

UNAPREĐENJE AUTOMATSKE KLASIFIKACIJE MODULACIJE ZASNOVANE NA KUMULANTU ŠESTOG REDA ZA QAM SIGNALE

By Marko Pajić

³
UNIVERZITET SINGIDUNUM
BEOGRAD
DEPARTMAN ZA POSLEDIPLOMSKE STUDIJE

DOKTORSKA DISERTACIJA

UNAPREĐENJE AUTOMATSKE
KLASIFIKACIJE MODULACIJE
ZASNOVANE NA KUMULANTU ŠESTOG
REDA ZA QAM SIGNALE

MENTOR

Prof. dr Mladen Veinović

STUDENT: Marko Pajić

³
BROJ INDEKSA: 466093/2018

BEOGRAD, 2022.god.

SINGIDUNUM UNIVERSITY
BELGRADE
DEPARTMENT FOR POSTGRADUATE STUDIES

DOCTORAL DISSERTATION

44
AN IMPROVEMENT OF AUTOMATIC
MODULATION CLASSIFICATION BASED
ON SIXTH-ORDER CUMULANT FOR QAM
SIGNALS

MENTOR

Professor Mladen Veinović, PhD

CANDIDATE: Marko Pajić

INDEX NO.: 466093/2018

BELGRADE, 2022.

2

Mentor:

Prof. dr Mladen Veinović, redovni profesor

Univerzitet Singidunum **Članovi**

komisije:

Prof. dr Mladen Veinović, redovni profesor

Univerzitet Singidunum

Prof. dr Milan Milosavljević, redovni profesor Univerzitet

Singidunum

dr Vladimir Orlić, viši naučni saradnik

Institut VLATAKOM, Beograd

Datum odbrane: _____

Zahvalnica

Želeo bih da iskoristim priliku i iskreno ² se zahvalim svima koji su bili uz mene i pomogli mi tokom doktorskih ²¹ studija i izrade ove doktorske disertacije.

Veliku zahvalnost dugujem profesoru doktoru Miloradu Obradoviću koji mi je na samom početku dao podsticaj da krenem u ovaj poduhvat, a onda i bio uz mene podržavajući me tokom celog procesa i pružajući mi uvek bezrezervnu podršku i dragocenu pomoć.

Zahvaljujem se Institutu ⁶⁹ VLATAKOM koji mi je omogućio priliku, obezbedio uslove i pružio veliku podršku u toku doktorskih studija i izrade doktorske disertacije.

Zahvaljujem se svom mentoru, profesoru doktoru ³ Mladenu Veinoviću, na uspešnoj saradnji, korisnim savetima i sugestijama tokom trajanja doktorskih studija i izrade ovog rada.

Posebnu zahvalnost dugujem kolegi i komentoru u Institutu VLATAKOM doktoru Vladimiru Orliću koji je, uprkos velikim obavezama, uvek bio dostupan za savet i raspoložen da pruži veliku i nesebičnu podršku i stručnu pomoć prilikom izrade ove doktorske disertacije.

Na kraju najveću zahvalnost dugujem onima koji su mi oduvek bili najveća podrška, zbog kojih je sav trud dobio smisao i zbog kojih sam ovakav kakav jesam: mojoj porodici, supruzi Aleksandri i našoj deci Ivi, Luki i Leni, i mojim roditeljima, Mileni i Slobodanu.

Naslov disertacije: Unapređenje automatske klasifikacije modulacije zasnovane na kumulantu šestog reda za QAM signale.

Rezime: Automatska klasifikacija modulacija (AKM) predstavlja proces prepoznavanja tipa modulacije nepoznatog primljenog signala, veoma bitan za savremene telekomunikacione sisteme, i ključan za veliki broj kako vojnih tako i civilnih primena. U poslednjih nekoliko decenija razvijen je veliki broj različitih algoritama za AKM. Savremena rešenja uobičajeno pretpostavljaju kompleksne strukture kao što su neuralne mreže, ili druge adaptivne mehanizme za postizanje bolje preciznosti. Međutim, još uvek je, sa tačke gledišta implementacije u praksi, veoma poželjno da se za AKM koriste algoritmi male kompleksnosti koji se brzo izvršavaju i koji ekonomično koriste resurse. Ove poželjne osobine mogu se prepoznati u algoritmima za AKM zasnovanim na kumulantima višeg reda kao statističkim klasifikacionim obeležjima. U ovoj disertaciji je prikazan novi pristup zasnovan na kumulantima šestog reda, koji poboljšava tačnost klasifikacionog procesa QAM signala u odnosu na postojeće algoritme. Predloženi pristup koristi dvokoračnu strukturu za izdvajanje obeležja, tako što primenjuje nov metod za redukciju reda modulacije opserviranog signala, praćen pragovskim odlučivanjem. Predložen je i odgovarajući rekurzivni algoritam, usmeren ka uspešnoj klasifikaciji signala visokog reda modulacije. Prilikom testiranja pomoću sveobuhvatnih računarskih simulacija, predložena rešenja pokazuju izvanredne performanse klasifikacije - u nekim slučajevima bolje i od sofisticiranih modela dubokog učenja koji zahtevaju znatno veće procesorske i memorijske resurse; takođe, predloženi metod zadržava dobre statističke osobine kumulanata, tako da se može primeniti udružen i sa drugim algoritmima za AKM. Pokazane prednosti predloženih rešenja otvaraju nekoliko smerova za dalja istraživanja, bilo kroz dalje usavršavanje algoritama zasnovanih na obeležjima, ili kroz uparivanje sa savremenim metodama koje koriste veće računarske resurse.

Ključne reči: Automatska klasifikacija modulacija, Kumulanti, Izdvajanje obeležja, Statistike višeg reda, Red modulacije, Šum.

Naučna oblast: Elektrotehnika

Uža naučna oblast: Telekomunikaciona tehnika

Dissertation title: An improvement of automatic modulation classification based on sixth-order cumulant for QAM signals.

Abstract: Automatic modulation classification (AMC) represents a process of recognizing the modulation type of an unknown received signal, very important for modern telecommunication systems, and crucial for many both military and civilian applications. In the last few decades, a large number of different algorithms for AMC have been developed. Modern solutions usually assume complex structures such as neural networks or other adaptive mechanisms for achieving better accuracy. However, from the point of view of practical implementations, it is still highly beneficial to use low-complexity algorithms, with low execution time and low memory requirements. These desirable properties can be recognized in AMC algorithms based on higher-order cumulants as statistical classification features. This dissertation presents a new approach based on sixth-order cumulants, which improves the accuracy of the classification process of QAM signals when compared to the existing algorithms. The proposed approach uses a two-step structure for feature extraction, by applying a new modulation order reduction method on the observed signal, followed by thresholding. A corresponding recursive algorithm is also proposed, aimed at the successful classification of high modulation order signals. When tested using comprehensive computer simulations, the proposed solutions show outstanding classification performance - in some cases better than that of sophisticated deep learning models which require significantly more computing and memory resources; also, the proposed method retains good statistical properties of the cumulants, so that it can be applied together with other algorithms for ACM. The demonstrated advantages of the proposed solutions open up several directions for further research, which can be aimed at further refinement of the used feature-based algorithms, or at pairing with modern methods that use larger computer resources.

Keywords: Automatic modulation classification, Cumulants, Feature extraction, Higher order statistics, Modulation order, Noise.

Scientific field: Electrical Engineering

Specific scientific field: Telecommunications

Sadržaj

1 Uvod 1

1.1	Predmet istraživanja	2
1.2	Sadržaj disertacije	3
1.3	Hipoteze i ciljevi istraživanja	4
1.4	Metodologija istraživanja	5
2	Elementi statistike signala i kumulanti višeg reda	7
2.1	Definicija kumulanata	8
2.2	Kumulanti četvrtog reda	9
2.3	Kumulanti šestog reda	13
3	Modulacioni postupci	19
3.1	Geometrijska reprezentacija talasnih oblika signala	20
3.1.1	Gram-Šmitova procedura ortogonalizacije	20
3.2	Impulsna amplitudska modulacija	21
3.2.1	Signali osnovnog opsega učestanosti	22
3.2.2	Signali transponovanog opsega učestanosti	24
3.2.3	Geometrijska reprezentacija <i>PAM</i> signala	27
3.3	Dvodimenzioni talasni oblici signala	29
3.3.1	Signali osnovnog opsega učestanosti	29
3.3.2	Dvodimenzioni signali transponovanog opsega učestanosti - Modulacija faze nosioca	34
3.3.3	Dvodimenzioni signali transponovanog opsega učestanosti - Kvadratura amplitudska modulacija	38
3.3.4	Konstelacije kompleksnih signala i kumulanti šestog reda .	40
4	Algoritmi za AKM zasnovani na kumulantima višeg reda	46
4.1	Algoritam za AKM zasnovan na kumulantima četvrtog reda	49
4.2	Algoritam za AKM zasnovan na kumulantima šestog reda	50
	i	
4.2.1	Simulacije i analiza performansi	52
4.3	Dvokoračni algoritam za AKM zasnovan na kumulantima šestog reda	53
5	Unapređenje algoritama AKM na bazi kumulanata šestog reda	56

5.1	Metod redukcije reda modulacije za QAM signale	57
-----	--	----

5.1.1	Simulacije i analiza performansi	60
-------	--	----

5.2	Rekurzivni algoritam	70
-----	----------------------------	----

5.2.1	Simulacije i analiza performansi	71
-------	--	----

6 Zaključak 76

6.1	Rezime	76
-----	--------------	----

6.2	Doprinos disertacije	78
-----	----------------------------	----

6.3	Otvorena pitanja i pravci razvoja	78
-----	---	----

Literatura

80

Spisak slika

2.1 Vrednosti statistika kumulanata C_{40} i C_{42} za različite konstelacije signala. $PAM(\infty)$ je granična vrednost za $PAM(n)$

kada $n \rightarrow \infty$, dok $PSK(> 4)$ važi za bilo koju konstelaciju $PSK(n)$ gde

je $n > 4$.		11
--------------	-------	----

2.2 Varijanse uzoračkih estimacija kumulanata C_{40} i C_{42} za različite

konstelacije signala.	12
----------------------------	----

2.3 Teoretske vrednosti statistika kumulanata šestog reda za

različite tipove konstelacija (ordinata levo), i varijanse

njihovih uzoračkih estimacija (ordinata desno).	16
--	----

3.1 Binarni PAM signali.	22
---------------------------------	----

3.2 Talasni oblici signala za $M = 4$ PAM signal.	23
--	----

3.3 Veza između intervala simbola i bitskog intervala (T_b - bitski interval, T - interval simbola).	23
--	----

3.4 Primer impulsnog signala za PAM	24
--	----

3.5 Modulacija amplitude sinusoidnog nosioca pomoću signala osnovnog opsega učestanosti.	25
---	----

3.6 Spektri odgovarajućih signala.	26
---	----

3.7 Signal $g_T^2(t) \cos 4\pi f_c t$	27
--	----

3.8 Tačke signala (konstelacija) za simetričnu PAM	28
---	----

3.9	Dva skupa ortogonalnih signala.	30
3.10	Dva vektora signala koji odgovaraju talasnim oblicima signala $s_1(t)$ i $s_2(t)$	31
3.11	Dva vektora signala koji odgovaraju talasnim oblicima signala $s'_1(t)$ i $s'_2(t)$	32
3.12	Konstelacija signala za $M = 4$ biortogonalna signala.	33
3.13	Konstelacija od $M = 8$ tačaka signala koja odgovara dvema tačkama ortogonalnih talasnih oblika signala sa Slike 3.9 i njihovim negativima, tj. $s_1(t), s_2(t), s'_1(t), s'_2(t), -s_1(t), -s_2(t), -s'_1(t)$ и $-s'_2(t)$. . .	33

iii

3.14	Dve konstelacije od $M = 8$ tačaka signala u dve dimenzije, koje odgovaraju superpoziciji dva skupa biortogonalnih talasnih oblika signala sa različitim energijama.	34
3.15	Primer četvorofaznog <i>PSK</i> signala.	36
3.16	Digitalna modulacija faze posmatrana kao dva amplitudski- modulisana kvadrturna nosioca.	37
3.17	Konstelacije <i>PSK</i> signala.	38
3.18	Funkcionalni blok dijagram modulatora za <i>QAM</i>	40
3.19	Kvadratne <i>QAM</i> konstelacije.	41
3.20	Pravougaona <i>QAM-8</i> konstelacija.	42
3.21	Zvezdaste <i>QAM</i> konstelacije.	42
3.22	<i>AMPM-8</i> konstelacija.	43
3.23	Kružne <i>QAM</i> konstelacije.	44
3.24	Različite <i>V.29</i> konstelacije.	45
4.1	Funkcionalni blok dijagram komunikacionog sistema u kome učestvuju algoritmi za AKM.	47
4.2	Rezime algoritama za AKM.	49
4.3	Verovatnoća tačne klasifikacije za slučaj signala iz skupa $\{V.29,$ $QAM-16\}$, sa kanalom sa aditivnim belim Gausovim šumom i $N = 2000$. . .	52
4.4	Verovatnoća tačne klasifikacije za slučaj signala iz skupa $\{V.29,$ $QAM-16, PAM-16\}$, sa kanalom sa aditivnim belim Gausovim šumom i $N = 2000$	53

4.5 Histogram normalizovanih estimacija kumulanata šestog reda za 16-QAM i 64-QAM signale, dobijen Monte-Kalo simulacijom sa aditivnim belim Gausovim šumom sa SNR od 20dB.	54
5.1 Metod redukcije reda modulacije primenjen na 16-QAM signalu, prvi korak: samo simboli preko praga za poređenje su izabrani za dalje procesiranje (odbačeni su simboli u crvenoj senci).....	59
5.2 Metod redukcije reda modulacije primenjen na 16-QAM signalu, drugi korak: realni i imaginarni delovi izabranih simbola se transliraju u kompleksnoj ravni za vrednost praga poređenja.....	59
5.3 Metod redukcije reda modulacije primenjen na 16-QAM signalu, rezultat: dobijeni signal koji nalikuje QPSK signalu.	60
5.4 Metod redukcije reda modulacije primenjen na 64-QAM signalu, prvi korak: samo simboli preko praga za poređenje su izabrani za dalje procesiranje (odbačeni su simboli u crvenoj senci).....	61
5.5 Metod redukcije reda modulacije primenjen na 64-QAM signalu, drugi korak: realni i imaginarni delovi izabranih simbola se transliraju u kompleksnoj ravni za vrednost praga poređenja.....	61
5.6 Metod redukcije reda modulacije primenjen na 64-QAM signalu, rezultat: dobijeni signal koji nalikuje 16-QAM signalu.	62
5.7 Dijagram predloženog algoritma za AKM zasnovanog na kumulantima šestog reda i metodu redukcije reda modulacije, primenjen na skupu {QPSK, 16-QAM, 64-QAM} signala.	63
5.8 Verovatnoća tačne klasifikacije za slučaj signala iz skupa {QPSK, 16-QAM, 64-QAM}, sa kanalom sa aditivnim belim Gausovim šumom i $N = 2000$	65
5.9 AKM pomoću kumulanata šestog reda korišćenjem redukcije reda modulacije, za 16-QAM i 64-QAM signale.....	66
5.10 Histogram normalizovanih estimacija kumulanata šestog reda za 16-QAM i 64-QAM signale, dobijen Monte-Kalo simulacijom sa aditivnim belim Gausovim šumom sa SNR=20dB.	67
5.11 Dijagram predloženog rekurzivnog algoritma za AKM zasnovanog	

na kumulantima šestog reda i metodu redukcije reda modulacije, primenjen na skupu $\{(2^m)^2\text{-QAM} \mid m = 1, \dots, m_{\max}\}$ signala.	72
5.12 Verovatnoća tačne klasifikacije za rekurzivni algoritam, za slučaj signala iz skupa $\{QPSK, 16\text{-QAM}, 64\text{-QAM}, 256\text{-QAM}, 1024\text{-QAM}\}$, sa kanalom sa aditivnim belim Gausovim šumom i $N = 2000$	73
5.13 Matrica konfuzije klasifikacije QAM signala za predloženi rekurzivni algoritam. Prikazane su vrednosti u zavisnosti od veliĉine SNR, normalizovane stvarnim brojem instanci koje pripadaju određenim klasama.	74
5.14 Deo matrice konfuzije klasifikacije koja se dobija korišćenjem modela predloženog u [42]. Prikazane su vrednosti za $SNR=20dB$, normalizovane stvarnim brojem instanci koje pripadaju određenim klasama.	75

Spisak tabela

2.1 Teoretske statistike kumulanata šestog i četvrtog reda za različite realne i kompleksne konstelacije signala, kao i varijanse njihovih uzoraĉkih estimacija, [31].	18
4.1 Primeri očekivanih performansi algoritama za AKM.	51
5.1 Raĉunski, memorijski i procesorski zahtevi razliĉitih klasifikatora. M oznaĉava broj modulacija koji je razmatran (u posmatranom scenariju $M = 4$ - konstelacije su $\{QPSK, 8PSK,$ $16QAM, 64QAM\}$), M_i red modulacije, N duŹinu sekvence simbola (u posmatranom scenariju $N = 1000$), dok I_s oznaĉava broj piksela slike na ulazu konvolucione mreŹe (u posmatranom scenariju je $I_s = 36^2$). .	69

Glava 1

Uvod

Automatska klasifikacija modulacija (AKM, *Automatic Modulation Classification - AMC*) predstavlja proces prepoznavanja tipa modulacije nepoznatog primljenog signala. AKM čini veoma važnu integralnu komponentu savremenih bežičnih telekomunikacionih sistema, ključnu kako za vojne tako i za brojne civilne primene. Dok se u vojnim primenama uobičajeno koristi za detekciju i identifikaciju presretnutih signala u elektronskom ratovanju, značaj AKM u civilnim komunikacijama raste sa dinamičnim razvojem softverski definisanog radija, pametnih rekonfigurišućih primopredajnika, kao i aplikacija interneta stvari (*Internet of Things*), gde se koristi za demodulaciju unapred nepoznatih signala [16, 5, 47].

U poslednje dve decenije je razvijen veliki broj raznih algoritama za AKM: najčešće su metode zasnovane na verodostojnosti (*likelihood-based*) i metode zasnovane na obeležjima (*feature-based*) razmatrane od strane istraživača u oblasti. Dok metode zasnovane na verodostojnosti mogu dovesti do optimalnih rešenja uz velike računске zahteve, metode zasnovane na obeležjima, ukoliko su dobro projektovane, mogu dovesti do performansi koje su blizu optimalnih, uz značajno smanjenu računsku kompleksnost [20]. Obeležja mogu predstavljati razni direktni atributi signala, rezultati transformacije talasićima, statistike višeg reda - momenti i kumulanti, ili ciklične statistike. Skorašnja istraživanja se uobičajeno koriste kompleksnim klasifikatorima koji često rezultuju u odličnim performansama, kao što su neuralne mreže, metoda potpornih vektora (*support vector machine*), metoda k -najbližih suseda (*k-nearest neighbor*), i duboke neuralne mreže, između ostalih. Nabrojane metode poboljšavaju klasifikacione performanse, ali i uvode značajnu računsku kompleksnost u metode zasnovane na obeležjima, čija je glavna prednost uvek bila u njihovoj jednostavnosti. Dodatno, mnogi savremeni algoritmi rade izdvajanje (ekstrakciju) više različitih obeležja istovremeno [47, 21, 6], što čini još veći uticaj na ukupnu kompleksnost.

Sa druge strane, pokazano je da jednostavni algoritmi za AKM zasnovani na kumulantima kao obeležjima od interesa, kao što su kumulanti četvrtog reda [44] ili kumulanti šestog reda [27], imaju dobre performanse čak i u realnim komunikacionim uslovima koji uključuju na primer fading kanal [25]. Iako se karakterišu veoma niskom kompleksnošću [19], čak i posle mnogo godina istraživanja u oblasti AKM, ovi algoritmi

se i dalje smatraju za *state-of-the-art* [34]. Štaviše, u ovom kontekstu su se kumulanti šestog reda pokazali kao bolji izbor koji dovodi do značajno boljih performansi u odnosu na kumulante četvrtog reda [22].

1.1 Predmet istraživanja

Imajući u vidu gore navedene činjenice vezane za različite metode AKM, interesantnu temu predstavlja istraživanje mogućnosti dodatnog poboljšanja performansi standardnog algoritma zasnovanog na kumulantima šestog reda. Kada se poredi sa drugim savremenim algoritmima za AKM, algoritam zasnovan na kumulantima šestog reda pokazuje superiornost po pitanju niske kompleksnosti (broj operacija sabiranja i množenja je manji za nekoliko redova veličina u odnosu na konkurenciju, ne zahtevaju se eksponencijalne i logaritamske operacije), memorijskih zahteva i vremena izvršavanja. Analiza prikazana u [42], sa veličinom uzorka N i M različitih tipova modulacija u testu AKM, pokazala je da algoritam zasnovan na kumulantima šestog reda zahteva $6N$ operacija sabiranja, $16N$ operacija množenja, M poređenja i $3M$ memorijskih jedinica ukupno. Vreme izvršavanja na i7-6700 procesoru je 0.00036 sekundi. Navedena analiza pokazuje da algoritam zasnovan na dubokom učenju i konvolucionim neuralnim mrežama [33], pod istim uslovima, zahteva približno 100 puta više operacija sabiranja i množenja, 100,000 puta više poređenja i 1,000 puta više memorijskih resursa. Vreme izvršavanja na istom procesoru je 0.00132 sekunde. Međutim, algoritam zasnovan na kumulantima šestog reda zahteva poboljšanje kako bi mogao parirati i u klasifikacionim performansama savremenim modelima dubokog učenja.

Predmet istraživanja ove disertacije je novi pristup unapređenju algoritma za AKM zasnovanog na vrednostima kumulanata šestog reda, uvodeći novi metod redukcije reda modulacije (*Modulation Order Reduction*) primljenog signala [32]. Predloženi metod redukcije reda modulacije može unaprediti standardni algoritam za AKM i obezbediti efikasniju i tačniju klasifikaciju unutar jedne važne grupe signala o kojima će, između ostalog, biti detaljnije reči u ovoj disertaciji - *QAM* signala [31]. Kao poseban deo nove metode redukcije reda modulacije, u disertaciji će biti predstavljeno i dodatno unapređenje ove metode uvođenjem principa rekurzivnosti, čime je moguće obezbediti uspešnu klasifikaciju većeg broja *QAM* modulacija.

Treba napomenuti da opisana poboljšanja unose povećanu kompleksnost algoritama u smislu povećanog broja računskih operacija, ali čak i to uzimajući u obzir, predloženi algoritam i dalje ostaje za nekoliko redova veličina jednostavniji od algoritama zasnovanih na drugim svojstvima primljenog signala, o čemu će takođe biti reči u ovoj

disertaciji. U isto vreme, predloženi metod redukcije reda modulacije je veoma atraktivan i za dalja istraživanja i potencijalna dodatna poboljšanja performansi u zahtevnijim uslovima propagacije, npr. uz prisutan *multipath* fading ili interferenciju. Takođe, ova metoda redukcije reda modulacije može se potencijalno integrisati i u druge algoritme za AKM zasnovane na različitim vrednostima parametara od interesa, kao i u druge kompleksne klasifikatore (veštačke neuralne mreže, metode dubokog učenja i slično).

Verifikacija postignutih rezultata u poboljšanju performansi klasifikacije je sprovedena pomoću obimnih različitih računarskih simulacija. U simulacijama je predloženo rešenje upoređeno sa drugim algoritmima za AKM, i data je detaljna komparativna analiza zajedno sa analizom osobina novih algoritama.

1.2 Sadržaj disertacije

Pored uvoda, gde je ukratko ² izložen problem koji će se razmatrati u ovoj disertaciji, opisano trenutno stanje razvoja oblasti od interesa evidentirano u postojećoj literaturi, obrazložen korišćeni metodološki pristup, i data struktura teksta, disertacija sadrži još četiri glave i zaključak.

U okviru druge glave predstavljaju se teorijske osnove elemenata statistike signala i kumulanata višeg reda.

Treća glava sadrži pregled modulacionih postupaka koji se primenjuju u telekomunikacionim sistemima, a čiji rezultat predstavlja predmet obrade i ulaz za algoritam opisan u ovoj disertaciji.

U četvrtoj glavi je dat opis postojećih algoritama automatske klasifikacije modulacije sa posebnim osvrtom na algoritme na bazi kumulanata višeg reda.

Peta glava sadrži novopredloženo unapređenje automatske klasifikacije modulacije zasnovane na kumulantu šestog reda, opisujući novi algoritam sa dodatnom metodom redukcije reda modulacije, kao i rekursivni algoritam redukcije reda modulacije. U

okviru ove glave prikazane su i računarske simulacije za poređenje rezultata klasifikacije ostvarenih sa i bez primene ovog metoda.

³ Na kraju disertacije iznet je zaključak sa mogućim pravcima razvoja u obrađenoj oblasti, i dat je spisak referentne literature.

1.3 Hipoteze i ciljevi istraživanja

Opšta hipoteza od koje se krenulo u istraživanje u disertaciji je: Moguće je realizovati prepoznavanje modulacionog postupka nad a priori nepoznatom telekomunikacionom signalu, primenom namenskih algoritama kreiranih za tu specifičnu svrhu.

Posebna hipoteza koja proizlazi iz opšte je: Postojeći algoritam za automatsku klasifikaciju modulacije primljenog signala zasnovan na kumulantu šestog reda se može poboljšati, tj. korišćenjem dodatnog metoda redukcije reda modulacije moguće je ostvariti efikasniju i tačniju klasifikaciju *QAM* signala.

Pojedinačne hipoteze koje su korišćene u disertaciji su:

1. Korišćenjem algoritma za automatsku klasifikaciju modulacije primljenog signala zasnovanog na kumulantu šestog reda uspešno se može klasifikovati / izdvojiti *BPSK* modulisani signal od kompleksnih (*QPSK* i *QAM*) signala, kao i *QPSK* od *M-QAM* ($M > 4$) signala.
2. Korišćenjem novog, dodatnog, metoda redukcije reda modulacije moguće je ostvariti efikasniju i tačniju klasifikaciju između *QAM* (*16-QAM* i *64-QAM*) modulisanih signala.
3. Korišćenjem rekurzivnog metoda redukcije reda modulacije moguće je ostvariti efikasniju i tačniju klasifikaciju ostalih, još složenijih, *QAM* modulisanih signala.

Ciljevi istraživanja su sledeći:

1. Formulacija problema automatske klasifikacije modulacije primljenog signala.
2. Modifikacija i proširenje postojećeg algoritma automatske klasifikacije modulacije zasnovanog na kumulantu šestog reda na takav način da se mogu uspešno klasifikovati *16-QAM* i *64-QAM* modulisani signali, korišćenjem predloženog metoda redukcije reda modulacije.
3. Dodatna modifikacija i proširenje novog algoritma za AKM, zasnovanog na kumulantu šestog reda i metodi redukcije reda modulacije, na takav način da se mogu uspešno klasifikovati i ostali *QAM* modulisani signali, korišćenjem predloženog rekurzivnog metoda.
4. Verifikacija unapređenog algoritma za AKM, zasnovanog na kumulantu šestog reda i (rekurzivnoj) metodi redukcije reda modulacije, pomoću sveobuhvatnih računarskih simulacija.

1.4 Metodologija istraživanja

U toku naučnog i istraživačkog rada upotrebljene su različite metode kako bi bili zadovoljeni osnovni metodološki zahtevi – objektivnost, pouzdanost, opštost i sistematičnost.

U skladu sa izabranom problematikom, definisanim ciljevima istraživanja i postavljenim naučnim hipotezama radi definisanja naučnih i stručnih zaključaka i iznalaženja mogućih rešenja, upotrebljena je teorijska analiza uz korišćenje rezultata istraživanja iz međunarodne naučne literature, odnosno saznanja naučnika i drugih autora koji su istraživali problematiku kojom se bavi i ovaj rad. U disertaciji se predstavljaju naučno-teorijska saznanja, relevantna literatura i originalni predlozi korišćenjem većeg broja metoda, i to: istorijske metode, metode kompleksnog posmatranja i analize sadržaja, metode analize i sinteze, metode dokazivanja, kao i eksperimentalne metode.

Primenom istorijskog metoda pribavljeni su rezultati istraživanja drugih autora koji su se bavili problematikom vezanom za tematiku od interesa. Pribavljeni podaci potiču uglavnom iz eminentnih naučnih radova i istraživanja u ovoj oblasti.

Metoda kompleksnog posmatranja i analize sadržaja primenjena je prilikom obrade rezultata preuzetih iz istraživanja drugih istraživača. Rezultati su upotrebljeni u cilju definisanja nedostataka postojećih algoritama automatske klasifikacije modulacije i utvrđivanja pravca za potencijalna unapređenja.

Proučavanjem dostignuća i postavki primenjenih u postojećim istraživanjima uočena je mogućnost poboljšanja dosadašnjih i primene unapređenih postavki korišćenjem novih metoda u algoritmima za automatsku klasifikaciju modulacije. Na ovaj način primenjene su metode analize i sinteze.

U cilju provere efektivnosti i efikasnosti predloženih rešenja, izvršene su simulacije koje su potvrdile inicijalne hipoteze disertacije, što predstavlja implementaciju eksperimentalnog metoda.

Glava 2

Elementi statistike signala i kumulanti višeg reda

Ova glava razmatra teorijske osnove elemenata statistike signala i kumulanata višeg reda, kao gradivnih elemenata neophodnih za konstruisanje predloženih algoritama. Svi predloženi algoritmi koriste kumulante višeg (tačnije šestog) reda kao obeležja signala. Izračunate vrednosti obeležja se koriste u pragovskom odlučivanju kojim se vrši klasifikacija tipova modulacija posmatranog signala. Kumulanti predstavljaju jedno od često korišćenih statističkih obeležja u okviru tradicionalnih algoritama za AKM [41, 38, 11, 24, 44, 27, 37], gde su se pokazali kao dobar izbor koji daje veoma dobre rezultate klasifikacije uz malu upotrebu računarskih resursa. Korišćenje statistika višeg reda je posebno korisno jer njihove vrednosti odražavaju oblik raspodele zašumljenih uzoraka iz osnovnog opsega učestanosti [41]. Robusnost pristupa je posledica i prirodne robusnosti ovih statistika na rotaciju konstelacija i nestabilnost faze. Kvalitet klasifikacije je primarno određen vrednošću odnosa signal/šum (SNR), kao i dužinom posmatrane sekvence signala.

Vrednosti kumulanata nižeg reda (do trećeg) se poklapaju sa vrednostima centralnih momenata; počev od kumulanta četvrtog reda javljaju se razlike pa će u nastavku biti detaljno date definicije kumulanata neophodne za dalje razumevanje predloženih metoda. Razmatranja koja slede posmatraju signal koji je dobijen kao rezultat pretprocesiranja. Pretpostavlja je koherentno i sinhrono okruženje u kome se prenosi signal određene učestanosti, kao i da su nosilac, vremenski odbirci i talasni oblik signala uspešno određeni.

Takođe, biće date izračunate vrednosti kumulanata višeg reda za pojedine tipove (konstelacije) modulacija, koji se za početak mogu posmatrati prosto kao predstavnici različitih tipova signala. Razmatrani različiti formati modulacija će detaljnije biti objašnjeni u sledećoj glavi.

2.1 Definicija kumulanata

Posmatrajmo slučajan vektor $(Y_1, \dots, Y_r)$, gde je $E(|Y_i|^r) < \infty, i = 1, \dots, r$. Tada se združeni kumulant (r -tog reda), u oznaci $cum(Y_1, \dots, Y_r)$, može definisati kao [9, 8]:

$$cum(Y_1, \dots, Y_r) = \sum (-1)^{p-1} (p-1)! \left(E \left(\prod_{j \in v_1} Y_j \right) \right) \cdots \left(E \left(\prod_{j \in v_p} Y_j \right) \right), \quad (2.1)$$

gde se sumiranje vrši po svim particijama $(v_1, \dots, v_p)$, $p = 1, 2, \dots, r$, skupa $\{1, \dots, r\}$. Može se pokazati [9] da $cum(Y_1, \dots, Y_r)$ zapravo predstavlja koeficijent uz član $i^r t_1 \cdots t_r$ Tejlorovog reda za funkciju $\log E \left(\exp \left(i \sum_{j=1}^r t_j Y_j \right) \right)$. Takođe, moguće je lako pokazati da važe sledeće osobine kumulanata [9, 8]:

1. $cum(a_1 Y_1, \dots, a_r Y_r) = a_1 \cdots a_r cum(Y_1, \dots, Y_r)$;
2. funkcija $cum(Y_1, \dots, Y_r)$ je simetrična po svojim argumentima;
3. ukoliko je bilo koja grupa iz skupa $(Y_1, \dots, Y_r)$ nezavisna od ostalih članova iz $(Y_1, \dots, Y_r)$, tada je $cum(Y_1, \dots, Y_r) = 0$;
4. za slučajnu promenljivu $(Z_1, Y_1, \dots, Y_r)$ važi jednakost: $cum(Y_1 + Z_1, Y_2, \dots, Y_r) = cum(Y_1, Y_2, \dots, Y_r) + cum(Z_1, Y_2, \dots, Y_r)$;
5. za konstantu μ i $r \geq 2$ važi: $cum(Y_1 + \mu, Y_2, \dots, Y_r) = cum(Y_1, Y_2, \dots, Y_r)$;
6. za nezavisne $(Y_1, \dots, Y_r)$ i $(Z_1, \dots, Z_r)$ važi jednakost: $cum(Y_1 + Z_1, \dots, Y_r + Z_r) = cum(Y_1, \dots, Y_r) + cum(Z_1, \dots, Z_r)$;
7. $cum(Y_j) = E(Y_j)$, $cum(Y_j, Y_j) = var(Y_j)$ i $cum(Y_i, Y_j) = cov(Y_i, Y_j)$.

Neke od ovih osobina će biti korišćene u razmatranjima koja slede (na primer, osobina da je kumulat zbir jednak zbiru kumulanata). Za razliku od statistika momenata, grubo govoreći, kumulanti karakterišu interakciju ili zavisnost više promenljivih koja je posledica udruženog delovanja cele njihove grupe a ne delovanja nekoliko udruženih podgrupa. Zbog ove činjenice se i javljaju razlike između kumulanata i centralnih momenata za više od tri uključene promenljive.

2.2 Kumulanti četvrtog reda

Za kompleksni stacionarni slučajni proces $y(n)$, kumulanti drugog reda se mogu definisati na dva različita načina, zavisno od mesta konjugacije:

$$\begin{aligned} C_{20} &= E(y^2(n)), \\ C_{21} &= E(|y(n)|^2). \end{aligned} \quad (2.2)$$

Slično, kumulanti četvrtog reda se mogu zapisati na tri načina:

$$\begin{aligned} C_{40} &= cum(y(n), y(n), y(n), y(n)), \\ C_{41} &= cum(y(n), y(n), y(n), y^*(n)), \\ C_{42} &= cum(y(n), y(n), y^*(n), y^*(n)). \end{aligned} \quad (2.3)$$

Za slučajne promenljive nulte srednje vrednosti w, x, y i z , kumulant četvrtog reda se može zapisati kao:

$$cum(w, x, y, z) = E(wxyz) - E(wx)E(yz) - E(wy)E(xz) - E(wz)E(xy). \quad (2.4)$$

Jednačina (2.4) se može koristiti kako bi se vrednosti C_{40} , C_{41} ili C_{42} predstavile preko kumulanata drugog reda promenljive $y(n)$, sa odgovarajućim konjugacijama [9].

Vrednosti kumulanata u (2.2) i (2.3) se mogu estimirati iz uzoračkih estimacija odgovarajućih momenata. Pretpostavljamo da je $y(n)$ nulte srednje vrednosti (u praksi se srednja vrednost uzorka oduzima od vrednosti odbiraka pre estimacije kumulanata). Uzoračke estimacije vrednosti iz (2.2) su date kao:

$$\begin{aligned} \hat{C}_{20} &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^2(n), \\ \hat{C}_{21} &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2, \end{aligned} \quad (2.5)$$

gde $\hat{\cdot}$ označava srednju vrednost uzorka. Ovo vodi do sledećih estimacija [41]:

$$\begin{aligned}\hat{C}_{40} &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^4(n) - 3\hat{C}_{20}^2, \\ \hat{C}_{41} &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^3(n)y^*(n) - 3\hat{C}_{20}^2\hat{C}_{21}^2, \\ \hat{C}_{42} &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^4 - |\hat{C}_{20}|^2 - 2\hat{C}_{21}^2.\end{aligned}\tag{2.6}$$

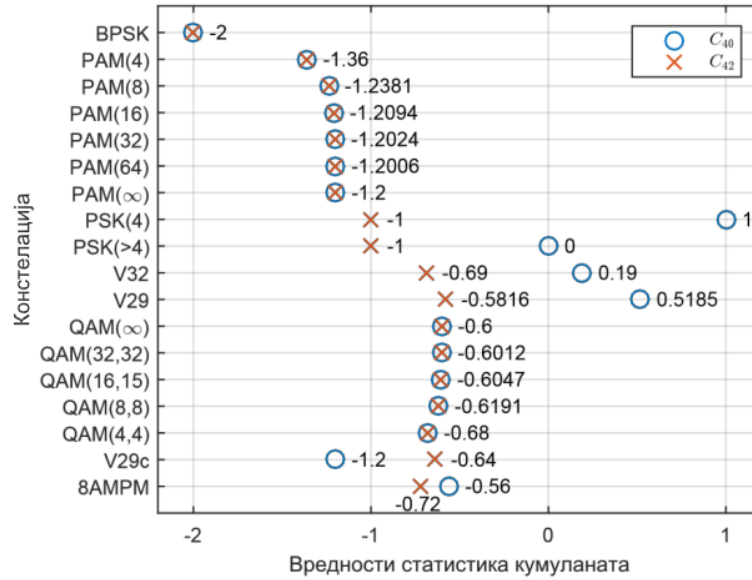
Pretpostavimo, bez gubljenja na opštosti, da su konstelacije normalizovane na jediničnu energiju, što odgovara vrednosti $C_{21} = 1$. U praksi, estimiramo normalizovane kumulante:

$$\tilde{C}_{4k} = \hat{C}_{4k} / \hat{C}_{21}^2, \quad k = 0, 1, 2.\tag{2.7}$$

Na ovaj način se kumulanti samonormalizuju i eliminišu eventualni problemi sa skaliranjem podataka. Kompleksnost jednačina (2.6) i (2.7) je reda N , i zahteva samo $2N$ i $4N$ kompleksnih množenja za računanje $\hat{C}_{40}$ i $\hat{C}_{42}$, respektivno. U slučaju zašumljenih podataka, $\hat{C}_{21}$ u (2.7) se mora zameniti sa $\hat{C}_{21} - \hat{C}_{21,g}$, gde je $\hat{C}_{21}$ i dalje dato preko jednačine (2.5), dok $\hat{C}_{21,g}$ predstavlja estimaciju varijanse aditivnog šuma $g(n)$; estimacija $C_{21,g}$ je uobičajeno dostupna u praksi.

Teoretske vrednosti kumulanata četvrtog reda iz (2.3) su date u [41] za različite konstelacije signala od interesa, gde je pretpostavljeno da su svi simboli jednako verovatni. Ove vrednosti su dobijene računanjem srednjih vrednosti ansambala za slučaj idealnih konstelacija bez šuma, pod pretpostavkom jedinične energije. Slika 2.1 pokazuje vrednosti statistika C_{40} i C_{42} . Za konstelacije kompleksne vrednosti izlistane na Slici 2.1 (izuzimajući *8AMPM*) važi $C_{20} = 0$ i $C_{41} = 0$. Može se primetiti da statistike C_{42} i $|C_{40}|$ ne zavise od rotacije faze skupa simbola. U slučaju C_{42} , ovaj zaključak je direktna posledica simetrične konjugacije u (2.3). Kada se radi o C_{40} , ukoliko je rotacija faze jednaka ϕ , tada će C_{40} imati kompleksni množilac $\exp(j4\phi)$ pa $|C_{40}|$ neće biti promenjeno. Razmatrane konstelacije se prirodno dele na sledeće četiri podklase: binarna *PSK* (*BPSK* - binarne realne vrednosti), *PAM* (realne vrednosti), *PSK* (konstantni moduo) i *QAM/V29-V32* (opšte kompleksne vrednosti). U [41] je predložena hijerarhijska klasifikaciona struktura za AKM zasnovana na kumulantima četvrtog reda koja će biti opisana u četvrtoj glavi ove disertacije kao uvod za klasifikatore zasnovane na kumulantima šestog reda.

Da bi se odredili pragovi za testiranje u klasifikacionoj strukturi,



Slika 2.1: Vrednosti statistika kumulanata C_{40} i C_{42} za različite konstelacije signala. $PAM(\infty)$ je granična vrednost za $PAM(n)$ kada $n \rightarrow \infty$, dok $PSK(> 4)$ važi za bilo koju konstelaciju $PSK(n)$ gde je $n > 4$.

neophodno je izvesti izraze za varijansu uzoračkih estimacija kumulanata u (2.6). U slučaju kad nema aditivnog šuma, za kompleksne konstelacije gde je C_{20} poznato (jednako 0 za PSK i QAM), može se pokazati da za uzorak veličine N važi sledeća

jednačina:

$$Nvar[\hat{C}_{40}] = M_{84} - |M_{40}|^2, \quad (2.8)$$

gde $M_{km} = E[y^{k-m}(y^*)^m]$ označava mešani moment k -tog reda sa m konjugacija. Ukoliko se pretpostavi da je C_{21} poznato, tada je

$$Nvar[\hat{C}_{42}] = M_{84} - |M_{42}|^2. \quad (2.9)$$

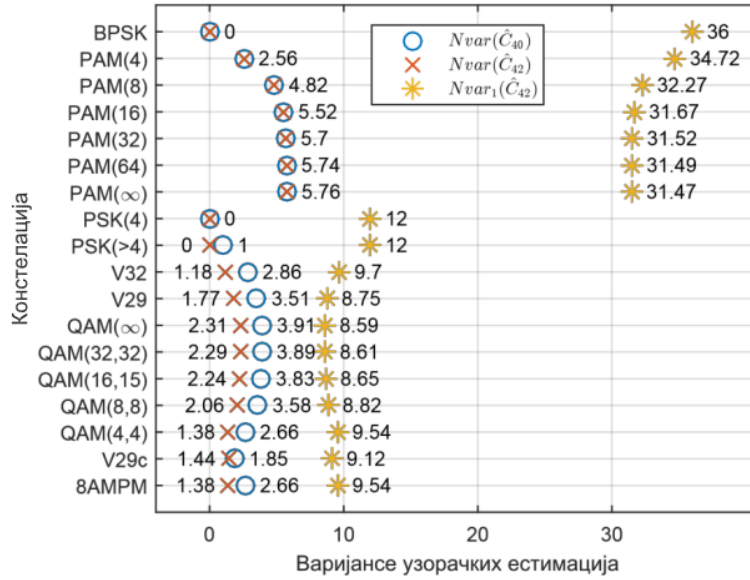
Ukoliko se C_{21} estimira iz podataka, tada je

$$Nvar[\hat{C}_{42}] \approx [M_{84} - M_{42}^2] + 4M_{21}[3M_{42}M_{21} - 2M_{63} + 2M_{21}^3]. \quad (2.10)$$

Za realne konstelacije, imamo da je $C_{20} = C_{21}$ i $C_{40} = C_{42}$; ukoliko je C_{21} poznato, tada je izraz za varijansu dat u (2.8); inače, imamo

$$Nvar[\hat{C}_{42}] \approx [M_{84} - M_{42}^2] + 6M_{21}[5M_{42}M_{21} - 2M_{63} + 3M_{21}^3] \quad (2.11)$$

Jednačine (2.8) i (2.9) su evaluirane za različite konstelacije, pretpostavljajući jediničnu energiju $C_{21} = 1$, i rezultati su prikazani na Slici 2.2. Takođe, na istoj slici su prikazani i rezultati evaluacije jednačina (2.10) i (2.11) (u oznaci $Nvar_1\hat{C}_{42}$). Može se uočiti da se, suprotno uobičajenim pretpostavkama, ukoliko se C_{21} estimira iz podataka, varijansa $\hat{C}_{42}$ može povećati za faktor od 4-8 za QAM konstelacije, čak i u slučaju bez šuma.



Slika 2.2: Varijanse uzoračkih estimacija kumulanata C_{40} i C_{42} za različite konstelacije signala.

U [41] se takođe pokazuje da se jednačine (2.8)-(2.10) mogu izraziti preko kumulanata kao:

$$Nvar[\hat{C}_{40}] \approx C_{84,y} + 16C_{63,y}C_{21,y} + 18C_{422,y} + 72C_{42,y}C_{212,y} + 24C_{214,y},$$

$$Nvar[\hat{C}_{42}] \approx C_{84,y} + 16C_{63,y}C_{21,y} + 17C_{422,y} + 68C_{42,y}C_{212,y} + 20C_{214,y} + |C_{40,y}|^2,$$

$$Nvar[\hat{C}_{42}] \approx C_{84,y} + 8C_{63,y}C_{21,y} + 17C_{422,y} + 128C_{42,y}C_{212,y} + 4C_{214,y} + |C_{40,y}|^2. \quad (2.12)$$

U jednačinama iznad, dodatna oznaka y je uvedena da naglasi činjenicu da su u pitanju kumulanti procesa sa šumom $y(n) = x(n) + g(n)$. S obzirom na to da je pretpostavljeno da

je sekvenca simbola $x(n)$ nezavisna od sekvence šuma $g(n)$, kumulanti $y(n)$ se mogu izraziti kao suma kumulanata $x(n)$ i $g(n)$, tj. imamo na primer $C_{21,y} = C_{21,x} + C_{21,g}$, $C_{42,y} = C_{42,x} + C_{42,g}$, i tako dalje. Ukoliko je aditivni šum Gausovski, imamo da važi $C_{40,g} = C_{42,g} = C_{63,g} = C_{84,g} = 0$, kao i $C_{21,g} = \sigma_g^2$.

U ovom slučaju se za vrednost normalizovanog kumulanta četvrtog reda dobija, na osnovu jednačine (2.7):

$$\tilde{C}_{42,x} = \frac{\hat{C}_{42,x}}{(\hat{C}_{21,x})^2} = \frac{\hat{C}_{42,y}}{(\hat{C}_{21,y} - \sigma_g^2)^2}. \quad (2.13)$$

Momenti i kumulanti sekvenci simbola se mogu lako evaluirati pomoću:

$$\begin{aligned} M_{63} &= C_{63} + 9C_{42}C_{21} + 6C_{213}, \\ M_{84} &= C_{84} + 16C_{63}C_{21} + |C_{40}|^2 + 18C_{422} + 72C_{42}C_{212} + 24C_{214}, \\ M_{42} &= C_{42} + 2C_{212}, \\ M_{40} &= C_{40}, \\ M_{21} &= C_{21}. \end{aligned} \quad (2.14)$$

Navedene jednačine (2.14) omogućavaju [41] evaluaciju varijansi uzoračkih statistika C_{40} i C_{42} , datih pomoću jednačina u (2.12).

2.3 Kumulanti šestog reda

Videli smo u prethodnom delu da se primljena sekvenca signala $y(n)$, zašumljena aditivnim belim Gausovim šumom samo tokom propagacije, može predstaviti kao:

$$y(n) = x(n) + g(n), \quad (2.15)$$

gde $x(n)$ predstavlja prenesene modulirane simbole, dok je $g(n)$ aditivni beli Gausov šum srednje vrednosti 0 i varijanse σ_g^2 . Za slučajnu promenljivu x nulte srednje vrednosti, povezanu sa prenesenom sekvencom podataka $x(n)$, kumulant drugog reda $C_{21,x} = cum(x, x^*)$ je dat kao:

$$C_{21,x} = E(|x|^2). \quad (2.16)$$

Kumulant šestog reda $C_{63,x} = cum(x, x, x, x^*, x^*, x^*)$ može se predstaviti kao:

14

$$C_{63,x} = E(|x|^6) - 9E(|x|^4)E(|x|^2) + 12|E(x^2)|^2E(|x|^2) + 12E^3(|x|^2), \quad (2.17)$$

dok se samo-normalizovani¹ kumulant šestog reda definiše kao:

$$\hat{C}_{63,x} = C_{63,x} / (C_{21,x})^3. \quad (2.18)$$

Usvojicemo sledeće relacije između kumulanata promenljive x i kumulanata promenljive y (povezane sa primljenom sekvencom $y(n)$):

$$C_{63,y} = C_{63,x}, \quad (2.19)$$

$$C_{21,y} = C_{21,x} + \sigma_g^2, \quad (2.20)$$

Dakle, imamo:

$$\hat{C}_{63,x} = \frac{C_{63,y}}{(C_{21,y} - \sigma_g^2)^3}. \quad (2.21)$$

Snaga šuma σ_g^2 se može meriti u tački prijema, dok se računanje kumulanata drugog i šestog reda primljenog signala praktično svodi na računanje srednjih vrednosti ansambla sakupljenih odbiraka signala, i njihovo dalje kombinovanje. Ukoliko je broj odbiraka N , jednačina (2.21) se u praktičnoj realizaciji može pisati kao:

$$\begin{aligned} \tilde{C}_{63,x} = & \left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^6 - 9 \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^4 \cdot \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2 \right) \right. \\ & + 12 \left(\left| \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^2(n) \right|^2 \cdot \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2 \right) \\ & \left. + 12 \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2 \right)^3 \right] \cdot \frac{1}{\left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2 - \sigma_g^2 \right)^3}. \end{aligned} \quad (2.22)$$

Ove teoretske vrednosti predstavljaju samo očekivane vrednosti kumulanata; određena disperzija oko očekivanih vrednosti je neizbežna u praktičnim računanjima. Ovaj fenomen je istražen i opisan u postojećoj literaturi za kumulante četvrtog reda [41], i za kumulante šestog reda [28]. Varijansa greške koja nastaje usled ograničene preciznosti računanja $C_{63,x}$, za kompleksne signale sa N odbiraka, je data kao:

¹ U ovom delu i nadalje kada je reč o kumulantima šestog reda ćemo, u odnosu na prethodni deo, zbog pojednostavljenja, izostaviti oznaku $\hat{\cdot}$ za srednju vrednost uzorka; ona će označavati normalizovane kumulante. Oznaka $\tilde{\cdot}$ će označavati uzoračku estimaciju. Neuniformnost korišćenih oznaka odražava stanje u postojećoj literaturi.

$$\begin{aligned}
 Nvar(C_{63,x}) = & [m_{12,6} - m_{6,3}^2] + 9 \left[m_{2,1}^2 (48m_{4,2}m_{2,1}^2 - 54m_{4,2}^2 + 96m_{2,1}^4 - 64m_{6,3}m_{2,1}) \right. \\
 & \left. + m_{4,2} (9m_{4,2}^2 + 16m_{6,3}m_{2,1} - 2m_{8,4}) + m_{2,1} (17m_{8,4}m_{2,1} - 2m_{10,5}) \right],
 \end{aligned} \quad (2.23)$$

gde $m_{k,l} = E[y^{k,l}(y^*)^l]$ predstavlja mešani moment reda k sa l konjugacija. Za realne konstelacije, varijansa je

$$\begin{aligned}
 Nvar(C_{63,x}) = & [m_{12,6} - m_{6,3}^2] + 9 \left[m_{2,1}^2 (384m_{4,2}m_{2,1}^2 - 126m_{4,2}^2 + 384m_{2,1}^4 - 128m_{6,3}m_{2,1}) \right. \\
 & \left. + m_{4,2} (9m_{4,2}^2 + 16m_{6,3}m_{2,1} - 2m_{8,4}) + m_{2,1} (25m_{8,4}m_{2,1} - 2m_{10,5}) \right].
 \end{aligned} \quad (2.24)$$

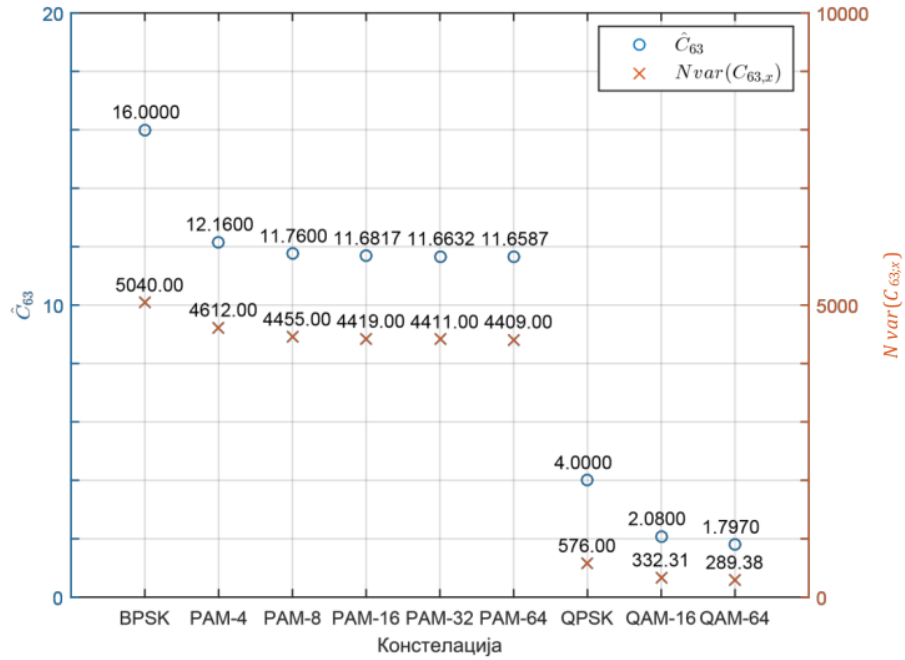
³³ Kao što se može primetiti iz jednačina (2.23) i (2.24), varijanse greške su direktno proporcionalne veličini uzorka N , i uzimaju različite vrednosti za različite formate modulacija [28, 37]. Ograničena preciznost u numeričkim izračunavanjima nije jedini izvor disperzije vrednosti kumulanata višeg reda: disperzija je uzrokovana i nejednakim brojem različitih simbola u nasumično generisanim porukama, kao i prisustvom šuma. Na Slici 2.3 su date teoretske vrednosti kumulanata kao i odgovarajuće varijanse različitih konstelacija modulacija.

Treba napomenuti da formula (2.17) predstavlja samo aproksimaciju i pojednostavljenu verziju teoretske formule za kumulante (2.1), koju je zgodno primeniti u slučaju pojedinih konstelacija ali ne i u opštem slučaju. Naime, u [37] je izvedena nepomerena (*unbiased*) formula:

$$\begin{aligned}
 C_{63,x_UNB} = & E(|x|^6) - 9E(|x|^4)E(|x|^2) + 18|E(x^2)|^2E(|x|^2) \\
 & - 6|E(x^2)|E(x^2|x|^2) + 12E^3(|x|^2).
 \end{aligned} \quad (2.25)$$

Za kompleksne signale se može pokazati da (2.25) dobija redukovanu formu (2.17). Međutim, u slučaju realnih signala, korišćenjem (2.25) se mogu dobiti značajno bolji rezultati klasifikacije tako što se ubaci korekcija $O_{63,x}$, tj. pomeraj:

$$C_{63,x_UNB} = C_{63,x} + \underbrace{6|E(x^2)|^2E(|x|^2) - 6|E(x^2)|E(x^2|x|^2)}_{O_{63,x}}. \quad (2.26)$$



Slika 2.3: Teoretske vrednosti statistika kumulanata šestog reda za različite tipove konstelacija (ordinata levo), i varijanse njihovih uzoračkih estimacija (ordinata desno).

Na taj način, formula (2.22) postaje:

$$\begin{aligned} \tilde{C}_{63,x} &= \tilde{C}_{63,x} + \left[6 \left(\left| \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^2(n) \right|^2 \cdot \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2 \right) \right. \\ &\quad \left. - 6 \left(\left| \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^2(n) \right| \cdot \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^2(n) |y(n)|^2 \right) \right] \cdot \frac{1}{\left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2 - \sigma_g^2 \right)^3}. \quad (2.27) \end{aligned}$$

C_{63,x_UNB}

Na ovom mestu će biti data mala analiza i diskusija vezana za računanje statistika kumulanata višeg reda za različite tipove signala, koji se, zasad, mogu posmatrati prosto kao različite klase signala sa različitim statističkim osobinama. U sledećoj glavi posmatrane klase signala će otkriti svoje pravo značenje - one zapravo predstavljaju različite tipove modulacija signala povezane sa različitim tzv. konstelacijama signala.

Kada je reč o stanju u referentnoj literaturi po pitanju algoritama za AKM koji koriste kumulante višeg reda, dok su varijanse uzoračkih estimacija kumulanata četvrtog reda za različite PAM konstelacije, zajedno sa više konstelacija kompleksnih signala, objavljene u [41] (prikazane na Slici 2.2), varijanse uzoračkih estimacija $C_{63,x}$ PAM signala su po prvi put tek nedavno objavljene [37] (prikazane na Slici 2.3). Uopšte uzev, kumulanti šestog reda su najviše posmatrani u kontekstu QPSK, V.29 i tek nekoliko QAM konstelacija [38, 14], zajedno sa BPSK signalima [27, 13], tako da su se u postojećoj literaturi varijanse uzoračkih estimacija za mnoge konstelacije signala uglavnom ticale samo $C_{42,x}$ kumulanta. Očigledan je interes da se na jednom mestu napravi sveobuhvatan pregled $C_{63,x}$ vrednosti i odgovarajućih varijansi različitih konstelacija kompleksnih signala [31]. U isto vreme, od interesa je da se reše eventualna neslaganja u prikazanim numeričkim rezultatima, koja se pojavljuju kao posledica korišćenja neznatno različitih oblika konstelacija od strane različitih autora. Treba omogućiti jasnu identifikaciju konstelacija koje se analiziraju pomoću osobina kumulanata, kako u vizuelnom (o čemu će detaljnije biti reči u sledećoj glavi), tako i u numeričkom kontekstu, zato što se u mnogim slučajevima samo vizuelna reprezentacija pokazuje nedovoljna za reprodukciju prikazanih rezultata [39]. Štaviše, postoji značajan broj konstelacija kompleksnih signala koje uopšte nisu do sada analizirane u smislu kumulanata višeg reda. Zbog svih navedenih razloga, skup teoretskih vrednosti kumulanata i odgovarajućih varijansi za različite konstelacije modulacija od interesa je izračunat i dat u Tabeli 2.1. Pojedine specifične kompleksne konstelacije navedene u Tabeli 2.1 su analizirane dalje i prikazane u poslednjem odeljku sledeće glave disertacije, u cilju postizanja dodatne vizuelne preciznosti u identifikaciji.

Tabela 2.1: Teoretske statistike kumulanata šestog i četvrtog reda za različite realne i kompleksne konstelacije signala, kao i varijanse njihovih uzoračkih estimacija, [31].

Konstelacija	C_{63}	$Nvar(C_{63,x})$	C_{42}	$Nvar(C_{42,x})$
BPSK	16.0000	5040.00	-2.0000	36.00
PAM-4	12.1600	4612.00	-1.3600	34.72
PAM-8	11.7600	4455.00	-1.2381	32.27
PAM-16	11.6817	4419.70	-1.2094	31.67
PAM-32	11.6632	4411.00	-1.2023	31.52
PAM-64	11.6587	4409.00	-1.2006	31.49
QPSK	4.0000	576.00	-1.0000	12.00
rQAM-8	3.3300	485.72	-0.8900	11.11
(8,8) QAM-16	2.6814	401.09	-0.7800	10.24
AMPM-8	2.5600	332.31	-0.7200	9.54

GLAVA 2. ELEMENTI STATISTIKE SIGNALA I KUMULANTI VIŠEG REDA

(12,4) QAM-16	2.5000	404.16	-0.7711	10.74
rQAM-32	2.1100	338.92	-0.6900	9.70
rQAM-16	2.0800	332.31	-0.6800	9.54
cQAM-8	2.0000	317.05	-0.6670	9.33
rQAM-128	1.9594	315.43	-0.6573	9.31
rQAM-512	1.9240	309.92	-0.6494	9.21
V29c [41]	1.8400	298.00	-0.6400	9.12
rQAM-64	1.7970	289.38	-0.6190	8.82
rQAM-256	1.7345	279.84	-0.6047	8.65
rQAM-1024	1.7193	277.52	-0.6012	8.61
V29c (7200s)	1.5700	266.59	-0.5950	8.76
V29	1.4897	262.45	-0.5816	8.75
(4,4,4,4) QAM-16	0.7380	161.98	-0.4270	6.94
sQAM-8	0.1600	116.92	-0.3600	6.88
sQAM-16	0.1600	116.92	-0.3600	6.88

Glava 3

Modulacioni postupci

U ovoj glavi biće objašnjene različite metode modulacije i rezultujuće konstelacije signala. U drugom delu glave razmatrane su konstelacije kompleksnih signala, sa posebnim akcentom na jednoj klasi modulacija Kvadraturnoj amplitudskoj modulaciji (*Quadrature Amplitude Modulation - QAM*). Data je takođe i analiza u kontekstu kumulanata šestog reda, usmerena ka eliminisanju nedoslednosti u pretpostavljenim oblicima konstelacija signala.

U teoretskim razmatranjima vezanim za različite modulacije signala, pretpostavlja se da izvor signala daje sekvencu binarnih cifara. Ukoliko ova pretpostavka nije ispunjena, mogu se koristiti razne metode kojima se pretvara izlaz izvora signala u digitalnu sekvencu. Dalje, kao što je najčešće slučaj, razmatra se prenos digitalne informacione sekvence putem komunikacionih kanala koji su karakterisani prisustvom aditivnog belog Gausovog šuma (*additive white Gaussian noise - AWGN*). *AWGN* kanal predstavlja jedan od najjednostavnijih matematičkih modela za razne fizičke komunikacione kanale, uključujući i bežične i određene radio kanale [12]. Takvi kanali su u osnovi analogni kanali, što znači da se digitalna informaciona sekvenca koja se prenosi mora preslikati u analogne talasne oblike signala.

U ovom kontekstu, od interesa su karakterizacija i dizajn analognih talasnih oblika signala koji nose digitalne informacije, kao i rezultujuće performanse na *AWGN* kanalu. Tipično se razmatraju kanali osnovnog opsega učestanosti (*baseband channels*), tj. kanali propusnici opsega učestanosti koji uobičajeno uključuju nultu učestanost ($f = 0$), kao i kanali transponovanog opsega učestanosti (*bandpass channels*), tj. kanali kod kojih su propusni opsezi daleko od $f = 0$ [35, 17, 10]. Kada se digitalne informacije prenose preko kanala osnovnog opsega učestanosti, frekvencija nosioca se ne mora koristiti za prenos digitalno moduliranih signala. Sa druge strane, postoji mnogo komunikacionih kanala, uključujući telefonske kanale, radio kanale, i satelitske kanale, koji predstavljaju kanale transponovanog opsega učestanosti. U ovakvim kanalima, signal koji nosi informacije se utiskuje u sinusoidni nosilac, čime se pomera frekventijski sadržaj signala koji nosi informacije u odgovarajući opseg učestanosti koji se prenosi kanalom. Dakle, signal se prenosi modulacijom nosioca.

U proceni karakteristika performansi na pretpostavljenom kanalu korisno je razmatrati geometrijske reprezentacije tipova signala od interesa, kao i različite tipove analognih talasnih oblika signala za prenos digitalnih informacija. Često se razmatraju i algoritmi optimalne demodulacije i detekcije posmatranih signala [7, 35, 17, 10, 12], kao i njihove performanse u smislu verovatnoće greške. Različite metode modulacije se najčešće porede na osnovu karakteristika njihovih performansi, zahteva za propusnim opsegom, kao i kompleksnosti implementacije u praksi.

3.1 Geometrijska reprezentacija talasnih oblika signala

Za konstruisanje ortonormirane baze skupa signala moguće je koristiti Gram-Šmitovu proceduru ortogonalizacije [7, 35, 17]. Geometrijska reprezentacija talasnih oblika signala kao tačaka u prostoru signala omogućava kompaktnu karakterizaciju skupova signala za prenos informacija preko kanala i pojednostavljuje analizu performansi. Korišćenjem vektorske reprezentacije, komunikacioni kanali talasnih oblika se predstavljaju kao vektorski kanali.

Ovo značajno smanjuje kompleksnost analize.

U nastavku ćemo pretpostaviti da imamo skup od M talasnih oblika signala $s_m(t)$, $1 \leq m \leq M$, koji se koriste za prenos informacija preko komunikacionog kanala [35]. Iz skupa M talasnih oblika, najpre konstruišemo skup $N \leq M$ ortonormiranih talasnih oblika, gde je N dimenzija u prostoru signala. U ovu svrhu se može koristiti Gram-Šmitova procedura ortogonalizacije.

3.1.1 Gram-Šmitova procedura ortogonalizacije

Talasni oblici $\psi_k(t)$, $k = 1, \dots, N$, ortonormiranog skupa se konstruišu kao

$$\psi_k(t) = \frac{d_k(t)}{\sqrt{\mathcal{E}_k}}, \quad (3.1)$$

gde je $d_k(t) = s_k(t) - \sum_{i=1}^{k-1} c_{ki} \psi_i(t)$, $c_{ki} = \int_{-\infty}^{\infty} s_k(t) \psi_i(t) dt$ и $\mathcal{E}_k = \int_{-\infty}^{\infty} d_k^2(t) dt$. Za $k = 1$, $d_1(t) = s_1(t)$ и $\mathcal{E}_1$ predstavlja energiju $s_1(t)$, pa je $d_1(t)$ u stvari $s_1(t)$ normalizovan na jediničnu energiju.

Proces ortogonalizacije se odvija sve dok se ne iskoristi svih M talasnih oblika signala $\{s_m(t)\}$ и konstruiše $N \leq M$ ortonormiranih talasnih oblika. N ortonormiranih talasnih

oblika $\{\psi_n(t)\}$ formiraju bazu u N -dimenzionom prostoru signala. Dimenzionalnost prostora signala N je jednaka M ukoliko su svih M talasnih oblika signala linearno nezavisni, tj. ukoliko se nijedan od talasnih oblika ne može predstaviti u formi linearne kombinacije ostalih talasnih oblika.

Kada imamo skup ortogonalnih talasnih oblika $\{\psi_n(t)\}$, M signala $\{s_m(t)\}$ se može predstaviti u formi linearnih kombinacija $\{\psi_n(t)\}$:

$$s_m(t) = \sum_{n=1}^N s_{mn} \psi_n(t), \quad (3.2)$$

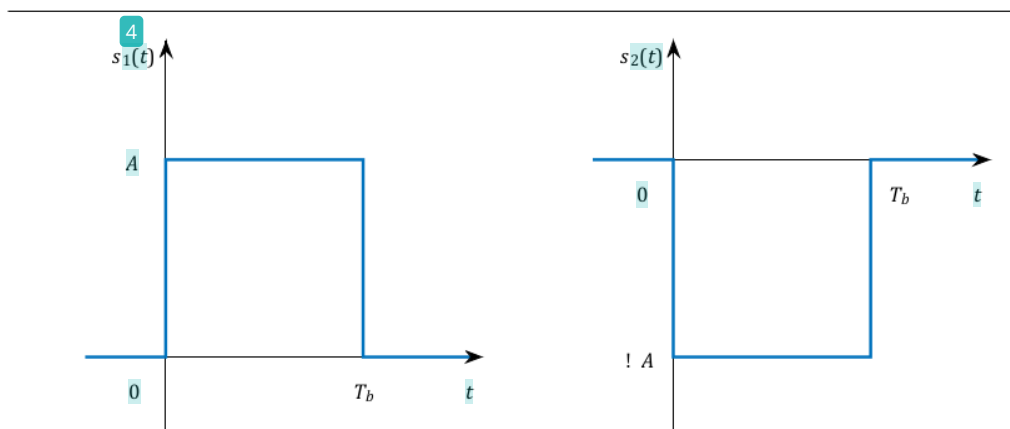
$m = 1, \dots, M$, gde je $s_{mn} = \int_{-\infty}^{\infty} s_m(t) \psi_n(t) dt$ i $\mathcal{E}_m = \int_{-\infty}^{\infty} s_m^2(t) dt = \sum_{n=1}^N s_{mn}^2$.

U vektorskoj reprezentaciji, talasni oblici signala se mogu predstaviti kao $\mathbf{s}_m = (s_{m1}, \dots, s_{mN})$, ili ekvivalentno, kao tačka u N -dimenzionom prostoru signala sa koordinatama $\{s_{mi}\}$, $i = 1, \dots, N$. Energija m -tog talasnog oblika je prosto koren dužine vektora, ili ekvivalentno, koren euklidskog rastojanja između koordinatnog početka i tačke u N -dimenzionom prostoru. Takođe se može pokazati da je skalarni proizvod dva signala jednak skalarnom proizvodu njihovih vektorskih reprezentacija, tj. $\int_{-\infty}^{\infty} s_m(t) s_n(t) dt = \mathbf{s}_m \cdot \mathbf{s}_n$. Dakle, bilo koji N -dimenzioni signal se može predstaviti geometrijski kao tačka u prostoru signala određenim sa N ortonormiranih funkcija $\{\psi_n(t)\}$.

Treba napomenuti da skup funkcija bazisa $\{\psi_n(t)\}$ koji se dobija GramŠmitovom procedurom nije jedinstven. Promena u funkcijama bazisa ne menja dimenzionalnost prostora N , dužine (energije) vektora signala, kao ni skalarni proizvod bilo koja dva vektora. Pored opisane procedure, postoje i alternativni metodi koji su jednostavniji i koji se često zasnivaju na inspekciji originalnih signala za generisanje ortonormirane baze.

3.2 Impulsna amplitudska modulacija

U impulsnoj amplitudskoj modulaciji (*pulse amplitude modulation, PAM*), informacija je sadržana u amplitudi prenesenog signala. Najpre će biti reči o



Slika 3.1: Binarni PAM signali.

PAM signalima koji su pogodni za kanale osnovnog opsega učestanosti [35, 17, 12].

3.2.1 Signali osnovnog opsega učestanosti

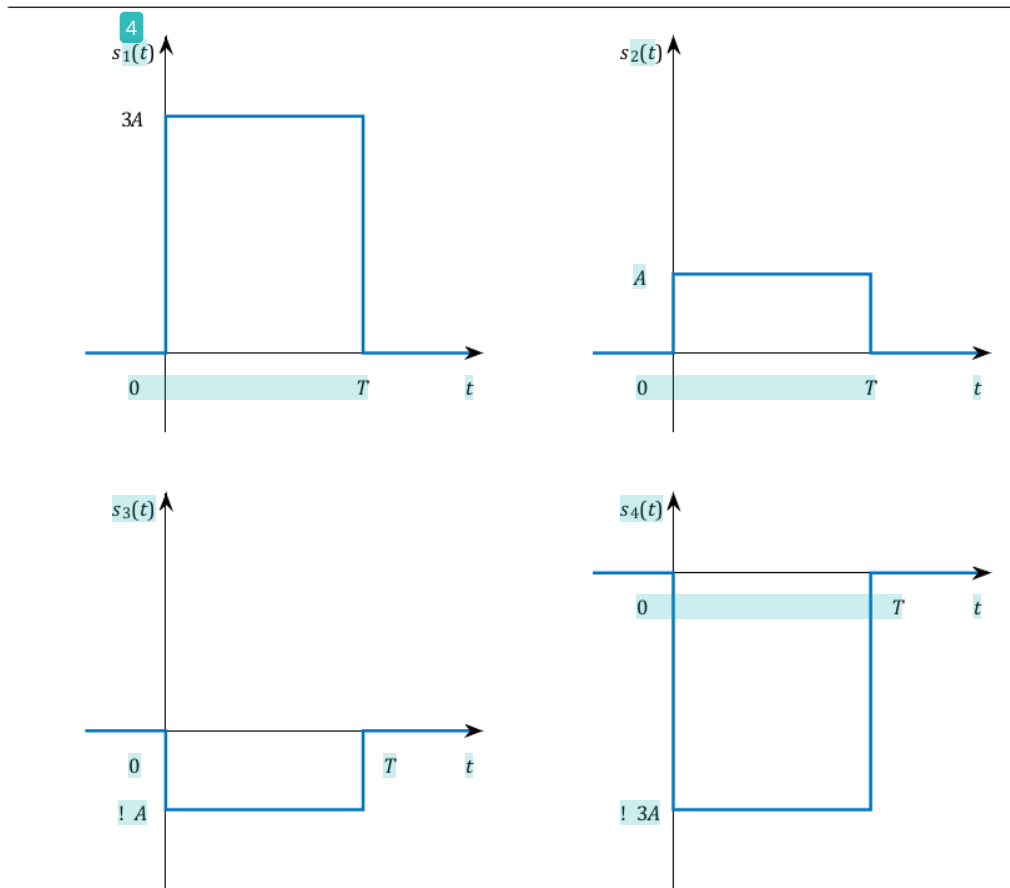
Binarna PAM je najjednostavniji metod digitalne modulacije. U binarnoj PAM, informacioni bit 1 može se predstaviti impulsom amplitude A , dok se informacioni bit 0 može predstaviti impulsom amplitude $-A$, kao što je prikazano na Slici 3.1. Ovakav način konstruisanja signala je poznat i kao binarno antipodsko signaliranje. Pravougaoni odbirci se prenose brzinom protoka u bitovima od $R_b = 1/T_b$ bits/sec, gde je T_b bitski interval. Iako su prikazani pravougaoni odbirci, u sistemima u praksi, vremena uspona i spusta nisu nulta i impulsi su više zvonastog oblika. Oblik impulsa određuje spektralne karakteristike prenesenog signala.

Generalizacija PAM na nebinarni impulsni prenos (M -arnu PAM) je relativno pravolinijska. Umesto prenosa jednog po jednog bita, binarna informaciona sekvenca je podeljena na blokove od k bitova, zvanih simboli, i svaki blok, ili simbol, se predstavlja jednom od $M = 2^k$ impulsnih amplitudskih vrednosti. Tako za $k = 2$ imamo $M = 4$ impulsnih amplitudskih vrednosti. Slika 3.2 ilustruje PAM signale za $k = 2$, $M = 4$. Ukoliko je brzina protoka u bitovima R_b fiksna, interval simbola je $T = k/R_b = kT_b$, kao što je prikazano na Slici 3.3.

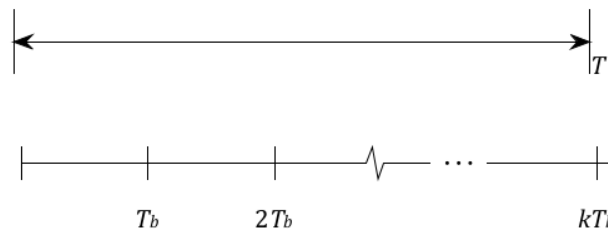
PAM signali se mogu karakterisati u smislu njihovih osnovnih osobina. U opštem slučaju, talasni oblici M -arnih PAM signala se mogu predstaviti kao

$$s_m(t) = A_m g_T(t), \quad m = 1, \dots, M, \quad 0 \leq t \leq T, \quad (3.3)$$

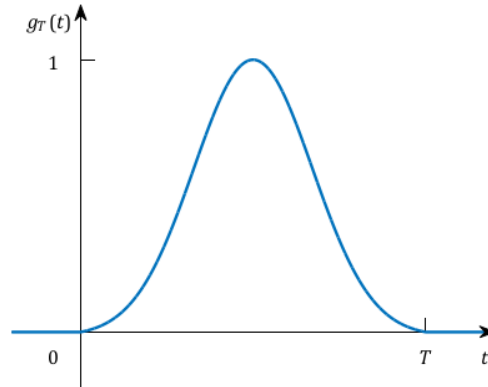
GLAVA 3. MODULACIONI POSTUPCI



Slika 3.2: Talasni oblici signala za $M = 4$ PAM signal.



Slika 3.3: Veza između intervala simbola i bitskog intervala (T_b - bitski interval, T - interval simbola).



Slika 3.4: Primer impulsnog signala za PAM.

gde je $g_T(t)$ impuls proizvoljnog oblika, kao što je na primer oblik prikazan na Slici 3.4. Možemo videti da je obeležje koje razlikuje M signala njihova amplituda, dok svih M signala ima isti oblik impulsa. Drugo važno obeležje ovih signala su njihove energije: možemo primetiti da signali imaju različite energije, tj.

$$\mathcal{E}_m = \int_0^T s_m^2(t) dt = A_m^2 \int_0^T g_T^2(t) dt = A_m^2 \mathcal{E}_g, \quad m = 1, \dots, M, \quad (3.4)$$

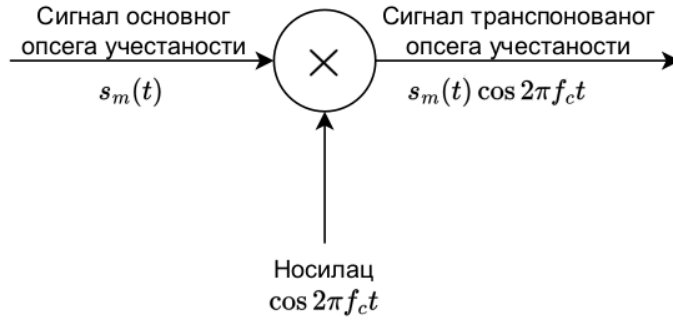
gde je $\mathcal{E}_g$ energija signala impulsa $g_T(t)$.

3.2.2 Signali transponovanog opsega učestanosti

Kako bi se vršio prenos talasnih oblika digitalnih signala preko kanala transponovanog opsega učestanosti pomoću amplitudske modulacije, talasni oblici signala osnovnog opsega učestanosti $s_m(t)$, $m = 1, \dots, M$, se množe sinusoidnim nosiocem u formi $\cos 2\pi f_c t$, kao što je prikazano na Slici 3.5, gde je f_c učestanost nosioca koja odgovara centralnoj učestanosti u propusnom opsegu kanala [35]. Dakle, talasni oblici signala koji se prenosi mogu se prikazati kao

$$u_m(t) = A_m g_T(t) \cos 2\pi f_c t, \quad m = 1, \dots, M, \quad 0 \leq t \leq T. \quad (3.5)$$

Iz spektralne analize signala je poznato da modulacija amplitude nosioca $\cos 2\pi f_c t$ pomoću talasnih oblika signala osnovnog opsega učestanosti koji su u formi $s_m(t) = A_m g_T(t)$ pomera spektar signala osnovnog opsega za f_c i na taj način



Slika 3.5: Modulacija amplitude sinusoidnog nosioca pomoću signala osnovnog opsega učestanosti.

mešta signal u propusni opseg kanala [7, 35, 17, 10]. Furijeova transformacija nosioca je $[\delta(f - f_c) + \delta(f + f_c)]/2$. Imajući u vidu da proizvod dva signala u vremenskom domenu odgovara konvoluciji njihovih spektara u frekvencijskom domenu, spektar amplitudsko-modulisanog signala datog jednačinom (3.5) je

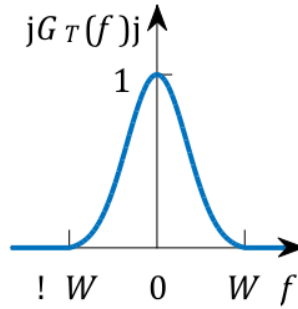
$$U_m(f) = \frac{A_m}{2} [G_T(f - f_c) + G_T(f + f_c)] \quad (3.6)$$

Vidimo da je spektar signala osnovnog opsega učestanosti $s_m(t) = A_m g_T(t)$ pomeren u frekvencijskom domenu za učestanost nosioca f_c . Rezultat je signal amplitudske modulacije sa dva bočna opsega, kao što je prikazano na Slici 3.6. Gornji bočni opseg modulisanog signala se sastoji iz frekvencijskog sadržaja $u_m(t)$ za $|f| > f_c$, tj. za $f_c < |f| \leq f_c + W$. Donji bočni opseg se sastoji iz frekvencijskog sadržaja $u_m(t)$ za $|f| < f_c$, tj. za $f_c - W < |f| < f_c$. Dakle, modulisani signal zauzima opseg učestanosti od $2W$, što je dva puta veći opseg od onog koji je potreban za prenos signala osnovnog opsega.

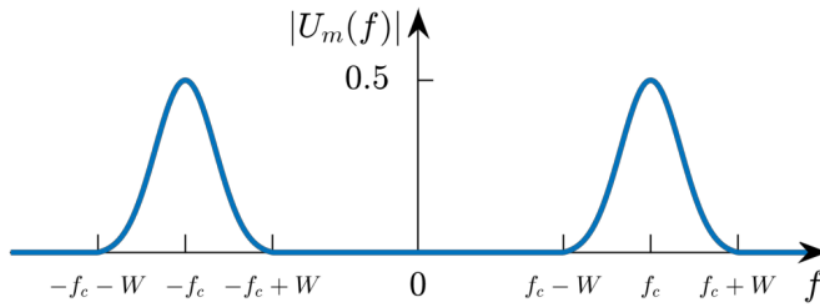
Energija talasnih oblika signala transponovanog opsega učestanosti $u_m(t)$, $m = 1, \dots, M$, datih jednačinom (3.5), definiše se kao

$$\begin{aligned} \mathcal{E}_m &= \int_{-\infty}^{\infty} u_m^2(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} A_m^2 g_T^2(t) \cos^2 2\pi f_c t dt \\ &= \frac{A_m^2}{2} \int_{-\infty}^{\infty} g_T^2(t) dt + \frac{A_m^2}{2} \int_{-\infty}^{\infty} g_T^2(t) \cos 4\pi f_c t dt. \end{aligned} \quad (3.7)$$

Član $\int_{-\infty}^{\infty} g_T^2(t) \cos 4\pi f_c t dt$, u slučaju kada važi $f_c \gg W$, uključuje integral proizvoda sporo promenljive funkcije $g_T^2(t)$ i brzo promenljivog sinusoidnog



(a) Signal osnovnog opsega.



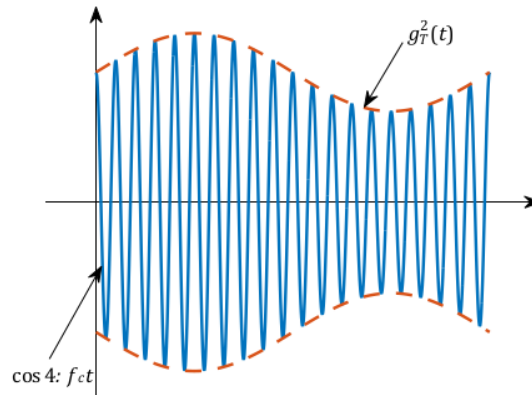
(b) Amplitudsko modulisan signal. Slika 3.6:

Spektri odgovarajućih signala.

³⁸ člana $\cos 4\pi f_c t$, kao što je prikazano na Slici 3.7. Zbog toga što je $g_T(t)$ sporo promenljivo u odnosu na $\cos 4\pi f_c t$, pomenuti integral za jedan ciklus $\cos 4\pi f_c t$ je (približno) jednak nuli, pa je i integral za proizvoljan broj ciklusa (približno) jednak nuli. Na taj način dobijamo

$$\mathcal{E}_m \approx \frac{A_m^2}{2} \int_{-\infty}^{\infty} g_T^2(t) dt = \frac{A_m^2}{2} \mathcal{E}_g, \quad (3.8)$$

gde je $\mathcal{E}_g$ energija impulsnog signala $g_T(t)$. Dakle, možemo videti da je energija signala transponovanog opsega učestanosti (približno) jednaka polovini energije signala osnovnog opsega učestanosti. Skalirajući faktor jednak $\frac{1}{2}$ je posledica komponente nosioca $\cos 2\pi f_c t$, koja ima srednju snagu $\frac{1}{2}$.



Slika 3.7: Signal $g_T^2(t) \cos 4\pi f_c t$.

Kada je oblik impulsnog signala koji se prenosi $g_T(t)$ pravougaoni, tj. kada je

$$g_T(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq T, \\ 0, & \text{inače} \end{cases}, \quad (3.9)$$

amplitudsko-modulisani signal nosioca se uobičajeno zove ASK (*amplitude-shift keying*).

3.2.3 Geometrijska reprezentacija PAM signala

Talasni oblici signala osnovnog opsega učestanosti za M -arnu PAM su dati jednačinom (3.18), gde je $M = 2^k$, dok $g_T(t)$ predstavlja impulsni signal sa maksimalnom amplitudom skaliranom na 1, kao što je prikazano na Slici 3.4.

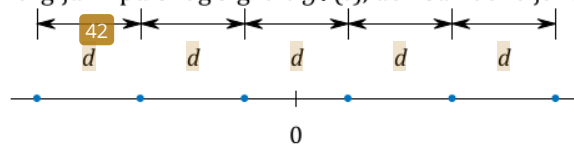
Talasni oblici M -arne PAM su jednodimenzioni signali, koji se mogu predstaviti kao

$$s_m(t) = s_m \psi(t), \quad m = 1, \dots, M, \quad (3.10)$$

gde je funkcija bazisa $\psi(t)$ definisana kao

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt{E_g}} g_T(t), \quad 0 \leq t \leq T, \quad (3.11)$$

gde E_g predstavlja energiju impulsnog signala $g_T(t)$, dok su koeficijenti signala



Slika 3.8: Tačke signala (konstelacija) za simetričnu PAM.

(u ovom slučaju jednodimenzioni vektori) dati kao

$$s_m = pE_g A_m, \quad m = 1, \dots, M. \quad (3.12)$$

Važan parametar i metriku predstavlja euklidsko rastojanje između dve tačke signala, koje se definiše kao

$$d_{mn} = \sqrt{p^2 |s_m - s_n|^2} = \sqrt{q E_g (A_m - A_n)^2}. \quad (3.13)$$

Ukoliko izaberemo da signali amplituda $\{A_m\}$ budu simetrično raspoređeni oko nule i ekvidistantni u odnosu na susedne amplitude signala, možemo dobiti tačke signala za simetričnu PAM, kao što je prikazano na Slici 3.8.

Možemo videti da PAM signali imaju različite energije. Tačnije, energija m tog signala je

$$E_m = s_m^2 = E_g A_m^2, \quad m = 1, \dots, M. \quad (3.14)$$

Za jednako verovatne signale, srednja energija je

$$\mathcal{E}_{av} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mathcal{E}_m = \frac{\mathcal{E}_g}{M} \sum_{m=1}^M A_m^2. \quad (3.15)$$

Ukoliko su amplitude signala simetrične oko koordinatnog početka, tada je

$$A_m = 2m - 1 - M, \quad m = 1, \dots, M, \quad (3.16)$$

pa je srednja energija data kao

$$\mathcal{E}_{av} = \frac{\mathcal{E}_g}{M} \sum_{m=1}^M (2m - 1 - M)^2 = \mathcal{E}_g (M^2 - 1)/3. \quad (3.17)$$

Kada se PAM signali osnovnog opsega učestanosti utisnu na signal nosioca, osnovna geometrijska reprezentacija talasnih oblika digitalnih PAM signala će ostati ista. Tada se signali transponovanog opsega učestanosti $u_m(t)$ mogu predstaviti kao

$$u_m(t) = s_m \psi(t), \quad (3.18)$$

gde je osnovni talasni oblik signala $\psi(t)$ definisan kao

$$\psi(t) = \sqrt{\frac{2}{\mathcal{E}_g}} g_T(t) \cos 2\pi f_c t, \quad (3.19)$$

dok je

$$s_m = \sqrt{\frac{\mathcal{E}_g}{2}} A_m, \quad m = 1, \dots, M. \quad (3.20)$$

Može se videti da je jedina promena u geometrijskoj reprezentaciji *PAM* signala transponovanog opsega učestanosti, u odnosu na signale osnovnog opsega

učestanosti, u skalirajućem faktoru $\sqrt{2}$, koji se pojavljuje u jednačinama (3.19) i (3.20).

3.3 Dvodimenzioni talasni oblici signala

Kao što smo mogli videti, *PAM* signali predstavljaju u osnovi jednodimenzione signale. U narednom delu biće reči o konstruisanju dvodimenzionih signala [7, 35, 17, 10, 12].

3.3.1 Signali osnovnog opsega učestanosti

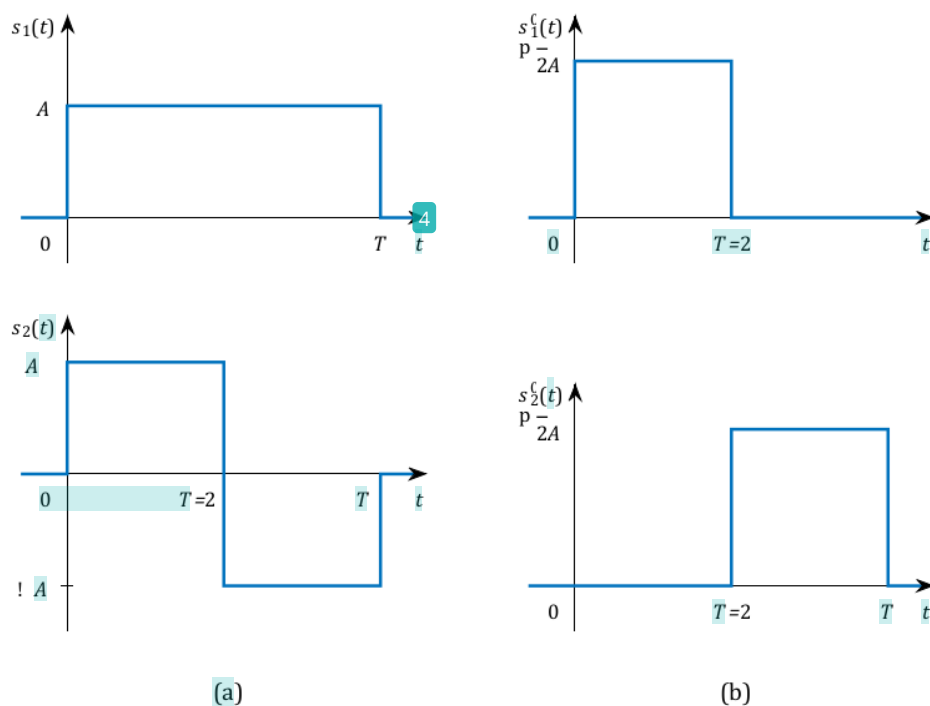
Za početak ćemo konstruisati dva ortogonalna signala. Za dva talasna oblika signala $s_1(t)$ i $s_2(t)$ kažemo da su ortogonalni na intervalu $(0, T)$ ukoliko važi

$$\int_0^T s_1(t) s_2(t) dt = 0. \quad (3.21)$$

Dva primera ortogonalnih signala su dati na Slici 3.9. Može se primetiti da se dva signala $s_1(t)$ i $s_2(t)$ preklapaju u potpunosti na intervalu $(0, T)$, dok se signali $s'_1(t)$ i $s'_2(t)$ ne preklapaju u vremenu. Oba para signala zadovoljavaju osobinu ortogonalnosti datu jednačinom (3.21) i oba para imaju identičnu energiju, tj.

$$\mathcal{E} = \int_0^T s_1^2(t) dt = \int_0^T s_2^2(t) dt = \int_0^T [s'_1(t)]^2 dt = \int_0^T [s'_2(t)]^2 dt = A^2 T. \quad (3.22)$$

Bilo koji od ova dva para signala se može koristiti u prenosu binarnih informacija, gde jedan talasni oblik signala odgovara simbolu 1, dok drugi talasni oblik odgovara simbolu 0.



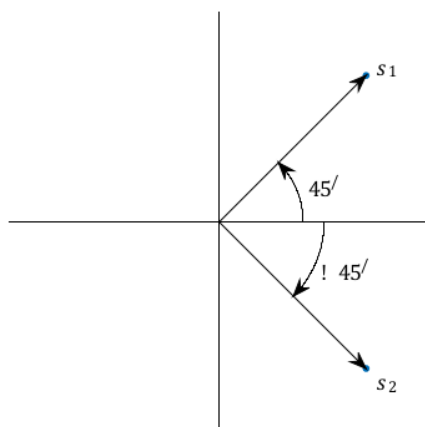
Slika 3.9: Dva skupa ortogonalnih signala.

U geometrijskom smislu, pomenuti talasni oblici signala se mogu predstaviti kao vektori signala u dvodimenzionom prostoru. Za funkcije bazisa možemo izabrati pravougaone funkcije jedinične energije:

$$\psi_1(t) = \begin{cases} \sqrt{2}/T, & 0 \leq t \leq T \\ 0, & \text{inače,} \end{cases} \quad \psi_2(t) = \begin{cases} \sqrt{2}/T, & T/2 < t \leq T \\ 0, & \text{inače.} \end{cases} \quad (3.23)$$

Na ovaj način se talasni oblici signala $s_1(t)$ i $s_2(t)$, prikazani na Slici 3.9a, mogu prikazati kao

$$\begin{aligned} s_1(t) &= s_{11}\psi_1(t) + s_{12}\psi_2(t), \\ s_2(t) &= s_{21}\psi_1(t) + s_{22}\psi_2(t), \end{aligned} \quad (3.24)$$



Slika 3.10: Dva vektora signala koji odgovaraju talasnim oblicima signala $s_1(t)$ i $s_2(t)$.

gde je

$$\mathbf{s}_{12} = (s_{11}, s_{12}) = (A \sqrt{T/2}, A \sqrt{T/2}),$$

$$\mathbf{s} = (s_{21}, s_{22}) = (A \sqrt{T/2}, -A \sqrt{T/2}). \quad (3.25)$$

Vektori signala $\mathbf{s}_1$ i $\mathbf{s}_2$ su prikazani na Slici 3.10. Može se videti da su vektori signala pomereni za 90° , tako da su ortogonalni. Takođe, kvadrat dužine svakog vektora daje energiju tog signala, tj.

$$\begin{aligned} E_1 &= \|\mathbf{s}_1\|^2 = A^2 T, \\ E_2 &= \|\mathbf{s}_2\|^2 = A^2 T. \end{aligned} \quad (3.26)$$

Euklidsko rastojanje između dva signala je

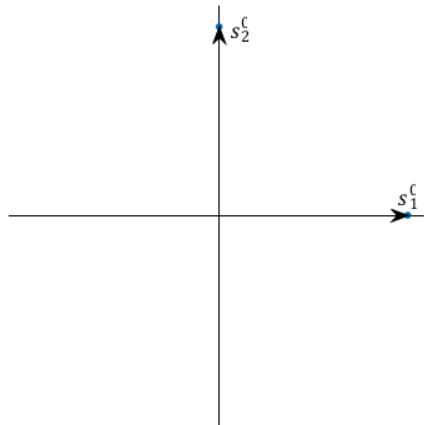
$$d_{12} = \sqrt{\|\mathbf{s}_1 - \mathbf{s}_2\|^2} = A \sqrt{2T} = \sqrt{2A^2 T} = \sqrt{2E}, \quad (3.27)$$

gde je $E = E_1 = E_2$ energija signala.

Slično, par ortogonalnih signala prikazan na Slici 3.9b može se predstaviti pomoću jednačine (3.24), gde je

$$\begin{aligned} \mathbf{s}'_1 &= \begin{pmatrix} A\sqrt{T} \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sqrt{E} \\ 0 \end{pmatrix} \\ \mathbf{s}'_2 &= \begin{pmatrix} 0 \\ A\sqrt{T} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ \sqrt{E} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad \mathbf{s}. \quad (3.28)$$

Ova dva vektora signala su prikazani na Slici 3.11. Može se videti da su $\mathbf{s}'_1$ i $\mathbf{s}'_2$ povezani sa vektorima signala prikazanim na Slici 3.10 prostom rotacijom od 45° . Na taj način je euklidsko rastojanje između tačaka signala $\mathbf{s}'_1$ i $\mathbf{s}'_2$ identično onom između tačaka signala $\mathbf{s}_1$ i $\mathbf{s}_2$.

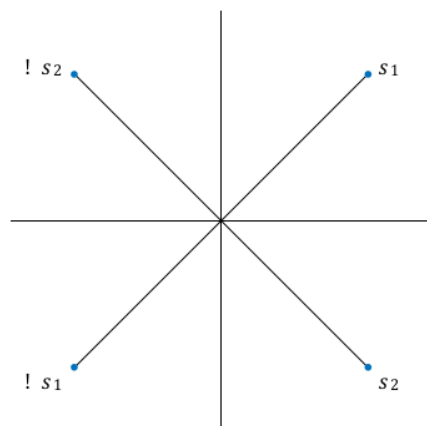


Slika 3.11: Dva vektora signala koji odgovaraju talasnim oblicima signala $s'_1(t)$ i $s'_2(t)$.

Pretpostavimo da želimo da konstruišemo četiri talasna oblika signala u dve dimenzije [35]. Sa četiri talasna oblika je moguće vršiti prenos dva informaciona bita u intervalu signala dužine T . Ukoliko počnemo sa dva ortogonalna signala $s_1(t)$ i $s_2(t)$, prikazana na Slici 3.9a, i njihovom odgovarajućom vektorskom reprezentacijom prikazanom na Slici 3.10, lako je videti da jednostavnu konstrukciju predstavlja ona koja dodaje dva vektora signala $-\mathbf{s}_1$ i $-\mathbf{s}_2$. Na taj način možemo dobiti konstelaciju od četiri tačke signala, prikazanu na Slici 3.12, koja odgovara talasnim oblicima analognih signala $s_1(t)$, $s_2(t)$, $-s_1(t)$ i $-s_2(t)$. S obzirom na to da je par $s_1(t)$ i $s_2(t)$ ortogonalan, kao i par $-s_1(t)$ i $-s_2(t)$, ovakav skup signala koji se sastoji iz četiri talasna oblika signala se naziva skup biortogonalnih signala.

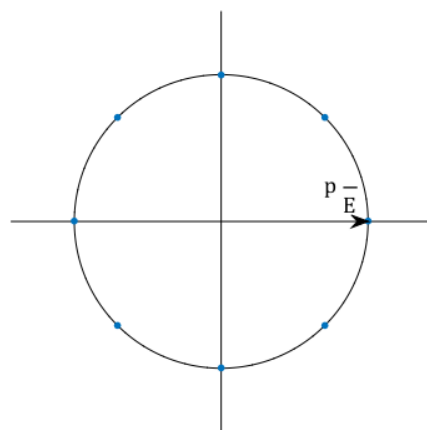
Procedura za konstruisanje većeg skupa talasnih oblika je relativno pravolinijska. Preciznije, možemo dodati još tačaka signala (vektore signala) u dvodimenzionoj ravni, i konstruisati odgovarajuće talasne forme signala pomoću dve ortonormirane funkcije bazisa $\psi_1(t)$ i $\psi_2(t)$, date jednačinom (3.23). Na primer, pretpostavimo da želimo da

konstruišemo $M = 8$ dvodimenzionih talasnih oblika signala jednake energije E . Ovih osam tačaka signala je prikazano na Slici 3.13, i omogućava nam jednovremeni prenos 3 bita. Odgovarajućih osam



Slika 3.12: Konstelacija signala za $M = 4$ biortogonalna signala.

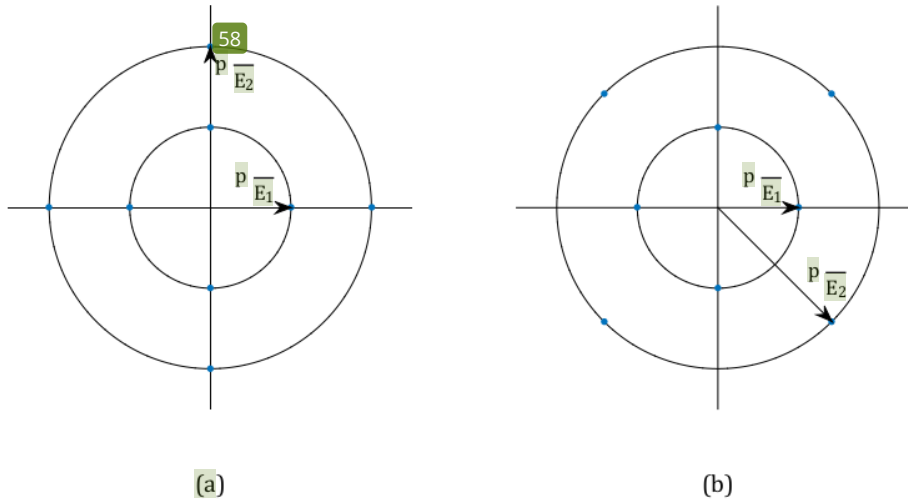
talasnih oblika signala predstavlja dva skupa biortogonalnih talasnih oblika signala konstruisanih iz dva para ortogonalnih signala datih na Slici 3.9.



Slika 3.13: Konstelacija od $M = 8$ tačaka signala koja odgovara dvema tačkama ortogonalnih talasnih oblika signala sa Slike 3.9 i njihovim negativima, tj. $s_1(t)$, $s_2(t)$, $s'_1(t)$, $s'_2(t)$, $-s_1(t)$, $-s_2(t)$, $-s'_1(t)$ и $-s'_2(t)$.

Alternativno, možemo pretpostaviti da nema uslova da jednaku energiju ima svih osam talasnih oblika signala. Na primer, pretpostavimo da izaberemo četiri biortogonalna

talasna oblika koji imaju energiju E_1 i još četiri talasna oblika koji imaju energiju E_2 , gde je $E_2 > E_1$. Dve moguće konstelacije od osam tačaka signala su prikazane na Slici 3.14, gde su tačke signala locirane na dvema koncentričnim kružnicama poluprečnika $\sqrt{E_1}$ i $\sqrt{E_2}$. Sa aspekta performansi prilikom korišćenja kanala sa aditivnim belim Gausovim šumom, može se pokazati da je skup signala prikazan na Slici 3.14b bolji izbor od skupa signala sa Slike 3.14a [35, 12].



Slika 3.14: Dve konstelacije od $M = 8$ tačaka signala u dve dimenzije, koje odgovaraju superpoziciji dva skupa biortogonalnih talasnih oblika signala sa različitim energijama.

3.3.2 Dvodimenzioni signali transponovanog opsega učestanosti - Modulacija faze nosioca

U slučaju *PAM* signala smo videli da su talasni oblici signala transponovanog opsega učestanosti, pogodni za prenos na kanalima transponovanog opsega učestanosti, generisani tako što se skup signala osnovnog opsega učestanosti utiskivao na nosioca. Na sličan način, ukoliko imamo skup od M dvodimenzionih talasnih oblika signala, recimo $s_m(t)$, $m = 1, \dots, M$, možemo generisati skup od

M talasnih oblika signala transponovanog opsega učestanosti kao [35]

$$u_m(t) = s_m(t) \cos 2\pi f_c t, \quad m = 1, \dots, M, \quad 0 \leq t \leq T. \quad (3.29)$$

Posmatraćemo specijalan slučaj u kome su M dvodimenzionih signala transponovanog opsega učestanosti ograničeni da imaju istu energiju, tj.

$$\begin{aligned}\mathcal{E}_m &= \int_0^T u_m^2(t) dt = \int_0^T s_m^2(t) \cos^2 2\pi f_c t \\ &= \frac{1}{2} \int_0^T s_m^2(t) dt + \frac{1}{2} \int_0^T s_m^2(t) \cos 4\pi f_c t dt.\end{aligned}\quad (3.30)$$

Kao što smo videli u prošlom odeljku, integral komponente sa dvostrukom učestanošću se usrednjava do nule kada $f_c \gg W$, gde je W propusni opseg signala osnovnog opsega učestanosti $s_m(t)$. Dakle,

$$\mathcal{E}_m = \frac{1}{2} \int_0^T s_m^2(t) dt = \mathcal{E}_s, \quad m = 1, \dots, M, \quad (3.31)$$

gde $\mathcal{E}_s$ označava energiju signala ili simbola.

Ranije u ovoj glavi smo videli da, kada svi talasni oblici signala imaju istu energiju, odgovarajuće tačke signala u geometrijskoj reprezentaciji talasnih

oblika signala leže na kružnici poluprečnika $\sqrt{\mathcal{E}_s}$. Na primer, u slučaju četiri biortogonalna talasna oblika, tačke signala su prikazane na Slici 3.12, ili, ekvivalentno, mogu se prikazati u bilo kojoj verziji ovih tačaka signala koja se dobija faznom rotacijom.

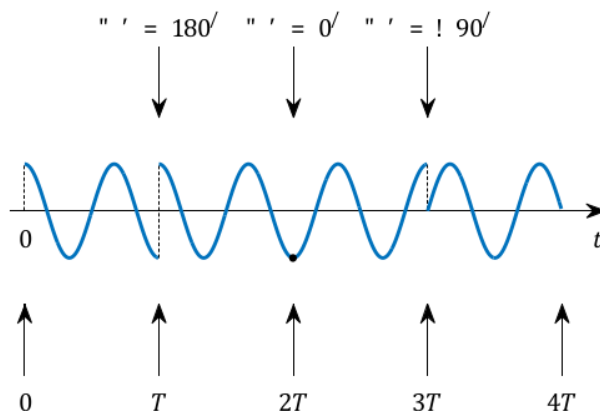
Iz opisane geometrijske reprezentacije za $M = 4$, možemo videti da su tačke signala ekvivalentne jednom signalu čija je faza pomerena za celobrojne umnoške $\pi/2$. Preciznije, signal transponovanog opsega učestanosti u formi $s(t) \cos(2\pi f_c t + \pi m/2)$, $m = 0, 1, 2, 3$, ima istu geometrijsku reprezentaciju kao opšti $M = 4$ biortogonalni skup signala. Zato je jednostavan način za konstruisanje skupa od M signala transponovanog opsega učestanosti koji imaju jednaku energiju utiskivanje informacija u fazu nosioca. Na taj način dobijamo u stvari signal modulisan faze nosioca.

Opšta reprezentacija skupa M talasnih oblika signala modulisan faze nosioca je

$$u_m(t) = g_T(t) \cos(2\pi f_c t + \frac{2\pi m}{M}), \quad m = 0, 1, \dots, M-1, \quad 0 \leq t \leq T, \quad (3.32)$$

gde je $g_T(t)$ impulsni oblik signala osnovnog opsega učestanosti, koji određuje spektralne osobine signala koji se prenosi. Kada je $g_T(t)$ pravougaoni impuls, definisan kao

$$g_T(t) = \sqrt{\frac{2\mathcal{E}_s}{T}}, \quad 0 \leq t \leq T, \quad (3.33)$$



Slika 3.15: Primer četvorofaznog PSK signala.

odgovarajući talasni oblici signala koji se prenosi su u formi

$$u_m(t) = \sqrt{\frac{2\mathcal{E}_s}{T}} \cos(2\pi f_c t + \frac{2\pi m}{M}), \quad m = 0, 1, \dots, M-1, \quad 0 \leq t \leq T, \quad (3.34)$$

imaju konstantnu anvelopu (jer je impulsni oblik $g_T(t)$ pravougaoni) i faza nosioca se naglo menja na početku svakog intervala signala. Ovakav tip digitalne modulacije faze se naziva Fazna modulacija (*Phase-Shift Keying, PSK*). Slika 3.15 ilustruje talasni oblik četvorofaznog ($M = 4$) PSK signala, koji se uobičajeno naziva kvadraturni PSK (*Quadrature PSK, QPSK*) signal.

Ukoliko posmatramo ugao u kosinusnoj funkciji u jednačini (3.34) kao zbir dva ugla, talasne oblike iz (3.34) možemo predstaviti kao

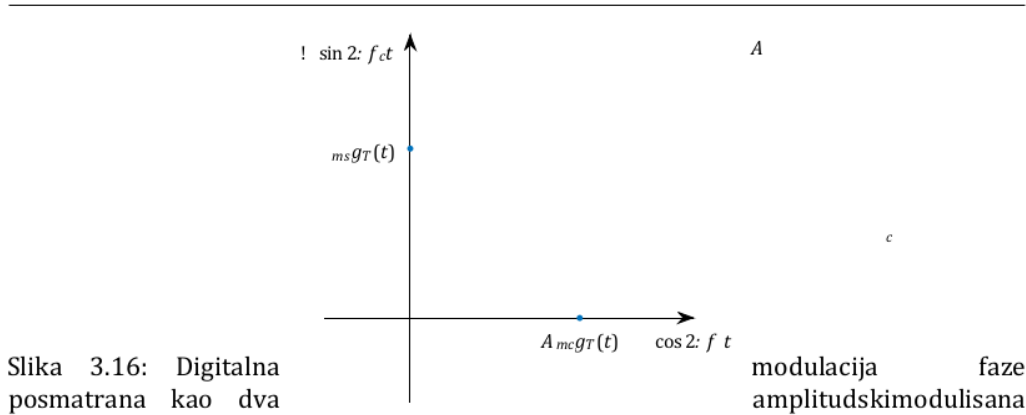
$$u_m(t) = g_T(t)A_{mc} \cos 2\pi f_c t - g_T(t)A_{ms} \sin 2\pi f_c t, \quad (3.35)$$

gde je

$$\begin{aligned} A_{mc} &= \cos 2\pi m/M, & m &= 0, 1, \dots, M-1, \\ A_{ms} &= \sin 2\pi m/M, & m &= 0, 1, \dots, M-1. \end{aligned} \quad (3.36)$$

Na ovaj način se fazno-modulisani signal može posmatrati kao posledica dva kvadraturna nosioca sa amplitudama $g_T(t)A_{mc}$ i $g_T(t)A_{ms}$, koji zavise od faze koja se prenosi u svakom intervalu signala, kao što je prikazano na Slici 3.16.

Iz jednačine (3.35) sledi da se digitalni fazno modulisani signali mogu geometrijski predstaviti kao dvodimenzioni vektori sa dvema komponentama



Slika 3.16: Digitalna posmatrana kao dva kvadratna nosioca.

koje su jednake $\sqrt{E_s} \cos 2\pi m/M$ i $\sqrt{E_s} \sin 2\pi m/M$, tj.

$$\mathbf{s}_m = (\sqrt{E_s} \cos 2\pi m/M, \sqrt{E_s} \sin 2\pi m/M). \quad (3.37)$$

Treba uočiti da su ortogonalne funkcije bazisa $\psi_1(t) = \sqrt{\frac{2}{E_g}} g_T(t) \cos 2\pi f_c t$ i $\psi_2(t) = -\sqrt{\frac{2}{E_g}} g_T(t) \sin 2\pi f_c t$. Konstelacije tačaka signala za $M = 2, 4, 8$ su prikazane

na Slici 3.17. Može se videti da je binarna fazna modulacija identična binarnoj PAM.

Preslikavanje ili pridruživanje k informacionih bitova uz $M = 2^k$ mogućih faza može se vršiti na više načina. Uobičajeno je korišćenje Gray kodiranja [35, 17, 10], u kome se susedne faze razlikuju za jednu binarnu cifru, kao što je prikazano na Slici 3.17. S obzirom na to da najverovatnije greške uzrokovane šumom imaju za posledicu pogrešan izbor susedne faze u odnosu na fazu koja se prenosi, kada se koristi Gray kodiranje, u sekvenci od k bitova javlja se samo jedan bit greške.

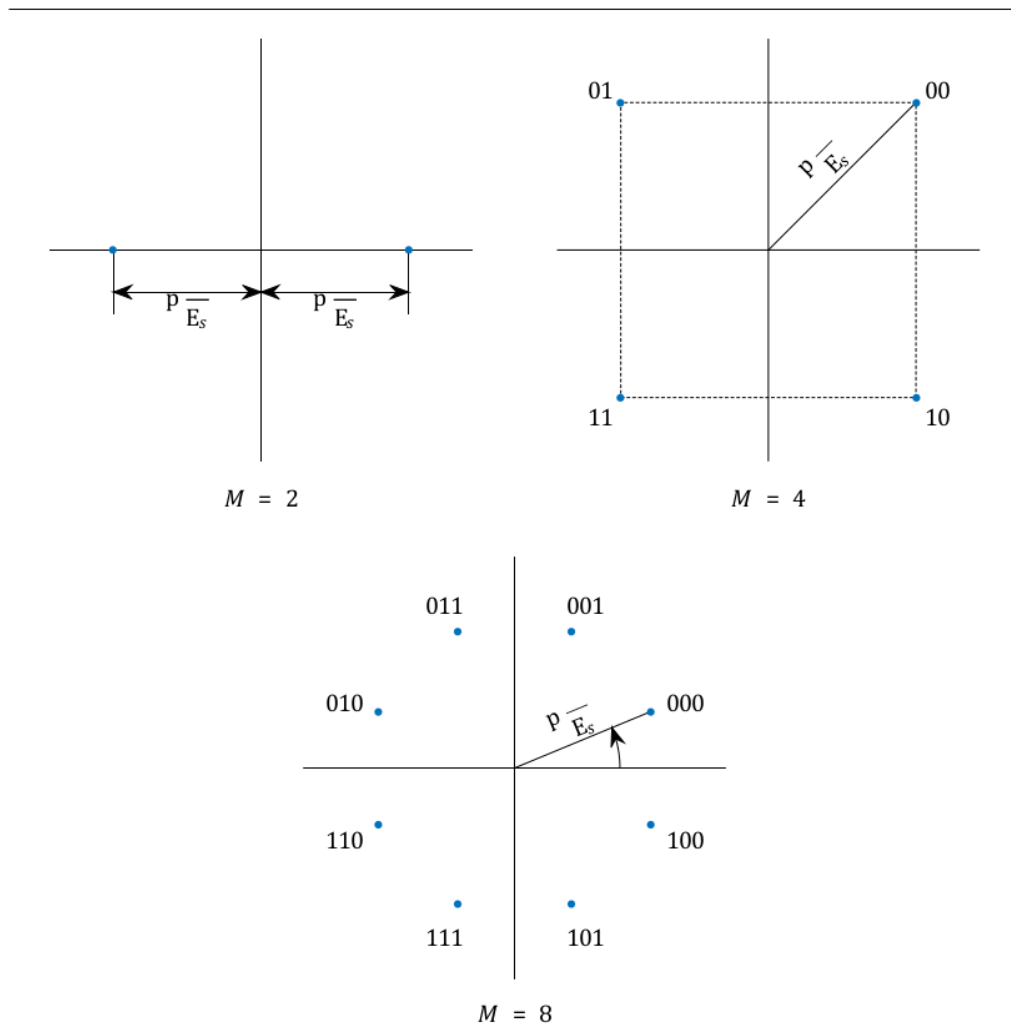
Euklidsko rastojanje između bilo koje dve tačke signala u konstelaciji je

$$d_{mn} = \sqrt{\|\mathbf{s}_m - \mathbf{s}_n\|^2} = \sqrt{2E_s \left(1 - \cos \frac{2\pi(m-n)}{M}\right)}, \quad (3.38)$$

dok je minimalno euklidsko rastojanje (rastojanje između dve susedne tačke signala) dato kao

$$d_{\min} = \sqrt{2E_s \left(1 - \cos \frac{2\pi}{M}\right)}. \quad (3.39)$$

Minimalno euklidsko rastojanje $d_{\min}$ igra važnu ulogu u određivanju performansi



Slika 3.17: Konstelacije PSK signala.

u smislu stope greške prijemnika koji demoduliše i detektuje informacije u prisustvu aditivnog Gausovog šuma [35, 12].

3.3.3 Dvodimenzioni signali transponovanog opsega učestanosti - Kvadratura amplitudska modulacija

Videli smo u ovoj glavi da se, u slučaju modulacije faze nosioca, talasni oblici signala transponovanog opsega učestanosti mogu predstaviti jednačinom (3.35), u kojoj se talasni oblici signala posmatraju kao dva ortogonalna nosioca signala, $\cos 2\pi f_c t$ i $\sin 2\pi f_c t$,

modulisana informacionim bitovima. Međutim, talasni oblici signala modulacije faze nosioca su ograničeni na jednaku energiju E_s , što za posledicu ima da tačke signala u geometrijskoj reprezentaciji talasnih oblika

signala leže na kružnici poluprečnika $\sqrt{E_s}$. Ukoliko uklonimo ograničenje konstantne energije, možemo konstruisati talasne oblike signala koji nisu ograničeni da moraju da leže na kružnici.

Najjednostavniji način konstrukcije takvih signala je da se odvojeni informacioni bitovi utiskuju u svaki od nosilaca signala, $\cos 2\pi f_c t$ i $\sin 2\pi f_c t$. Ovakav tip digitalne modulacije se naziva kvadratura amplitudska modulacija (*Quadrature Amplitude Modulation, QAM*) [7, 35, 17, 10, 12]. Ovaj metod prenosa informacija se može posmatrati kao forma multipleksiranja kvadraturnog nosioca.

Talasni oblici signala koji se prenosi imaju formu

$$u_m(t) = A_{mc}g_T(t) \cos 2\pi f_c t + A_{ms}g_T(t) \sin 2\pi f_c t, \quad m = 1, \dots, M, \quad (3.40)$$

gde su $\{A_{mc}\}$ i $\{A_{ms}\}$ skupovi nivoa amplituda koji se dobijaju preslikavanjem sekvenci od k bitova u amplitude signala. Na primer, *QAM-16* konstelacija signala se dobija modulacijom svakog kvadraturnog nosioca sa $M = 4$ *PAM*. U opštem slučaju, pravougaone konstelacije signala su rezultat modulisanja pomoću *PAM* oba kvadratura nosioca.

U širem smislu, na *QAM* se može gledati kao na formu kombinovane digitalne amplitudske i digitalne fazne modulacije. Na taj način se talasni oblici *QAM* signala koji se prenosi mogu predstaviti kao

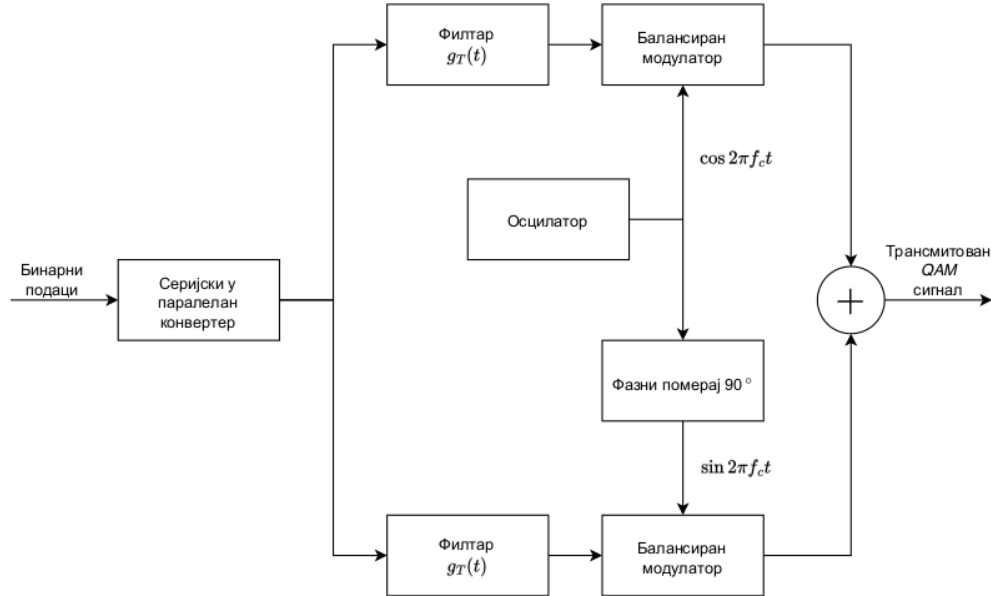
$$u_{mn}(t) = A_m g_T(t) \cos(2\pi f_c t + \theta_n), \quad m = 1, \dots, M_1, \quad n = 1, \dots, M_2. \quad (3.41)$$

Ukoliko je $M_1 = 2^{k_1}$ i $M_2 = 2^{k_2}$, metod kombinovanja amplituske i fazne modulacije rezultuje u simultanom prenosu $k_1 + k_2 = \log_2 M_1 M_2$ binarnih cifara, koji se vrši po stopi simbola od $R_b / (k_1 + k_2)$. Na Slici 3.18 je dat funkcionalni blok dijagram *QAM* modulatora.

Može se videti da je geometrijska reprezentacija signala datih jednačinama (3.40) i (3.41) u smislu dvodimenzionih vektora signala data u formi

$$\mathbf{s}_m = (pE_s A_{mc}, pE_s A_{ms}), \quad m = 1, \dots, M. \quad (3.42)$$

Neki primeri konstelacija u prostoru signala za *QAM* su dati u narednom odeljku. Srednja energija signala koji se prenose za posmatrane konstelacije je



Slika 3.18: Funkcionalni blok dijagram modulatora za *QAM*.

prosto suma srednjih energija svakog od kvadraturnih nosioca. Za pravougaone konstelacije signala, srednja energija simbola je data kao $\mathcal{E}_{av} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \|\mathbf{s}_i\|^2$. Euklidsko rastojanje između bilo kog para tačaka signala je

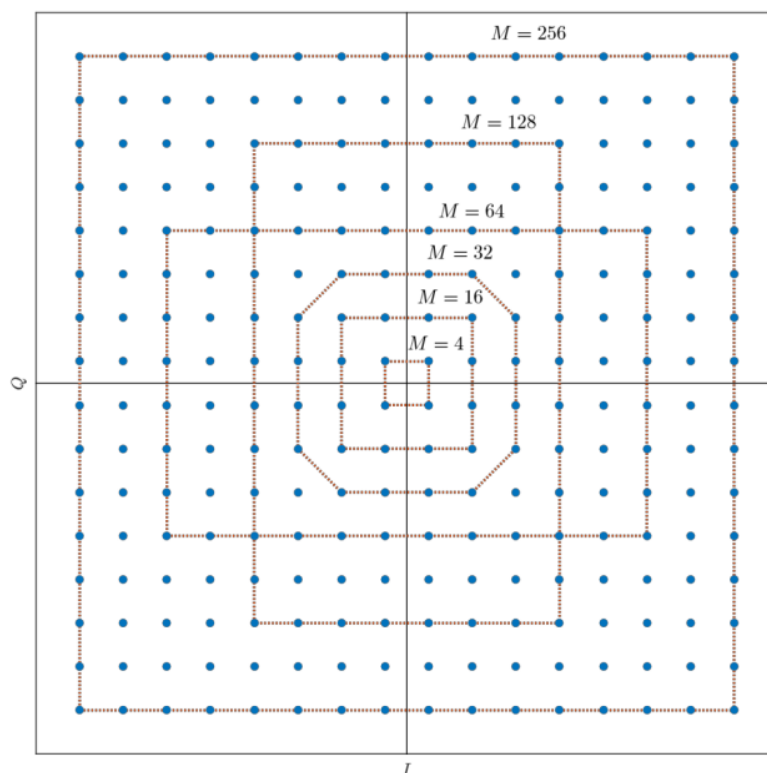
$$d_{mn} = \sqrt{\|\mathbf{s}_m - \mathbf{s}_n\|^2}. \quad (3.43)$$

3.3.4 Konstelacije kompleksnih signala i kumulanti šestog reda

Videli smo, na osnovu analize date u prethodnoj glavi, koja se ticala korišćenja statistika kumulanata višeg reda u algoritmima za AKM, da je veoma poželjno rešiti eventualna neslaganja u dobijenim vrednostima statistika kumulanata, koja se pojavljuju kao posledica korišćenja neznatno različitih oblika konstelacija od strane različitih autora. U nastavku sledi analiza koja bi trebalo da potpomogne jasnu identifikaciju konstelacija u vizuelnom smislu kada se razmatraju njihove statističke osobine vezane za kumulante višeg reda [31]. Pored *QAM* konstelacija o kojima je bilo reči u prethodnom

odeljku, razmatrano je još nekoliko kompleksnih konstelacija, zbog njihovog praktičnog značaja i zbog sličnosti sa QAM konstelacijama.

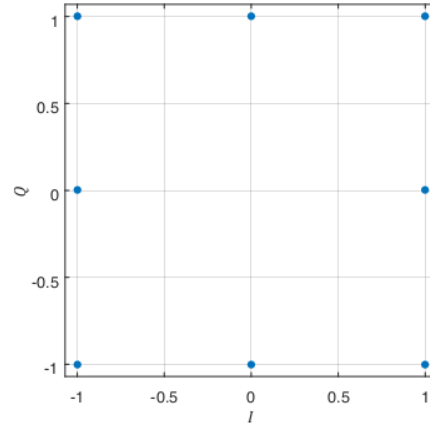
Vrednosti kumulanata višeg reda kao i vrednosti odgovarajućih varijansi su prikazane u prethodnoj glavi za više konstelacija kompleksnih signala, počev od standardnih pravougaonih QAM konstelacija (*rectangular*, sa prefiksom r u Tabeli 2.1) [31]. Koliko je autoru poznato, to je prvi slučaj da su prikazane sve pravougaone QAM konstelacije sa više od 256 simbola. Odgovarajuće vizuelne predstave opšte poznatih pravougaonih QAM konstelacija su prikazane na Slici 3.19, dok je pravougaona $QAM-8$ struktura koja je korišćena u analizi data na Slici 3.20. Može se videti da je, u svojoj najčešće korišćenoj formi, $QPSK$ konstelacija ekvivalentna $QAM-4$ konstelaciji.



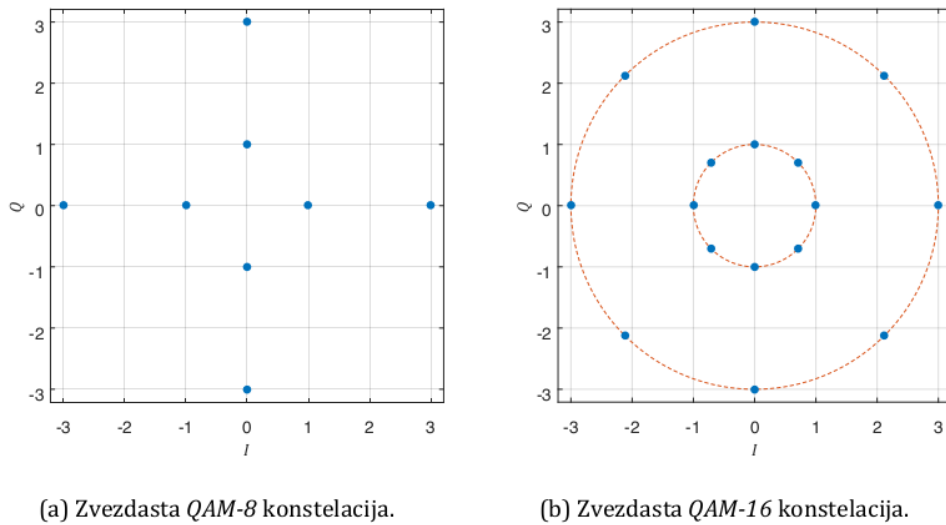
Slika 3.19: Kvadratne QAM konstelacije.

Zvezdasta $QAM-8$ [23] i zvezdasta $QAM-16$ [15] konstelacija (*star*, sa prefiksom s u Tabeli 2.1) su takođe po prvi put analizirane u kontekstu kumulanata, i njihove strukture su prikazane na Slici 3.21.

Dok je *AMPM-8* konstelacija razmatrana u vezi statistika kumulanata četvrtog reda u [41], njena statistika kumulanata šestog reda je, prema saznanjima autora,



Slika 3.20: Pravougaona *QAM-8* konstelacija.



(a) Zvezdasta *QAM-8* konstelacija.

(b) Zvezdasta *QAM-16* konstelacija.

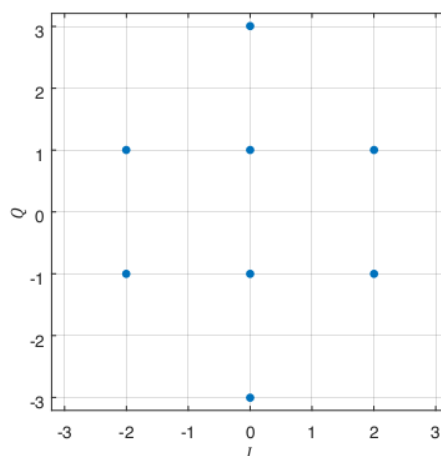
Slika 3.21: Zvezdaste *QAM* konstelacije.

po prvi put data u Tabeli 2.1. Struktura ove konstelacije korišćena za analizu je predstavljena na Slici 3.22, i formirana je prema [12].

Različite kružne *QAM* konstelacije (*circular*, sa prefiksom *c* u Tabeli 2.1), tj. *cQAM-8* sa 8 simbola, kao i $(12,4)$, $(8,8)$ [43] i $(4,4,4,4)$ [23] sa 16 simbola, su takođe analizirane u kontekstu (bilo kakvih) kumulanata po prvi put. Njihove statistike kumulanata četvrtog i

šestog reda su prikazane, prema saznanjima autora, po prvi put u Tabeli 2.1, dok su njihove strukture prikazane na Slici 3.23.

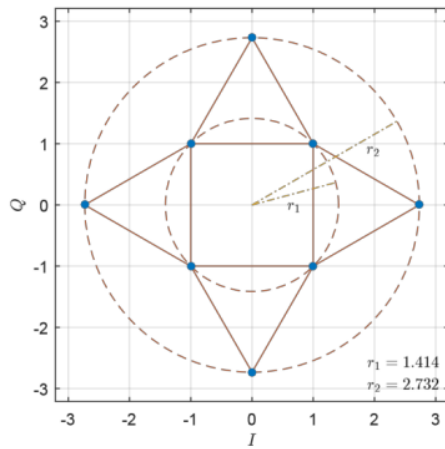
Klasični *V.29* standard sa 16 tačaka koji se koristi u *9600bps* prenosu podataka



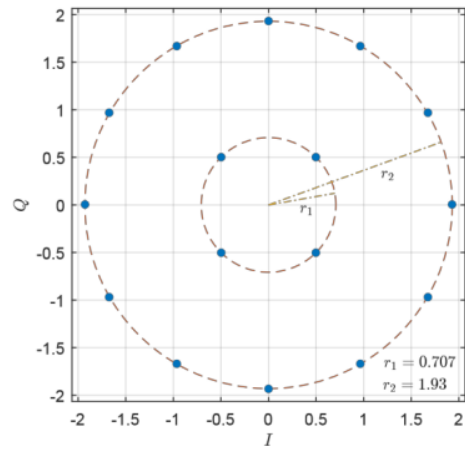
Slika 3.22: *AMPM-8* konstelacija.

preko 4-žičnog telefonskog kanala [2] je dat na Slici 3.24a. Verzija sa 8 tačaka, standard za *7200bps* komunikacioni modem vezano za iste preporuke [2] je dat na Slici 3.24b i predstavljen u Tabeli 2.1 kao *V.29c (7200s)*. Interesantno je primetiti da je u [41] pod oznakom *V.29c* označeno nešto drugo. Naime, nestandardna struktura konstelacije je korišćena, razlikujući se od standardne neznatno u smislu amplitude četiri simbola. Ipak, ova mala razlika se pokazala dovoljnom da rezultuje u potpuno različitim statistikama kumulanata šestog reda, kao što se vidi iz Tabele 2.1. U svrhu poređenja, *V.29* konstelacija sa 8 tačaka iz [41] je takođe uključena u analizu i predstavljena na Slici 3.24v, kao i u Tabeli 2.1 pod oznakom *V.29c* [41]. Za poređenje sa ostalim izvorima koji takođe razmatraju konstelacije kompleksnih signala, treba napomenuti da pravougaoni *QAM-32* signal odgovara signalu standarda *V.32* [3], dok pravougaoni *QAM-128* odgovara signalu standarda *V.33* (tj. *V.32 bis*) za *14400bps* komunikacije preko telefonskog mrežnog kanala [1]. Ove konstelacije se takođe mogu naći i pod alternativnim imenima u literaturi (u [41], na primer).

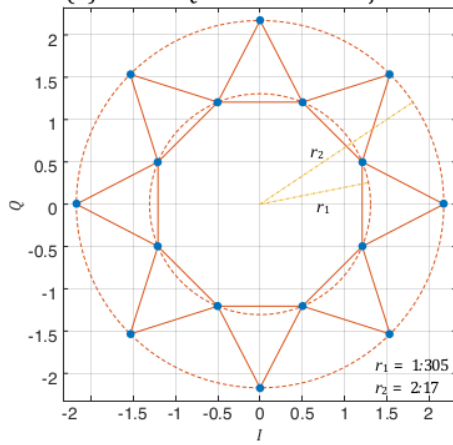
GLAVA 3. MODULACIONI POSTUPCI



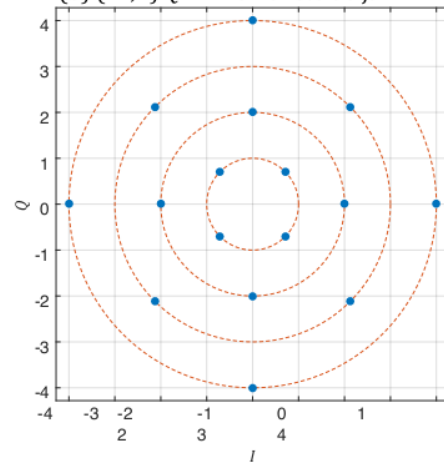
(a) Kružna QAM-8 konstelacija.



(b) (12,4) QAM-16 konstelacija.

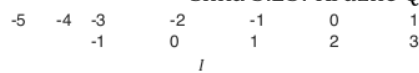


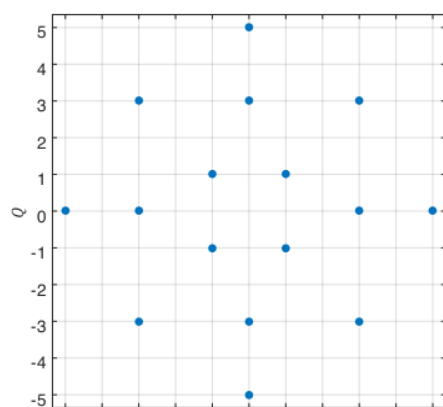
(v) (8,8) QAM-16 konstelacija.



(g) (4,4,4,4) QAM-16 konstelacija.

Slika 3.23: Kružne QAM konstelacije.





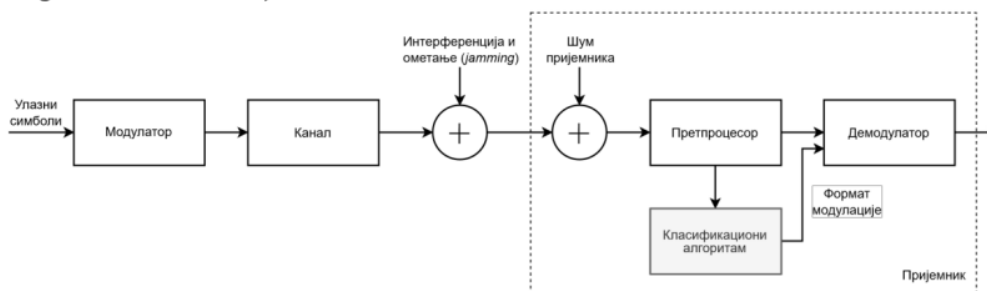
Glava 4

Algoritmi za automatsku klasifikaciju modulacija zasnovani na kumulantima višeg reda

U ovoj glavi će najpre biti reči uopšteno o algoritmima za AKM, a zatim i o jednoj njihovoj specifičnoj klasi koja je korišćena u ovoj disertaciji algoritmima zasnovanim na kumulantima šestog reda.

AKM predstavlja spojnicu između koraka detekcije signala i demodulacije i igra važnu ulogu u mnogim civilnim i vojnim primenama [13, 4]. Prepoznavanje formata modulacije primljenog signala bez dodatnih apriornih informacija ima značajnu primenu u civilnim aplikacijama kao što je na primer softverski definisan radio, gde je za rekonfiguraciju uobičajeno neophodan prenos dodatnih informacija. Algoritmi za AKM se mogu koristiti kao deo inteligentnog prijemnika, čime se povećava efikasnost prenosa. Treba napomenuti da kod vojnih primena algoritmi za AKM tipično čine deo naprednih metoda za presretanje i procesiranje signala u realnom vremenu, pod uslovima korišćenja širokog spektra i različitih formata signala. Na ovaj način je moguće željene signale sigurno prenositi, i neželjene signale identifikovati i eventualno ometati.

Uprošćen blok dijagram komunikacionog sistema u kome učestvuju algoritmi za AKM je prikazan na Slici 4.1. Dizajn klasifikatora za različite formate ili tipove modulacija uključuje najčešće pretprocesiranje signala, praćeno izborom odgovarajućeg klasifikacionog algoritma. Korak pretprocesiranja može uključivati, na primer, estimaciju učestanosti nosioca, periode simbola ili snage signala, redukciju šuma, ekvalizaciju itd. Od ovog koraka se zahtevaju



Slika 4.1: Funkcionalni blok dijagram komunikacionog sistema u kome učestvuju algoritmi za AKM.

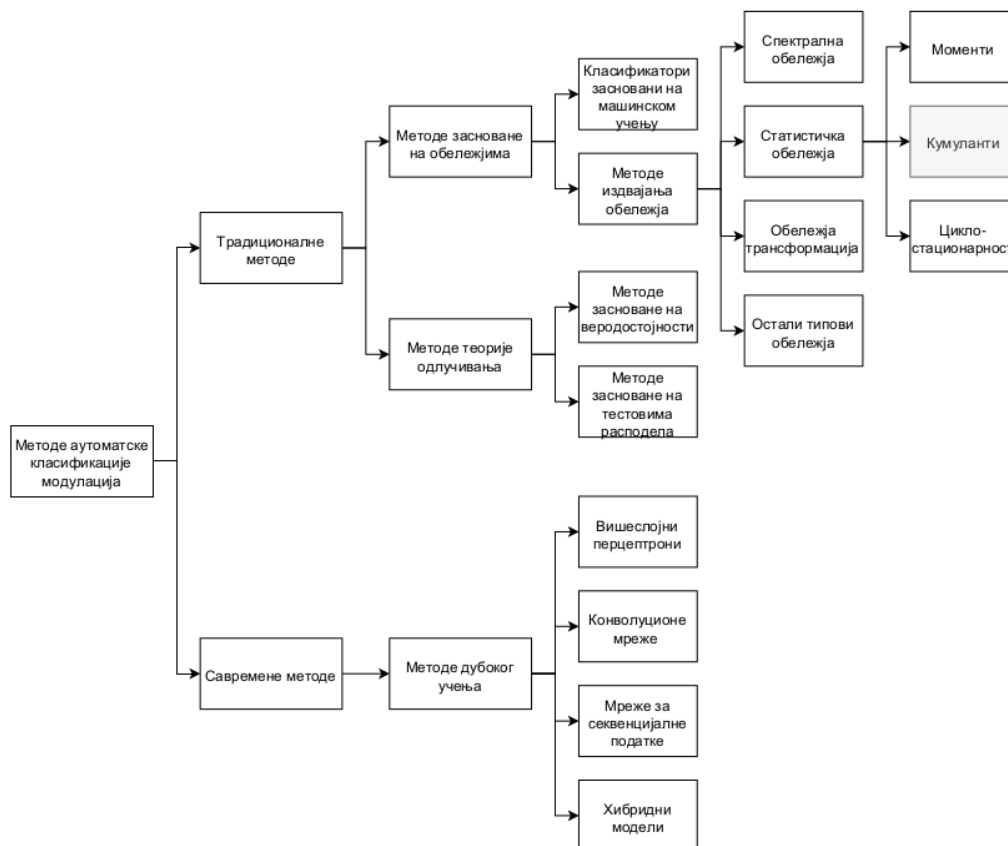
različiti nivoi performansi, zavisno od osobina algoritma klasifikacije koji se dalje koristi - pojedini algoritmi zahtevaju visok nivo kvaliteta pretprocesiranja, dok drugi nisu preterano osetljivi na nedovoljno dobro pretprocesiranje.

Kada su u pitanju sami algoritmi za AKM, pre deceniju ili dve su se tipično razlikovale dve velike klase algoritama - algoritmi zasnovani na verodostojnosti i algoritmi zasnovani na obeležjima [13]. Prva navedena klasa se zasniva na računanju funkcije verodostojnosti primljenog signala (verovatnoće realizacije odbiraka signala pod uslovom pretpostavljenih parametara signala što definiše verodostojnost tih parametara signala), koja se zatim koristi u testu gde se odnos verodostojnosti poredi sa predefinisanim pragom i na osnovu toga donosi odluka o tipu modulacije. Dobijeno rešenje je optimalno u bajesovskom smislu jer minimizuje verovatnoću pogrešne klasifikacije ali je računski zahtevno (zbog potrebnih marginalizacija funkcija verovatnoća), pa se u praksi često koriste suboptimalna rešenja. Sa druge strane, u pristupu koji se zasniva na obeležjima signala, računa se vrednost jednog ili više izabranih obeležja signala, i ove vrednosti se zatim porede sa predefinisanim pragom, na osnovu čega se donosi odluka. Obeležja se najčešće biraju empirijski, na osnovu prethodnih iskustava istraživača i prirode postavljenog problema AKM (pretpostavljenog skupa mogućih modulacija i slično). Za metode zasnovane na obeležjima ne postoji dokaz optimalnosti, međutim, ukoliko se konstruišu na pravi način, moguće je dobijanje performansi koje su dovoljno blizu optimalnih. Posle koraka određivanja tipa modulacije, uobičajeno slede dalji koraci demodulacije signala i potonjeg izvlačenja informacija. U svakom slučaju, AKM predstavlja zahtevan problem, pogotovo u uslovima nepostojanja apriornih informacija o signalu.

Otrprike u poslednjoj deceniji su postale popularne dve nove velike klase algoritama, zasnovane na podoblastima veštačke inteligencije - mašinskom učenju [26] i dubokom učenju [18]. Klasifikatori zasnovani na mašinskom učenju spadaju pod metode zasnovane na obeležjima, gde ova obeležja predstavljaju ulaze za različite modele mašinskog učenja koji na izlazu daju klasu modulacije. Neki od ovih modela, koji ne pretpostavljaju eksplicitno programiranje već implicitno učenje iz podataka, su: klasifikator pomoću k -najbližih suseda, metode potpornih vektora, (plitke) neuralne mreže, stabla i slučajne šume odlučivanja, logistička regresija, skriveni Markovljevi modeli, algoritmi pojačanja (*boosting*) gradijenata itd. Poslednjih godina naročitu pažnju istraživača privlače duboke neuralne mreže (sa velikim brojem slojeva procesirajućih jedinica neurona), koje se

uobičajeno dele na klasične višeslojne mreže sa propagacijom signala unapred, konvolucione mreže, mreže pogodne za rad sa sekvencama (ranije tipično rekurentne mreže, danas sve više specifične arhitekture sa mehanizmom pažnje zvane Transformeri [26]), i hibridne mreže koje kombinuju različite tipove mreža [4]. Duboko učenje, za razliku od mašinskog, ponekad se predstavlja kao učenje koje ne zahteva konstruisanje obeležja već ovaj korak implicitno uključuje u rad mreže pa zapravo čini jedan integralan sistem koji prima (preprocesiran) signal na ulazu a na izlazu daje klasu modulacije. Treba svakako napomenuti da popularni modeli dubokog učenja pretpostavljaju ogroman broj parametara koji rezultuje u velikim memorijskim zahtevima kao i u relativno velikim vremenima izvršavanja. Jedan od bitnih rezultata u ovoj disertaciji, kao što će biti pokazano u narednim glavama, je taj da se u pojedinim slučajevima slični ili bolji rezultati mogu postići pažljivim dizajnom obeležja i konstrukcijom algoritama koji spadaju u tradicionalne metode za AKM.

U odnosu na klasične pregledne radove (npr. [13]), noviji radovi (npr. [4]) metode zasnovane na verodostojnosti uključuju u klasu metoda teorije odlučivanja unutar tradicionalnih metoda, a u metode teorije odlučivanja uključuju još i metode zasnovane na različitim testovima raspodela. U svakom slučaju, algoritmi koji se razmatraju u ovoj disertaciji predstavljaju podskup metoda zasnovanih na obeležjima, i to statističkim obeležjima (koriste se još i spektralna obeležja, obeležja transformacija i slično). Na Slici 4.2 je dat sveobuhvatan pregled različitih metoda i algoritama koje se danas koriste za AKM, slično načinu na koji je dat u savremenoj literaturi, kao npr. u [4].



Slika 4.2: Rezime algoritama za AKM.

4.1 Algoritam za AKM zasnovan na kumulantima četvrtog reda

U drugoj glavi gde su bile date definicije kumulanata kao i njihove vrednosti za različite konstelacije modulacija, sa Slika 2.1 i 2.2 se može videti da su vrednosti kumulanata četvrtog reda C_{40} i C_{42} , kao i vrednosti njihovih uzoračkih varijansi različite za različite konstelacije. U svrhu njihove klasifikacije, kao prvi korak, može se postaviti test odnosa verodostojnosti (*likelihood ratio test*) za hipoteze H_0 i H_1 (sa srednjim vrednostima μ_0 i μ_1 , i varijansama σ_0^2 и σ_1^2 , respektivno) kako bi se postigla minimalna verovatnoća greške, pretpostavljajući jednake apriorne verovatnoće. Ovaj test predstavlja intervalni detektor, definisan kao [40]:

$$\text{izaberi } H_0 \text{ ako } S \in [\mu - a, \mu + a], \quad (4.1)$$

gde je

$$\begin{aligned} \mu &= \left(\frac{\mu_0}{\sigma_0^2} - \frac{\mu_1}{\sigma_1^2} \right) \frac{\sigma_0^2 \sigma_1^2}{\sigma_1^2 - \sigma_0^2}, \\ a^2 &= \frac{\sigma_0^2 \sigma_1^2}{\sigma_1^2 - \sigma_0^2} \left[\ln \frac{\sigma_1^2}{\sigma_0^2} + \frac{(\mu_1 - \mu_0)^2}{\sigma_1^2 - \sigma_0^2} \right] \end{aligned} \quad (4.2)$$

(4.3) ;

pretpostavljeno je, bez gubitka opštosti da je $\sigma_0 < \sigma_1$. Ukoliko važi $\sigma_0^2 = \sigma_1^2$, tada imamo detektor praga (za $\mu_0 < \mu_1$):

$$\text{izaberi } H_0 \text{ ako } S < \frac{\mu_0 + \mu_1}{2}. \quad (4.4)$$

3 Na Slici 2.2 se može videti da su varijanse C_{40} približno iste za konstelacije iz skupa *QAM* i skupa *PAM*, što opravdava korišćenje detektora praga. Za problem binarne klasifikacije, verovatnoća ukupne greške je data sa $Q(d/2)$, gde je

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-u^2/2} du \quad (4.5)$$

funkcija verovatnoće repa standardne Gausove funkcije gustine raspodele, dok je $d = (\mu_1 - \mu_0)/\sigma$. U radu [41] je, između ostalog, razmatran potreban broj uzoraka kako bi se dobila odgovarajuća verovatnoća tačnosti (od 90%, 95% i 99%) za različite probleme binarne klasifikacije. Glavni doprinos ovog klasičnog rada je ipak predlog hijerarhijske šeme za AKM, zasnovane na statistikama kumulanata četvrtog reda.

4.2 Algoritam za AKM zasnovan na kumulantima šestog reda

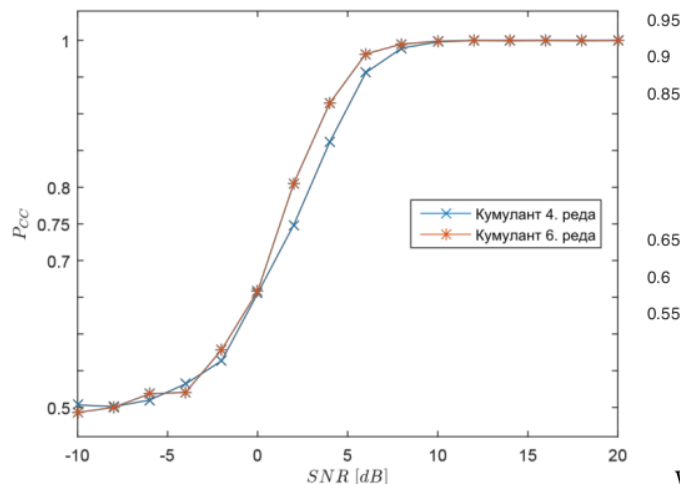
Performanse klasifikacije kada se koriste normalizovani kumulanti višeg reda mogu se objasniti preko numeričkih vrednosti varijansi grešaka iz jednačina (2.10), (2.23) i (2.24) (koje odgovaraju odgovarajućim konstelacijama signala), zajedno sa numeričkim vrednostima rastojanja između odgovarajućih kumulanata višeg reda. Kao što je opisano u [27], odnosi ρ standardne devijacije σ (tj. kvadratnog korena $\text{var}(C_{63,x})$ za AKM zasnovanu na kumulantima šestog reda, odnosno kvadratnog korena $\text{var}(C_{42,x})$ za kumulante četvrtog reda) i rastojanja Tabela 4.1: Primeri očekivanih performansi algoritama za AKM.

Scenario		$\hat{C}_{63}$		$\hat{C}_{42}$	
V.29 vs rQAM-16	d	903		984	
	σ	18.22		3.09	
	$\rho = \sigma/d$	16.20	30.86	1.96	31.30
	d	27.44		30.08	
44 sQAM-8 vs rQAM-8	σ	700		300	
	$\rho = \sigma/d$	10.81	22.04	2.62	3.33
	d	3.41	6.95	4.94	6.28
	$\rho = \sigma/d$	3.41	6.95	4.94	6.28

d između vrednosti $\hat{C}_{63}$ (za kumulante šestog reda, odnosno vrednosti $\hat{C}_{42}$ za kumulante četvrtog reda), dati u Tabeli 2.1, koriste se da bi se opisala efikasnost algoritma u razlikovanju jedne konstelacije signala od druge. Na primer, kada treba razlikovati standardnu V.29 od pravougaone QAM-16 konstelacije, razlika između njihovih $\hat{C}_{63}$ vrednosti (jednakih 1.4897 i 2.08, respektivno) iznosi $d = 0.5903$; standardne devijacije izračunate iz $\text{var}(C_{63,x})$ su 16.20 i 18.22, respektivno, što dovodi do numeričkih vrednosti odnosa standardne devijacije i normalizovanog rastojanja kumulanata od $\rho = 27.44$ za V.29 i $\rho = 30.86$ za rQAM-16 konstelaciju. Ista analiza u slučaju kumulanata četvrtog reda pokazuje da razlika između $\hat{C}_{42}$ vrednosti (jednakih 0.5816 i -0.68, respektivno) iznosi $d = 0.0984$; standardne devijacije izračunate iz $\text{var}(C_{42,x})$ su 2.96 i 3.09, respektivno, što dovodi do numeričkih vrednosti $\rho = 30.08$ za V.29 i $\rho = 31.4$ za rQAM-16. Niže vrednosti odnosa ρ koje se dobijaju korišćenjem kumulanata šestog reda znače bolje performanse klasifikacije u razlikovanju V.29 od pravougaonih QAM-16 signala kada se koriste ovi kumulanti u odnosu na kumulante četvrtog reda. Nekoliko primera očekivanih performansi u razlikovanju kompleksnih konstelacija koje imaju isti broj simbola, korišćenjem normalizovanih kumulanata višeg reda, je dato u Tabeli 4.1.

Kako bi se potvrdila očekivanja koja rezultuju iz numeričkih vrednosti statističkih parametara, test AKM je sproveden u uslovima kanala sa aditivnim belim Gausovim šumom, gde se sekvenca signala na prijemu $y(n)$ predstavlja jednačinom (2.15) a normalizovani kumulanti četvrtog i šestog reda jednačinama (2.13) i (2.21), respektivno. Rigorozniji uslovi komunikacionih kanala se takođe mogu posmatrati [29].

GLAVA 4. ALGORITMI ZA AKM ZASNOVANI NA KUMULANTIMA VIŠEG REDA



Slika 4.3: Verovatnoća tačne klasifikacije za slučaj signala iz skupa $\{V.29, QAM16\}$, sa kanalom sa aditivnim belim Gausovim šumom i $N = 2000$.

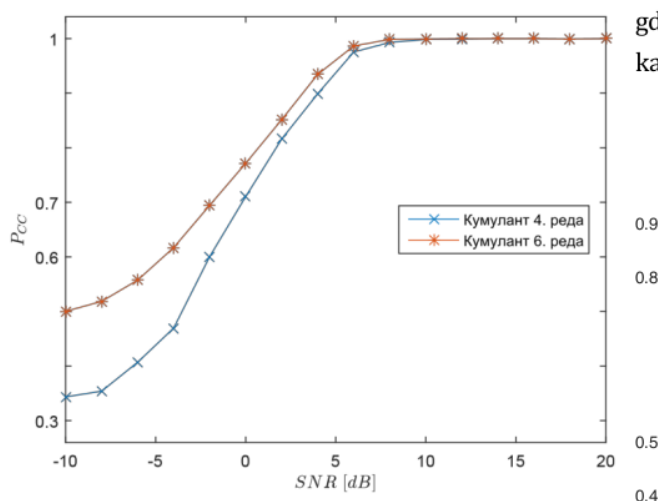
4.2.1 Simulacije i analiza performansi

Numeričke simulacije su sprovedene na 2000 Monte-Karlo eksperimenata; u svakom je sakupljeno $N = 2000$ uzoraka podataka za AKM. Algoritmi zasnovani na $\hat{C}_{63}$ i $\hat{C}_{42}$ vrednostima su testirani na kanalu sa aditivnim belim Gausovim šumom, u scenariju gde su posmatrani modulacioni kandidati iz skupa $\{V.29, QAM16\}$. Vrednost N je izabrana kako bi direktno odgovarala vrednosti korišćenoj u simulacijama vezanim za kompleksne konstelacije iz [27]. Kanal sa aditivnim belim Gausovim šumom je simuliran sa snagom šuma σ^2 koja je pretpostavljena da je poznata. Verovatnoća tačne klasifikacije P_{cc} je računata za različite vrednosti odnosa signal/šum i rezultati simulacije su prikazani na Slici 4.3.

Rezultati prikazani na Slici 4.3 potvrđuju očekivanja iz teoretske analize: performanse klasifikacije u posmatranom scenariju su zaista bolje kada se koriste kumulanti šestog reda. Dodatno, uzimanje u obzir jedne interesantne osobine $\hat{C}_{63}$, opisane u [37] i diskutovane vezano za jednačine (2.25), (2.26) i (2.27) - prisustva pomeraja za PAM signale, značajno poboljšava klasifikaciju ovih signala u odnosu na AKM zasnovanu na $\hat{C}_{42}$. Ovaj fenomen se može verifikovati u eksperimentu sa proširenim skupom kandidata konstelacija. Ponovo, simulacije sa 2000 Monte-Karlo eksperimenata su sprovedene, i oba algoritma su testirana u uslovima kanala sa aditivnim belim Gausovim šumom, ovoga

GLAVA 4. ALGORITMI ZA AKM ZASNOVANI NA KUMULANTIMA VIŠEG REDA

puta u scenariju
modulacioni
skupa {V.29,
PAM-16}.
rezultati su



gde su
kandidati iz
QAM-16,
Dobijeni

Slika 4.4: Verovatnoća tačne klasifikacije za slučaj signala iz skupa {V.29, QAM16, PAM-16}, sa kanalom sa aditivnim belim Gausovim šumom i $N = 2000$.

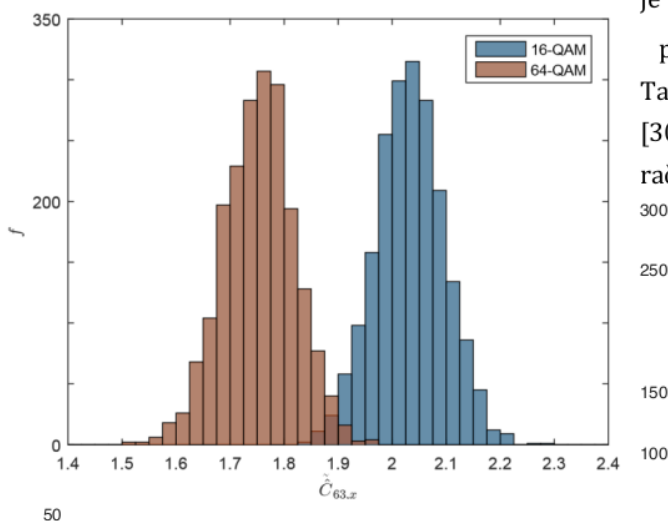
51
prikazani na Slici 4.4.

Na osnovu Slike 4.4 može se zaključiti da veoma dobre performanse u razlikovanju realnih od kompleksnih konstelacija kada se koriste kumulanti šestog reda znače i značajnije razlike u postignutim P_{cc} verovatnoćama, čak i u slučaju šireg skupa kandidata iz klase kompleksnih konstelacija. Savršena klasifikacija PAM-16 signala sa C_{63} algoritmom za sve SNR vrednosti iznad 1 dB direktno dovodi do superiornih performansi u odnosu na kumulante četvrtog reda, kao što je ilustrovano na Slici 4.4. Prednost je jasno izraženija u odnosu na slučaj kada se klasifikuju samo kompleksni signali (Slika 4.3). Slična analiza se može sprovesti za bilo koju konstelaciju datu u Tabeli 2.1: predstavljene statistike pružaju mogućnost estimacije očekivanih performansi klasifikacije na osnovu odnosa ρ i demonstrirane procedure.

4.3 Dvokoračni algoritam za AKM zasnovan na kumulantima šestog reda

Videli smo u prethodnom odeljku da je proces odlučivanja vezan za prepoznavanje modulacija zasnovan na poređenju dobijenih vrednosti estimacija $\hat{C}_{63}$ (preciznija oznaka iz druge glave

pragovima. je pokazano u sveobuhvatnih



je $\hat{C}_{63,x}$) sa predefinisanim Takođe, kao što [30], na osnovu računarskih

Slika 4.5: Histogram normalizovanih estimacija kumulanata šestog reda za 16QAM i 64-QAM signale, dobijen Monte-Kalo simulacijom sa aditivnim belim Gausovim šumom sa SNR od 20dB.

simulacija, optimalne vrednosti pragova za poređenje su pozicionirane na sredini intervala između očekivanih (teoretskih) vrednosti koje odgovaraju određenim formatima modulacije, prateći opšte poznate teoretske uslove za minimalnu verovatnoću greške [10].

Disperzija estimacija $\hat{C}_{63}$ u nasumično generisanim signalima, koja se objašnjava varijansom greške, može dovesti do pogrešne klasifikacije signala čak i u slučajevima kada je uticaj šuma zanemariv. Upravo ovo se dešava sa obeležjima zasnovanim na

GLAVA 4. ALGORITMI ZA AKM ZASNOVANI NA KUMULANTIMA VIŠEG REDA

kumulantima šestog reda kada treba razlikovati *16QAM* i *64-QAM* signale: na Slici 4.5 je ilustrovana raspodela estimacija $\hat{C}_{63}$ dobijena Monte-Karlo simulacijom na 2000 signala sa odnosom signal/šum od *20dB* (svaki sadrži $N = 2000$ odbiraka) primenom opisanog algoritma za AKM.

Kao što se može jasno videti na Slici 4.5, čak i pri relativno visokom odnosu signal/šum, neke estimacije $\hat{C}_{63}$ narušavaju prag odlučivanja (postavljen na sredini intervala između teoretskih očekivanih vrednosti za kumulante, tj. na $(1.797 + 2.08)/2 \approx 1.94$), što znači da klasifikacija bez greške za ove *QAM* signale nije moguća čak ni pod veoma dobrim uslovima vezanim za kanale. Do istog zaključka može se doći i za kumulante četvrtog reda korišćenim kao obeležja za AKM u slučaju *16-QAM* i *64-QAM* signala.

U isto vreme, u [30] je pokazano da klasifikacija *QPSK* signala, u slučaju gde su kandidati za modulaciju nasumično izabrani iz skupa konstelacija $\{QPSK, 16-$

QAM , $64-QAM$ }, jako dobra. Klasifikacija $QPSK$ signala je praktično bez grešaka za sve vrednosti odnosa signal/šum iznad $5dB$, čak i u slučaju korišćenja uzoraka relativno male veličine N . Ova činjenica otvara mogućnosti za dodatnu efektivnost algoritama za AKM zasnovanih na kumulantima šestog reda, koja se može postići jednostavnom dvokoračnom klasifikacijom definisanom na sledeći način:

- *Korak 1:* Estimacija C_{63} vrednosti prema jednačini (2.22), korišćenjem relativno malog broja uzoraka N_1 , i poređenje sa pragom na sredini intervala za kumulante $QPSK$ i $16-QAM$ signala (jednakim 3.04). Ukoliko je signal u ovom koraku prepoznat kao $QPSK$, procedura AKM je završena.
- *Korak 2:* Ukoliko estimacija C_{63} vrednosti odgovara vrednostima QAM signala, ponoviti proceduru iz jednačine (2.22) sa (većim) brojem uzoraka N kako bi se postigla potrebna preciznost u klasifikaciji QAM signala, i porediti novodobijeno C_{63} sa pragom na sredini intervala za kumulante $16QAM$ i $64-QAM$ signala.

Predloženi koncept je opravdan kada je uslov $SNR > 5dB$ ispunjen, što se može proveriti pomoću estimacije SNR neposredno pre početka izdvajanja obeležja [45]. Treba napomenuti da uslov $SNR > 5dB$ predstavlja značajan ograničavajući faktor za fer evaluaciju predloženog algoritma, s obzirom na to da se ispod ove vrednosti ne može očekivati poboljšanje u performansama klasifikacije, pa se ne može postići ni dodatna konkurentnost algoritma za AKM. Takođe, performanse algoritma veoma zavise od sinhronizacije: algoritam pretpostavlja da je učestanost pojavljivanja simbola primljene sekvence signala $y(n)$ unapred poznata, i da su svi odbirci sakupljeni u savršenoj sinhronizaciji sa ovom frekvencijom. Takođe, pretpostavlja se da nije prisutno treperenje faze (*jitter*), jer bi ono drastično narušilo koncept računanja kumulanta, čime bi se dobile veoma loše performanse klasifikacije. Navedena razmatranja bi trebalo uzeti u obzir prilikom praktičnih primena, s obzirom na to da predstavljaju potencijalno bitne ograničavajuće faktore za funkcionalnost algoritma za AKM. Ipak, ukoliko su zadovoljeni uslovi adekvatne sinhronizacije i opsega za SNR vrednosti, predložena dvokoračna procedura u izvršavanju algoritma za AKM, pored pružanja mogućnosti za efektivnu manipulaciju veličinom uzorka, otvara dodatni prostor za istraživanje mogućnosti daljeg poboljšanja tačnosti u klasifikaciji QAM signala unutar *Koraka 2*, što bi imalo ključan uticaj na ukupne performanse algoritma za AKM. Ovo je tema koja će detaljno biti obrađena u glavi koja sledi.

Glava 5

Unapređenje algoritama za automatsku klasifikaciju modulacija zasnovanih na kumulantima šestog reda

U ovoj glavi je u prvom delu opisan novi algoritam za AKM zasnovan na kumulantima šestog reda kao obeležjima primljenog signala. Posmatraju se *QAM* signali zato što su se ove konstelacije pokazale teškim za klasifikaciju pomoću opisanih postojećih pristupa. Najpre je diskutovan jedini postojeći pristup u literaturi koji modifikuje posmatrane signale na način da im efektivno smanjuje red modulacije, što se može pokazati potencijalno korisnim u daljim koracima klasifikacije [11]. Pokazane su mane postojećeg pristupa i predložen je novi metod za redukciju reda modulacije posmatranih signala, zasnovan na pažljivom izboru dela odbiraka signala i njihovoj translaciji u kompleksnoj ravni [32]. Takav novodobijeni signal je predmet dalje analize, računanja vrednosti kumulanta šestog reda i potomjeg odlučivanja na osnovu poređenja sa odgovarajućim pragom. Predloženi metod je detaljno opisan i dat je funkcionalni blok dijagram rezultujućeg algoritma za AKM. Performanse predloženog algoritma su procenjene pomoću sveobuhvatnih simulacija. Takođe, statističke osobine signala su razmatrane i njihove metrike su računate u simulacijama, čime se stiče dodatan uvid u osobine predloženog algoritma. Zahtevi u pogledu potrebnog broja računskih operacija, korišćene memorije i vremena izvršavanja su takođe analizirani.

U drugom delu glave je predložen novi rekurzivni algoritam, pogodan za klasifikaciju konstelacija signala sa relativno velikim brojem simbola.

Inspiracija za ovaj algoritam je pronađena u postojećem rekurzivnom algoritmu iz [11], sa jednom bitnom razlikom - predloženi rekurzivni algoritam u svojoj osnovi koristi predloženu metodu redukcije reda modulacije koja, za razliku od one korišćene u [11], zadržava statističke osobine primljenog signala. Blok šema predloženog rekurzivnog algoritma je takođe data. Analogno analizi performansi početnog metoda redukcije reda modulacije, i za rekurzivni algoritam su procenjeni kvalitet klasifikacije kao i osobine algoritma. Dobijeni rezultati su slični ili bolji čak i u odnosu na rezultate savremenih rešenja za AKM koja pretpostavljaju modele dubokog učenja i koriste značajno veće računarske resurse.

5.1 Metod redukcije reda modulacije za QAM signale

Činjenica da se QPSK signali sa aditivnim belim Gausovim šumom klasifikuju vrlo dobro pomoću algoritma sa kumulantima šestog reda (unutar *Koraka 1* dvokoračne procedure opisane u prethodnoj glavi) dovodi do sledeće ideje za potencijalno poboljšanje u klasifikaciji 16-QAM i 64-QAM signala (unutar *Koraka 2*): redukcija reda modulacije opserviranog QAM signala, tako što će se 16-QAM transformisati u signal nalik QPSK signalu a 64-QAM u signal nalik 16-QAM signalu, a zatim dalje izdvajati estimacije kumulanata šestog reda, kao u standardnom pristupu. Ovakva vrsta transformacije signala bi trebalo da koristi dobre osobine klasifikacije QPSK signala kako bi se razlikovale različite QAM konstelacije.

Koliko je autoru poznato, jedini rad u postojećoj literaturi koji se bavio istraživanjem ideje redukcije reda modulacije u svrhu AKM je onaj opisan u [11, 46], gde je predložena transformacija M -QAM signala y u novi M' -QAM signal y' , ta ⁵ što je primenjena operacija apsolutne vrednosti na realni i imaginarni deo originalnog M -QAM signala:

$$y' = |Re(y)| + j|Im(y)|, \quad (5.1)$$

i tako dobijen red modulacije novog signala $M' = M/4$.

Iako metod opisan jednačinom (5.1) rezultuje u očekivanoj redukciji reda modulacije, određene mane ovog pristupa su očigledne. Najpre, novi signal je jasno pomeren, sa svim odbircima (tj. simbolima signala posle transformacije) lociranim unutar samo prvog kvadranta kompleksne ravni. Ova činjenica očigledno ima veliki uticaj na statističke osobine QAM signala, koje su osnova

GLAVA 5. UNAPREĐENJE ALGORITAMA AKM NA BAZI KUMULANATA ŠESTOG REDA

za koncept kumulanata, opisan jednačinama (2.15)-(2.23). Navedena manjkavost se može rešiti primenom dodatnih operacija na signal y' , kako bi se otklonila jednosmerna komponenta u realnom i imaginarnom delu istovremeno. Međutim, ovo predstavlja rešenje samo za teoretski signal koji nije zašumljen. U slučaju prisustva šuma (model koji se koristi u jednačini (2.15) pretpostavlja prisustvo aditivnog belog Gausovog šuma), javlja se ozbiljan problem prilikom korišćenja metode opisane jednačinom (5.1): statističke osobine zašumljenih komponenti su drastično promenjene, i jednačine (2.15)-(2.23) više nisu validne. Isto se može zaključiti kada je u pitanju i bilo koja druga metoda za AKM koja se izvodi na osnovu statističkih osobina aditivnog belog Gausovog šuma: posle transformacije u jednačini (5.1), statističke osobine se drastično menjaju i algoritmi postaju neupotrebljivi. Sve gore navedeno može ukazivati na razloge zašto metod opisan u [11] nije bio u značajnoj meri predmet istraživanja posle prvobitnog objavljivanja [46].

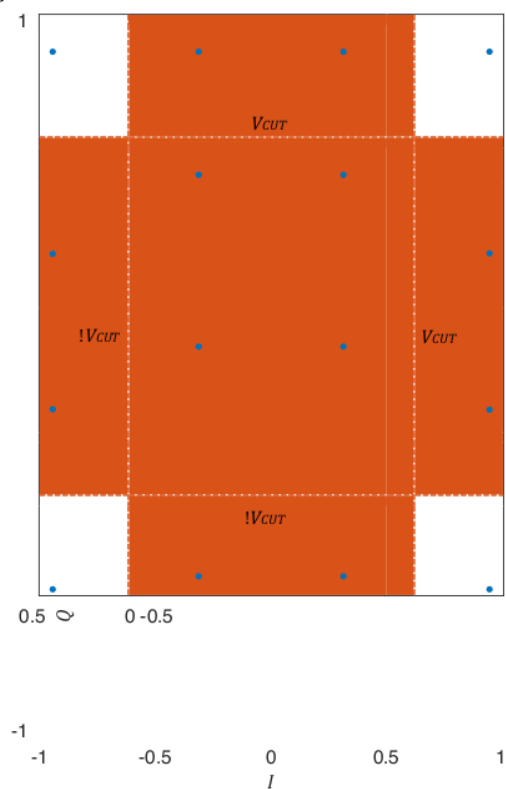
Kako bi se očuvale statističke osobine i QAM signala i aditivnog belog Gausovog šuma, zajedno postizanjem redukcije reda modulacije, u ovoj disertaciji se predlaže sledeći metod:

1. Izabrati samo odbirke posmatranog M - QAM signala sa najvećom energijom (preciznije one koji odgovaraju $1/4$ ukupnog broja modulisanih simbola); odbaciti sve ostale odbirke (one sa nižom energijom, koji odgovaraju $3/4$ ukupnog broja modulisanih signala). Ovo se može postići prostim poređenjem i realnog i imaginarnog dela opserviranog signala, sa pragovima koji su postavljeni na vrednost V_{cut} koja je na nivou 0.62 od maksimalne amplitude signala.
2. Translirati vrednosti celog skupa odbiraka kreiranog pod prethodnomtačkom u kompleksnoj ravni, tako što se vrednost V_{cut} oduzme od apsolutne vrednosti i realne i imaginarne komponente signala.

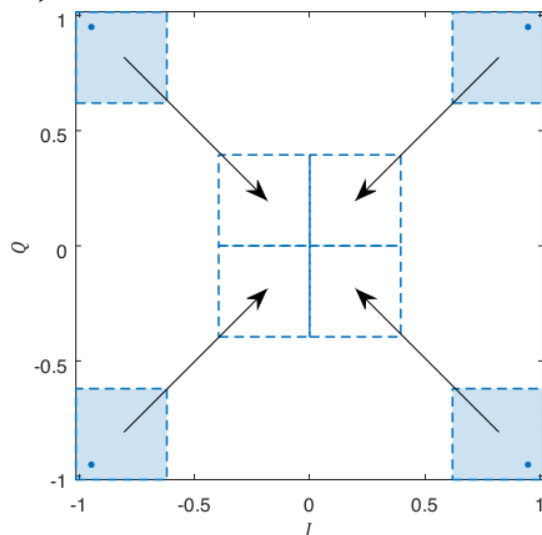
Ova jednostavna procedura rezultuje u generisanju novog (transformisanog) signala y' , koji ima jasnu formu M' - QAM signala sa redom modulacije $M' = M/4$, izvedenu iz opserviranog M - QAM signala y . Novi signal nije pomeren, i sve statističke osobine njegovih komponenti koje se tiču šuma su očuvane, pod uslovom da je moguće usvajanje algoritama zasnovanih na kumulantima posle transformacije.

Primer primene predloženog metoda redukcije reda modulacije u slučaju $16QAM$ signala je ilustrovan na Slikama 5.1 i 5.2, dok je rezultujući signal nalik na $QPSK$ signal prikazan na Slici 5.3.

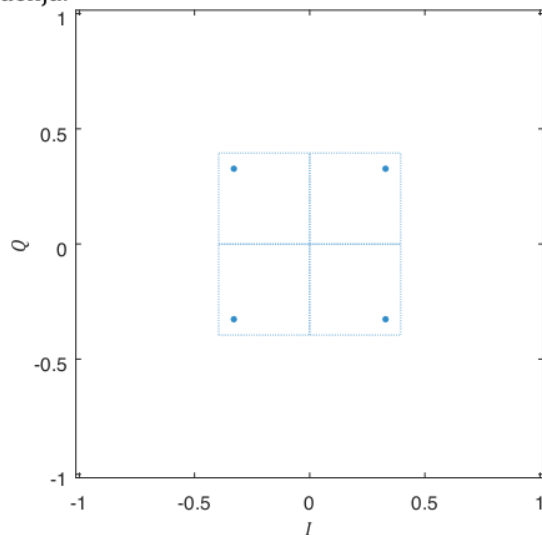
GLAVA 5. UNAPREĐENJE ALGORITAMA AKM NA BAZI KUMULANATA ŠESTOG REDA



Slika 5.1: Metod redukcije reda modulacije primenjen na 16-QAM signalu, prvi korak: samo simboli preko praga za poređenje su izabrani za dalje procesiranje (odbačeni su simboli u crvenoj senci).



Slika 5.2: Metod redukcije reda modulacije primenjen na 16-QAM signalu, drugi korak: realni i imaginarni delovi izabranih simbola se transliraju u kompleksnoj ravni za vrednost praga poređenja.



Slika 5.3: Metod redukcije reda modulacije primenjen na 16-QAM signalu, rezultat: dobijeni signal koji nalikuje $QPSK$ signalu.

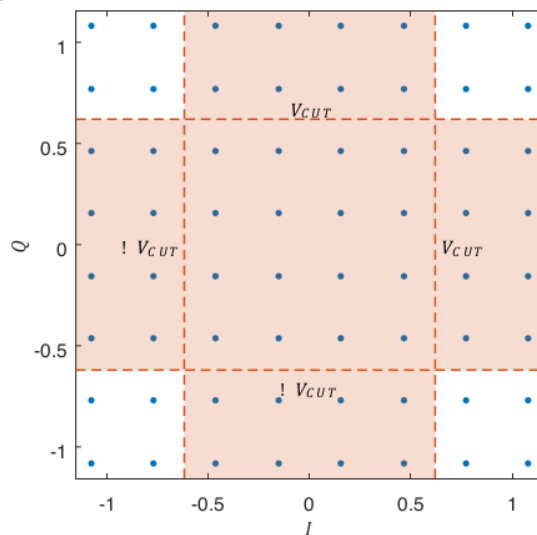
Analogno, primer primene predloženog metoda redukcije reda modulacije u slučaju 64-QAM signala je ilustrovan na Slikama 5.4 i 5.5, dok je rezultujući signal nalik na 16-QAM signal prikazan na Slici 5.6.

GLAVA 5. UNAPREĐENJE ALGORITAMA AKM NA BAZI KUMULANATA ŠESTOG REDA

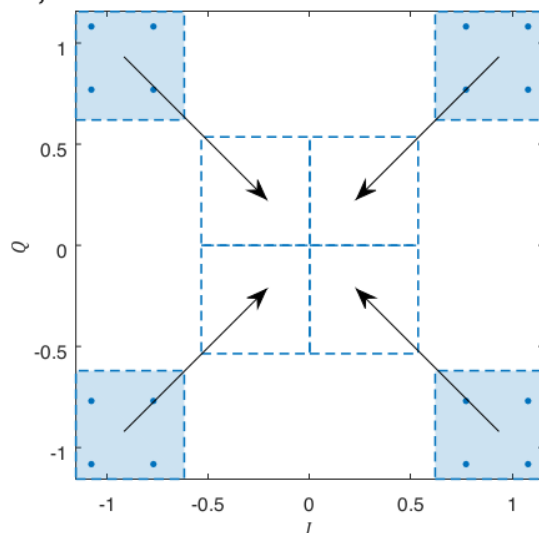
Nakon redukcije reda modulacije, dalje procesiranje je pravolinijsko: vrednosti kumulanata šestog reda se estimiraju pomoću odbiraka signala generisanih posle transformacije redukcije reda modulacije, i dobijene vrednosti se zatim porede sa standardnim pragovima odlučivanja, definisanim na Slici 2.3. Kao što se može videti iz Slike 5.3 i 5.6, klasifikacija 16-QAM od 64-QAM signala se sada svodi na razlikovanje signala koji nalikuje QPSK signalu od signala koji nalikuje 16-QAM signalu, pa se za redukovane konstelacije treba koristiti odgovarajući prag.

5.1.1 Simulacije i analiza performansi

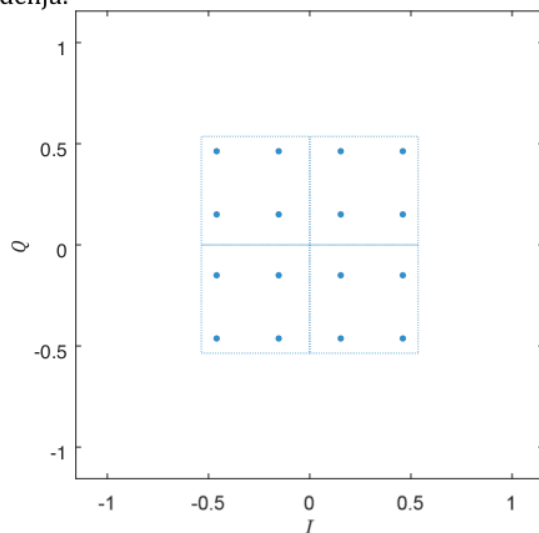
Simulaciona postavka koja će biti razmatrana uključuje 2000 MonteKarlo eksperimenata gde je u svakom sakupljeno N uzoraka podataka za AKM. Pretpostavljeni scenario posmatra kandidate za modulaciju iz skupa {QPSK, 16-QAM, 64-QAM}. Algoritam sa standardnim estimiranim C_{63} obeležjima i dvokoračnim procesiranjem [30] za klasifikaciju QPSK signala iz $N_1 < N$



Slika 5.4: Metod redukcije reda modulacije primenjen na 64-QAM signalu, prvi korak: samo simboli preko praga za poređenje su izabrani za dalje procesiranje (odbačeni su simboli u crvenoj senci).



Slika 5.5: Metod redukcije reda modulacije primenjen na 64-QAM signalu, drugi korak: realni i imaginarni delovi izabranih simbola se transliraju u kompleksnoj ravni za vrednost praga poređenja.



Slika 5.6: Metod redukcije reda modulacije primenjen na 64-QAM signalu, rezultat: dobijeni signal koji nalikuje 16-QAM signalu.

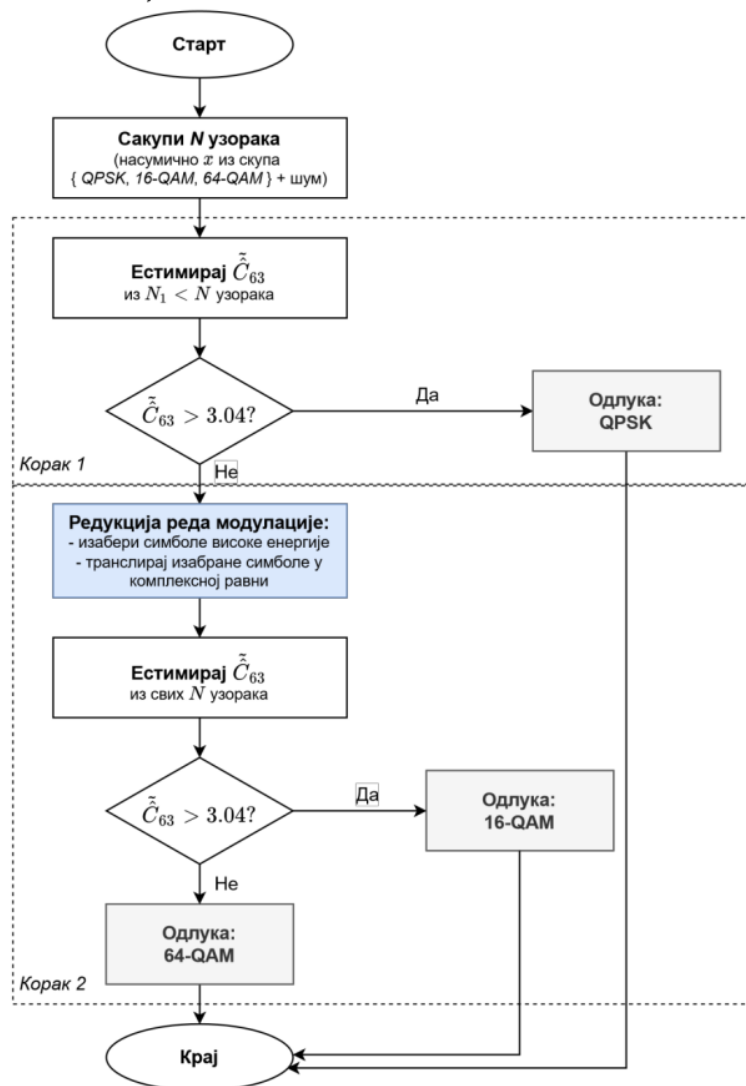
uzoraka i klasifikaciju QAM signala iz svih N uzoraka je simuliran, uz algoritam zasnovan na istim obeležjima kumulanata ali sa primenjenom metodom redukcije reda modulacije

GLAVA 5. UNAPREĐENJE ALGORITAMA AKM NA BAZI KUMULANATA ŠESTOG REDA predloženom u ovoj glavi [32]. Predložena dvokoračna procedura koja uključuje redukciju reda modulacije je predstavljena šematskim dijagramom na Slici 5.7.

Kada se poredi sa strukturom standardnog algoritma za AKM zasnovanog na kumulantima šestog reda, struktura predstavljena na Slici 5.7 se razlikuje samo u prisustvu bloka za redukciju reda modulacije (i u vrednosti praga za poređenje kada se donosi odluka o *QAM* konstelaciji signala). Dakle, jedina dodata kompleksnost dolazi od bloka redukcije reda modulacije.

Kako bi se omogućilo fer poređenje performansi predloženog algoritma sa drugim postojećim algoritmima, algoritam za AKM zasnovan na kumulantima četvrtog reda [44] je takođe simuliran, za iste modulacione kandidate i veličinu uzorka $N = 2000$. Ova vrednost za N je izabrana kako bi direktno odgovarala onoj koja je korišćena u simulacijama opisanim u [44], i predstavlja glavni kontrolišući parametar sa aspekta performansi AKM. Kanal sa aditivnim belim Gausovim šumom je simuliran sa varijansom šuma od σ_g^2 koja je pretpostavljena da je poznata. Za svaki posmatrani nivo odnosa signal/šum, i svaki MonteKarlo pokušaj, isti skup od N uzoraka je procesiran od strane svih simuliranih

GLAVA 5. UNAPREĐENJE ALGORITAMA AKM NA BAZI KUMULANATA ŠESTOG REDA



Slika 5.7: Dijagram predloženog algoritma za AKM zasnovanog na kumulantima šestog reda i metodu redukcije reda modulacije, primenjen na skupu {QPSK, 16-QAM, 64-QAM} signala.

algoritama, čime se postiže fer poređenje pod istovetnim uslovima vezanim za komunikacioni kanal, i za iste ulazne podatke.

Pragovi za poređenje za standardni algoritam za AKM sa kumulantima šestog reda kao i za predloženi algoritam predstavljen na Slici 5.7 imaju vrednosti koje su prethodno diskutovane u ovoj glavi, dok su odgovarajući pragovi za algoritam [44] izabrani kao

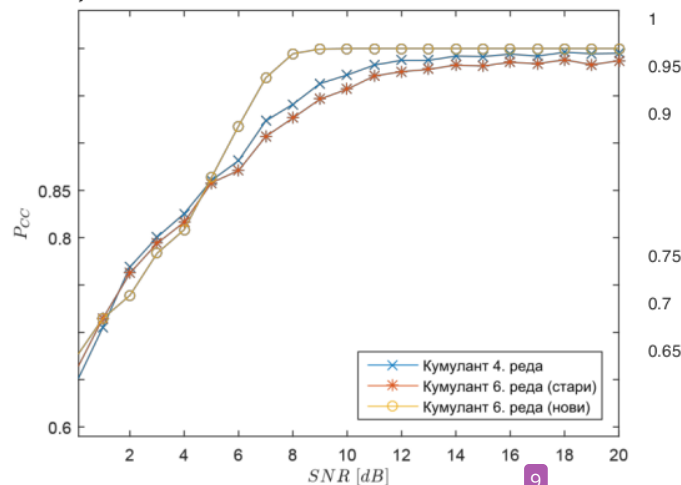
GLAVA 5. UNAPREĐENJE ALGORITAMA AKM NA BAZI KUMULANATA ŠESTOG REDA
vrednosti na sredini intervala između teoretskih vrednosti kumulanata četvrtog reda za
posmatrane formate modulacije.

Verovatnoća tačne klasifikacije P_{cc} je računata u odnosu na usvojeni raspon vrednosti za SNR , i Slika 5.8 ilustruje rezultate simulacija. Sa slike se može videti da predloženi algoritam za AKM zasnovan na kumulantima šestog reda i metodu redukcije reda modulacije daje bolje performanse u odnosu na oba „klasična” algoritma zasnovana na kumulantima. Dok su za vrednosti SNR između 0 i 5 dB performanse svih posmatranih algoritama slične (kao što je ranije pomenuto, standardna C_{63} obeležja ne omogućavaju savršenu klasifikaciju QPSK signala na tako niskim vrednostima SNR , pa se poboljšanje u performansama pomoću predloženog metoda ne može postići), za $SNR \geq 5$ dB novi predloženi algoritam rezultuje u većoj verovatnoći ispravne klasifikacije. Štaviše, počev od oko $SNR=9$ dB pa naviše, novi algoritam omogućava savršenu klasifikaciju pod pretpostavljenim uslovima, što nije moguće ukoliko se koriste samo standardni kumulanti. Iako su njihove performanse blizu nivoa od $P_{cc} = 100\%$, kao što je objašnjeno u diskusiji vezanoj za Sliku 4.5, osnovne osobine kumulanata QAM signala višeg reda jednostavno čine da su greške u klasifikaciji nezaobilazne, čak i u slučaju relativno visokih SNR vrednosti.

Klasifikacija bez grešaka novog algoritma za AKM je direktna posledica predloženog metoda za redukciju reda modulacije. U cilju ilustracije ovog tvrđenja, na Slici 5.9 su predstavljeni razmatrani QAM signali na $SNR=20$ dB (16-QAM i 64-QAM signali na delovima označenim pod (a) i (v), respektivno), zajedno sa odgovarajućim signalima redukovano red modulacije (za signale 16-QAM i 64-QAM na delovima pod (b) i (g), respektivno) formiranim pomoću predloženog metoda, kao i rezultujućim histogramom njihovih kumulanata šestog reda (na delu pod (d)).

Na osnovu uvida u Sliku 5.9 može se jasno potvrditi da, iako relativno nizak, nivo šuma ima očigledan uticaj na signal koji se prenosi; međutim, predloženi metod redukcije reda modulacije ipak dovodi do situacije gde su povoljni uslovi za odlučivanje, imajući u vidu da su vrednosti izvedenih obeležja (kumulanata šestog reda) dobro grupisane, na sigurnoj distanci od praga za odlučivanje (t.j. od vrednosti 3.04) i nepomerene.

GLAVA 5. UNAPREĐENJE ALGORITAMA AKM NA BAZI KUMULANATA ŠESTOG REDA



Slika 5.8: Verovatnoća tačne klasifikacije za slučaj signala iz skupa $\{QPSK, 16QAM, 64-QAM\}$, sa kanalom sa aditivnim belim Gausovim šumom i $N = 2000$.

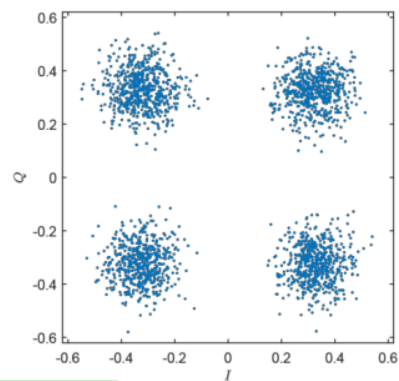
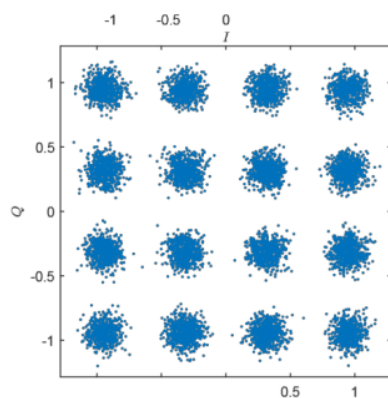
Direktno poređenje Slika 5.9d i 4.5 objašnjava razliku koja se dobija kada se radi o pitanju odlučivanja. Sa daljim smanjivanjem SNR vrednosti, varijanse rezultujućih obeležja predstavljenih kumulantima šestog reda se povećavaju, ali su obeležja i dalje nepomerena, čime se postiže klasifikacija bez grešaka čak i pri vrednostima malo ispod $SNR=10dB$. Treba napomenuti da ovo nije slučaj pri korišćenju metoda [11, 46]. Samo istovremeno zadržavanje statističkih osobina i signala koji se prenosi i šuma može dovesti do rezultata sa Slike 5.8. Iako je jedini izvor poremećaja na kanalu koji je razmatran (i simuliran) šum, priroda kumulanata omogućava da se sva navedena razmatranja mogu primeniti i u slučaju kanala koji ima ravan fading. U slučaju kompleksnijih modela kanala neophodno je uvesti dodatne procedure estimacije kanala u prikazane algoritme [44, 27, 29]. Kao finalna ilustracija, histogram kumulanata šestog reda za QAM signale dobijene pomoću nove metode redukcije reda modulacije za nivo $SNR=10dB$ je prikazan na Slici 5.10.

Razlog opisanog poboljšanja u performansama algoritma za AKM leži u numeričkim vrednostima varijansi grešaka, koje se računaju pomoću jednačine (2.23) (i koje odgovaraju posmatranim konstelacijama signala), kao i u numeričkim vrednostima distanci između određenih kumulanata višeg reda (za iste konstelacije). Kao što je opisano u [27], odnos standardne devijacije (t.j. kvadratnog korena vrednosti varijanse date u jednačini (2.23)) i distanci između C_{63} (datih na Slici 2.3), može se koristiti za karakterisanje efikasnosti

-1 -0.5 0
I

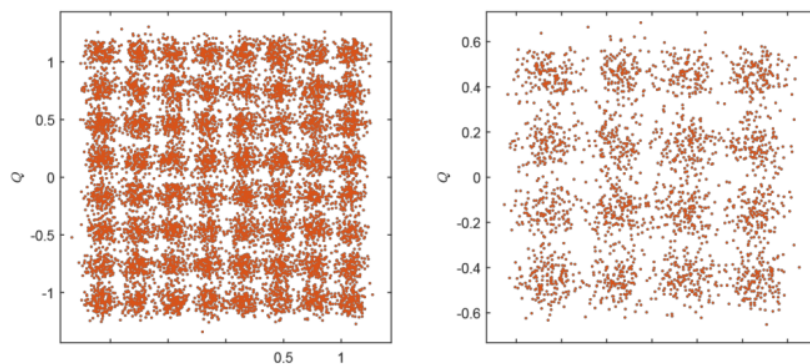
GLAVA 5. UNAPREĐENJE ALGORITAMA AKM NA BAZI KUMULANATA ŠESTOG REDA

(a) 16-QAM signal na $SNR=20dB$

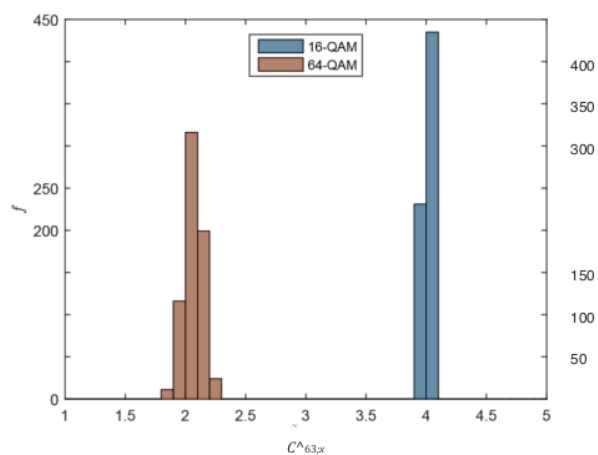


(b) 16-QAM signal transformisan u
signal nalik QPSK signalu

-0.6 -0.4 -0.2 0 0.2 0.4 0.6
I

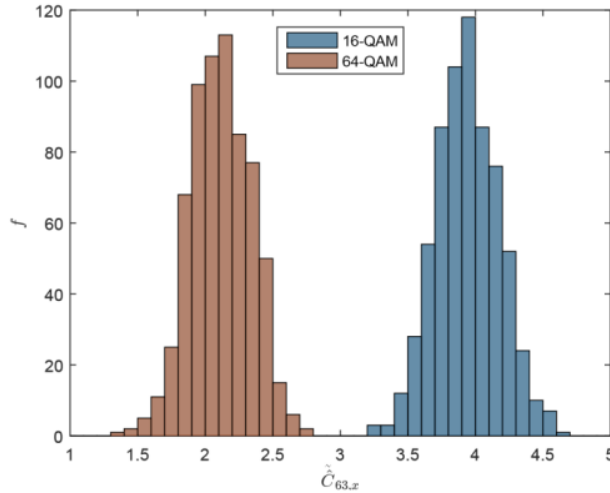


(v) 64-QAM signal na $SNR=20dB$ (g) 64-QAM signal transformisan u signal nalik 64-QAM signalu



(d) rezultujući histogram kumulanata šestog reda

Slika 5.9: AKM pomoću kumulanata šestog reda korišćenjem redukcije reda modulacije, za 16-QAM i 64-QAM signale.



Slika 5.10: Histogram normalizovanih estimacija kumulanata šestog reda za 16QAM i 64-QAM signale, dobijen Monte-Kalo simulacijom sa aditivnim belim Gausovim šumom sa $SNR=20dB$.

algoritama zasnovanih na kumulantima u razlikovanju jedne konstelacije signala od druge. Numeričke vrednosti ovog odnosa predstavljene u [27], za slučaj kumulanata šestog reda, su približno 5 puta manje kada se razlikuju QPSK i 16-QAM signali nego kada treba razlikovati 16-QAM od 64-QAM signala. Dok sa jedne strane ova činjenica objašnjava dobre performanse u klasifikovanju QPSK signala sa standardnim kumulantima šestog reda generalno, ona u isto vreme predstavlja objašnjenje za poboljšanje u klasifikaciji QAM signala postignuto pomoću predloženog metoda redukcije reda modulacije. Naime, transformisani signali se karakterišu približno 5 puta manjim odnosom standardne devijacije i distance između njihovih $\hat{C}_{63}$ vrednosti, u odnosu na signale pre transformacije, što direktno dovodi do poboljšanja u klasifikaciji, kao što je pokazano u simulacijama. Isti odnos za signale transformisane pomoću predloženog metoda za redukciju reda modulacije je približno 4 puta niži nego onaj koji se dobija za slučaj kumulanata četvrtog reda (bez redukcije reda modulacije), što dalje dovodi do istog zaključka kao iznad, i blisko odgovara prezentovanim rezultatima simulacija.

Kompleksnost simuliranih algoritama za AKM predstavlja još jednu dimenziju za međusobno poređenje. Postignuto poboljšanje u performansama sa predloženim metodom redukcije reda modulacije dolazi uz trošak povećane kompleksnosti: novi koncept direktno uvodi $2M$ dodatnih operacija poređenja i $2N$ sabiranja kada se poredi sa standardnim algoritmom sa kumulantima šestog reda. Dok se ukupan broj operacija sabiranja na ovaj način ne menja značajno (ostaje u istom redu veličina), povećanje u

ukupnom broju operacija poređenja neophodno za izvršavanje algoritma je značajno. Ipak, i ovaj povećani broj ostaje relativno nizak, kada se poredi sa algoritmima koji su danas aktuelni: na primer, na osnovu [42] se može zaključiti da čak i uz povećan broj poređenja (t.j. uz predloženi metod redukcije reda modulacije), algoritam predložen u ovoj glavi još uvek zahteva približno 10 puta manje operacija poređenja nego algoritam zasnovan na konvolucionim neuralnim mrežama [33], čiji zahtevani broj operacija sabiranja ostaje približno 100 puta veći, i koji je i dalje karakterisan prisustvom eksponenata i većim memorijskim zahtevima, što na kraju dovodi do dužeg vremena izvršavanja. U Tabeli 5.1 je dat pregled računskih, kao i memorijskih i procesorskih zahteva različitih algoritama algoritma zasnovanog na kumulantima šestog reda [27], algoritma zasnovanog na maksimalnoj verodostojnosti [36], kao i dva algoritma zasnovana na modelima dubokog učenja (konvolucionim neuralnim mrežama) - u standardnoj varijanti [33], i sa akumuliranim polarnim obeležjima koja se koriste u cilju smanjenja vremena obučavanja [42]. Okruženje koje je korišćeno je *Keras* biblioteka za duboko učenje koja koristi *TensorFlow*, na računaru sa *i7-6700* procesorom i *NVIDIA GTX 1080 Ti* grafičkom kartom.

Treba svakako napomenuti da algoritmi mašinskog i dubokog učenja zahtevaju obučavanje modela koje koriste, zasnovano na optimizacionim metodama gradijentnog spusta. Ove metode ne garantuju postizanje optimalnog rešenja i zahtevaju (fina) podešavanja kako bi se izbegli slučajevi nedovoljno dobrog fitovanja obučavajućeg skupa (tzv. *under fitting*), kao i slučajevi nedovoljno dobre generalizacije (gde modeli previše prilagođavaju svoje parametre obučavajućem skupu - tzv. *over fitting*). Predloženi algoritmi zasnovani na kumulantima šestog reda ne zahtevaju obučavanje u smislu u kom zahtevaju savremeni algoritmi zasnovani na mašinskom i dubokom učenju: jedino obučavanje je vezano za određivanje pragova za odlučivanje, koje se izvodi *of line* i jednom. Što se tiče vremena izvršavanja, i tu su algoritmi zasnovani na kumulantima šestog reda u prednosti - zahtevaju nevelik niz prostih algebarskih operacija kojima se računaju statistike kumulanata; u slučaju algoritama dubokog učenja, koji pretpostavljaju slojevit arhitekturu neuralnih mreža sa velikim brojem slojeva i velikim brojem procesirajućih jedinica u svakom sloju, broj korišćenih operacija je, kao što se može videti u Tabeli 5.1, tipično nekoliko redova veličina veći.

Tabela 5.1: Računski, memorijski i procesorski zahtevi različitih klasifikatora. M označava broj modulacija koji je razmatran (u posmatranom scenariju $M = 4$ - konstelacije su $\{QPSK, 8PSK, 16QAM, 64QAM\}$), M_i red modulacije, N dužinu sekvence simbola (u posmatranom scenariju $N = 1000$), dok I_s označava broj piksela slike na ulazu konvolucione mreže (u posmatranom scenariju je $I_s = 36^2$).

GLAVA 5. UNAPREĐENJE ALGORITAMA AKM NA BAZI KUMULANATA ŠESTOG REDA

	Algoritam			
	Kumulanti	Maksimalna	Duboko učenje (konvoluciona mreža)	Duboko učenje (konvoluciona mreža +
6. reda [27]		$N(4 \sum_{i=1}^M M_i + M) \approx 10^5$	$809I_s + M + 2N \approx 10^6$	oko učenje
# množenja # eksponenata	0	$N \sum_{i=1}^M M_i \approx 10^5$	$809I_s + M + 3N \approx 10^6$	$I_s(6N$
# logaritama	0	$NM \approx 10^3$	$M = 4$	$I_s N + M \approx 10^6$
# poređenja	$M = 4$	$M = 4$	$116I_s + N \approx 10^5$	$29I_s \approx 10^4$
memorija	$3M = 12$		$14020 + 17M = 14088$	$1012 + 5M$
vreme izvršavanja	0.00036	$\sum_{i=1}^M M_i = 92$	0.00132	$= 1032$
		0.00972		0.00773

Takođe, značajno je napomenuti da se predloženi metod redukcije reda modulacije može dalje kombinovati sa drugim tehnikama u cilju dodatnog poboljšanja performansi algoritma za AKM. Na primer, kao što je prikazano u [29], veća veličina uzorka N i usrednjavanje mogu dovesti do još boljih performansi klasifikacije. Korišćenje većeg inicijalnog uzorka se efektivno kompenzuje uštedom postignutom ekonomičnom klasifikacijom QPSK signala sa manjim brojem uzoraka, kao što je predloženo u opisanoj dvokoračnoj proceduri ilustrovanj na Slici 5.7. Što je još bitnije, predloženi metod redukcije reda modulacije je potpuno nezavisan od mehanizma za izdvajanje obeležja korišćenog u ovoj glavi. Dakle, može se sa uspehom koristiti ne samo sa kumulantima šestog reda već i sa kumulantima četvrtog reda [44], osmog reda [24], ili sa bilo kojom kombinacijom obeležja koja uključuju kumulante, što predstavlja veoma popularan pravac istraživanja u sadašnje vreme. Očigledno, predloženi metod se takođe može dalje proširiti na spregu sa kompleksnijim klasifikatorima, u onim primenama gde je uvođenje značajnije ukupne kompleksnosti prihvatljivo, ali ovakva razmatranja su van opsega ove disertacije i predstavljaju moguće pravce daljeg istraživanja.

5.2 Rekurzivni algoritam

Iz Tabele 2.1 možemo videti da su rastojanja između vrednosti kumulanata šestog reda kada se posmatraju M -QAM signali različitog reda modulacije relativno mala za $M \geq 16$. Navedena činjenica očigledno utiče na kvalitet performansi klasifikacije. U cilju dobijanja još boljih performansi algoritma za AKM u slučaju relativno velikih redova modulacije (npr. za $M \geq 64$, što bi predstavljalo svojevrsno uopštenje razmatranja iz prethodnog odeljka), u nastavku će biti predložen rekurzivni algoritam redukcije reda modulacije za klasifikaciju M -QAM signala. Prvi sličan algoritam je predložen u [11], sa prehodno opisanom specifičnom procedurom za redukciju reda modulacije koja smešta sve signale u prvi kvadrant. U navedenom radu rekurzivni algoritam je deskriptivno definisan, i sastoji se iz tri koraka:

1. Prvo, odluka između 4-QAM i M -QAM za $M \geq 4$ se donosi na osnovu praga dobijenog kao sredina odgovarajućih vrednosti za obeležja dobijena iz kumulanata šestog reda (s obzirom na to da se ova obeležja dobijaju normalizacijom sa kumulantom četvrtog reda, vrednosti nisu iste kao one date u Tabeli 2.1 ali njihov poredak odgovara poretku odgovarajućih vrednosti u Tabeli 2.1). Ukoliko je detektovan signal 4-QAM, odluka se smatra kao konačan rezultat i rekurzija se završava.
2. Inače, signali koji se klasifikuju se prepoznaju da pripadaju podskupu M QAM signala gde je njihov red određen kao međurezultat, i zatim se signali r_k čiji je red $M = 16, 64, 256, \dots$ transformišu u signale $r_{k'}$ redukovanog reda $M' = 4, 16, 64, \dots$, respektivno, tako što se primeni algoritam redukcije reda modulacije. Dalje se signal $r_{k'}$ klasifikuje između M' -QAM ($M' = 4$) i M' -QAM ($M' \geq 16$) signala. Ukoliko se M' -QAM signal detektuje kao $M' = 4$, tada je originalni M -QAM signal r_k zapravo 16-QAM, odluka se smatra konačnom i rekurzija se završava.
3. Inače, ukoliko je odluka $M' = 16$, što znači da signali koji se klasifikuju pripadaju podskupu M' -QAM signala sa redom $M' \geq 64$, usvaja se $r_k = r_{k'}$ i ponavlja se postupak dat u Koraku 2. Uočiti da je relacija između M' i M data sa $M' = M/4^L$, gde L predstavlja broj implementacija Koraka 2 u trenutnoj petlji. Petlja se terminuje ukoliko je uslov terminacije u Koraku 2 ispunjen, ili ukoliko je poslednji podskup M -QAM signala predstavljen jednim elementom - u ovom slučaju, signal se klasifikuje kao poslednja posmatrana modulacija (ona sa najvišim redom modulacije).

U nastavku je, kao logičan nastavak, predložen novi rekurzivni algoritam, koji se zasniva na iterativnoj klasifikaciji i ponavljanju predloženog metoda redukcije reda modulacije. Ovaj algoritam je grafički predstavljen na Slici 5.11. Ukoliko posmatramo više

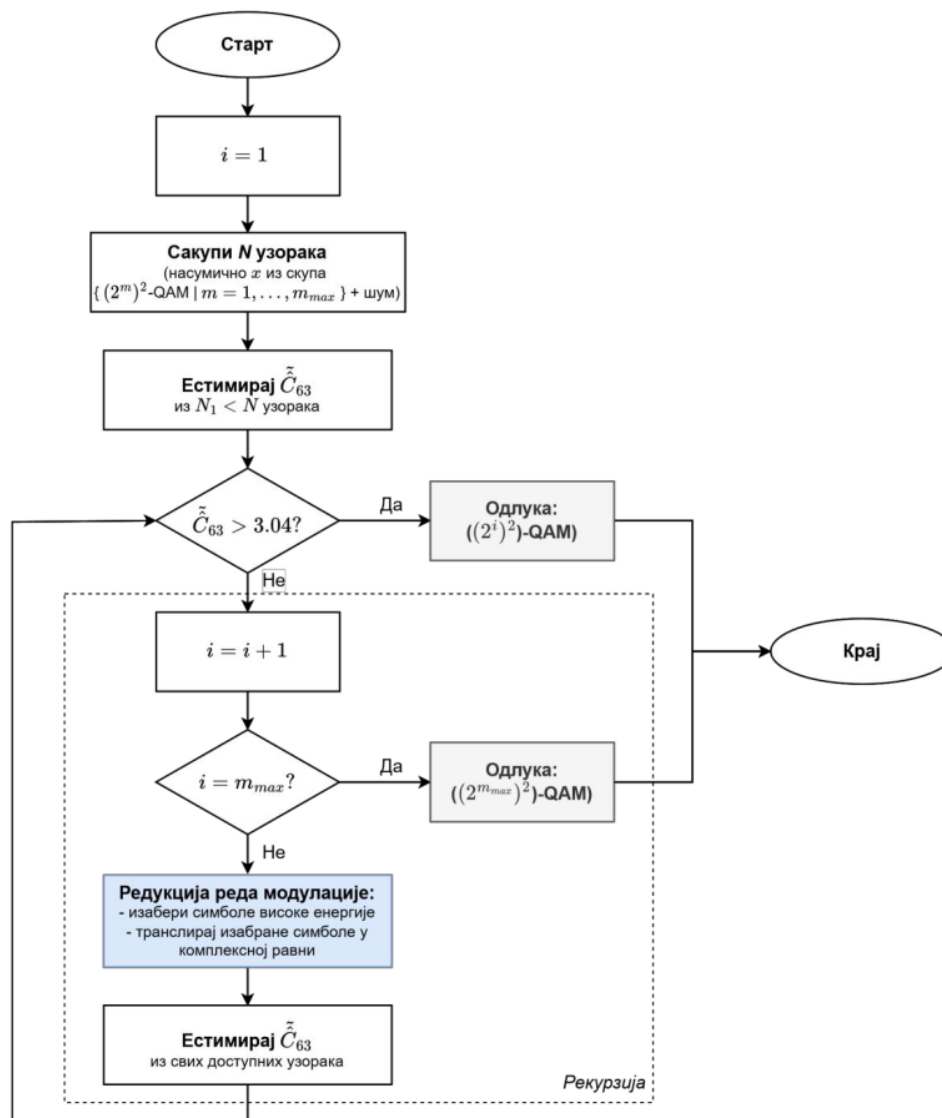
M -QAM signala, recimo skup od $m_{max} = 5$ konstelacija {4-QAM, 16-QAM, 64-QAM, 256-QAM, 1024-QAM} (oznake $m = 1, \dots, m_{max}$ su povezane sa redom modulacije M pomoću formule $M = (2^m)^2 = 4, 16, 64, 256, 1024$), lako se može videti da je broj iteracija u rekurziji jednak $m_{max} - 2$.

Treba svakako napomenuti da korišćenje rekurzivnog algoritma u principu znači i veće računске zahteve u odnosu na predloženi metod redukcije reda modulacije iz prethodnog odeljka - što je broj iteracija u rekurziji veći i ovi zahtevi su veći. Rezultujuće dodatno opterećenje, kada se posmatra u kontekstu poređenja sa savremenim metodama zasnovanim na dubokim neuralnim mrežama, ipak nikako ne menja odnos tradicionalnih i savremenih algoritama za AKM predloženi rekurzivni algoritam i dalje ima za nekoliko redova veličina manje računске i memorijske zahteve od algoritama koji koriste modele dubokog učenja.

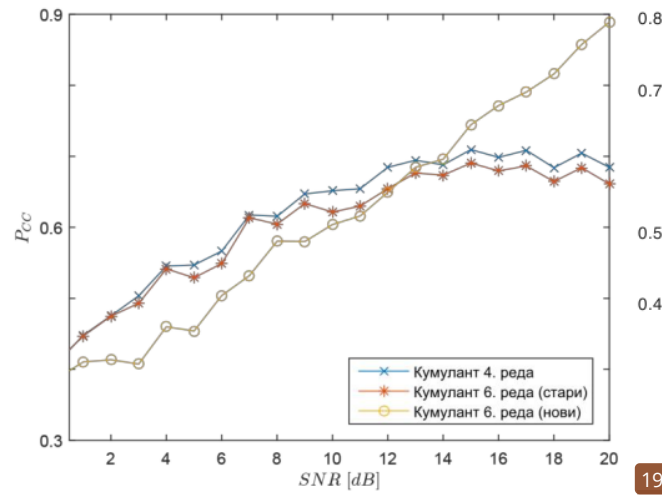
5.2.1 Simulacije i analiza performansi

Predloženi rekurzivni algoritam je testiran u istoj postavci kao predloženi algoritam bez rekurzije, samo na proširenom skupu 5 konstelacija {4-QAM, 16-QAM, 64-QAM, 256-QAM, 1024-QAM}. Dobijeni rezultati klasifikacije su prikazani na Slici 5.12. Može se videti da predloženi rekurzivni algoritam ima za više nivoa SNR superiorne performanse u odnosu na algoritme zasnovane na „običnim” kumulantima četvrtog i šestog reda. Za relativno niže nivoa SNR predloženi rekurzivni algoritam ima neznatno lošije performanse, što je očekivano imajući u vidu prirodu procesa redukcije reda modulacije koji se u ovom slučaju rekurzivno ponavlja.

U cilju pružanja boljeg uvida u performanse predloženog algoritma, na Slici 5.13 su prikazane zavisnosti vrednosti elemenata klasifikacione matrice zabune (konfuzije) u odnosu na SNR, normalizovane u odnosu na stvarni broj instanci koje pripadaju određenim klasama (kako bi pripadale intervalu od 0 do 1). Prave klase modulacija su smeštene u redove a prediktovane klase u kolone matrice konfuzije. Može se videti da, očekivano, vrednosti na glavnoj dijagonali generalno rastu kako se smanjuje odnos signal/šum, dok ostale vrednosti opadaju. Primetne su, za pojedine elemente, skokovite promene, koje su posledica kombinovanja odlučivanja na osnovu pragova i transformacije signala kroz više iteracija. Kao što je i očekivano, najviše grešaka u klasifikaciji



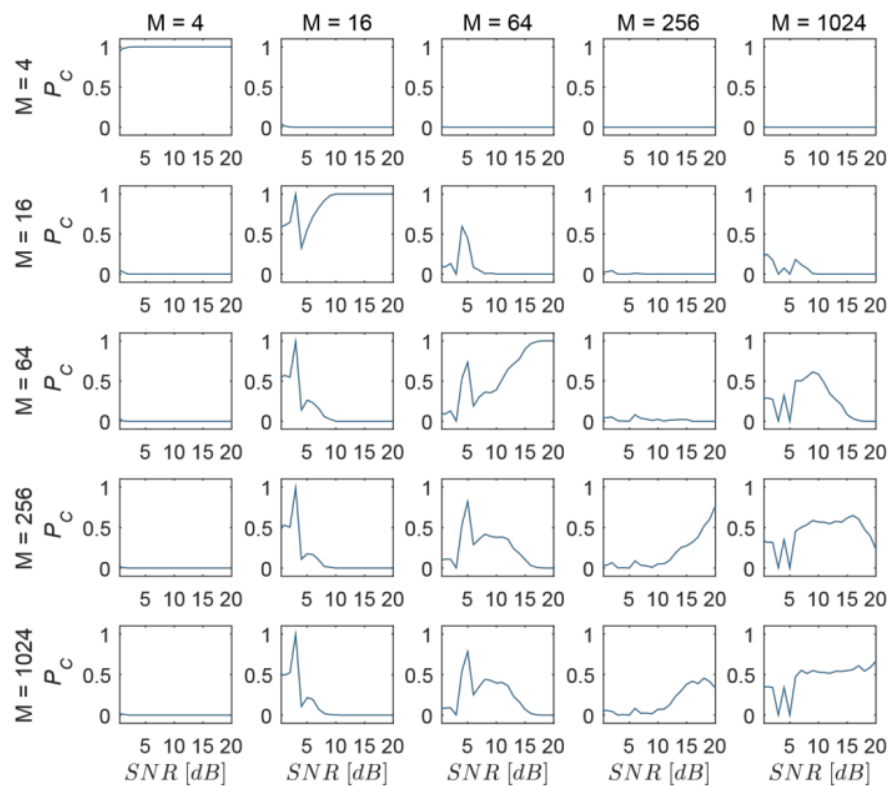
Слика 5.11: Дијаграм предложеног рекурзивног алгоритма за АКМ заснованог на кумулантима шестог реда и методу редукције реда модулације, применjen на скупу $\{(2^m)^2\text{-QAM} \mid m = 1, \dots, m_{max}\}$ сигнала.



Slika 5.12: Verovatnoća tačne klasifikacije za rekurzivni algoritam, 9a slučaj signala iz skupa $\{QPSK, 16-QAM, 64-QAM, 256-QAM, 1024-QAM\}$, sa kanalom sa aditivnim belim Gausovim šumom i $N = 2000$.

se dešava za konstelacije visokog reda modulacije, zbog veće prostorne gustine modulisanih simbola.

Ukoliko se porede performanse predloženog rekurzivnog algoritma sa performansama algoritma zasnovanog na znatno složenijem modelu dubokog učenja iz [42] (matrica konfuzije za QAM signale dobijena korišćenjem modela iz [42] za $SNR=20dB$ je prikazana na Slici 5.14, gde su prave klase modulacija smeštene u redove a prediktovane klase u kolone), može se videti da predloženi algoritam ima značajno bolje performanse za više redove modulacije QAM signala (za $64-QAM$ i $256-QAM$) konstelacije. Preciznije, tačnost za $64-QAM$ signale je 100% (naspram 44.8% za model iz [42]), odnosno 76.4% za $256-QAM$ signale (naspram 38.1% za model iz [42]). Ovaj rezultat je još značajniji ukoliko se uzmu u obzir izrazito manji memorijski i procesorski zahtevi predloženog algoritma. Takođe, na ovaj način se otvaraju potencijalni novi pravci razvoja i istraživanja u kojima se predloženi algoritam može naći kao deo većih klasifikatora, zasnovanih bilo na tradicionalnim bilo na savremenim algoritmima za AKM.



Slika 5.13: Matrica konfuzije klasifikacije QAM signala za predloženi rekurzivni algoritam. Prikazane su vrednosti u zavisnosti od veličine SNR, normalizovane stvarnim brojem instanci koje pripadaju određenim klasama.

	16APSK	32APSK	64APSK	128APSK	16QAM	32QAM	64QAM	128QAM	256QAM
16QAM	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
32QAM	2.3%	0.0%	17.0%	5.1%	0.0%	60.5%	3.1%	11.9%	0.0%
64QAM	0.0%	0.0%	2.8%	2.2%	5.5%	5.0%	44.8%	10.5%	29.3%
128QAM	2.2%	0.0%	28.0%	10.2%	0.0%	16.5%	4.9%	33.2%	4.9%
256QAM	0.0%	0.0%	3.9%	2.2%	3.9%	3.9%	36.1%	11.8%	38.1%

Slika 5.14: Deo matrice konfuzije klasifikacije koja se dobija korišćenjem modela predloženog u [42]. Prikazane su vrednosti za $SNR=20dB$, normalizovane stvarnim brojem instanci koje pripadaju određenim klasama.

Glava 6

Zaključak

U ovoj disertaciji je predloženo nekoliko novih algoritama za automatsku klasifikaciju modulacija (AKM), koja predstavlja važan, ponekad i ključan deo, u savremenim telekomunikacionim sistemima. Predloženi algoritmi pripadaju klasi tradicionalnih metoda klasifikacije modulacija, zasnovanih na statističkim obeležjima - kumulantima signala. Korišćeni su kumulanti šestog reda i u ovakvoj postavci su predloženi novi metod redukcije reda modulacije, kao i novi rekurzivni algoritam, primarno usmereni ka poboljšanju performansi klasifikacije za *QAM* signale. Dobijeni rezultati su slični ili bolji, u poređenju sa postojećim algoritmima iste klase, ali i u poređenju sa savremenim sofisticiranim algoritmima zasnovanim na modelima dubokog učenja koji imaju značajno veće računске i memorijske zahteve.

6.1 Rezime

Kao neophodni preduslovi za sveobuhvatno prezentovanje predloženih algoritama za AKM, najpre su u drugoj glavi uvedeni teoretski koncepti statistike signala i kumulanata višeg reda, zatim u trećoj glavi opisane različite metode modulacije, dok je u četvrtoj glavi dat prikaz do sada poznatih u literaturi algoritama za AKM zasnovanih na kumulantima višeg reda.

Statistike za AKM za više kompleksnih konstelacija su prezentovane po prvi put. Dok simulacije pokazuju visok nivo podudaranja sa teoretskim očekivanjima, precizni numerički i vizuelni opisi (dati u drugoj i trećoj glavi) različitih oblika konstelacija, prezentovani u postavci AKM zasnovanoj na konceptu kumulanata, omogućavaju potrebnu reproducibilnost, i eliminišu potencijalne nejasnoće u eventualnim dobijenim rezultatima i njihovoj interpretaciji [31].

U petoj glavi, koja predstavlja srž disertacije, je predstavljen novi pristup za poboljšanje tačnosti klasifikacionog procesa algoritma za AKM koji koristi kumulante šestog reda i jednostavnu dvokoračnu strukturu za izdvajanje obeležja, prethodno opisane u četvrtoj glavi. Ovaj pristup uključuje predloženi metod za redukciju reda modulacije opserviranog signala [32]. Predloženi metod je detaljno opisan, testiran

pomoću računarskih simulacija unutar algoritma za AKM sa kumulantima šestog reda, i poređen sa standardnim algoritmima za AKM (bez redukcije reda modulacije), zasnovanim na kumulantima šestog i četvrtog reda. Postignuta poboljšanja u performansama su prezentovana i objašnjena. Klasifikacija bez grešaka *QAM* signala na višim vrednostima odnosa signal/šum, kao i generalno efikasnija klasifikacija u poređenju sa klasičnim algoritmima, pokazuju da predloženi metod redukcije reda modulacije direktno poboljšava performanse algoritma za AKM. Prilikom testiranja sa kumulantima šestog reda kao obeležjima od interesa, predloženi metod u opštem slučaju čuva dobre statističke osobine kumulanata signala višeg reda, pa se može primeniti i u drugim algoritmima za AKM.

Opisana poboljšanja predloženog algoritma dolaze uz trošak (neznatnog) povećanja kompleksnosti: u poređenju sa algoritmom sa standardnim kumulantima šestog reda, metod redukcije reda modulacije uvodi dodatne operacije poređenja i kompleksnog sabiranja u cilju klasifikacije *QAM* signala. Klasifikacija *QPSK* signala se sprovodi na potpuno isti način kao u slučaju standardnog algoritma za AKM zasnovanog na kumulantima šestog reda, bez dodate kompleksnosti. Ipak, čak i ukoliko se uzme u obzir uvedena dodatna kompleksnost, ukupne karakteristike algoritma opisane preko broja operacija sabiranja i množenja (uz odsustvo bilo kakvih eksponencijalnih i logaritamskih operacija), kao i preko memorijskih zahteva i procesorskog vremena izvršavanja, i dalje su za nekoliko redova veličina manje u magnitudi u odnosu na konkurenciju. Ovo čini da su predložene modifikacije, usmerene ka poboljšanju performansi algoritma za AKM, koje su donele neophodnu konkurentnost, više nego opravdane. U isto vreme, ovo čini predloženi metod redukcije reda modulacije veoma atraktivnim za buduća istraživanja.

U drugom delu pete glave je predložen i rekurzivni algoritam za klasifikaciju *QAM* signala sa relativno većim brojem simbola, gde se vrši iterativno ponavljanje procesa redukcije reda modulacije. Ovaj algoritam je testiran u sličnoj postavci kao osnovni algoritam redukcije reda modulacije, i dobijene su jako dobre performanse klasifikacije. U određenim situacijama predloženi algoritam daje bolje performanse čak i u odnosu na savremene metode koje koriste duboke neuralne mreže, vrlo zahtevne po pitanju korišćenih resursa.

6.2 Doprinos disertacije

Rezultat ove disertacije u vidu novog algoritma za AKM predstavlja originalan naučni doprinos u razvoju oblasti klasifikacije nepoznatih telekomunikacionih signala. Novopredloženi metod redukcije reda modulacije daje nepomerena rešenja i čuva statističke osobine zašumljenih komponenti signala, pored samog redukovanja reda

modulacije. Na taj način predloženi metod predstavlja prvo rešenje svoje vrste [32], koje je javno publikovano u dostupnoj literaturi. Ovo rešenje je testirano pomoću sveobuhvatnih računarskih simulacija, napravljeno je poređenje sa postojećim algoritmima, i analizirani su pokazani benefiti predloženog metoda.

Pored glavnog rezultata vezanog za novi algoritam koji uključuje redukciju reda modulacije, vrednosti kumulanata višeg reda za više kompleksnih konstelacija su u ovoj disertaciji predstavljene po prvi put [31]. Takođe, AKM je razmatrana u ovom kontekstu, i analizirane su performanse klasifikacije dobijene pomoću simulacija, koje se u velikoj meri poklapaju sa očekivanim teoretskim vrednostima. U cilju eliminisanja potencijalnih nejasnoća koje se javljaju u postojećoj literaturi, kada su u pitanju interpretacije od strane različitih autora koje se odnose na različite konstelacije moduliranih signala, predstavljeni su i precizni vizuelni i numerički opisi različitih oblika konstelacija.

Predložen je i novi rekursivni algoritam koji iterativno vrši redukciju reda modulacije, usmeren ka klasifikaciji signala relativno visokog reda modulacije. Predloženi metod je testiran pomoću računarskih simulacija i pokazao je izvanredne rezultate klasifikacije - slične ili bolje u odnosu na postojeće referentne algoritme iz literature koji pripadaju savremenim klasama algoritama za AKM zasnovanim na dubokom učenju. Važno je napomenuti da su ovakve performanse postignute uz korišćenje značajno manje računarskih resursa - predloženi algoritam ima za nekoliko redova veličina manje i računске i memorijske zahteve od pomenutih modela dubokog učenja.

6.3 Otvorena pitanja i pravci razvoja

Nekoliko otvorenih pitanja u ovoj disertaciji predstavlja inspiraciju za potencijalno veoma interesantna dalja istraživanja. Najpre, moguće je dalje razmatranje perspektiva za poboljšanje u performansama algoritama za AKM, zasnovanih na kumulantima šestog reda i redukciji reda modulacije, pod zahtevnijim uslovima propagacije (kao što su slučajevi interferencije, *multipath*-a, i drugi).

Uključivanje i razmatranje dodatnih statističkih obeležja, bilo ostalih kumulanata bilo drugih statističkih parametara, potencijalno i unutar pristupa zasnovanih na kombinovanju ovih obeležja, predstavlja moguć novi pravac razvoja. Prirodno pitanje koje se nameće je takođe procena performansi predloženih algoritama u scenarijima sa većim brojem različitih konstelacija koje nisu dominantno *QAM* tipa. U ovakvoj postavci bi verovatno valjalo istražiti potencijal predloženih rešenja da se koriste kao deo nekog većeg klasifikatora, nalik na tzv. slab klasifikator koji se koristi unutar ansambla slabih klasifikatora koji čine tzv. jak klasifikator.

GLAVA 6. ZAKLJUČAK

Na kraju, istraživanje mogućnosti za kombinovanje predloženih novih metoda sa savremenim algoritmima za AKM koji koriste značajno više računarskih resursa, u cilju ubrzanja izvršavanja ili smanjenja procesorskih i memorijskih zahteva u pojedinim slučajevima primene, predstavlja još jedan vrlo interesantan potencijalni pravac za dalja istraživanja.

Literatura

- [1] ¹ CCITT Recommendation V.32 bis: A duplex modem operating at data signaling rates of up to 14 400 bit/s for use on the general switched telephone network and on leased point-to-point 2-wire telephone-type circuits, Recommendation V.32 bis. Technical report, Consultative Committee for International Telegraphy and Telephony CCITT, International Telecommunication Union ITU-T, 1991.
- [2] ⁷ ITU-T Recommendation V.29: Data communication over the telephone network 9600 bits per second modem standardized for use on point-to-point 4-wire leased telephone-type circuits, Recommendation V.29. Technical report, International Telecommunication Union ITU-T, 1993.
- [3] ITU-T Recommendation V.32: A family of 2-wire, duplex modems operating at data rates of up to 9600 bit/s for use on the general switched telephone network and leased telephone-type circuits, Recommendation V.32. Technical report, International Telecommunication Union ITU-T, 1993.
- [4] ¹³ Mohamed Abdel-Moneim, Walid El-Shafai, Nariman El-Salam, El-Sayed El-Rabaie, and Fathi Abd El-Samie. A survey of traditional and advanced automatic modulation classification techniques, challenges and some novel trends. *International Journal of Communication Systems*, Jul. 2021.
- [5] ⁶ Dhamyaa H. Al-Nuaimi, Ivan A. Hashim, Intan S. Zainal Abidin, Laith B. Salman, and Nor Ashidi Mat Isa. Performance of feature-based techniques for automatic digital modulation recognition and classification—a review. *Electronics*, 8(12), Nov. 2019.
- [6] ⁶ Ahmed K. Ali and Ergun Erçelebi. An m-QAM signal modulation recognition algorithm in AWGN channel. *Scientific Programming*, 2019:1–17, May 2019.
- [7] ¹ Sergio Benedetto, Ezio Biglieri, and Valentino Castellani. *Digital Transmission Theory*. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, 1987.
- [8] ³² Henry W. Block and Zhou Fang. A multivariate extension of hoeffding's lemma. *Annals of Probability*, 16(4):1803–1820, 1988.
- [9] ⁴³ David Brillinger. *Time series. Data analysis and theory. Repr.* SIAM: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2001.

LITERATURA

-
- [10] ²⁵ Bruce A. Carlson, Paul B. Crilly, and Janet C. Rutledge. *Communication Systems: An Introduction to Signals and Noise in Electrical Communication*, 4th edition. Boston: McGraw-Hill, 2012.
 - [11] ⁵ Weidong Chen and Shaoquan Yang. Recursive classification of m-qam signals based on higher order cumulants. *Journal of Electronics (China)*, 19(3):270–275, Jul. 2002.
 - [12] ¹ John M. Cioffi. *Discrete Data Transmission Basics – Part I: Modulation and Canonical Reception*. Chapters for EE379A: Digital Communications - Signal Processing, available online: <https://cioffi-group.stanford.edu/doc/book/chap1.pdf>, Visited on 03.07.2022.
 - [13] ³⁷ Octavia Dobre, Ali Abdi, and Wei Su. Survey of automatic modulation classification techniques: Classical approaches and new trends. *Communications, IET*, 1:137 – 156, May 2007.
 - [14] ³⁶ Octavia Dobre, Menguc Oner, Sreeraman Rajan, and Robert Inkol. Cyclostationaritybased robust algorithms for qam signal identification. *IEEE Communications Letters*, 16:12–15, Jan. 2012.
 - [15] ⁴⁶ Xiaodai Dong. *Coherent Signalling and Receiver Diversity for Fading Channels*. PhD thesis, Queen’s University, Kingston, Ontario, Canada, 2000.
 - [16] ¹⁷ Yahia A. Eldemerdash, Octavia A. Dobre, and Mengüç Oner. Signal identification for multiple-antenna wireless systems: Achievements and challenges. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 18(3):1524–1551, 3rd Quart. 2016.
 - [17] ⁵⁹ Ian Glover and Peter M. Grant. *Digital Communications*. Prentice Hall, 2010.
 - [18] ³⁴ I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville. *Deep Learning*. Adaptive Computation and Machine Learning series. MIT Press, 2016.
 - [19] ²⁴ Lubing Han, Feifei Gao, Zan Li, and Octavia A. Dobre. Low complexity automatic modulation classification based on order-statistics. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 16(1):400–411, Jan. 2017.
 - [20] ⁴⁸ Alharbi Hazza, Mobien Shoaib, Saleh A. Alshebeili, and Alturki Fahad. An overview of feature-based methods for digital modulation classification. In *Proc. 1st International Conference on Communications, Signal Processing, and their Applications (ICCSPA)*, pages 1–6, Feb. 2013.

-
- [21] ⁸ Jung Hwan Lee, Jaekyum Kim, Byeoungdo Kim, Dongweon Yoon, and Jun Won Choi. Robust automatic modulation classification technique for fading channels via deep neural network. *Entropy*, 19(9), Aug. 2017.
- [22] ⁶ Xiaofan Li, Fangwei Dong, Sha Zhang, and Weibin Guo. A survey on deep learning techniques in wireless signal recognition. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2019:1–12, Feb. 2019.
- [23] ¹⁵ Yu-Chuan Lin and C.-C. Jay Kuo. Classification of quadrature amplitude modulated (QAM) signals via sequential probability ratio test (SPRT). *Signal Processing*, 60(3):263–280, 1997.
- [24] ²⁶ Luokun Liu and Jiadong Xu. A novel modulation classification method based on high order cumulants. *Proc. International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing*, pages 1–5, Sep. 2006.
- [25] ⁸ Sudhan Majhi, Rahul Gupta, Weidong Xiang, and Savo Glisic. Hierarchical hypothesis and feature-based blind modulation classification for linearly modulated signals. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 66(12):11057–11069, Dec. 2017.
- [26] ⁴¹ K.P. Murphy. *Probabilistic Machine Learning: An Introduction*. Adaptive Computation and Machine Learning series. MIT Press, 2022.
- [27] ²⁰ Vladimir D. Orlić and Miroslav L. Dukić. Automatic modulation classification algorithm using higher-order cumulants under real-world channel conditions. *IEEE Communications Letters*, 13(12):917–919, Dec. 2009.
- [28] ¹ Vladimir D. Orlić and Miroslav L. Dukić. Properties of an algorithm for automatic modulation classification based on sixth-order cumulants. In *Proc. XLIV International Scientific Conference - ICEST, Veliko Trnovo, Bulgaria*, pages 635–638, Sep. 2009.
- [29] ⁵ Vladimir D. Orlić and Miroslav L. Dukić. Automatic modulation classification: Sixthorder cumulant features as a solution for real-world challenges. In *Proc. 20th Telecommunications Forum (TELFOR)*, pages 392–399, Nov. 2012.
- [30] ⁷ Vladimir D. Orlić and Miroslav L. Dukić. Setting the optimal decision threshold and analysis of impact of sample size on automatic modulation classification based on sixth-order cumulants. In *Proc. International Scientific Conference on Defensive Technologies OTEH, Belgrade, Serbia*, pages 511–515, 2012.

-
- [31] Marko S. Pajić, Mladen Veinović, and Vladimir D. Orlić. Complex signal constellations in cumulants-based AMC: Statistics and performance. *Telfor Journal*, 13:63–68, Dec. 2021.
- [32] Marko S. Pajić, Mladen Veinović, Miroslav Perić, and Vladimir D. Orlić. Modulation order reduction method for improving the performance of AMC algorithm based on sixth-order cumulants. *IEEE Access*, 8:106386–106394, Jun. 2020.
- [33] Shengliang Peng, Hanyu Jiang, Huaxia Wang, Hathal Alwageed, and Yu-Dong Yao. Modulation classification using convolutional neural network based deep learning model. In *Proc. 26th Wireless and Optical Communication Conference (WOCC)*, pages 1–5, Apr. 2017.
- [34] Alan A. Pennacchio, João P. C. L. da Costa, Vítor M. Bordini, Giovanni del Gado, and Samuel M. C. L. da Silva. Eigen filter -based automatic modulation classification with offsets for distributed antenna systems. In *Proc. 34th Simposio Brasileiro Telecomunicacoes Processamento Sinais*, pages 260–261, Jan. 2016.
- [35] John G. Proakis and Masoud Salehi. *Communication Systems Engineering*. Pearson Education. Prentice Hall, 2002.
- [36] James A. Sills. Maximum-likelihood modulation classification for psk/qam. In *MILCOM 1999. IEEE Military Communications. Conference Proceedings*, volume 1, pages 217–220 vol.1, Nov. 1999.
- [37] Mirko Simić, Miloš Stanković, and Vladimir Orlić. Automatic modulation classification of real signals in AWGN channel based on sixth-order cumulants. *Radioengineering*, 2021:204–214, Apr. 2021.
- [38] Chad Spooner. On the utility of sixth-order cyclic cumulants for RF signal classification. In *Proc. 35th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, volume 1, pages 890 – 897 vol.1, Dec. 2001.
- [39] Chad Spooner, Apurva Mody, Jack Chuang, and Josh Petersen. Modulation recognition using second- and higher-order cyclostationarity. In *Proc. IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN)*, pages 1–3, Mar. 2017.
- [40] Mandyam D. Srinath, Periagaram K. Rajasekaran, and Ramanarayanan Viswanathan. *An introduction to statistical signal processing with applications*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1996.

LITERATURA

- [41] Ananthram Swami and Brian M. Sadler. Hierarchical digital modulation classification using cumulants. *IEEE Transactions on Communications*, 48(3):416–429, Mar. 2000.
- [42] Chieh-Fang Teng, Ching-Yao Chou, Chun-Hsiang Chen, and An-Yeu Wu. Accumulated polar feature-based deep learning for efficient and lightweight automatic modulation classification with channel compensation mechanism. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 69(12):15472–15485, Dec. 2020.
- [43] C. Melvil Thomas, Michael L. Weidner, and Saad Pervez Durrani. Digital amplitudephase keying with M-ary alphabets. *IEEE Transactions on Communications*, 22:168–180, 1974.
- [44] Hsiao-Chun Wu, Mohammad Saquib, and Zhifeng Yun. Novel automatic modulation classification using cumulant features for communications via multipath channels. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 7(8):3098–3105, Aug. 2008.
- [45] Zhilu Wu, Siyang Zhou, Zhendong Yin, Bo Ma, and Zhutian Yang. Robust automatic modulation classification under varying noise conditions. *IEEE Access*, 5:19733–19741, Aug. 2017.
- [46] Lin Yang, Zhi Ji, Xiaodong Xu, Xuchu Dai, and Peixia Xu. Modulation classification in multipath fading environments. In *Proc. 4th International Symposium on Wireless Communication Systems*, pages 171–174, Oct. 2007.
- [47] Tingping Zhang, Cong Shuai, and Yaru Zhou. Deep learning for robust automatic modulation recognition method for IoT applications. *IEEE Access*, 8:117689–117697, Mar. 2020.

UNAPREĐENJE AUTOMATSKE KLASIFIKACIJE MODULACIJE ZASNOVANE NA KUMULANTU ŠESTOG REDA ZA QAM SIGNALA

ORIGINALITY REPORT

11%

SIMILARITY INDEX

PRIMARY SOURCES

- | | | |
|---|--|-----------------|
| 1 | www.researchgate.net
Internet | 491 words — 2% |
| 2 | nardus.mpn.gov.rs
Internet | 190 words — 1% |
| 3 | singipedia.singidunum.ac.rs
Internet | 115 words — 1% |
| 4 | www.u-cursos.cl
Internet | 86 words — < 1% |
| 5 | Marko S. Pajic, Mladen Veinovic, Miroslav Peric, Vladimir D. Orlic. "Modulation Order Reduction Method for Improving the Performance of AMC Algorithm Based on Sixth – Order Cumulants", IEEE Access, 2020
Crossref | 79 words — < 1% |
| 6 | scholar.archive.org
Internet | 77 words — < 1% |
| 7 | Mirko Simic, Milos Stankovic, Vladimir D. Orlic. "Physical Layer Communication Security in Smart Cities: Challenges and Threats Identification", 2021 15th | 64 words — < 1% |

International Conference on Advanced Technologies, Systems and Services in Telecommunications (TELSIKS), 2021

Crossref

8	researchr.org Internet	52 words — < 1%
9	Rade R. Bozovic, Vladimir D. Orlic, Miroslav L. Dukic. "Automatic classification modulation based on sixth order cumulants of various structures", 2011 19th Telecommunications Forum (TELFOR) Proceedings of Papers, 2011 Crossref	51 words — < 1%
10	www.singipedia.singidunum.ac.rs Internet	41 words — < 1%
11	fedorabg.bg.ac.rs Internet	38 words — < 1%
12	engnet.anu.edu.au Internet	35 words — < 1%
13	www.coursehero.com Internet	34 words — < 1%
14	typeset.io Internet	30 words — < 1%
15	d-nb.info Internet	28 words — < 1%
16	iris.unige.it Internet	27 words — < 1%
17	repository.kaust.edu.sa Internet	26 words — < 1%

18	www.3daixie.com Internet	26 words — < 1%
19	www.scribd.com Internet	26 words — < 1%
20	dblp.dagstuhl.de Internet	25 words — < 1%
21	eteze.bg.ac.rs Internet	25 words — < 1%
22	repository.singidunum.ac.rs Internet	25 words — < 1%
23	arxiv.org Internet	24 words — < 1%
24	dblp.uni-trier.de Internet	24 words — < 1%
25	www.tct.hut.fi Internet	24 words — < 1%
26	ir.lib.uth.gr Internet	23 words — < 1%
27	vtechworks.lib.vt.edu Internet	23 words — < 1%
28	Marko Nerandzic, Rade Bozovic, Vladimir D. Orlic. "Impact of AWGN estimation on classification performance of AMC algorithms based on higher order cumulants", 2021 29th Telecommunications Forum (TELFOR), 2021 Crossref	20 words — < 1%

29 R. Lopez-Valcarce. "Realizable Linear and Decision Feedback Equalizers: Properties and Connections", IEEE Transactions on Signal Processing, 3/2004 20 words — < 1%
Crossref

30 bura.brunel.ac.uk 20 words — < 1%
Internet

31 publikationen.bibliothek.kit.edu 20 words — < 1%
Internet

32 ftp.math.utah.edu 19 words — < 1%
Internet

33 repozitorij.fsb.unizg.hr 18 words — < 1%
Internet

34 www.osapublishing.org 18 words — < 1%
Internet

35 www.singipedia.com 18 words — < 1%
Internet

36 P. Dileep, Aashvi Singla, Dibyajyoti Das, Prabin Kumar Bora. "Deep Learning-Based Automatic Modulation Classification over MIMO Keyhole Channels", IEEE Access, 2022 17 words — < 1%
Crossref

37 Rasha M. Al-Makhlaw, Mustafa M. Abd Elnaby, Heba A. El-Khobby. "C24. Automatic modulation recognition in wireless systems using cepstral analysis and neural networks", 2012 29th National Radio Science Conference (NRSC), 2012 17 words — < 1%
Crossref

38 repozitorij.unios.hr

17 words — < 1%

39 [xdocs.club](#)
Internet

17 words — < 1%

40 [core.ac.uk](#)
Internet

16 words — < 1%

41 Tanveer Ahmad, Rafal Madonski, Dongdong Zhang, Chao Huang, Asad Mujeeb. "Data-driven probabilistic machine learning in sustainable smart energy/smart energy systems: Key developments, challenges, and future research opportunities in the context of smart grid paradigm", Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022
Crossref

15 words — < 1%

42 [eteze.ni.ac.rs](#)
Internet

15 words — < 1%

43 Mahi Abdelbar, Bill Tranter, Tamal Bose. "Cooperative Modulation Classification of multiple signals in Cognitive Radio Networks", 2014 IEEE International Conference on Communications (ICC), 2014
Crossref

14 words — < 1%

44 Marko Pajić, Mladen Veinović, Vladimir Orlić. "Complex signal constellations in cumulantsbased AMC: Statistics and performance", Telfor Journal, 2021
Crossref

14 words — < 1%

45 [iepe.ir](#)
Internet

14 words — < 1%

46 [dspace.gazi.edu.tr](#)
Internet

13 words — < 1%

47 Marina Jovanović, Milovan Vuković, Snežana Urošević. "Application of qualitative methods in management", Tehnika, 2018 12 words — < 1%
Crossref

48 Samuel Bair, Matthew DeVecchio, Bryse Flowers, Alan J. Michaels, William C. Headley. "On the Limitations of Targeted Adversarial Evasion Attacks Against Deep Learning Enabled Modulation Recognition", Proceedings of the ACM Workshop on Wireless Security and Machine Learning - WiseML 2019, 2019 12 words — < 1%
Crossref

49 doaj.org 12 words — < 1%
Internet

50 www.ibu.edu.ba 12 words — < 1%
Internet

51 Ljubica Komazec, Marko Aleksic. "Organic agricultural production in the function of reducing rural poverty: The example of Velebit village in the A.P. Of Vojvodina", Ekonomski horizonti, 2015 11 words — < 1%
Crossref

52 Surajit Borkotokey, Rupok Neog. "Allocating Profit Among Rational Players in a Fuzzy Coalition: A Game Theoretic Model", Group Decision and Negotiation, 2010 11 words — < 1%
Crossref

53 www.semanticscholar.org 11 words — < 1%
Internet

54 J. Mateos. "Design Optimization of AlInAs–GaInAs HEMTs for Low-Noise Applications", IEEE Transactions on Electron Devices, 8/2004 10 words — < 1%
Crossref

55 Markovic, Goran B.. "Cooperative modulation classification by using multiple sensors in dispersive fading channels", 2014 22nd Telecommunications Forum Telfor (TELFOR), 2014.

Crossref

10 words — < 1%

56 Vladimir Orlic, Miroslav L. Dukic. "Algorithm for automatic modulation classification in multipath channel based on sixth-order cumulants", 2009 9th International Conference on Telecommunication in Modern Satellite, Cable, and Broadcasting Services, 2009

Crossref

10 words — < 1%

57 docplayer.gr

Internet

9 words — < 1%

58 pt.scribd.com

Internet

9 words — < 1%

59 read.pudn.com

Internet

9 words — < 1%

60 repozitorij.etfos.hr

Internet

9 words — < 1%

61 www.politika.rs

Internet

9 words — < 1%

62 2010.telfor.rs

Internet

8 words — < 1%

63 Isha Dewan. "Non-uniform and uniform Berry-Esseen type bounds for stationary associated sequences", Journal of Nonparametric Statistics, 3/1/2005

Crossref

8 words — < 1%

64 Mirjana Mihajlovic. "Loudness normalization", 2011 8 words — < 1 %
19thTelecommunications Forum (TELFOR)
Proceedings of Papers, 11/2011
Crossref

65 Stoja Milovanovic, Milica Pantic, Jasna Ivanovic, 8 words — < 1 %
Irena Zizovic. "Optimization of chitosan gel
preparation for supercritical impregnation of thymol", Tehnika,
2015
Crossref

66 mpra.ub.uni-muenchen.de 8 words — < 1 %
Internet

67 repozitorij.unizg.hr 8 words — < 1 %
Internet

68 vbs.rs 8 words — < 1 %
Internet

69 www.ftn.uns.ac.rs 8 words — < 1 %
Internet

70 www.supram.org.rs 8 words — < 1 %
Internet

71 M. Simic, M. Stankovic, V. D. Orlic. "Automatic 7 words — < 1 %
Modulation Classification of Real Signals in AWGN
Channel Based on Sixth-Order Cumulants", Radioengineering,
2021
Crossref
