, March 1952., str. 77–91.
50. Hartz, C. Mitnik, S. & Paoletta, M.: "Accurate Value-at-Risk Forecasting Based on the Normal-GARCH Model" *Computational Statistics and Data Analysis* 51, 2006., str. 2295-2312.
51. Harvey, C.R.: "Predictable Risk and Returns in Emerging Markets", *The Review of Financial Studies* 8, 1995., str. 773-816.
52. Hendricks, D.: "Evaluation of value at risk models using historical data" *Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review*, April 1996., str. 39-69.
53. Herring Richard: "Implementing Basel II: Is the Game Worth the Candle?", *Financial Markets, Institutions & Instruments* 14, no. 5., 2005., str. 267–87.
54. Holton, G.: "History of Value-at-Risk: 1922-1998." *Working Paper, Contingency Analysis*, Boston, 2002.
55. Hull, J. & A. White: "Incorporating volatility updating into the historical simulation method for value at risk", *Journal of Risk* 1, 1998., str. 5-19.

56. Ion Stancu, Andrei Tinca: „The Basel II Accord on Measuring and Managing a Bank's Risks“, Asociatia Generala a Economistilor din Romania – AGER Theoretical and Applied Economics, Bucharest, Volume 11(516), 2007., str. 3-14
57. J. Marschak: “Money and the Theory of Assets,” *Econometrica* 6, 1938., str. 311–325.
58. J. R. Hicks: “A Suggestion for Simplifying the Theory of Money,” *Economica* (Februar), 1935., str. 1–19.
59. James Tobin: “Liquidity Preference as Behavior Towards Risk,” *Review of Economic Studies* 26/1, February 1958., str. 65–86.
60. Kim Jangwoo, Finger C. Christopher: “A stress test to incorporate correlation breakdown”, *RiskMetrics Journal*, Spring, 2000.
61. Koedjik K., Huisman R. & Pownall R.: “Fat tails in Financial Risk Management”, *Journal of Risk* 1(1), 1998, str. 47–61.
62. Kritzman Mark, Rich Don: “The Mismeasurement of Risk”, *Financial Analysts Journal*, Vol. 58, No. 3., May/Jun 2002.
63. Kupiec P.: “Techniques for verifying the accuracy of risk management models”, *Journal of Derivatives* 3, 1995., str. 73-84.
64. Leavens, D. H.: "Diversification of Investments." *Trusts and Estates* 80., 1945., str. 469-473.
65. Linsmeier T. J., Pearson N. D.: “Risk Measurement: An Introduction to Value-at-Risk”. University of Illinois at Urbana-Champaign, 1996.
66. Lintner, J.: "The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets." *Review of Economics and Statistics* 47, 1965., str. 13-37.
67. Liu, S. and Brorsen, B.: “Maximum likelihood estimation of a GARCH-stable model”, *Journal of Applied Econometrics*, 10, 1995., str. 273–285.
68. Lopez, J.: “Methods for Evaluating Value-at-Risk Estimates”, *Economic Policy Review*, October 1998., str. 119-64.
69. Lopez, J.: “Regulatory Evaluation of Value-at-Risk Models”, *Journal of Risk* 1, 1999., str. 37-64.
70. Manda K.: ”Stock Market Volatility during the 2008 Financial Crisis”, Stern School of Business, New York, 2010.
71. Mandelbrot B.: “The variation of certain speculative prices”, *Journal of Business*, 36, 1963., str. 394–419.
72. Manganelli S., Engle R.: “Value at Risk Models in Finance”, Working Paper no. 75, European Central Bank, 2001.

-
73. Marco Bee, Fabrizio Miorrelli: „Dynamic VaR models and the Peaks over Threshold method for market risk measurement: an empirical investigation during a financial crisis“, University of Trento, Italy, 2010.
74. Merton, R.: “On Estimating the Expected Return on the Market: An Exploratory Investigation,” *Journal of Financial Economics*, Vol. 8, 1980., str. 323-361.
75. Michael Auer, Georg von Pfoestl & Jacek Kochanowicz: „Basel III and Its Consequences. Confronting a New Regulatory Environment“, Accenture, 2011.
76. Mojmir Mrak, Matija Rojec, and Carlos Silva-Jáuregui: “Slovenia From Yugoslavia to the European Union”, World Bank, Washington, 2004.
77. Müller-Jentsch D.: “Financial sector restructuring and regional integration in the Western Balkans”, Office for South East Europe, European Commission - World Bank, 2007.
78. Navneet Virdi: „A review of Backtesting Methods for Evaluating VaR“, *International Review of Business Research Papers*, Vol. 7, No. 4, Jul 2011, str. 14-24.
79. Nelson, D.: “Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach”, *Econometrica*, 59, 1991., str. 349–70.
80. P. Jackson, D. Maude and W. Perraudin: “Bank Capital and Value at Risk,” *Journal of Derivatives*, Vol. 4, 1997., str. 73-90.
81. Perignon, C, Deng, Z.Y. and Wang, Z.J.: "Do Banks Overstate their Value-at-Risk?" *Journal of Banking and Finance* 32, 2008., str. 783-794.
82. Piconte E.: “Calculating Value at Risk with Monte Carlo Simulation”, *The Journal of Lending & Credit Risk Management*, 4., 2000., str. 59-65
83. Rochet Jean-Charles: “Rebalancing the Three Pillars of Basel II”, *Economic Policy Review* 10, no. 2, 2004. str.7–21
84. Sharpe, W.: "A Simplified Model for Portfolio Analysis" *Management Science* 9, 1963., str. 277-293.
85. Siourounis D.: “Modeling volatility and testing for efficiency in emerging capital markets: the case of the Athens stock exchange”, *Applied Financial Economics*, 12, 2002., str.47–55.
86. Sven Muehlenbrock: “Backtesting Value at Risk Models”, KPMG ADVISORY FINANCIAL RISK MANAGEMENT, Luxemburg, 2011.
87. Telfah, Ahmad, "Analytical Estimation of Value at Risk Under Thick Tails and Fast Volatility Updating", *University of New Orleans Theses and Dissertations*. Paper 26., 2003.
88. Turan G. Bali: “A Generalized Extreme Value Approach to Financial Risk Measurement”, *Journal of money, credit and banking*, Vol. 39, No. 7 , October 2007
89. Vesna Matić:“ Bazel II – tržišni riik“, *Bankarstvo* 1-2, Beograd, 2010.

90. Wiener, Z.: "Introduction to VaR (Value-at-Risk)", Risk Management and Regulation in Banking, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1999.
91. Wolf Müller: "Backtesting VaR models", Risk Control, BIS, 2008.
92. Yamai, Yoshiba: "Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value-at-Risk under Market Stress", Bank of Japan, Tokio, 2002.
93. Zangari, P.: "An Improved Methodology for Measuring VaR," RiskMetricsTM Monitor, Second Quarter, 1996., str.7 - 25.

Ostali izvori:

1. Basel Committee on Banking Supervision: „Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks“, Basel, Switzerland: Bank for International Settlement, January 1996.
2. Basle Committee on Banking Supervision: "Risk Management Guidelines For Derivatives. Supplement To The Capital Accord Incorporate Market Risks", Basel, Switzerland: Bank for International Settlement, 1994.
3. Bank for International Settlements: "Public Disclosure of Market and Credit Risks by Financial Intermediaries." Euro-currency Standing Committee of the Central Banks of the Group of Ten Countries [Fisher report], 1994.
4. Bazel II – Sporazum o merenju kapitala, prevod na srpski jezik, Jugoslovenski pregled, Beograd, 2007.
5. Basel Committee on Banking Supervision: The New Basel Capital Accord, Consultative Document, Basel, Switzerland: Bank for International Settlement, 2003.
6. Basel Committee on Banking Supervision: „International Convergence of Capital Measurment and Capital Standards – A revised Framework“ , Basel, Switzerland: Bank for International Settlement, June 2006.
7. Basel Committee on Banking Supervision: "A global regulatory frameworks and standards", Basel, Switzerland: Bank for International Settlement, 2010.
8. Basel Committee on Banking Supervision: "International framework for liquidity risk measurement, standards and monitoring", Basel, Switzerland: Bank for International Settlement, 2010.
9. Basle Committee on Banking Supervision: "An Internal Model-Based Approach to Market Risk Capital Requirements", Bank for International Settlements, Basel, Switzerland: Bank for International Settlement, April, 1995.
10. Basel Committee on Banking Supervision: „Supervisory Framework for the Use of 'Backtesting' in Conjunction with the Internal Models Approach to Market Risk Capital Requirements, Basel, Switzerland: Bank for International Settlement, Januar 1996.

Internet izvori:

1. finance.yahoo.com
2. money.usnews.com
3. nyse.nyx.com
4. www.accenture.com
5. www.gloria-mundi.com
6. www.risk.net
7. www.accenture.com
8. www.axioma.com
9. www.banque-france.fr/en/home.html
10. www.belex.rs
11. www.bis.org
12. www.bloomberg.com
13. www.bse-sofia.bg
14. www.feas.org
15. www.globalevolution.com
16. www.imf.org
17. www.jpmorgan.com
18. www.ljse.si
19. www.msci.com
20. www.russell.com
21. www.statlect.com
22. www.stoxx.com
23. www.zse.hr

PRILOZI

PRILOZI

PRILOG 1 - Utvrđivanje optimalnog lambda koeficijenta za EWMA model pomoću RMSE funkcije - BELEX 15

OPTIMAL EWMA Belex 15 - Microsoft Excel											
File Home Insert Page Layout Formulas Data Review View Developer NumXL ?											
D1 f_x $\lambda =$											
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1				$\lambda =$	0,83					Lambda	RMSE
2			r	r^2	EWMA^2	EWMA				λ	0,00082538
3	30.12.2005	1052,09	-1,03%	0,01%	#N/A		RMSE	0,0008254		0,05	0,00098083
4	3.1.2006	1041,26	-0,78%	0,01%	0,00%	0,43%				0,1	0,00096130
5	4.1.2006	1033,21	0,53%	0,00%	0,00%	0,50%				0,15	0,00094369
6	5.1.2006	1038,74	0,55%	0,00%	0,00%	0,51%				0,2	0,00092777
7	6.1.2006	1044,48	-0,47%	0,00%	0,00%	0,52%				0,25	0,00091335
8	9.1.2006	1039,6	-0,75%	0,01%	0,00%	0,51%				0,3	0,00090026
9	10.1.2006	1031,81	0,38%	0,00%	0,00%	0,56%				0,35	0,00088837
10	11.1.2006	1035,69	0,07%	0,00%	0,00%	0,53%				0,4	0,00087755
11	12.1.2006	1036,46	-0,12%	0,00%	0,00%	0,48%				0,45	0,00086770
12	13.1.2006	1035,25	0,83%	0,01%	0,00%	0,44%				0,5	0,00085877
13	17.1.2006	1043,86	0,36%	0,00%	0,00%	0,53%				0,55	0,00085071
14	18.1.2006	1047,62	0,01%	0,00%	0,00%	0,50%				0,6	0,00084354
15	19.1.2006	1047,7	-0,77%	0,01%	0,00%	0,46%				0,65	0,00083730
16	20.1.2006	1039,63	0,03%	0,00%	0,00%	0,53%				0,7	0,00083211
17	23.1.2006	1039,91	0,79%	0,01%	0,00%	0,48%				0,75	0,00082817
18	24.1.2006	1048,2	0,00%	0,00%	0,00%	0,55%				0,8	0,00082581
19	25.1.2006	1048,21	0,79%	0,01%	0,00%	0,50%				0,81	0,00082557
20	26.1.2006	1056,48	1,58%	0,03%	0,00%	0,56%				0,82	0,00082543
21	27.1.2006	1073,34	0,98%	0,01%	0,01%	0,83%				0,83	0,00082538
22	30.1.2006	1083,96	1,40%	0,02%	0,01%	0,86%				0,84	0,00082543
23	31.1.2006	1099,25	-1,76%	0,03%	0,01%	0,97%				0,85	0,00082561
24	1.2.2006	1080,04	1,28%	0,02%	0,01%	1,14%				0,86	0,00082591
25	2.2.2006	1093,98	0,52%	0,00%	0,01%	1,17%				0,87	0,00082635
26	3.2.2006	1099,73	0,28%	0,00%	0,01%	1,09%				0,88	0,00082694
27	6.2.2006	1102,82	0,24%	0,00%	0,01%	1,00%				0,89	0,00082771
28	7.2.2006	1105,51	0,11%	0,00%	0,01%	0,91%				0,9	0,00082867
29	8.2.2006	1106,78	-0,36%	0,00%	0,01%	0,83%				0,91	0,00082986
30	9.2.2006	1102,79	0,05%	0,00%	0,01%	0,77%				0,92	0,00083130
31	10.2.2006	1103,31	0,50%	0,00%	0,00%	0,71%				0,93	0,00083303
32	13.2.2006	1108,89	-0,56%	0,00%	0,00%	0,68%				0,94	0,00083511
33	14.2.2006	1102,65	0,30%	0,00%	0,00%	0,66%				0,95	0,00083760
34	15.2.2006	1105,98	0,42%	0,00%	0,00%	0,61%				0,96	0,00084056
35	16.2.2006	1110,58	0,01%	0,00%	0,00%	0,58%				0,97	0,00084403
36	17.2.2006	1110,71	0,92%	0,01%	0,00%	0,53%				0,98	0,00084808
37	21.2.2006	1121,03	0,52%	0,00%	0,00%	0,62%				0,99	0,00085387
38	22.2.2006	1125,0	1,10%	0,01%	0,00%	0,60%					
BELEX Sheet2 Sheet3											
Ready 75%											

Izvor: Račun autora

PRILOG 2 - Utvrđivanje optimalnog lambda koeficijenta za EWMA model pomoću RMSE funkcije - S&P 500

OPTIMAL EWMA S&P 500 - Microsoft Excel

File Home Insert Page Layout Formulas Data Review View Developer NumXL ?

Y38 f_x

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1					0,9					Lambda	RMSE
2			r	r^2	EWMA^2	EWMA				λ	0,0006221
3	30.12.2005	1248,29	1,63%	0,03%	#N/A		RMSE	0,0006221		0,05	0,0008694
4	3.1.2006	1268,8	0,37%	0,00%	0,00%	0,52%				0,1	0,0008449
5	4.1.2006	1273,46	0,00%	0,00%	0,00%	0,50%				0,15	0,0008223
6	5.1.2006	1273,48	0,94%	0,01%	0,00%	0,48%				0,2	0,0008015
7	6.1.2006	1285,45	0,36%	0,00%	0,00%	0,54%				0,25	0,0007822
8	9.1.2006	1290,15	-0,04%	0,00%	0,00%	0,53%				0,3	0,0007642
9	10.1.2006	1289,69	0,35%	0,00%	0,00%	0,50%				0,35	0,0007474
10	11.1.2006	1294,18	-0,63%	0,00%	0,00%	0,49%				0,4	0,0007317
11	12.1.2006	1286,06	0,12%	0,00%	0,00%	0,50%				0,45	0,0007168
12	13.1.2006	1287,61	-0,36%	0,00%	0,00%	0,48%				0,5	0,0007028
13	17.1.2006	1283,03	-0,40%	0,00%	0,00%	0,47%				0,55	0,0006895
14	18.1.2006	1277,93	0,55%	0,00%	0,00%	0,46%				0,6	0,0006769
15	19.1.2006	1285,04	-1,85%	0,03%	0,00%	0,47%				0,65	0,0006649
16	20.1.2006	1261,49	0,18%	0,00%	0,01%	0,74%				0,7	0,0006536
17	23.1.2006	1263,82	0,24%	0,00%	0,00%	0,70%				0,75	0,0006430
18	24.1.2006	1266,86	-0,17%	0,00%	0,00%	0,67%				0,8	0,0006336
19	25.1.2006	1264,68	0,72%	0,01%	0,00%	0,64%				0,81	0,0006319
20	26.1.2006	1273,83	0,77%	0,01%	0,00%	0,65%				0,82	0,0006303
21	27.1.2006	1283,72	0,11%	0,00%	0,00%	0,66%				0,83	0,0006288
22	30.1.2006	1285,19	-0,40%	0,00%	0,00%	0,63%				0,84	0,0006274
23	31.1.2006	1280,08	0,19%	0,00%	0,00%	0,61%				0,85	0,0006260
24	1.2.2006	1282,46	-0,91%	0,01%	0,00%	0,58%				0,86	0,0006249
25	2.2.2006	1270,84	-0,54%	0,00%	0,00%	0,62%				0,87	0,0006238
26	3.2.2006	1264,03	0,08%	0,00%	0,00%	0,61%				0,88	0,0006230
27	6.2.2006	1265,02	-0,81%	0,01%	0,00%	0,58%				0,89	0,0006224
28	7.2.2006	1254,78	0,86%	0,01%	0,00%	0,61%				0,9	0,0006221
29	8.2.2006	1265,65	-0,15%	0,00%	0,00%	0,64%				0,91	0,0006222
30	9.2.2006	1263,78	0,25%	0,00%	0,00%	0,61%				0,92	0,0006228
31	10.2.2006	1266,99	-0,33%	0,00%	0,00%	0,58%				0,93	0,0006239
32	13.2.2006	1262,86	1,00%	0,01%	0,00%	0,56%				0,94	0,0006259
33	14.2.2006	1275,53	0,35%	0,00%	0,00%	0,62%				0,95	0,0006290
34	15.2.2006	1280	0,73%	0,01%	0,00%	0,60%				0,96	0,0006337
35	16.2.2006	1289,38	-0,17%	0,00%	0,00%	0,61%				0,97	0,0006409
36	17.2.2006	1287,24	-0,33%	0,00%	0,00%	0,58%				0,98	0,0006522
37	21.2.2006	1283,03	0,75%	0,01%	0,00%	0,56%				0,99	0,0006719

S&P 500 Sheet2 Sheet3

Ready 75%

Izvor: Račun autora

PRILOG 3 - Utvrđivanje optimalnog lambda koeficijenta za EWMA model pomoću RMSE funkcije - CROBEX

OPTIMAL EWMA Crobex - Microsoft Excel											
File Home Insert Page Layout Formulas Data Review View Developer NumXL ?											
W15											
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1				$\lambda =$	0,65					Lambda	RMSE
2			r	r^2	EWMA^2	EWMA				λ	0,0007341
3	30.12.2005	1978,25	0,22%	0,00%	#N/A		RMSE	0,00073407		0,05	0,0008191
4	3.1.2006	1982,52	-0,31%	0,00%	0,00%	0,13%				0,1	0,0008039
5	4.1.2006	1976,31	1,16%	0,01%	0,00%	0,21%				0,15	0,0007905
6	5.1.2006	1999,33	-0,76%	0,01%	0,00%	0,71%				0,2	0,0007787
7	6.1.2006	1984,26	-0,46%	0,00%	0,01%	0,72%				0,25	0,0007684
8	9.1.2006	1975,13	-0,40%	0,00%	0,00%	0,64%				0,3	0,0007596
9	10.1.2006	1967,22	0,15%	0,00%	0,00%	0,57%				0,35	0,0007523
10	11.1.2006	1970,21	1,02%	0,01%	0,00%	0,47%				0,4	0,0007462
11	12.1.2006	1990,47	0,06%	0,00%	0,01%	0,71%				0,45	0,0007415
12	13.1.2006	1991,75	0,04%	0,00%	0,00%	0,58%				0,5	0,0007379
13	17.1.2006	1992,58	-0,11%	0,00%	0,00%	0,47%				0,55	0,0007356
14	18.1.2006	1990,31	0,26%	0,00%	0,00%	0,38%				0,6	0,0007343
15	19.1.2006	1995,5	-0,36%	0,00%	0,00%	0,34%				0,65	0,0007341
16	20.1.2006	1988,35	-0,49%	0,00%	0,00%	0,35%				0,7	0,0007348
17	23.1.2006	1978,55	0,64%	0,00%	0,00%	0,41%				0,75	0,0007365
18	24.1.2006	1991,21	0,32%	0,00%	0,00%	0,50%				0,8	0,0007391
19	25.1.2006	1997,53	-0,01%	0,00%	0,00%	0,44%				0,81	0,0007398
20	26.1.2006	1997,27	-0,49%	0,00%	0,00%	0,36%				0,82	0,0007405
21	27.1.2006	1987,49	0,46%	0,00%	0,00%	0,41%				0,83	0,0007412
22	30.1.2006	1996,68	-0,12%	0,00%	0,00%	0,43%				0,84	0,0007421
23	31.1.2006	1994,38	1,00%	0,01%	0,00%	0,35%				0,85	0,0007430
24	1.2.2006	2014,45	-0,14%	0,00%	0,00%	0,66%				0,86	0,0007440
25	2.2.2006	2011,67	-0,27%	0,00%	0,00%	0,54%				0,87	0,0007451
26	3.2.2006	2006,27	0,25%	0,00%	0,00%	0,46%				0,88	0,0007463
27	6.2.2006	2011,36	0,01%	0,00%	0,00%	0,40%				0,89	0,0007477
28	7.2.2006	2011,51	0,61%	0,00%	0,00%	0,32%				0,9	0,0007493
29	8.2.2006	2023,76	1,22%	0,01%	0,00%	0,44%				0,91	0,0007512
30	9.2.2006	2048,62	-0,60%	0,00%	0,01%	0,81%				0,92	0,0007534
31	10.2.2006	2036,42	0,39%	0,00%	0,01%	0,74%				0,93	0,0007561
32	13.2.2006	2044,4	0,53%	0,00%	0,00%	0,64%				0,94	0,0007593
33	14.2.2006	2055,32	-0,39%	0,00%	0,00%	0,60%				0,95	0,0007632
34	15.2.2006	2047,36	0,67%	0,00%	0,00%	0,54%				0,96	0,0007682
35	16.2.2006	2061,04	-1,14%	0,01%	0,00%	0,59%				0,97	0,0007744
36	17.2.2006	2037,72	0,79%	0,01%	0,01%	0,82%				0,98	0,0007823
37	21.2.2006	2053,95	0,70%	0,00%	0,01%	0,81%				0,99	0,0007948

Izvor: Račun autora

PRILOG 4 - Utvrđivanje optimalnog lambda koeficijenta za EWMA model pomoću RMSE funkcije - SBITOP

OPTIMAL EWMA SBITOP - Microsoft Excel

File Home Insert Page Layout Formulas Data Review View Developer NumXL ? - X

D1 f_x $\lambda =$

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1				$\lambda =$	0,75					Lambda	RMSE
2			r	r^2	EWMA^2	EWMA				λ	0,000427963
3	30.12.2005	946,95	-0,02%	0,00%	#N/A		RMSE	0,00042796		0,05	0,0005043
4	3.1.2006	946,73	0,52%	0,00%	0,00%	0,01%				0,1	0,0004927
5	4.1.2006	951,71	-0,08%	0,00%	0,00%	0,26%				0,15	0,0004823
6	5.1.2006	950,96	0,12%	0,00%	0,00%	0,23%				0,2	0,0004730
7	6.1.2006	952,13	0,27%	0,00%	0,00%	0,21%				0,25	0,0004647
8	9.1.2006	954,66	0,34%	0,00%	0,00%	0,22%				0,3	0,0004573
9	10.1.2006	957,9	0,30%	0,00%	0,00%	0,26%				0,35	0,0004509
10	11.1.2006	960,74	-0,15%	0,00%	0,00%	0,27%				0,4	0,0004453
11	12.1.2006	959,32	0,13%	0,00%	0,00%	0,24%				0,45	0,0004405
12	13.1.2006	960,61	-0,13%	0,00%	0,00%	0,22%				0,5	0,0004365
13	17.1.2006	959,35	-0,19%	0,00%	0,00%	0,20%				0,55	0,0004333
14	18.1.2006	957,55	-0,83%	0,01%	0,00%	0,20%				0,6	0,0004308
15	19.1.2006	949,63	-0,51%	0,00%	0,00%	0,45%				0,65	0,0004292
16	20.1.2006	944,83	-0,20%	0,00%	0,00%	0,46%				0,7	0,0004282
17	23.1.2006	942,96	0,09%	0,00%	0,00%	0,41%				0,75	0,0004280
18	24.1.2006	943,82	-0,39%	0,00%	0,00%	0,36%				0,8	0,0004285
19	25.1.2006	940,16	-0,28%	0,00%	0,00%	0,37%				0,81	0,0004287
20	26.1.2006	937,54	0,05%	0,00%	0,00%	0,35%				0,82	0,0004289
21	27.1.2006	937,99	0,38%	0,00%	0,00%	0,30%				0,83	0,0004292
22	30.1.2006	941,53	-0,16%	0,00%	0,00%	0,32%				0,84	0,0004295
23	31.1.2006	940,02	0,22%	0,00%	0,00%	0,29%				0,85	0,0004299
24	1.2.2006	942,13	-0,12%	0,00%	0,00%	0,28%				0,86	0,0004303
25	2.2.2006	941,02	-0,09%	0,00%	0,00%	0,25%				0,87	0,0004308
26	3.2.2006	940,16	1,19%	0,01%	0,00%	0,22%				0,88	0,0004313
27	6.2.2006	951,38	-0,25%	0,00%	0,00%	0,62%				0,89	0,0004320
28	7.2.2006	949,03	-0,48%	0,00%	0,00%	0,55%				0,9	0,0004328
29	8.2.2006	944,46	0,21%	0,00%	0,00%	0,54%				0,91	0,0004337
30	9.2.2006	946,42	-0,19%	0,00%	0,00%	0,48%				0,92	0,0004348
31	10.2.2006	944,61	0,29%	0,00%	0,00%	0,42%				0,93	0,0004362
32	13.2.2006	947,36	0,59%	0,00%	0,00%	0,39%				0,94	0,0004379
33	14.2.2006	952,98	0,15%	0,00%	0,00%	0,45%				0,95	0,0004401
34	15.2.2006	954,44	-0,16%	0,00%	0,00%	0,40%				0,96	0,0004429
35	16.2.2006	952,89	0,07%	0,00%	0,00%	0,35%				0,97	0,0004466
36	17.2.2006	953,56	0,70%	0,00%	0,00%	0,31%				0,98	0,0004515
37	21.2.2006	960,28	0,48%	0,00%	0,00%	0,44%				0,99	0,0004587

SBITOP Sheet2 Sheet3

Ready 75%

Izvor: Račun autora

PRILOG 5 - Utvrđivanje optimalnog lambda koeficijenta za EWMA model pomoću RMSE funkcije - SOFIX

OPTIMAL EWMA SOFIX - Microsoft Excel											
File Home Insert Page Layout Formulas Data Review View Developer NumXL ?											
K2 f_x =\$H\$3											
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1					0,75					Lambda	RMSE
2			r	r^2	EWMA^2	EWMA				λ	0,0005732
3	30.12.2005	839,3	0,32%	0,00%	#N/A		RMSE	0,0005732		0,05	0,0006976
4	3.1.2006	841,96	-0,26%	0,00%	0,00%	0,16%				0,1	0,0006806
5	4.1.2006	839,81	-0,47%	0,00%	0,00%	0,19%				0,15	0,0006651
6	5.1.2006	835,86	-0,24%	0,00%	0,00%	0,29%				0,2	0,0006509
7	6.1.2006	833,89	0,41%	0,00%	0,00%	0,27%				0,25	0,0006379
8	9.1.2006	837,3	0,65%	0,00%	0,00%	0,31%				0,3	0,0006261
9	10.1.2006	842,76	-0,62%	0,00%	0,00%	0,42%				0,35	0,0006154
10	11.1.2006	837,54	-0,17%	0,00%	0,00%	0,48%				0,4	0,0006059
11	12.1.2006	836,15	-0,09%	0,00%	0,00%	0,42%				0,45	0,0005974
12	13.1.2006	835,41	-0,28%	0,00%	0,00%	0,37%				0,5	0,0005901
13	17.1.2006	833,09	-0,44%	0,00%	0,00%	0,35%				0,55	0,0005840
14	18.1.2006	829,43	-0,78%	0,01%	0,00%	0,37%				0,6	0,0005792
15	19.1.2006	822,98	-0,29%	0,00%	0,00%	0,51%				0,65	0,0005757
16	20.1.2006	820,58	-0,02%	0,00%	0,00%	0,46%				0,7	0,0005736
17	23.1.2006	820,44	-0,15%	0,00%	0,00%	0,40%				0,75	0,0005732
18	24.1.2006	819,24	-0,05%	0,00%	0,00%	0,35%				0,8	0,0005746
19	25.1.2006	818,87	0,00%	0,00%	0,00%	0,31%				0,81	0,0005752
20	26.1.2006	818,87	-0,20%	0,00%	0,00%	0,27%				0,82	0,0005758
21	27.1.2006	817,27	-0,21%	0,00%	0,00%	0,25%				0,83	0,0005766
22	30.1.2006	815,57	-0,34%	0,00%	0,00%	0,24%				0,84	0,0005774
23	31.1.2006	812,78	-1,41%	0,02%	0,00%	0,27%				0,85	0,0005784
24	1.2.2006	801,41	-0,02%	0,00%	0,01%	0,74%				0,86	0,0005795
25	2.2.2006	801,24	-0,18%	0,00%	0,00%	0,64%				0,87	0,0005807
26	3.2.2006	799,78	2,71%	0,07%	0,00%	0,56%				0,88	0,0005821
27	6.2.2006	821,72	-1,49%	0,02%	0,02%	1,44%				0,89	0,0005836
28	7.2.2006	809,57	0,90%	0,01%	0,02%	1,45%				0,9	0,0005854
29	8.2.2006	816,92	-0,32%	0,00%	0,02%	1,34%				0,91	0,0005874
30	9.2.2006	814,32	-0,16%	0,00%	0,01%	1,17%				0,92	0,0005897
31	10.2.2006	813,03	0,09%	0,00%	0,01%	1,01%				0,93	0,0005924
32	13.2.2006	813,75	1,44%	0,02%	0,01%	0,88%				0,94	0,0005957
33	14.2.2006	825,53	-0,31%	0,00%	0,01%	1,05%				0,95	0,0005997
34	15.2.2006	822,97	1,02%	0,01%	0,01%	0,92%				0,96	0,0006046
35	16.2.2006	831,42	0,30%	0,00%	0,01%	0,95%				0,97	0,0006108
36	17.2.2006	833,93	-0,06%	0,00%	0,01%	0,83%				0,98	0,0006189
37	21.2.2006	833,39	-0,05%	0,00%	0,01%	0,72%				0,99	0,0006308

Izvor: Račun autora

PRILOG 6 - Risk Metrics i model Istorijske simulacije za izračunavanje 1-dnevnog VaR-a BELEX 15 2007-2012.

Backtest Belex15 [Compatibility Mode] - Microsoft Excel														
File Home Insert Page Layout Formulas Data Review View Developer NumXL														
Q542														
1	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
2	Datum	Vrednost indeksa	R_t	RiskMetrics				Istorijaska simulacija		RiskMetrics		Istorijaska simulacija		
3				$\lambda = 0,94$	1-day VaR			1-day VaR		"hit" sekvenca		"hit" sekvenca		
4				σ_t^2	σ_t	1,00%	5,00%	1,00%	5,00%	1,00%	5,00%	1,00%	5,00%	
506	31.12.2007	2.256,11	0,65%	0,000199	1,41%	3,28%	2,32%	3,10%	1,61%	0	0	0	0	
507	2.1.2008	2.262,92	0,30%	0,000190	1,38%	3,20%	2,26%	3,10%	1,61%	0	0	0	0	
508	3.1.2008	2.266,95	0,18%	0,000179	1,34%	3,11%	2,20%	3,10%	1,61%	0	0	0	0	
509	4.1.2008	2.261,03	-0,26%	0,000168	1,30%	3,02%	2,13%	3,10%	1,61%	0	0	0	0	
510	7.1.2008	2.287,02	1,14%	0,000158	1,26%	2,93%	2,07%	3,10%	1,61%	0	0	0	0	
511	8.1.2008	2.264,45	-0,99%	0,000157	1,25%	2,91%	2,06%	3,10%	1,61%	0	0	0	0	
512	9.1.2008	2.266,52	0,09%	0,000153	1,24%	2,88%	2,04%	3,10%	1,61%	0	0	0	0	
513	10.1.2008	2.245,28	-0,94%	0,000144	1,20%	2,79%	1,97%	3,10%	1,61%	0	0	0	0	
514	11.1.2008	2.209,09	-1,62%	0,000141	1,19%	2,76%	1,95%	3,10%	1,61%	0	0	0	1	
515	14.1.2008	2.140,61	-3,15%	0,000148	1,22%	2,83%	2,00%	3,10%	1,61%	1	1	1	1	
516	15.1.2008	2.096,44	-2,09%	0,000199	1,41%	3,28%	2,32%	3,15%	1,63%	0	0	0	1	
517	16.1.2008	2.064,94	-1,51%	0,000213	1,46%	3,40%	2,40%	3,15%	1,70%	0	0	0	0	
518	17.1.2008	2.073,52	0,41%	0,000214	1,46%	3,40%	2,41%	3,15%	1,70%	0	0	0	0	
519	18.1.2008	2.060,86	-0,61%	0,000202	1,42%	3,31%	2,34%	3,15%	1,70%	0	0	0	0	
520	22.1.2008	2.055,53	-0,26%	0,000192	1,39%	3,23%	2,28%	3,15%	1,70%	0	0	0	0	
521	23.1.2008	2.072,19	0,81%	0,000181	1,35%	3,13%	2,21%	3,15%	1,70%	0	0	0	0	
522	24.1.2008	2.160,59	4,18%	0,000174	1,32%	3,07%	2,17%	3,15%	1,70%	0	0	0	0	
523	25.1.2008	2.206,42	2,10%	0,000268	1,64%	3,81%	2,69%	3,15%	1,70%	0	0	0	0	
524	28.1.2008	2.346,24	6,14%	0,000279	1,67%	3,88%	2,75%	3,15%	1,70%	0	0	0	0	
525	29.1.2008	2.248,31	-4,26%	0,000489	2,21%	5,14%	3,64%	3,15%	1,70%	0	1	1	1	
526	30.1.2008	2.152,86	-4,34%	0,000568	2,38%	5,55%	3,92%	3,44%	1,70%	0	1	1	1	
527	31.1.2008	2.124,08	-1,35%	0,000647	2,54%	5,92%	4,18%	3,96%	1,70%	0	0	0	0	
528	1.2.2008	2.147,15	1,08%	0,000619	2,49%	5,79%	4,09%	3,96%	1,70%	0	0	0	0	
529	4.2.2008	2.124,79	-1,05%	0,000589	2,43%	5,65%	3,99%	3,96%	1,70%	0	0	0	0	
530	5.2.2008	2.162,92	1,78%	0,000560	2,37%	5,51%	3,89%	3,96%	1,70%	0	0	0	0	
531	6.2.2008	2.140,62	0,62%	0,000546	2,31%	5,43%	3,84%	3,96%	1,70%	0	0	0	0	

Izvor: Račun autora

PRILOG 7 - Primer kreiranja Kristofersenovog testa nezavisnosti za verifikaciju VaR modela RM i IS kod Belex 15 indeksa

Backtest Belex15 [Compatibility Mode] - Microsoft Excel																					
File Home Insert Page Layout Formulas Data Review View Developer NumXL																					
D8		=IF(AND(B7=0;B8=0);1;0)																			
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
1	Date	RiskMetrics										Istorjska simulation									
2		"hit" sekvenca		"00" sekvenca		"01" sekvenca		"10" sekvenca		"11" sekvenca		"hit" sekvenca		"00" sekvenca		"01" sekvenca		"10" sekvenca		"11" sekvenca	
3		1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%
4	28.12.2007	0	0									0	0								
5	31.12.2007	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
6	2.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
7	3.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
8	4.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
9	7.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
10	8.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
11	9.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
12	10.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
13	11.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0
14	14.1.2008	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1
15	15.1.2008	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1
16	16.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
17	17.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
18	18.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
19	22.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
20	23.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
21	24.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
22	25.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
23	28.1.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
24	29.1.2008	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0
25	30.1.2008	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1
26	31.1.2008	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
27	1.2.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
28	4.2.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
29	5.2.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
30	6.2.2008	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
RM IS Belex 15 Kristofersenov test 3 4 5 6 Sheet1 Sheet2 Sheet4																					

Izvor: Račun autora

PRILOG 8 - Eksponencijalno ponderisani pokretni prosek sa optimizovanim lambda faktorom za izračunavanje 1-dnevnog VaR-a BELEX 15 2007-2012.

Backtest OPTIMAL Belex15 [

File Home Insert Page Layout Formulas Data Review View Developer NumXL

D506 f_x $= (1 - \text{\$E\$2}) * C505^2 + \text{\$E\$2} * D505$

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Datum	Vrednost indeksa	R_t	Optimalna EWMA				Optimalna EWMA	
2				$\lambda =$	0,83	1-day VaR		"hit" sekvenca	
3				σ_t^2	σ_t	1,00%	5,00%	1,00%	5,00%
506	31.12.2007	2.256,11	0,65%	0,000176	1,33%	3,08%	2,18%	0	0
507	2.1.2008	2.262,92	0,30%	0,000153	1,24%	2,88%	2,03%	0	0
508	3.1.2008	2.266,95	0,18%	0,000129	1,13%	2,64%	1,86%	0	0
509	4.1.2008	2.261,03	-0,26%	0,000107	1,04%	2,41%	1,70%	0	0
510	7.1.2008	2.287,02	1,14%	0,000090	0,95%	2,21%	1,56%	0	0
511	8.1.2008	2.264,45	-0,99%	0,000097	0,98%	2,29%	1,62%	0	0
512	9.1.2008	2.266,52	0,09%	0,000097	0,99%	2,29%	1,62%	0	0
513	10.1.2008	2.245,28	-0,94%	0,000081	0,90%	2,09%	1,48%	0	0
514	11.1.2008	2.209,09	-1,62%	0,000082	0,91%	2,11%	1,49%	0	1
515	14.1.2008	2.140,61	-3,15%	0,000113	1,06%	2,47%	1,75%	1	1
516	15.1.2008	2.096,44	-2,09%	0,000262	1,62%	3,77%	2,66%	0	0
517	16.1.2008	2.064,94	-1,51%	0,000292	1,71%	3,97%	2,81%	0	0
518	17.1.2008	2.073,52	0,41%	0,000281	1,68%	3,90%	2,76%	0	0
519	18.1.2008	2.060,86	-0,61%	0,000236	1,54%	3,58%	2,53%	0	0
520	22.1.2008	2.055,53	-0,26%	0,000202	1,42%	3,31%	2,34%	0	0
521	23.1.2008	2.072,19	0,81%	0,000169	1,30%	3,03%	2,14%	0	0
522	24.1.2008	2.160,59	4,18%	0,000151	1,23%	2,86%	2,02%	0	0
523	25.1.2008	2.206,42	2,10%	0,000422	2,06%	4,78%	3,38%	0	0
524	28.1.2008	2.346,24	6,14%	0,000426	2,06%	4,80%	3,39%	0	0
525	29.1.2008	2.248,31	-4,26%	0,000995	3,15%	7,34%	5,19%	0	0
526	30.1.2008	2.152,86	-4,34%	0,001135	3,37%	7,84%	5,54%	0	0
527	31.1.2008	2.124,08	-1,35%	0,001262	3,55%	8,26%	5,84%	0	0
528	1.2.2008	2.147,15	1,08%	0,001078	3,28%	7,64%	5,40%	0	0
529	4.2.2008	2.124,79	-1,05%	0,000915	3,02%	7,04%	4,97%	0	0
530	5.2.2008	2.162,92	1,78%	0,000778	2,79%	6,49%	4,59%	0	0
531	6.2.2008	2.148,62	0,62%	0,000600	2,64%	6,15%	4,35%	0	0

Sheet3 Belex 15 EWMA 2 Sheet1 Sheet2 Sheet4 Sheet5 Sheet6

Ready

Izvor: Račun autora

**PRILOG 9 - Analički model (VCV) za izračunavanje 1-dnevnog VaR-a BELEX 15
2007-2012.**

Backtest VCV Belex15 [Co									
File Home Insert Page Layout Formulas Data Review View Developer NumXL									
T1 fx									
	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Datum	Vrednost indeksa	R_t	Analički model				Analički VaR	
2				VCV		1-day VaR		"hit" sekvenca	
3				σ_t^2	σ_t	1,00%	5,00%	1,00%	5,00%
506	31.12.2007	2.256,11	0,65%	0,000247	1,57%	3,66%	2,59%	0	0
507	2.1.2008	2.262,92	0,30%	0,000247	1,57%	3,65%	2,58%	0	0
508	3.1.2008	2.266,95	0,18%	0,000246	1,57%	3,65%	2,58%	0	0
509	4.1.2008	2.261,03	-0,26%	0,000246	1,57%	3,65%	2,58%	0	0
510	7.1.2008	2.287,02	1,14%	0,000246	1,57%	3,65%	2,58%	0	0
511	8.1.2008	2.264,45	-0,99%	0,000246	1,57%	3,65%	2,58%	0	0
512	9.1.2008	2.266,52	0,09%	0,000245	1,57%	3,64%	2,58%	0	0
513	10.1.2008	2.245,28	-0,94%	0,000244	1,56%	3,63%	2,57%	0	0
514	11.1.2008	2.209,09	-1,62%	0,000244	1,56%	3,63%	2,57%	0	0
515	14.1.2008	2.140,61	-3,15%	0,000248	1,57%	3,66%	2,59%	0	1
516	15.1.2008	2.096,44	-2,09%	0,000249	1,58%	3,67%	2,59%	0	0
517	16.1.2008	2.064,94	-1,51%	0,000250	1,58%	3,68%	2,60%	0	0
518	17.1.2008	2.073,52	0,41%	0,000250	1,58%	3,67%	2,60%	0	0
519	18.1.2008	2.060,86	-0,61%	0,000250	1,58%	3,68%	2,60%	0	0
520	22.1.2008	2.055,53	-0,26%	0,000249	1,58%	3,67%	2,59%	0	0
521	23.1.2008	2.072,19	0,81%	0,000248	1,58%	3,67%	2,59%	0	0
522	24.1.2008	2.160,59	4,18%	0,000255	1,60%	3,71%	2,63%	0	0
523	25.1.2008	2.206,42	2,10%	0,000256	1,60%	3,72%	2,63%	0	0
524	28.1.2008	2.346,24	6,14%	0,000269	1,64%	3,82%	2,70%	0	0
525	29.1.2008	2.248,31	-4,26%	0,000277	1,66%	3,87%	2,74%	1	1
526	30.1.2008	2.152,86	-4,34%	0,000283	1,68%	3,91%	2,77%	1	1
527	31.1.2008	2.124,08	-1,35%	0,000284	1,68%	3,92%	2,77%	0	0
528	1.2.2008	2.147,15	1,08%	0,000284	1,69%	3,92%	2,77%	0	0
529	4.2.2008	2.124,79	-1,05%	0,000285	1,69%	3,93%	2,78%	0	0
530	5.2.2008	2.162,92	1,78%	0,000285	1,69%	3,93%	2,78%	0	0
531	6.2.2008	2.148,53	0,62%	0,000285	1,69%	3,93%	2,78%	0	0

Izvor: Račun autora

PRILOG 10 - GARCH model za izračunavanje 1-dnevnog VaR-a BELEX 15 2007-2012.

Backtest GARCH T Belex15 [Compatibility Mode] - Microsoft Excel											
File Home Insert Page Layout Formulas Data Review View Developer NumXL											
D1 fx GARCH t-dist VaR											
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	Datum	Vrednost indeksa	R_t	GARCH t-dist VaR				GARCH VaR			
2				GARCH t-dist VaR		1-day VaR		"hit" sekvenca			
3				σ_t^2	σ_t	1,00%	5,00%	1,00%	5,00%		
506	31.12.2007	2.256,11	0,65%	0,000176	1,33%	3,09%	2,18%	0	0	GARCH(1,1) & t-dist(v)	
507	2.1.2008	2.262,92	0,30%	0,000143	1,20%	2,79%	1,97%	0	0	Param	Value
508	3.1.2008	2.266,95	0,18%	0,000111	1,05%	2,45%	1,73%	0	0	μ	0,00%
509	4.1.2008	2.261,03	-0,26%	0,000087	0,93%	2,17%	1,53%	0	0	α_0	0,00
510	7.1.2008	2.287,02	1,14%	0,000071	0,84%	1,96%	1,38%	0	0	α_1	0,29
511	8.1.2008	2.264,45	-0,99%	0,000096	0,98%	2,28%	1,61%	0	0	β_1	0,70
512	9.1.2008	2.266,52	0,09%	0,000104	1,02%	2,37%	1,68%	0	0	v	5,04
513	10.1.2008	2.245,28	-0,94%	0,000081	0,90%	2,09%	1,48%	0	0		
514	11.1.2008	2.209,09	-1,62%	0,000091	0,95%	2,22%	1,57%	0	1		
515	14.1.2008	2.140,61	-3,15%	0,000149	1,22%	2,84%	2,00%	1	1		
516	15.1.2008	2.096,44	-2,09%	0,000401	2,00%	4,66%	3,29%	0	0		
517	16.1.2008	2.064,94	-1,51%	0,000414	2,03%	4,73%	3,35%	0	0		
518	17.1.2008	2.073,52	0,41%	0,000363	1,91%	4,43%	3,13%	0	0		
519	18.1.2008	2.060,86	-0,61%	0,000266	1,63%	3,80%	2,68%	0	0		
520	22.1.2008	2.055,53	-0,26%	0,000205	1,43%	3,33%	2,35%	0	0		
521	23.1.2008	2.072,19	0,81%	0,000153	1,24%	2,88%	2,03%	0	0		
522	24.1.2008	2.160,59	4,18%	0,000134	1,16%	2,69%	1,90%	0	0		
523	25.1.2008	2.206,42	2,10%	0,000610	2,47%	5,74%	4,06%	0	0		
524	28.1.2008	2.346,24	6,14%	0,000561	2,37%	5,51%	3,90%	0	0		
525	29.1.2008	2.248,31	-4,26%	0,001498	3,87%	9,00%	6,37%	0	0		
526	30.1.2008	2.152,86	-4,34%	0,001580	3,97%	9,25%	6,54%	0	0		
527	31.1.2008	2.124,08	-1,35%	0,001655	4,07%	9,46%	6,69%	0	0		
528	1.2.2008	2.147,15	1,08%	0,001213	3,48%	8,10%	5,73%	0	0		

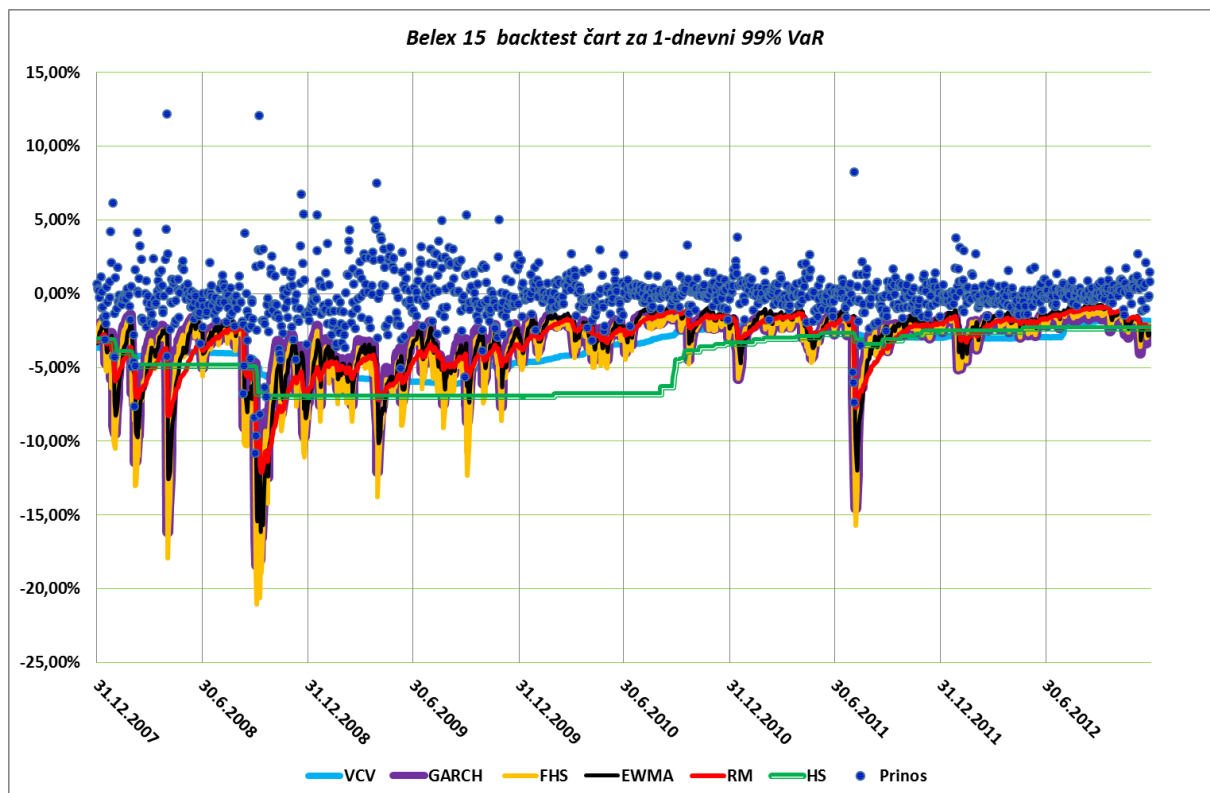
Izvor: Račun autora

PRILOG 11 - Model filtrirane istorijske simulacije za izračunavanje 1-dnevnog VaR-a BELEX 15 2007-2012.

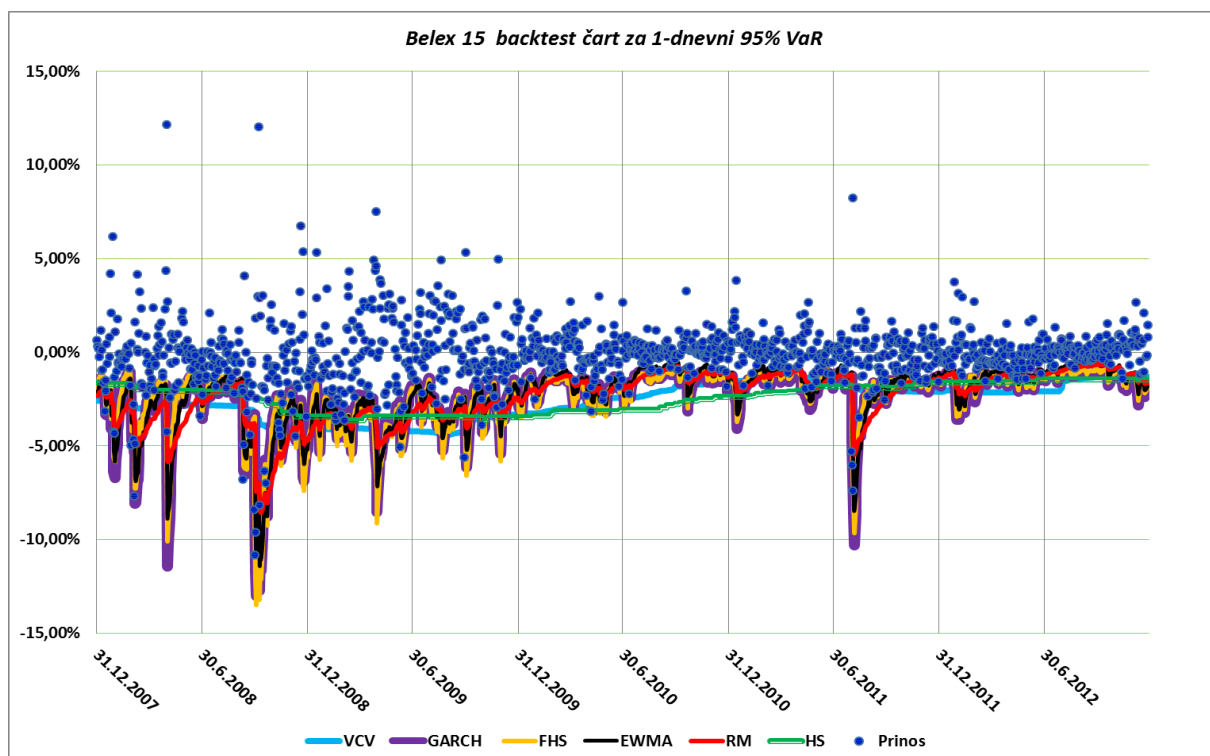
Backtest FHS Belex15 [Compatibility Mode] - Microsoft Excel										
File Home Insert Page Layout Formulas Data Review View Developer NumXL										
M509 fx										
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	Datum	Vrednost indeksa	R _t	Filtrirana istorijska simulacija				FHS		GARCH T RESID
2				FHS		1-day VaR		"hit" sekvenca		
3				σ _t ²	σ _t	1,00%	5,00%	1,00%	5,00%	
506	31.12.2007	2.256,11	0,65%	0,000247	1,33%	2,93%	1,90%	0	0	0,48659
507	2.1.2008	2.262,92	0,30%	0,000247	1,20%	2,64%	1,71%	0	0	0,25171
508	3.1.2008	2.266,95	0,18%	0,000246	1,05%	2,32%	1,50%	0	0	0,16892
509	4.1.2008	2.261,03	-0,26%	0,000246	0,93%	2,05%	1,33%	0	0	-0,28088
510	7.1.2008	2.287,02	1,14%	0,000246	0,84%	1,86%	1,20%	0	0	1,35787
511	8.1.2008	2.264,45	-0,99%	0,000246	0,98%	2,16%	1,40%	0	0	-1,01292
512	9.1.2008	2.266,52	0,09%	0,000245	1,02%	2,25%	1,45%	0	0	0,08965
513	10.1.2008	2.245,28	-0,94%	0,000244	0,90%	1,99%	1,29%	0	0	-1,04566
514	11.1.2008	2.209,09	-1,62%	0,000244	0,95%	2,10%	1,36%	0	1	-1,70560
515	14.1.2008	2.140,61	-3,15%	0,000248	1,22%	2,69%	1,74%	1	1	-2,58354
516	15.1.2008	2.096,44	-2,09%	0,000249	2,00%	5,17%	2,89%	0	0	-1,04180
517	16.1.2008	2.064,94	-1,51%	0,000250	2,03%	5,26%	2,93%	0	0	-0,74429
518	17.1.2008	2.073,52	0,41%	0,000250	1,91%	4,92%	2,75%	0	0	0,21760
519	18.1.2008	2.060,86	-0,61%	0,000250	1,63%	4,22%	2,35%	0	0	-0,37537
520	22.1.2008	2.055,53	-0,26%	0,000249	1,43%	3,70%	2,06%	0	0	-0,18102
521	23.1.2008	2.072,19	0,81%	0,000248	1,24%	3,19%	1,78%	0	0	0,65282
522	24.1.2008	2.160,59	4,18%	0,000255	1,16%	2,99%	1,67%	0	0	3,61021
523	25.1.2008	2.206,42	2,10%	0,000256	2,47%	6,38%	3,56%	0	0	0,85008
524	28.1.2008	2.346,24	6,14%	0,000269	2,37%	6,12%	3,42%	0	0	2,59421
525	29.1.2008	2.248,31	-4,26%	0,000277	3,87%	10,00%	5,58%	0	0	-1,10169
526	30.1.2008	2.152,86	-4,34%	0,000283	3,97%	10,27%	5,73%	0	0	-1,09152
527	31.1.2008	2.124,08	-1,35%	0,000284	4,07%	10,51%	5,87%	0	0	-0,33080
528	1.2.2008	2.147,15	1,08%	0,000284	3,48%	9,00%	5,02%	0	0	0,31019
529	4.2.2008	2.124,79	-1,05%	0,000285	2,98%	7,69%	4,30%	0	0	-0,35163
BELEX 15 FHS 2 3 4 5 6 Sheet1 Sheet2 Sheet4										
Ready 100%										

Izvor: Račun autora

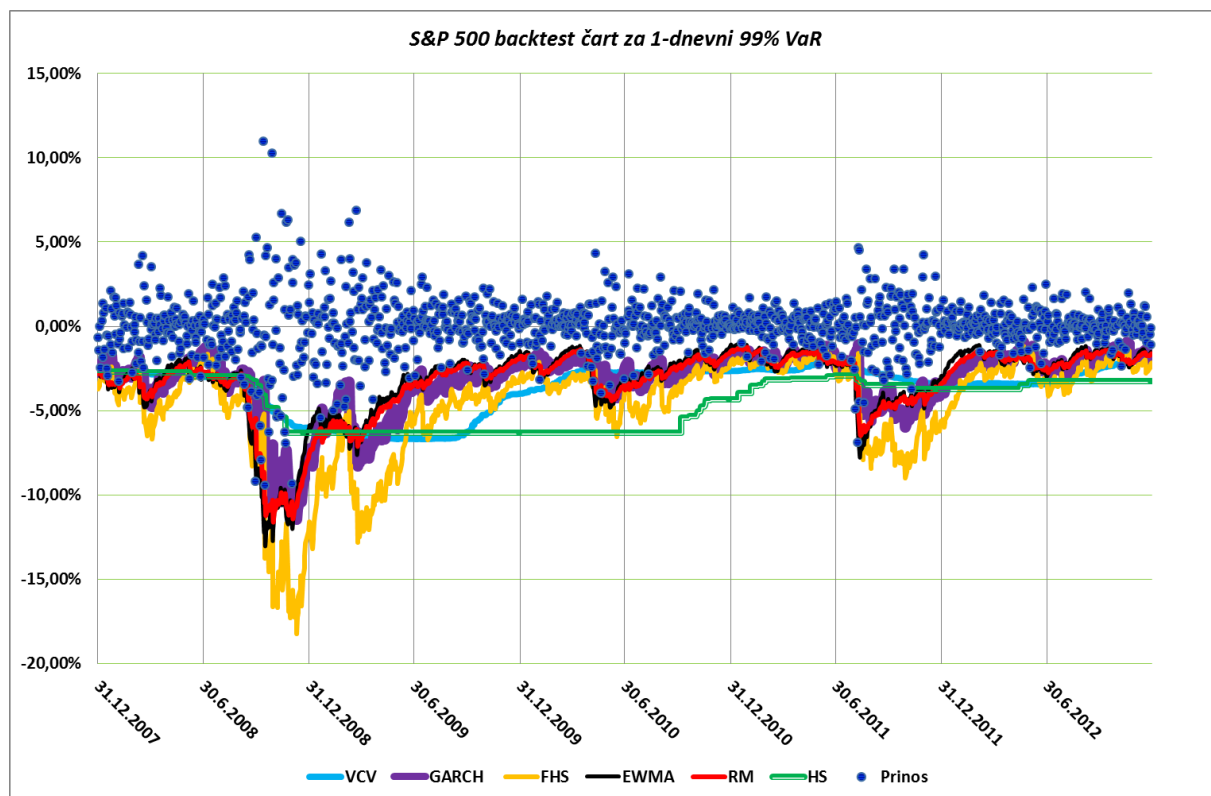
PRILOG 12 - Poredjenje ralizovanih prinosa i procenjenih vrednosti različitih VaR modela u periodu od 31.12.2007. do 31.12.2012. godine



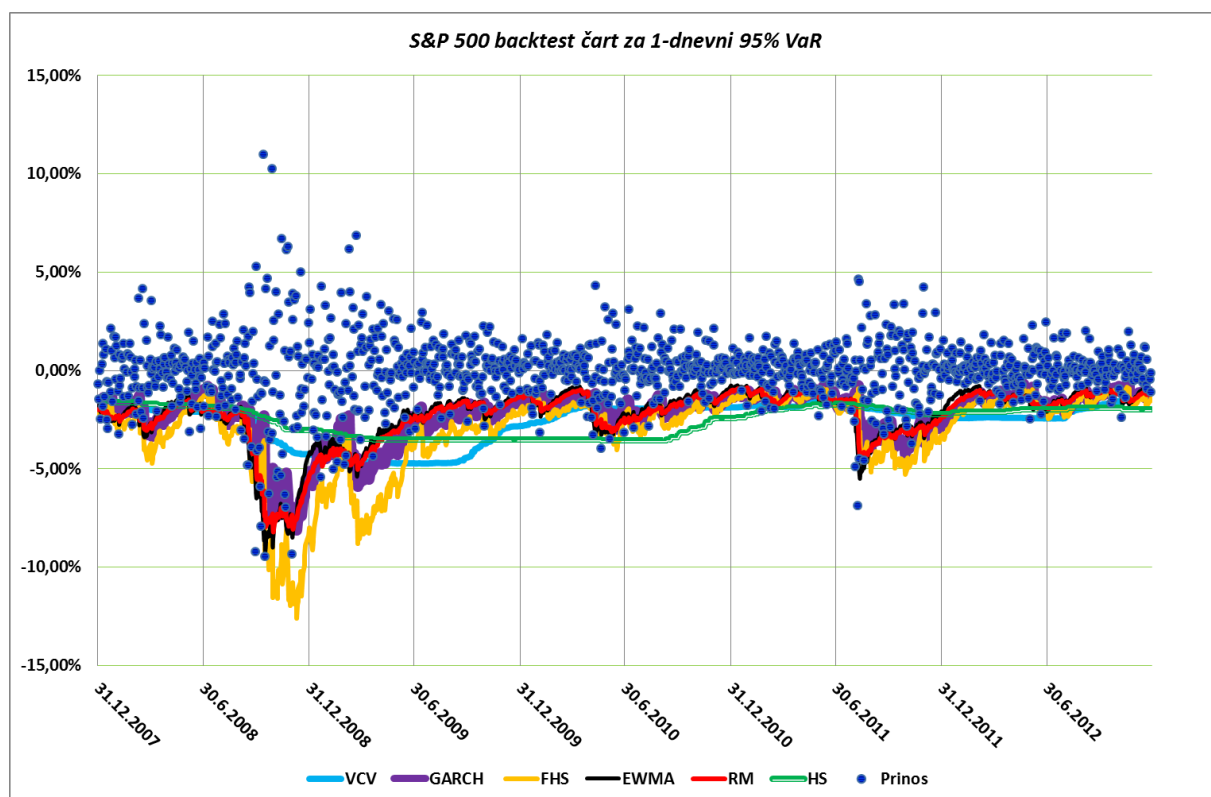
Izvor: Obrada autora



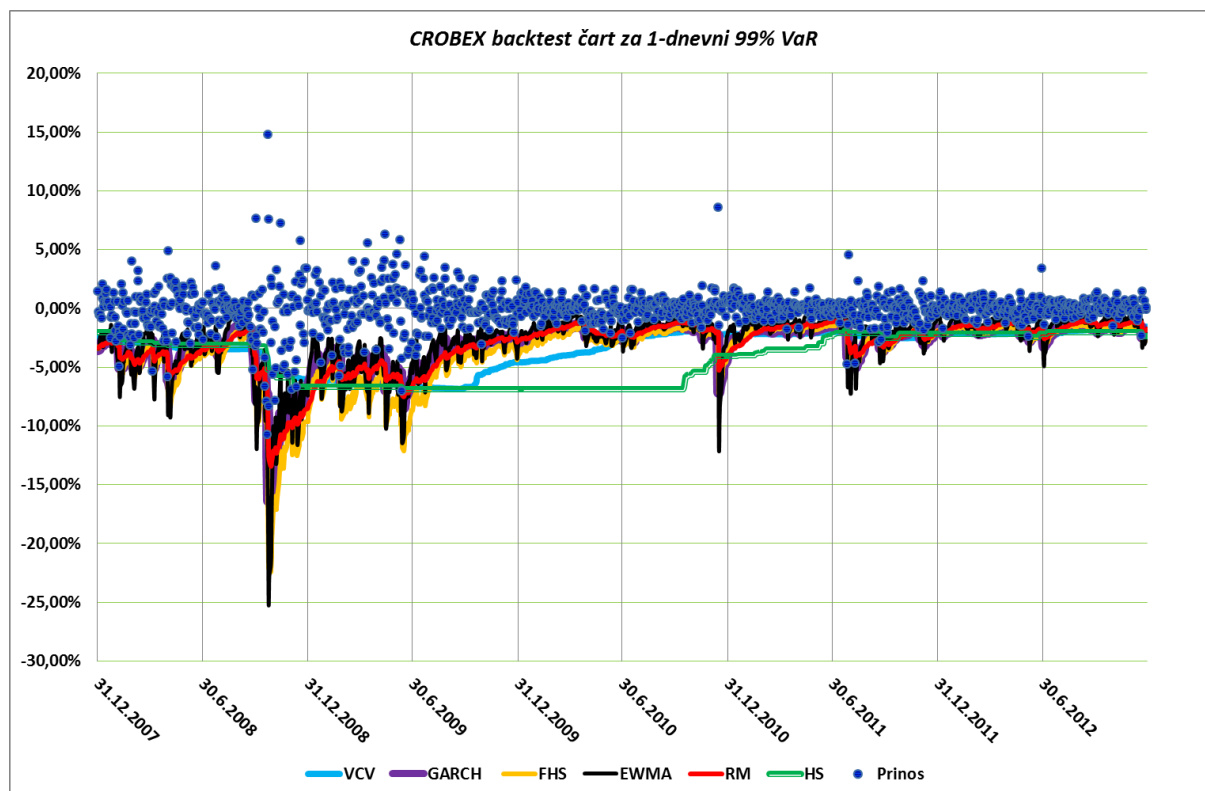
Izvor: Obrada autora



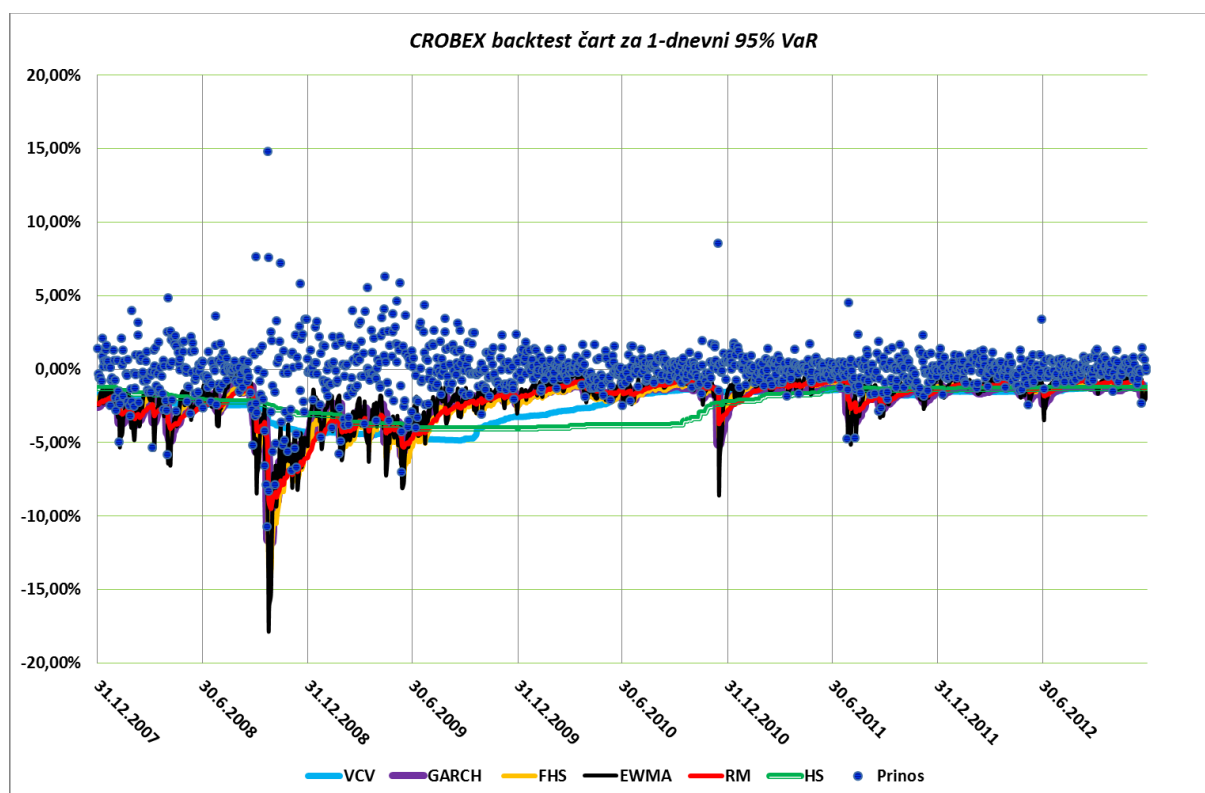
Izvor: Obrada autora



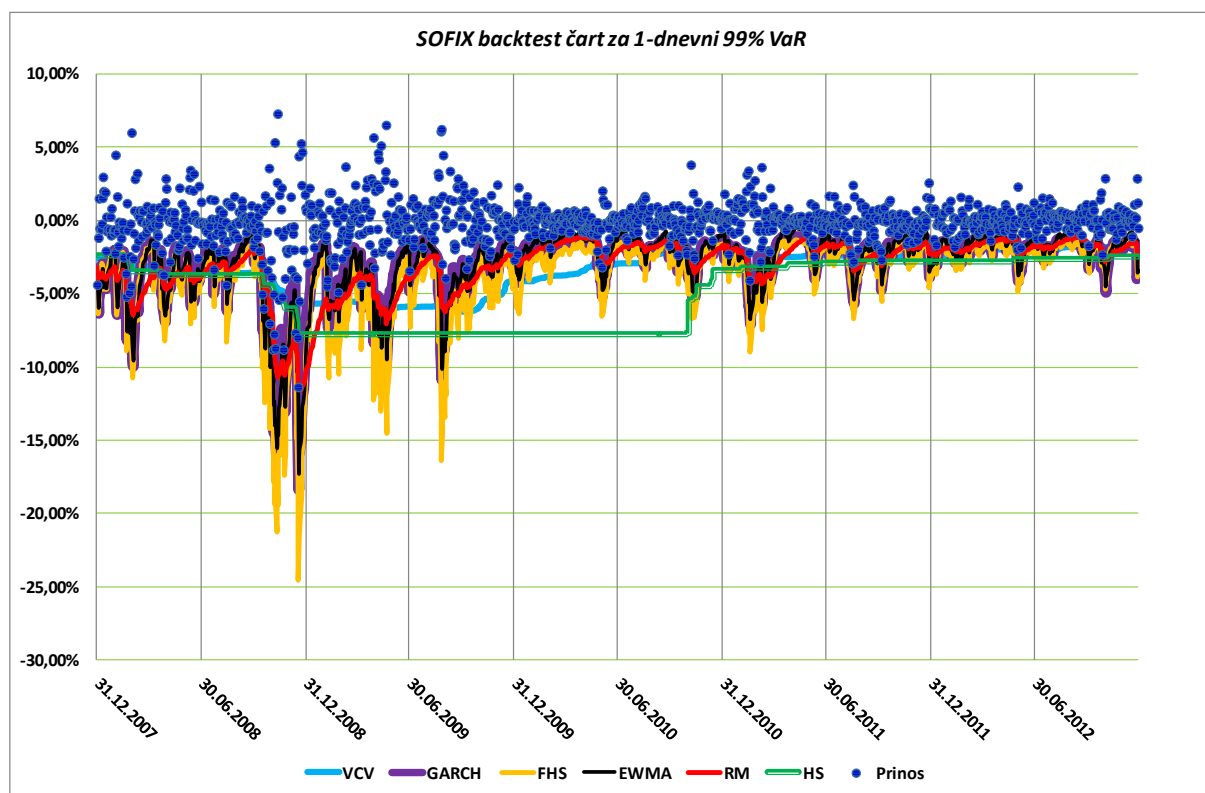
Izvor: Obrada autora



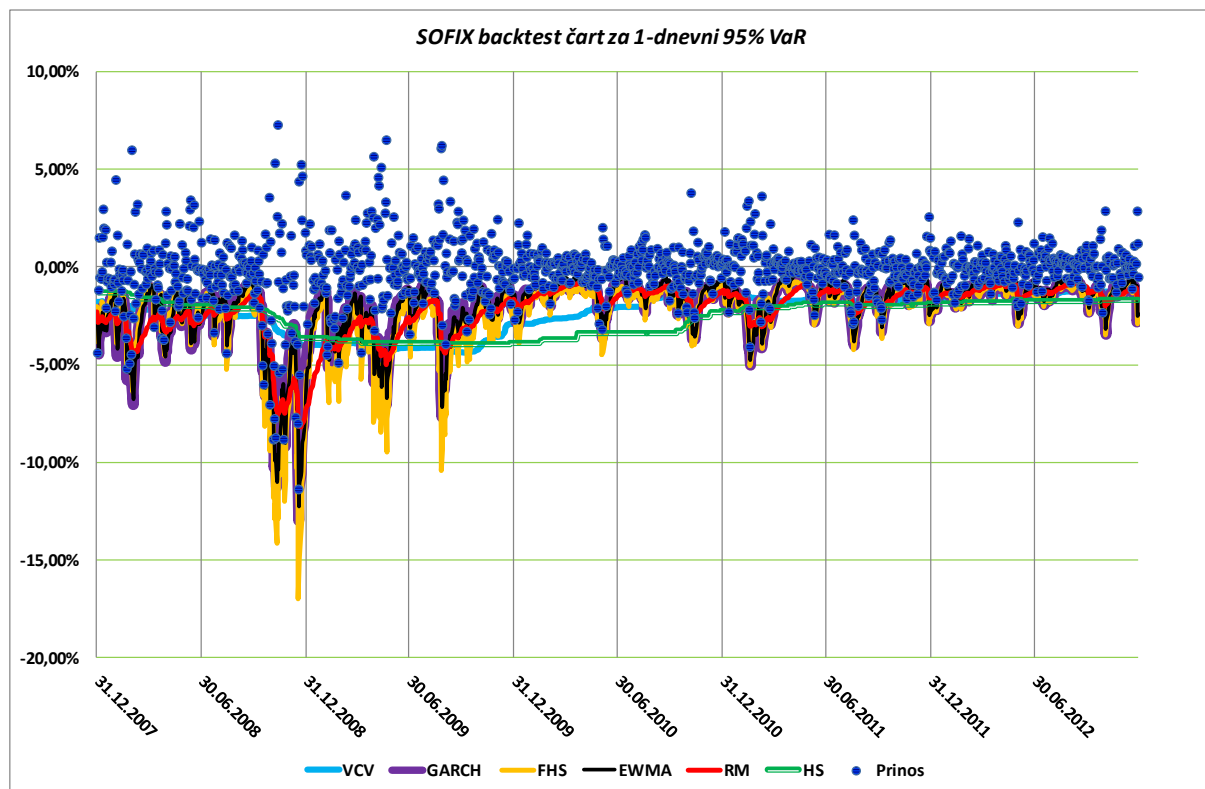
Izvor: Obrada autora



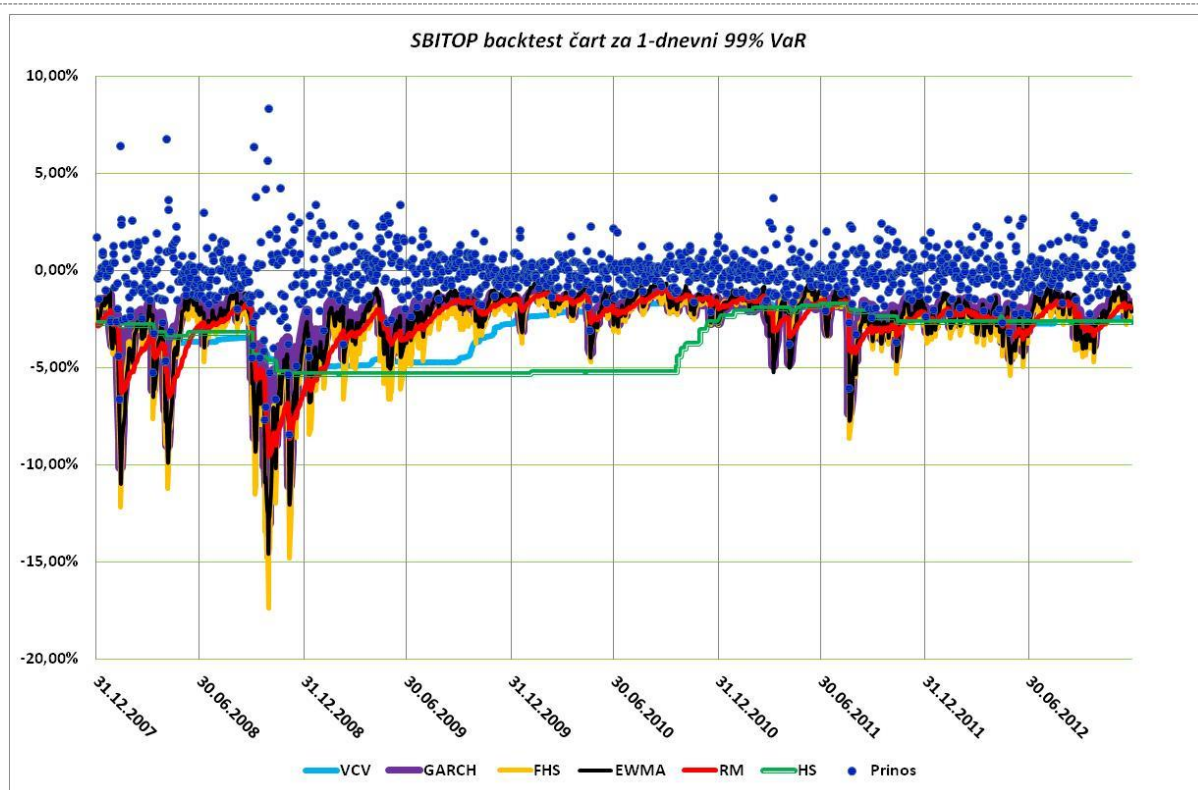
Izvor: Obrada autora



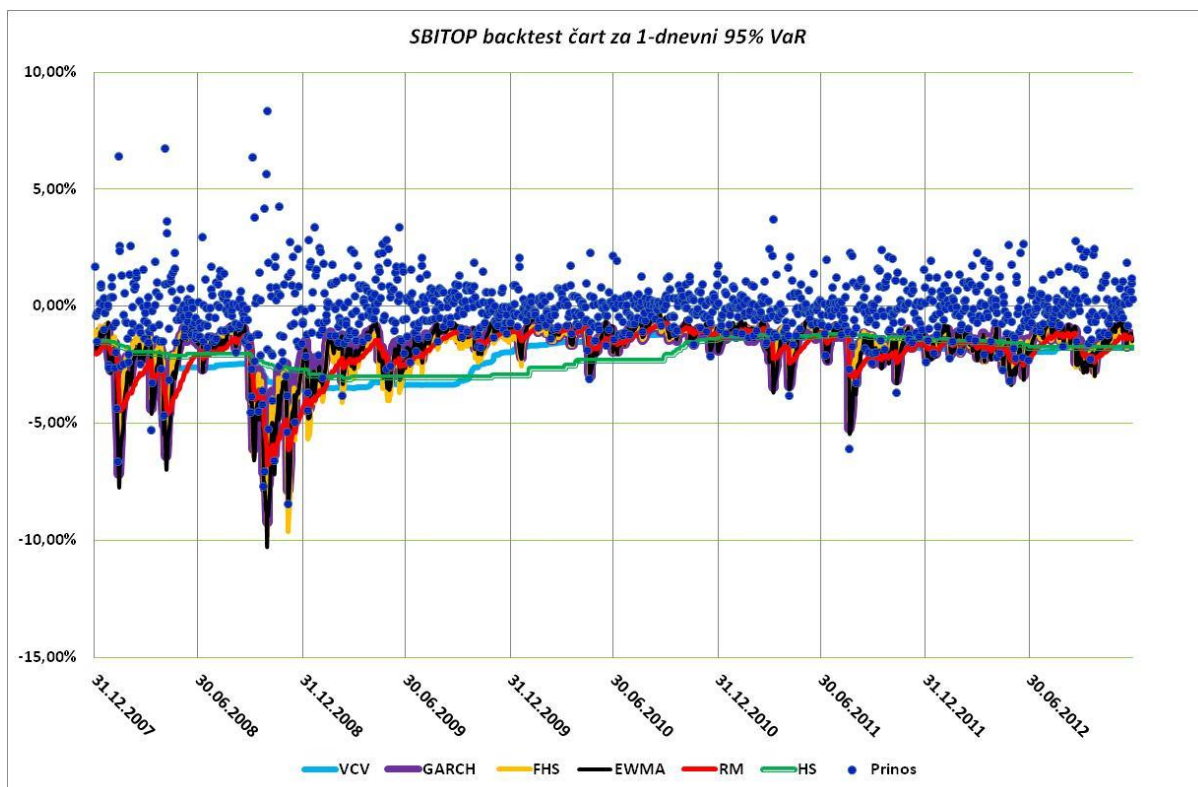
Izvor: Obrada autora



Izvor: Obrada autora



Izvor: Obrada autora



Izvor: Obrada autora

PRILOG 13 - Prgnozirana volatilitnost indeksa Belex 15 pomoću različitih modela iz GARCH familije – 2005-2012.

	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
	%log-Return	WMA	EWMA	EGARCH-N	GARCH-N	GARCH-GED	GARCH-T	EGARCH-T	EGARCH-GED	GARCHM-N
	2,79%	0,46%	0,98%	1,20%	1,13%	1,28%	1,13%	1,19%	1,27%	1,46%
	0,81%	0,47%	0,99%	1,23%	1,20%	1,36%	1,20%	1,54%	1,62%	1,52%
	1,44%	0,43%	0,96%	1,06%	1,03%	1,20%	1,03%	1,00%	1,06%	1,40%
	-0,19%	0,46%	0,99%	1,24%	1,18%	1,22%	1,18%	1,03%	1,10%	1,41%
	-0,26%	0,44%	1,02%	1,44%	1,36%	1,33%	1,36%	1,24%	1,30%	1,50%
	-1,05%	0,51%	1,01%	1,46%	1,44%	1,51%	1,44%	1,76%	1,84%	1,65%
	2,09%	0,40%	0,90%	1,14%	1,01%	1,25%	1,01%	1,16%	1,23%	1,43%
	0,64%	0,37%	0,92%	1,20%	1,08%	1,29%	1,08%	1,34%	1,39%	1,46%
	-1,11%	0,45%	0,90%	1,12%	1,03%	1,23%	1,02%	1,10%	1,17%	1,42%
	0,44%	0,51%	0,92%	1,23%	1,14%	1,30%	1,14%	1,37%	1,43%	1,47%
	-1,19%	0,60%	0,91%	1,13%	1,08%	1,22%	1,07%	1,10%	1,17%	1,41%
	-0,50%	0,63%	0,93%	1,23%	1,21%	1,25%	1,19%	1,20%	1,27%	1,43%
	0,74%	0,52%	0,94%	1,29%	1,31%	1,25%	1,30%	1,16%	1,23%	1,43%
	0,61%	0,44%	0,95%	1,40%	1,48%	1,30%	1,47%	1,08%	1,15%	1,47%
	0,29%	0,47%	0,98%	1,63%	1,72%	1,68%	1,72%	1,91%	2,00%	1,80%
	2,67%	0,38%	0,75%	1,13%	1,07%	1,32%	1,07%	1,33%	1,41%	1,49%
	1,18%	0,37%	0,72%	1,03%	0,97%	1,30%	0,97%	1,28%	1,36%	1,47%
	1,04%	0,32%	0,69%	0,93%	0,88%	1,27%	0,88%	1,29%	1,37%	1,45%
	0,96%	0,29%	0,67%	0,82%	0,77%	1,21%	0,77%	1,07%	1,14%	1,40%
	0,34%	0,27%	0,69%	0,88%	0,83%	1,22%	0,83%	1,06%	1,13%	1,41%
	0,29%	0,27%	0,70%	0,96%	0,91%	1,29%	0,91%	1,31%	1,38%	1,46%
	1,04%	0,22%	0,68%	0,84%	0,78%	1,23%	0,78%	1,14%	1,21%	1,42%
	0,55%	0,20%	0,68%	0,84%	0,79%	1,22%	0,79%	1,11%	1,18%	1,41%
	0,48%	0,21%	0,70%	0,86%	0,83%	1,23%	0,83%	1,18%	1,24%	1,42%
	-0,70%	0,21%	0,69%	0,81%	0,81%	1,21%	0,81%	1,10%	1,17%	1,40%
	0,41%	0,20%	0,71%	0,84%	0,86%	1,20%	0,86%	0,96%	1,03%	1,39%
	-0,11%	0,19%	0,73%	0,97%	0,97%	1,21%	0,97%	0,99%	1,05%	1,40%

Izvor: Račun autora

PRILOG 14 - Prgnozirana volatilitnost indeksa S&P 500 pomoću različitih modela iz GARCH familije – 2005-2012.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
	Datum	SP 500	%log-Return	WMA	EWMA	EGARCH-N	GARCH-N	GARCH-GED	GARCH-T	EGARCH-T	EGARCH-GED	GARCHM-N	GARCHM-T	GARCHM-GED
1	30.12.2005	1248,29												
2	9.1.2006	1268,8	1,63%	1,63%	0,40%	1,02%	1,24%	1,38%	1,25%	1,24%	1,13%	1,26%	1,25%	1,47%
3	10.1.2006	1273,46	0,37%	1,00%	0,40%	1,19%	1,27%	1,40%	1,29%	1,43%	1,35%	1,31%	1,28%	1,49%
4	11.1.2006	1273,48	0,00%	0,67%	0,39%	1,18%	1,21%	1,31%	1,19%	1,08%	0,98%	1,19%	1,19%	1,40%
5	12.1.2006	1285,45	0,94%	0,73%	0,44%	1,12%	1,15%	1,30%	1,18%	1,02%	0,92%	1,17%	1,18%	1,39%
6	13.1.2006	1290,15	0,36%	0,66%	0,43%	1,19%	1,13%	1,33%	1,21%	1,30%	1,21%	1,22%	1,20%	1,42%
7	16.1.2006	1289,69	-0,04%	0,54%	0,42%	1,17%	1,08%	1,30%	1,19%	1,09%	0,99%	1,18%	1,18%	1,40%
8	17.1.2006	1294,18	0,35%	0,52%	0,43%	1,12%	1,03%	1,30%	1,18%	1,03%	0,92%	1,17%	1,18%	1,39%
9	18.1.2006	1286,06	-0,63%	0,37%	0,43%	1,11%	0,98%	1,30%	1,18%	1,11%	1,01%	1,18%	1,18%	1,39%
10	19.1.2006	1287,61	0,12%	0,34%	0,42%	1,05%	0,96%	1,31%	1,20%	1,17%	1,08%	1,19%	1,20%	1,40%
11	20.1.2006	1283,03	-0,36%	0,27%	0,42%	1,01%	0,92%	1,30%	1,18%	1,04%	0,94%	1,18%	1,18%	1,39%
12	23.1.2006	1277,93	-0,40%	0,21%	0,42%	0,96%	0,89%	1,30%	1,18%	1,11%	1,01%	1,18%	1,18%	1,39%
13	24.1.2006	1285,04	0,55%	0,24%	0,43%	0,91%	0,86%	1,30%	1,19%	1,11%	1,01%	1,18%	1,19%	1,40%
14	25.1.2006	1261,49	-1,85%	0,08%	0,61%	0,93%	0,84%	1,31%	1,19%	1,16%	1,06%	1,19%	1,18%	1,40%
15	26.1.2006	1263,82	0,18%	0,09%	0,60%	0,86%	1,00%	1,43%	1,32%	1,49%	1,44%	1,34%	1,33%	1,51%
16	27.1.2006	1266,86	0,24%	0,10%	0,58%	0,84%	0,95%	1,31%	1,19%	1,05%	0,94%	1,19%	1,19%	1,40%
17	30.1.2006	1264,68	-0,17%	0,08%	0,56%	0,82%	0,91%	1,30%	1,18%	1,08%	0,98%	1,18%	1,18%	1,39%
18	31.1.2006	1273,83	0,72%	0,12%	0,58%	0,78%	0,88%	1,30%	1,18%	1,06%	0,96%	1,17%	1,18%	1,39%
19	1.2.2006	1283,72	0,77%	0,16%	0,59%	0,83%	0,86%	1,32%	1,20%	1,22%	1,12%	1,20%	1,19%	1,41%
20	2.2.2006	1285,19	0,11%	0,15%	0,57%	0,89%	0,85%	1,32%	1,20%	1,20%	1,10%	1,21%	1,20%	1,41%
21	3.2.2006	1280,08	-0,40%	0,13%	0,56%	0,86%	0,82%	1,30%	1,18%	1,04%	0,94%	1,18%	1,18%	1,39%
22	6.2.2006	1282,46	0,19%	0,05%	0,55%	0,81%	0,80%	1,30%	1,18%	1,12%	1,02%	1,18%	1,19%	1,40%

Izvor: Račun autora

PRILOG 15 - Ocenjeni optimalni parametri modela volatilnosti iz GARCH familije

Belex 15		S&P 500		SOFIX		CROBEX		SBITOP	
GARCH(1,1)		GARCH(1,1)		GARCH(1,1)		GARCH(1,1)		GARCH(1,1)	
Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value
μ	-0,01%	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00
α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00
α_1	0,29	α_1	0,10	α_1	0,30	α_1	0,12	α_1	0,27
β_1	0,70	β_1	0,89	β_1	0,68	β_1	0,86	β_1	0,68
GARCH(1,1) & t-dist(v)		GARCH(1,1) & t-dist(v)		GARCH(1,1) & t-dist(v)		GARCH(1,1) & t-dist(v)		GARCH(1,1) & t-dist(v)	
Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value
μ	0,00%	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00
α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00
α_1	0,29	α_1	0,10	α_1	0,31	α_1	0,26	α_1	0,23
β_1	0,70	β_1	0,10	β_1	0,67	β_1	0,23	β_1	0,73
v	5,04	v	4,00	v	5,79	v	4,00	v	6,12
GARCH(1,1) & GED(v)		GARCH(1,1) & GED(v)		GARCH(1,1) & GED(v)		GARCH(1,1) & GED(v)		GARCH(1,1) & GED(v)	
Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value
μ	-0,04%	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00
α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00
α_1	0,18	α_1	0,10	α_1	0,30	α_1	0,25	α_1	0,25
β_1	0,17	β_1	0,10	β_1	0,68	β_1	0,24	β_1	0,71
v	1,00	v	1,00	v	1,27	v	1,00	v	1,32
EGARCH(1,1)-Normal		EGARCH(1,1)		EGARCH(1,1)		EGARCH(1,1)		EGARCH(1,1)	
Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value
μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00
α_0	-0,92	α_0	-0,10	α_0	-0,99	α_0	-0,42	α_0	-1,24
α_1	0,49	α_1	0,12	α_1	0,52	α_1	0,24	α_1	0,43
γ_1	-0,07	γ_1	1,27	γ_1	-0,08	γ_1	-0,17	γ_1	-0,15
β_1	0,94	β_1	1,00	β_1	0,93	β_1	0,97	β_1	0,90
EGARCH(1,1) & t-dist(v)		EGARCH(1,1) & t-dist(v)		EGARCH(1,1) & t-dist(v)		EGARCH(1,1) & t-dist(v)		EGARCH(1,1) & t-dist(v)	
Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value
μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00
α_0	-8,21	α_0	-9,31	α_0	-8,69	α_0	-8,98	α_0	-9,35
α_1	0,68	α_1	0,50	α_1	0,70	α_1	0,58	α_1	0,65
γ_1	-0,03	γ_1	0,05	γ_1	0,03	γ_1	-0,05	γ_1	-0,04
β_1	0,12	β_1	-0,02	β_1	0,10	β_1	0,05	β_1	0,01
v	4,00	v	4,00	v	4,00	v	4,00	v	4,00
EGARCH(1,1) & GED(v)		EGARCH(1,1) & GED(v)		EGARCH(1,1) & GED(v)		EGARCH(1,1) & GED(v)		EGARCH(1,1) & GED(v)	
Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value
μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00
α_0	-8,09	α_0	-9,53	α_0	-8,62	α_0	-8,88	α_0	-9,31
α_1	0,68	α_1	0,53	α_1	0,71	α_1	0,57	α_1	0,63
γ_1	0,00	γ_1	0,03	γ_1	0,05	γ_1	-0,04	γ_1	-0,03
β_1	0,12	β_1	-0,02	β_1	0,10	β_1	0,05	β_1	0,02
v	1,00	v	1,00	v	1,00	v	1,00	v	1,07
GARCH-M(1,1)		GARCH-M(1,1)		GARCH-M(1,1)		GARCH-M(1,1)		GARCH-M(1,1)	
Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value
μ	0,00	μ	0,01%	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00
λ	0,00	λ	0,00	λ	0,00	λ	0,00	λ	0,00
α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00
α_1	0,17	α_1	0,13	α_1	0,29	α_1	0,29	α_1	0,24
β_1	0,17	β_1	0,11	β_1	0,22	β_1	0,26	β_1	0,20
GARCH-M(1,1) & t-dist(v)		GARCH-M(1,1) & t-dist(v)		GARCH-M(1,1) & t-dist(v)		GARCH-M(1,1) & t-dist(v)		GARCH-M(1,1) & t-dist(v)	
Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value
μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00
λ	0,00	λ	0,08	λ	0,00	λ	0,03	λ	0,01
α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00
α_1	0,17	α_1	0,10	α_1	0,31	α_1	0,26	α_1	0,23
β_1	0,17	β_1	0,10	β_1	0,67	β_1	0,23	β_1	0,73
v	5,00	v	4,00	v	5,77	v	4,00	v	6,12
GARCH-M(1,1) & GED(v)		GARCH-M(1,1) & GED(v)		GARCH-M(1,1) & GED(v)		GARCH-M(1,1) & GED(v)		GARCH-M(1,1) & GED(v)	
Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value	Param	Value
μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00	μ	0,00
λ	0,00	λ	0,00	λ	0,00	λ	0,00	λ	0,00
α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00	α_0	0,00
α_1	0,17	α_1	0,10	α_1	0,20	α_1	0,24	α_1	0,20
β_1	0,17	β_1	0,10	β_1	0,20	β_1	0,24	β_1	0,20
v	2,00	v	2,00	v	2,00	v	2,00	v	2,00

Izvor: Račun autora

PRILOG 16 - Rezultati Ljung Box statistike analiziranih indeksa u periodu 2005.-2012.

White-noise Test			S&P 500		
Lag	Score	C.V.	P-Value	Pass?	5.0%
1	24.17	3.84	0.0%	FALSE	
2	31.43	5.99	0.0%	FALSE	
3	34.81	7.81	0.0%	FALSE	
4	35.20	9.49	0.0%	FALSE	
5	40.31	11.07	0.0%	FALSE	
6	41.07	12.59	0.0%	FALSE	
7	42.69	14.07	0.0%	FALSE	
8	43.59	15.51	0.0%	FALSE	
9	43.68	16.92	0.0%	FALSE	
10	48.65	18.31	0.0%	FALSE	
11	50.76	19.68	0.0%	FALSE	
12	53.35	21.03	0.0%	FALSE	
13	53.52	22.36	0.0%	FALSE	
14	57.17	23.68	0.0%	FALSE	
15	60.79	25.00	0.0%	FALSE	
16	71.54	26.30	0.0%	FALSE	
17	71.59	27.59	0.0%	FALSE	
18	83.84	28.87	0.0%	FALSE	
19	85.61	30.14	0.0%	FALSE	
20	90.53	31.41	0.0%	FALSE	
21	98.61	32.67	0.0%	FALSE	
22	103.40	33.92	0.0%	FALSE	
23	103.40	35.17	0.0%	FALSE	
24	104.43	36.42	0.0%	FALSE	
25	105.90	37.65	0.0%	FALSE	
26	105.93	38.89	0.0%	FALSE	
27	107.82	40.11	0.0%	FALSE	
28	108.43	41.34	0.0%	FALSE	
29	108.46	42.56	0.0%	FALSE	
30	109.74	43.77	0.0%	FALSE	
31	109.74	44.99	0.0%	FALSE	
32	110.90	46.19	0.0%	FALSE	
33	111.14	47.40	0.0%	FALSE	
34	129.75	48.60	0.0%	FALSE	
35	133.55	49.80	0.0%	FALSE	
36	134.13	51.00	0.0%	FALSE	
37	134.30	52.19	0.0%	FALSE	
38	134.32	53.38	0.0%	FALSE	
39	137.44	54.57	0.0%	FALSE	
40	138.55	55.76	0.0%	FALSE	
41	138.65	56.94	0.0%	FALSE	
42	138.65	58.12	0.0%	FALSE	
43	147.38	59.30	0.0%	FALSE	
44	147.41	60.48	0.0%	FALSE	
45	147.42	61.66	0.0%	FALSE	
46	147.91	62.83	0.0%	FALSE	
47	148.87	64.00	0.0%	FALSE	
48	148.92	65.17	0.0%	FALSE	
49	150.87	66.34	0.0%	FALSE	
50	155.51	67.50	0.0%	FALSE	

Izvor: Račun autora

Napomena: Pod nultom hipotezom da nema serijske korelacije, L-B test statistika sledi Hi kvadrat raspodelu. (Score – vrednost L-B testa, C.V. – kritične vrednosti Hi kvadrat raspodele). Kada je vrednost L-B statistike visoka, oblast pod Hi kvadrat raspodelom koja prelazi ovu vrednost je manja od 5%. Kao posledicu toga, odbacujemo nultu hipotezu, kao što je prikazano u tabelama.

White-noise Test		BELEX 15			
Lag	Score	C.V.	P-Value	Pass?	5.0%
1	199.90	3.84	0.0%	FALSE	
2	241.09	5.99	0.0%	FALSE	
3	241.41	7.81	0.0%	FALSE	
4	242.49	9.49	0.0%	FALSE	
5	242.51	11.07	0.0%	FALSE	
6	243.08	12.59	0.0%	FALSE	
7	244.11	14.07	0.0%	FALSE	
8	251.83	15.51	0.0%	FALSE	
9	261.40	16.92	0.0%	FALSE	
10	262.80	18.31	0.0%	FALSE	
11	263.23	19.68	0.0%	FALSE	
12	264.99	21.03	0.0%	FALSE	
13	275.78	22.36	0.0%	FALSE	
14	307.70	23.68	0.0%	FALSE	
15	327.25	25.00	0.0%	FALSE	
16	349.11	26.30	0.0%	FALSE	
17	366.71	27.59	0.0%	FALSE	
18	373.49	28.87	0.0%	FALSE	
19	381.27	30.14	0.0%	FALSE	
20	386.71	31.41	0.0%	FALSE	
21	392.93	32.67	0.0%	FALSE	
22	399.34	33.92	0.0%	FALSE	
23	400.29	35.17	0.0%	FALSE	
24	400.72	36.42	0.0%	FALSE	
25	401.48	37.65	0.0%	FALSE	
26	402.08	38.89	0.0%	FALSE	
27	402.39	40.11	0.0%	FALSE	
28	403.45	41.34	0.0%	FALSE	
29	403.68	42.56	0.0%	FALSE	
30	405.44	43.77	0.0%	FALSE	
31	412.84	44.99	0.0%	FALSE	
32	421.56	46.19	0.0%	FALSE	
33	427.69	47.40	0.0%	FALSE	
34	434.41	48.60	0.0%	FALSE	
35	439.34	49.80	0.0%	FALSE	
36	444.11	51.00	0.0%	FALSE	
37	444.53	52.19	0.0%	FALSE	
38	445.60	53.38	0.0%	FALSE	
39	445.75	54.57	0.0%	FALSE	
40	446.43	55.76	0.0%	FALSE	
41	447.00	56.94	0.0%	FALSE	
42	447.86	58.12	0.0%	FALSE	
43	450.49	59.30	0.0%	FALSE	
44	451.15	60.48	0.0%	FALSE	
45	451.38	61.66	0.0%	FALSE	
46	452.40	62.83	0.0%	FALSE	
47	452.49	64.00	0.0%	FALSE	
48	452.64	65.17	0.0%	FALSE	
49	452.64	66.34	0.0%	FALSE	
50	454.08	67.50	0.0%	FALSE	

Izvor: Račun autora

White-noise Test			CROBEX		
Lag	Score	C.V.	P-Value	Pass?	5.0%
1	23.23	3.84	0.0%	FALSE	
2	25.64	5.99	0.0%	FALSE	
3	39.77	7.81	0.0%	FALSE	
4	40.22	9.49	0.0%	FALSE	
5	44.00	11.07	0.0%	FALSE	
6	44.53	12.59	0.0%	FALSE	
7	45.15	14.07	0.0%	FALSE	
8	58.53	15.51	0.0%	FALSE	
9	58.93	16.92	0.0%	FALSE	
10	66.61	18.31	0.0%	FALSE	
11	81.26	19.68	0.0%	FALSE	
12	82.21	21.03	0.0%	FALSE	
13	83.74	22.36	0.0%	FALSE	
14	84.38	23.68	0.0%	FALSE	
15	100.04	25.00	0.0%	FALSE	
16	112.49	26.30	0.0%	FALSE	
17	112.61	27.59	0.0%	FALSE	
18	115.35	28.87	0.0%	FALSE	
19	115.37	30.14	0.0%	FALSE	
20	115.94	31.41	0.0%	FALSE	
21	117.69	32.67	0.0%	FALSE	
22	119.59	33.92	0.0%	FALSE	
23	120.49	35.17	0.0%	FALSE	
24	122.23	36.42	0.0%	FALSE	
25	122.34	37.65	0.0%	FALSE	
26	123.09	38.89	0.0%	FALSE	
27	123.09	40.11	0.0%	FALSE	
28	123.83	41.34	0.0%	FALSE	
29	125.02	42.56	0.0%	FALSE	
30	128.15	43.77	0.0%	FALSE	
31	128.70	44.99	0.0%	FALSE	
32	129.70	46.19	0.0%	FALSE	
33	129.99	47.40	0.0%	FALSE	
34	130.63	48.60	0.0%	FALSE	
35	131.40	49.80	0.0%	FALSE	
36	131.80	51.00	0.0%	FALSE	
37	132.58	52.19	0.0%	FALSE	
38	132.76	53.38	0.0%	FALSE	
39	133.77	54.57	0.0%	FALSE	
40	135.87	55.76	0.0%	FALSE	
41	137.00	56.94	0.0%	FALSE	
42	137.21	58.12	0.0%	FALSE	
43	137.89	59.30	0.0%	FALSE	
44	138.37	60.48	0.0%	FALSE	
45	144.71	61.66	0.0%	FALSE	
46	145.22	62.83	0.0%	FALSE	
47	145.76	64.00	0.0%	FALSE	
48	146.61	65.17	0.0%	FALSE	
49	146.80	66.34	0.0%	FALSE	
50	148.44	67.50	0.0%	FALSE	

Izvor: Račun autora

White-noise Test			SOFIX		
Lag	Score	C.V.	P-Value	Pass?	5.0%
1	39.50	3.84	0.0%	FALSE	
2	75.52	5.99	0.0%	FALSE	
3	90.14	7.81	0.0%	FALSE	
4	108.57	9.49	0.0%	FALSE	
5	109.06	11.07	0.0%	FALSE	
6	115.20	12.59	0.0%	FALSE	
7	117.36	14.07	0.0%	FALSE	
8	129.24	15.51	0.0%	FALSE	
9	132.45	16.92	0.0%	FALSE	
10	150.59	18.31	0.0%	FALSE	
11	158.35	19.68	0.0%	FALSE	
12	163.09	21.03	0.0%	FALSE	
13	178.67	22.36	0.0%	FALSE	
14	183.83	23.68	0.0%	FALSE	
15	191.75	25.00	0.0%	FALSE	
16	217.76	26.30	0.0%	FALSE	
17	220.61	27.59	0.0%	FALSE	
18	234.39	28.87	0.0%	FALSE	
19	238.83	30.14	0.0%	FALSE	
20	239.53	31.41	0.0%	FALSE	
21	240.28	32.67	0.0%	FALSE	
22	243.20	33.92	0.0%	FALSE	
23	254.91	35.17	0.0%	FALSE	
24	257.63	36.42	0.0%	FALSE	
25	261.51	37.65	0.0%	FALSE	
26	262.14	38.89	0.0%	FALSE	
27	270.62	40.11	0.0%	FALSE	
28	274.72	41.34	0.0%	FALSE	
29	281.96	42.56	0.0%	FALSE	
30	285.59	43.77	0.0%	FALSE	
31	286.53	44.99	0.0%	FALSE	
32	287.98	46.19	0.0%	FALSE	
33	292.54	47.40	0.0%	FALSE	
34	294.89	48.60	0.0%	FALSE	
35	295.09	49.80	0.0%	FALSE	
36	295.93	51.00	0.0%	FALSE	
37	298.83	52.19	0.0%	FALSE	
38	300.31	53.38	0.0%	FALSE	
39	301.43	54.57	0.0%	FALSE	
40	302.04	55.76	0.0%	FALSE	
41	308.12	56.94	0.0%	FALSE	
42	315.60	58.12	0.0%	FALSE	
43	316.69	59.30	0.0%	FALSE	
44	322.65	60.48	0.0%	FALSE	
45	322.78	61.66	0.0%	FALSE	
46	330.39	62.83	0.0%	FALSE	
47	330.88	64.00	0.0%	FALSE	
48	331.33	65.17	0.0%	FALSE	
49	333.73	66.34	0.0%	FALSE	
50	337.56	67.50	0.0%	FALSE	

Izvor: Račun autora

White-noise Test			SBITOP		
Lag	Score	C.V.	P-Value	Pass?	5.0%
1	55.83	3.84	0.0%	FALSE	
2	57.91	5.99	0.0%	FALSE	
3	58.55	7.81	0.0%	FALSE	
4	59.20	9.49	0.0%	FALSE	
5	59.58	11.07	0.0%	FALSE	
6	59.58	12.59	0.0%	FALSE	
7	59.68	14.07	0.0%	FALSE	
8	61.19	15.51	0.0%	FALSE	
9	61.31	16.92	0.0%	FALSE	
10	62.03	18.31	0.0%	FALSE	
11	63.43	19.68	0.0%	FALSE	
12	63.44	21.03	0.0%	FALSE	
13	72.61	22.36	0.0%	FALSE	
14	82.48	23.68	0.0%	FALSE	
15	90.06	25.00	0.0%	FALSE	
16	96.44	26.30	0.0%	FALSE	
17	98.25	27.59	0.0%	FALSE	
18	98.43	28.87	0.0%	FALSE	
19	98.58	30.14	0.0%	FALSE	
20	100.37	31.41	0.0%	FALSE	
21	101.11	32.67	0.0%	FALSE	
22	103.44	33.92	0.0%	FALSE	
23	107.68	35.17	0.0%	FALSE	
24	109.73	36.42	0.0%	FALSE	
25	110.05	37.65	0.0%	FALSE	
26	111.46	38.89	0.0%	FALSE	
27	115.42	40.11	0.0%	FALSE	
28	135.71	41.34	0.0%	FALSE	
29	136.27	42.56	0.0%	FALSE	
30	137.15	43.77	0.0%	FALSE	
31	137.69	44.99	0.0%	FALSE	
32	138.35	46.19	0.0%	FALSE	
33	140.15	47.40	0.0%	FALSE	
34	140.90	48.60	0.0%	FALSE	
35	140.92	49.80	0.0%	FALSE	
36	140.93	51.00	0.0%	FALSE	
37	142.41	52.19	0.0%	FALSE	
38	145.67	53.38	0.0%	FALSE	
39	146.20	54.57	0.0%	FALSE	
40	147.44	55.76	0.0%	FALSE	
41	150.07	56.94	0.0%	FALSE	
42	150.49	58.12	0.0%	FALSE	
43	153.65	59.30	0.0%	FALSE	
44	164.76	60.48	0.0%	FALSE	
45	171.74	61.66	0.0%	FALSE	
46	173.02	62.83	0.0%	FALSE	
47	173.61	64.00	0.0%	FALSE	
48	173.74	65.17	0.0%	FALSE	
49	176.19	66.34	0.0%	FALSE	
50	178.16	67.50	0.0%	FALSE	

Izvor: Račun autora

PRILOG 17 - Rezultati Engleovog testa ARCH efekta analiziranih indeksa u periodu 2005.-2012.

ARCH Effect Test		S&P 500			
Lag	Score	C.V.	P-Value	Present?	5.0%
1	69.05	3.84	0.0%	TRUE	
2	348.87	5.99	0.0%	TRUE	
3	403.56	7.81	0.0%	TRUE	
4	573.50	9.49	0.0%	TRUE	
5	778.24	11.07	0.0%	TRUE	
6	952.27	12.59	0.0%	TRUE	
7	1137.16	14.07	0.0%	TRUE	
8	1229.23	15.51	0.0%	TRUE	
9	1399.54	16.92	0.0%	TRUE	
10	1531.62	18.31	0.0%	TRUE	
11	1804.98	19.68	0.0%	TRUE	
12	1953.82	21.03	0.0%	TRUE	
13	2040.12	22.36	0.0%	TRUE	
14	2068.35	23.68	0.0%	TRUE	
15	2157.15	25.00	0.0%	TRUE	
16	2273.01	26.30	0.0%	TRUE	
17	2408.02	27.59	0.0%	TRUE	
18	2514.01	28.87	0.0%	TRUE	
19	2568.77	30.14	0.0%	TRUE	
20	2656.53	31.41	0.0%	TRUE	
21	2771.26	32.67	0.0%	TRUE	
22	2833.81	33.92	0.0%	TRUE	
23	2960.56	35.17	0.0%	TRUE	
24	2996.40	36.42	0.0%	TRUE	
25	3048.39	37.65	0.0%	TRUE	
26	3091.50	38.89	0.0%	TRUE	
27	3237.69	40.11	0.0%	TRUE	
28	3344.76	41.34	0.0%	TRUE	
29	3412.90	42.56	0.0%	TRUE	
30	3450.43	43.77	0.0%	TRUE	
31	3486.57	44.99	0.0%	TRUE	
32	3584.20	46.19	0.0%	TRUE	
33	3624.14	47.40	0.0%	TRUE	
34	3755.79	48.60	0.0%	TRUE	
35	3773.43	49.80	0.0%	TRUE	
36	3821.31	51.00	0.0%	TRUE	
37	3856.12	52.19	0.0%	TRUE	
38	3919.92	53.38	0.0%	TRUE	
39	3967.77	54.57	0.0%	TRUE	
40	3994.25	55.76	0.0%	TRUE	
41	4006.30	56.94	0.0%	TRUE	
42	4016.64	58.12	0.0%	TRUE	
43	4044.95	59.30	0.0%	TRUE	
44	4093.01	60.48	0.0%	TRUE	
45	4126.67	61.66	0.0%	TRUE	
46	4139.66	62.83	0.0%	TRUE	
47	4154.89	64.00	0.0%	TRUE	
48	4173.32	65.17	0.0%	TRUE	
49	4182.08	66.34	0.0%	TRUE	
50	4192.88	67.50	0.0%	TRUE	

Izvor: Račun autora

ARCH Effect Test			BELEX 15		
Lag	Score	C.V.	P-Value	Present?	5.0%
1	202.91	3.84	0.0%	TRUE	
2	342.73	5.99	0.0%	TRUE	
3	360.44	7.81	0.0%	TRUE	
4	405.01	9.49	0.0%	TRUE	
5	461.65	11.07	0.0%	TRUE	
6	520.20	12.59	0.0%	TRUE	
7	552.56	14.07	0.0%	TRUE	
8	578.32	15.51	0.0%	TRUE	
9	594.73	16.92	0.0%	TRUE	
10	598.17	18.31	0.0%	TRUE	
11	601.30	19.68	0.0%	TRUE	
12	613.33	21.03	0.0%	TRUE	
13	638.53	22.36	0.0%	TRUE	
14	661.70	23.68	0.0%	TRUE	
15	674.82	25.00	0.0%	TRUE	
16	682.27	26.30	0.0%	TRUE	
17	685.10	27.59	0.0%	TRUE	
18	690.50	28.87	0.0%	TRUE	
19	694.75	30.14	0.0%	TRUE	
20	709.65	31.41	0.0%	TRUE	
21	710.25	32.67	0.0%	TRUE	
22	712.43	33.92	0.0%	TRUE	
23	712.67	35.17	0.0%	TRUE	
24	714.94	36.42	0.0%	TRUE	
25	720.36	37.65	0.0%	TRUE	
26	728.26	38.89	0.0%	TRUE	
27	736.99	40.11	0.0%	TRUE	
28	742.74	41.34	0.0%	TRUE	
29	748.17	42.56	0.0%	TRUE	
30	750.79	43.77	0.0%	TRUE	
31	754.72	44.99	0.0%	TRUE	
32	758.30	46.19	0.0%	TRUE	
33	759.29	47.40	0.0%	TRUE	
34	759.29	48.60	0.0%	TRUE	
35	759.37	49.80	0.0%	TRUE	
36	762.38	51.00	0.0%	TRUE	
37	762.59	52.19	0.0%	TRUE	
38	768.11	53.38	0.0%	TRUE	
39	777.39	54.57	0.0%	TRUE	
40	779.63	55.76	0.0%	TRUE	
41	780.80	56.94	0.0%	TRUE	
42	782.78	58.12	0.0%	TRUE	
43	786.59	59.30	0.0%	TRUE	
44	789.42	60.48	0.0%	TRUE	
45	789.94	61.66	0.0%	TRUE	
46	790.88	62.83	0.0%	TRUE	
47	791.30	64.00	0.0%	TRUE	
48	791.57	65.17	0.0%	TRUE	
49	792.85	66.34	0.0%	TRUE	
50	794.65	67.50	0.0%	TRUE	

Izvor: Račun autora

ARCH Effect Test		CROBEX			
Lag	Score	C.V.	P-Value	Present?	5.0%
1	418.51	3.84	0.0%	TRUE	
2	726.24	5.99	0.0%	TRUE	
3	846.39	7.81	0.0%	TRUE	
4	907.77	9.49	0.0%	TRUE	
5	936.41	11.07	0.0%	TRUE	
6	959.54	12.59	0.0%	TRUE	
7	1024.47	14.07	0.0%	TRUE	
8	1057.15	15.51	0.0%	TRUE	
9	1143.86	16.92	0.0%	TRUE	
10	1200.50	18.31	0.0%	TRUE	
11	1240.86	19.68	0.0%	TRUE	
12	1264.89	21.03	0.0%	TRUE	
13	1283.84	22.36	0.0%	TRUE	
14	1329.14	23.68	0.0%	TRUE	
15	1396.41	25.00	0.0%	TRUE	
16	1483.47	26.30	0.0%	TRUE	
17	1560.10	27.59	0.0%	TRUE	
18	1636.98	28.87	0.0%	TRUE	
19	1683.29	30.14	0.0%	TRUE	
20	1702.88	31.41	0.0%	TRUE	
21	1723.58	32.67	0.0%	TRUE	
22	1746.71	33.92	0.0%	TRUE	
23	1758.23	35.17	0.0%	TRUE	
24	1779.71	36.42	0.0%	TRUE	
25	1812.44	37.65	0.0%	TRUE	
26	1838.79	38.89	0.0%	TRUE	
27	1859.44	40.11	0.0%	TRUE	
28	1891.29	41.34	0.0%	TRUE	
29	1907.59	42.56	0.0%	TRUE	
30	1914.26	43.77	0.0%	TRUE	
31	1926.21	44.99	0.0%	TRUE	
32	1947.88	46.19	0.0%	TRUE	
33	1964.21	47.40	0.0%	TRUE	
34	1982.69	48.60	0.0%	TRUE	
35	2010.40	49.80	0.0%	TRUE	
36	2030.12	51.00	0.0%	TRUE	
37	2034.23	52.19	0.0%	TRUE	
38	2039.06	53.38	0.0%	TRUE	
39	2046.80	54.57	0.0%	TRUE	
40	2065.03	55.76	0.0%	TRUE	
41	2076.35	56.94	0.0%	TRUE	
42	2081.95	58.12	0.0%	TRUE	
43	2093.73	59.30	0.0%	TRUE	
44	2101.15	60.48	0.0%	TRUE	
45	2106.17	61.66	0.0%	TRUE	
46	2112.62	62.83	0.0%	TRUE	
47	2115.98	64.00	0.0%	TRUE	
48	2117.71	65.17	0.0%	TRUE	
49	2119.51	66.34	0.0%	TRUE	
50	2122.64	67.50	0.0%	TRUE	

Izvor: Račun autora

ARCH Effect Test		SOFIX			
Lag	Score	C.V.	P-Value	Present?	5.0%
1	295.84	3.84	0.0%	TRUE	
2	662.17	5.99	0.0%	TRUE	
3	887.90	7.81	0.0%	TRUE	
4	1095.84	9.49	0.0%	TRUE	
5	1170.56	11.07	0.0%	TRUE	
6	1307.02	12.59	0.0%	TRUE	
7	1351.17	14.07	0.0%	TRUE	
8	1458.36	15.51	0.0%	TRUE	
9	1487.72	16.92	0.0%	TRUE	
10	1555.35	18.31	0.0%	TRUE	
11	1585.06	19.68	0.0%	TRUE	
12	1635.24	21.03	0.0%	TRUE	
13	1679.21	22.36	0.0%	TRUE	
14	1746.48	23.68	0.0%	TRUE	
15	1785.56	25.00	0.0%	TRUE	
16	1843.76	26.30	0.0%	TRUE	
17	1919.43	27.59	0.0%	TRUE	
18	1946.22	28.87	0.0%	TRUE	
19	1986.49	30.14	0.0%	TRUE	
20	1998.45	31.41	0.0%	TRUE	
21	2002.44	32.67	0.0%	TRUE	
22	2023.43	33.92	0.0%	TRUE	
23	2040.01	35.17	0.0%	TRUE	
24	2070.15	36.42	0.0%	TRUE	
25	2127.98	37.65	0.0%	TRUE	
26	2166.16	38.89	0.0%	TRUE	
27	2267.80	40.11	0.0%	TRUE	
28	2363.15	41.34	0.0%	TRUE	
29	2424.71	42.56	0.0%	TRUE	
30	2484.18	43.77	0.0%	TRUE	
31	2564.55	44.99	0.0%	TRUE	
32	2602.45	46.19	0.0%	TRUE	
33	2631.79	47.40	0.0%	TRUE	
34	2679.82	48.60	0.0%	TRUE	
35	2720.70	49.80	0.0%	TRUE	
36	2735.28	51.00	0.0%	TRUE	
37	2747.98	52.19	0.0%	TRUE	
38	2755.73	53.38	0.0%	TRUE	
39	2764.05	54.57	0.0%	TRUE	
40	2770.14	55.76	0.0%	TRUE	
41	2789.67	56.94	0.0%	TRUE	
42	2806.14	58.12	0.0%	TRUE	
43	2811.84	59.30	0.0%	TRUE	
44	2822.97	60.48	0.0%	TRUE	
45	2826.74	61.66	0.0%	TRUE	
46	2833.35	62.83	0.0%	TRUE	
47	2837.03	64.00	0.0%	TRUE	
48	2837.04	65.17	0.0%	TRUE	
49	2838.35	66.34	0.0%	TRUE	
50	2839.63	67.50	0.0%	TRUE	

Izvor: Račun autora

ARCH Effect Test			SBITOP		
Lag	Score	C.V.	P-Value	Present?	5.0%
1	285.98	3.84	0.0%	TRUE	
2	615.52	5.99	0.0%	TRUE	
3	707.66	7.81	0.0%	TRUE	
4	816.45	9.49	0.0%	TRUE	
5	841.47	11.07	0.0%	TRUE	
6	887.26	12.59	0.0%	TRUE	
7	916.51	14.07	0.0%	TRUE	
8	947.32	15.51	0.0%	TRUE	
9	983.02	16.92	0.0%	TRUE	
10	1018.92	18.31	0.0%	TRUE	
11	1067.64	19.68	0.0%	TRUE	
12	1097.97	21.03	0.0%	TRUE	
13	1159.69	22.36	0.0%	TRUE	
14	1186.15	23.68	0.0%	TRUE	
15	1259.28	25.00	0.0%	TRUE	
16	1309.54	26.30	0.0%	TRUE	
17	1402.66	27.59	0.0%	TRUE	
18	1433.26	28.87	0.0%	TRUE	
19	1463.51	30.14	0.0%	TRUE	
20	1470.07	31.41	0.0%	TRUE	
21	1475.63	32.67	0.0%	TRUE	
22	1480.80	33.92	0.0%	TRUE	
23	1495.36	35.17	0.0%	TRUE	
24	1528.93	36.42	0.0%	TRUE	
25	1567.10	37.65	0.0%	TRUE	
26	1671.08	38.89	0.0%	TRUE	
27	1702.36	40.11	0.0%	TRUE	
28	1746.98	41.34	0.0%	TRUE	
29	1758.55	42.56	0.0%	TRUE	
30	1803.18	43.77	0.0%	TRUE	
31	1807.29	44.99	0.0%	TRUE	
32	1815.94	46.19	0.0%	TRUE	
33	1816.61	47.40	0.0%	TRUE	
34	1823.60	48.60	0.0%	TRUE	
35	1824.68	49.80	0.0%	TRUE	
36	1835.37	51.00	0.0%	TRUE	
37	1836.58	52.19	0.0%	TRUE	
38	1843.16	53.38	0.0%	TRUE	
39	1849.97	54.57	0.0%	TRUE	
40	1866.84	55.76	0.0%	TRUE	
41	1881.59	56.94	0.0%	TRUE	
42	1892.15	58.12	0.0%	TRUE	
43	1908.72	59.30	0.0%	TRUE	
44	1915.20	60.48	0.0%	TRUE	
45	1916.76	61.66	0.0%	TRUE	
46	1917.79	62.83	0.0%	TRUE	
47	1922.45	64.00	0.0%	TRUE	
48	1924.70	65.17	0.0%	TRUE	
49	1928.32	66.34	0.0%	TRUE	
50	1931.52	67.50	0.0%	TRUE	

Izvor: Račun autora

Izvor: Račun autora

PRILOG 19 - Estimirane vrednosti QL, AL i RMSE funkcija za stresni tržišni scenario 2007-2012

Belex 15 VaR	QL	Belex 15 VaR	AL	Belex 15 VaR	RMSE
1% FHS	0,000060	1% FHS	0,000710	1% FHS	0,004054
1% EWMA	0,000134	1% RM	0,001300	1% GARCH	0,003500
1% RM	0,000148	1% HS	0,001425	1% HS	0,003072
1% HS	0,000163	1% EWMA	0,001434	1% EWMA	0,002737
5% FHS	0,000187	1% VCV	0,001716	1% RM	0,002236
1% VCV	0,000187	5% VCV	0,002405	5% GARCH	0,001898
5% HS	0,000195	5% FHS	0,002576	1% VCV	0,001815
5% VCV	0,000199	5% RM	0,002601	5% FHS	0,001551
1% GARCH	0,000208	5% HS	0,002660	5% EWMA	0,001395
5% RM	0,000209	5% EWMA	0,002900	5% RM	0,001226
5% EWMA	0,000210	1% GARCH	0,002933	5% VCV	0,001118
5% GARCH	0,000220	5% GARCH	0,003820	5% HS	0,001069

CROBEX VaR	QL	CROBEX VaR	AL	CROBEX VaR	RMSE
1% FHS	6,94242E-05	1% FHS	0,000859596	1% FHS	0,004631409
1% EWMA	9,63609E-05	1% GARCH	0,001360912	1% EWMA	0,00346144
1% GARCH	0,000136163	1% VCV	0,001587271	1% HS	0,00292928
1% RM	0,000154789	1% EWMA	0,001599833	1% RM	0,002440615
1% VCV	0,000163842	1% HS	0,002068229	1% GARCH	0,002438149
1% HS	0,000174499	1% RM	0,002132241	1% VCV	0,001931407
5% FHS	0,000180643	5% FHS	0,002531912	5% FHS	0,001655778
5% GARCH	0,000211498	5% GARCH	0,002903350	5% EWMA	0,001640375
5% RM	0,0002279	5% VCV	0,003106005	5% RM	0,001270937
5% VCV	0,000234743	5% RM	0,003768419	5% GARCH	0,001242182
5% HS	0,000243972	5% EWMA	0,00382827	5% HS	0,001204148
5% EWMA	0,000252025	5% HS	0,003926243	5% VCV	0,001168247

SBITOP VaR	QL	SBITOP VaR	AL	SBITOP VaR	RMSE
1% FHS	5,70631E-05	1% FHS	0,0009177	1% FHS	0,002449184
1% RM	0,000111413	1% RM	0,001432417	1% EWMA	0,001830737
1% HS	0,000126175	1% HS	0,001438492	1% HS	0,001813182
1% EWMA	0,000127981	1% VCV	0,001607238	1% RM	0,001436442
1% VCV	0,000135312	1% EWMA	0,00173366	1% GARCH	0,001369188
1% GARCH	0,0001475	1% GARCH	0,001921345	1% VCV	0,00114645
5% RM	0,000165864	5% RM	0,00257619	5% EWMA	0,000875437
5% EWMA	0,000168759	5% EWMA	0,002946507	5% FHS	0,000785581
5% HS	0,000172308	5% HS	0,003055941	5% RM	0,000733452
5% VCV	0,000184932	5% VCV	0,003058543	5% GARCH	0,000681253
5% FHS	0,000185588	5% FHS	0,0032244	5% VCV	0,00067071
5% GARCH	0,000198008	5% GARCH	0,003392071	5% HS	0,00066779

SOFIX VaR	QL	SOFIX VaR	AL	SOFIX VaR	RMSE
1% FHS	3,33927E-05	1% FHS	0,000540289	1% FHS	0,005057466
1% GARCH	0,000141018	1% GARCH	0,001634004	1% HS	0,003670626
1% RM	0,000150408	1% RM	0,001752505	1% GARCH	0,002650618
1% EWMA	0,000160303	1% HS	0,001873123	1% EWMA	0,002639893
5% FHS	0,000188517	1% EWMA	0,001985192	5% FHS	0,002095
1% HS	0,000207835	1% VCV	0,002342319	1% RM	0,002075575
1% VCV	0,000216706	5% FHS	0,002726877	1% VCV	0,001607999
5% HS	0,000234997	5% HS	0,003296741	5% GARCH	0,001241857
5% GARCH	0,000245122	5% GARCH	0,003354585	5% EWMA	0,001241387
5% EWMA	0,000252085	5% VCV	0,003535991	5% RM	0,001043172
5% VCV	0,000255579	5% RM	0,003624339	5% HS	0,001024637
5% RM	0,000268826	5% EWMA	0,00374658	5% VCV	0,000942465

S&P 500 VaR	QL	S&P 500 VaR	AL	S&P 500 VaR	RMSE
1% EWMA	5,41056E-05	1% EWMA	0,000492715	1% FHS	0,005561332
1% FHS	7,85984E-05	1% FHS	0,000862962	1% HS	0,002533868
1% RM	0,000109275	1% RM	0,001456702	5% FHS	0,002509013
1% GARCH	0,000157312	1% HS	0,001816016	1% EWMA	0,002359989
5% FHS	0,000175136	1% GARCH	0,002072752	1% RM	0,002345227
1% HS	0,000175928	1% VCV	0,002439364	1% GARCH	0,002167312
1% VCV	0,000213044	5% FHS	0,002522504	1% VCV	0,001890106
5% RM	0,000232298	5% EWMA	0,003195284	5% RM	0,001146565
5% HS	0,000240955	5% RM	0,003287616	5% GARCH	0,001139051
5% EWMA	0,000243612	5% VCV	0,003502824	5% VCV	0,001081584
5% VCV	0,000246191	5% HS	0,003626047	5% EWMA	0,001072003
5% GARCH	0,000261496	5% GARCH	0,003859985	5% HS	0,001003194

Izvor: Račun autora

PRILOG 20 - Estimirane vrednosti QL, AL i RMSE funkcija za normalni tržišni scenario 2007-2012

Belex 15 VaR	QL	Belex 15 VaR	AL	Belex 15 VaR	RMSE
1% FHS	0,000059	1% FHS	0,000786	1% FHS	0,004358
1% RM	0,000089	1% RM	0,001009	1% GARCH	0,003408
1% EWMA	0,000090	1% HS	0,001133	1% EWMA	0,001886
1% GARCH	0,000095	1% GARCH	0,001135	1% HS	0,001710
1% HS	0,000107	1% VCV	0,001204	5% GARCH	0,001685
1% VCV	0,000111	1% EWMA	0,001227	5% FHS	0,001545
5% VCV	0,000116	5% VCV	0,001695	1% RM	0,001529
5% FHS	0,000121	5% GARCH	0,002053	1% VCV	0,001319
5% GARCH	0,000125	5% FHS	0,002099	5% EWMA	0,000998
5% RM	0,000130	5% RM	0,002104	5% RM	0,000874
5% EWMA	0,000130	5% HS	0,002194	5% VCV	0,000814
5% HS	0,000130	5% EWMA	0,002380	5% HS	0,000741

CROBEX VaR	QL	CROBEX VaR	AL	CROBEX VaR	RMSE
1% GARCH	0,000798811	1% FHS	0,001269572	1% RM	0,033403557
1% RM	0,000800015	1% VCV	0,001610938	5% RM	0,026708274
1% EWMA	0,00080277	1% GARCH	0,001633983	1% FHS	0,025573257
5% RM	0,000814992	1% RM	0,001672041	1% GARCH	0,024248348
5% GARCH	0,000829841	1% HS	0,00170412	5% FHS	0,024153629
1% HS	0,000831619	1% EWMA	0,002108766	1% EWMA	0,024140908
1% VCV	0,000832109	5% RM	0,002494838	5% GARCH	0,02413136
1% FHS	0,000835937	5% FHS	0,002504006	5% EWMA	0,02410894
5% EWMA	0,000846354	5% GARCH	0,002533097	1% HS	0,024098844
5% FHS	0,000852784	5% VCV	0,00301262	5% HS	0,024090368
5% HS	0,00087391	5% HS	0,003284186	5% VCV	0,024087652
5% VCV	0,000878418	5% EWMA	0,003576494	1% VCV	0,024082625

SBITOP VaR	QL	SBITOP VaR	AL	SBITOP VaR	RMSE
1% HS	5,8911E-05	1% HS	0,000886427	1% FHS	0,002459566
1% FHS	5,94341E-05	1% VCV	0,000919531	1% GARCH	0,001590052
1% VCV	6,09333E-05	1% FHS	0,001133326	1% EWMA	0,001086739
1% RM	7,3427E-05	1% RM	0,001159688	5% FHS	0,000838526
1% EWMA	7,85634E-05	1% EWMA	0,001397986	1% RM	0,000822749
1% GARCH	7,92183E-05	1% GARCH	0,001504533	1% HS	0,000797022
5% RM	9,18032E-05	5% RM	0,001945355	5% GARCH	0,000788811
5% HS	9,8938E-05	5% VCV	0,002196888	1% VCV	0,000707803
5% FHS	0,000101087	5% HS	0,002236062	5% EWMA	0,000532037
5% GARCH	0,000101895	5% EWMA	0,002388602	5% RM	0,000439324
5% VCV	0,000103074	5% GARCH	0,002499939	5% VCV	0,000409652
5% EWMA	0,000104315	5% FHS	0,002602274	5% HS	0,000398911

SOFIX VaR	QL	SOFIX VaR	AL	SOFIX VaR	RMSE
1% FHS	5,454E-05	1% HS	0,000812808	1% FHS	0,006597729
1% EWMA	5,55846E-05	1% FHS	0,001094041	1% GARCH	0,003120461
1% HS	5,80455E-05	1% EWMA	0,001228233	5% FHS	0,002197857
1% GARCH	7,15201E-05	1% RM	0,001318299	5% GARCH	0,001545534
1% RM	7,66427E-05	1% VCV	0,00132988	1% EWMA	0,001317779
1% VCV	8,1133E-05	1% GARCH	0,001560533	1% HS	0,001220985
5% VCV	0,000114678	5% VCV	0,00229428	1% RM	0,001043039
5% FHS	0,000114716	5% HS	0,002353071	1% VCV	0,000904806
5% HS	0,000115052	5% FHS	0,002531381	5% EWMA	0,000634245
5% RM	0,0001192	5% RM	0,00258565	5% RM	0,000533082
5% EWMA	0,000122803	5% GARCH	0,002815552	5% VCV	0,000498847
5% GARCH	0,000127356	5% EWMA	0,002869957	5% HS	0,000484471

S&P 500 VaR	QL	S&P 500 VaR	AL	S&P 500 VaR	RMSE
1% FHS	6,23108E-05	1% FHS	0,001001977	1% FHS	0,004802605
1% RM	7,34117E-05	1% HS	0,001083404	1% GARCH	0,002453725
1% HS	7,52115E-05	1% RM	0,001279962	5% FHS	0,002326445
1% EWMA	8,56261E-05	1% VCV	0,001442826	5% GARCH	0,001213782
1% VCV	8,95004E-05	1% EWMA	0,001476097	1% EWMA	0,000954634
1% GARCH	9,4851E-05	1% GARCH	0,001804758	1% HS	0,000938804
5% FHS	9,73419E-05	5% FHS	0,00200644	1% RM	0,000905954
5% GARCH	0,000111258	5% GARCH	0,002530764	1% VCV	0,000792848
5% EWMA	0,0001214	5% RM	0,002550279	5% EWMA	0,000468286
5% RM	0,000122344	5% VCV	0,002587476	5% RM	0,00045046
5% VCV	0,000127976	5% EWMA	0,00270757	5% HS	0,000435536
5% HS	0,000132859	5% HS	0,002714184	5% VCV	0,000427849

Izvor: Račun autora