

UNIVERZITET SINGIDUNUM

BEOGRAD

DEPARTMAN POSLEDIPLOMSKIH STUDIJA

Analiza specifičnosti veštačke inteligencije u video igrama

- Master rad -

Mentor:

Prof. dr Milan Milosavljević

Student:

Nikola Knežević 410535/2010

Beograd, 2013. godine



UNIVERZITET SINGIDUNUM

DEPARTMAN POSLEDIPLOMSKIH STUDIJA

MASTER RAD

MASTER STUDIJSKI PROGRAM:

Savremene informacione tehnologije

Tema:

Analiza specifičnosti veštačke inteligencije u video igrama

Mentor:

Prof. dr Milan Milosavljević

Student:

Nikola Knežević 410535/2010

Beograd, 2013. godine

Analiza specifičnosti veštačke inteligencije u video igrama

Sažetak: Profitabilnost i zabavni karakter industrije igara navode nas da razmišljamo o načinu na koji se igre prave. Jedan od elemenata gotovo svake igre je veštačka inteligencija. Ispituje se njeno stanje, zavisnost od drugih nauka i posebni problemi koje ona mora da reši da bi ispunila svoje ciljeve. Istražujući pisane izvore na temu veštačke inteligencije i diskusije njenih kreatora, dolazimo do nekoliko važnih zaključaka o inteligentnim sistemima u igrama. Usled razlike u problemima koje veštačka inteligencija u igrama rešava, njena teorija je posebna u odnosu na druge grane veštačke inteligencije. Svrha joj je da obezbedi funkcionalnost igri i da daje privid inteligencije. Proste tehnike se mnogo više koriste od komplikovanih i zanimljivijih. Dizajn igre u potpunosti uslovljava kompleksnost veštačke inteligencije. Napredak će biti određen tehnologijama budućnosti i stepenom slobode kreatora da budu kreativni u stvaranju sistema. Igre koje su do sada koristile naprednije tehnike veštačke inteligencije imaju promenljiv uspeh, što znači da oblast nije definisana do kraja i postoji prostor za razvoj.

Ključne reči: veštačka inteligencija, video igre

Analysis of the specificities of artificial intelligence in video games

Abstract: Profitability and entertaining aspect of video game industry lead us to think of the ways they are made. One of the elements present in most games is the artificial intelligence. This work examines its state, dependence on other sciences and separate problems it has to solve to fulfill its goals. Analysing the written sources on the topic of AI and discussion of its creators, several important conclusions can be drawn about intelligent systems in games. Due to the variety of problems the AI solves in games, its theory is special when compared to other branches of AI. Its purpose is to enable and ensure the functionality of the game and give the semblance of intelligence. Simple technics are used more commonly than the more complicated and interesting. The game design completely relies on the complexity of the AI. The advancement will be marked by the technologies of the future and the degree of freedom of creators to be creative in making the systems. Games that have so far used more advanced technics of AI have inconsistent success, implying that the area hasn’t been completely defined and that development is still ongoing.

Key words: artificial intelligence, video games

SADRŽAJ

1. Uvod ..... - 4 -

2. Metodologija istraživačkog projekta ..... - 5 -

2.1 Uvodne napomene i obrazloženje rada ..... - 5 -

2.2 Predmet istraživanja ..... - 5 -

2.3 Ciljevi i zadaci istraživanja ..... - 5 -

2.4 Istraživačke hipoteze ..... - 6 -

2.5 Metodi istraživanja i tok istraživačkog procesa ..... - 6 -

3. Teorija veštačke inteligencije u video igrama ..... - 7 -

3.1 Pojam inteligencije ..... - 7 -

3.2 Uvod u teoriju ..... - 7 -

3.3 Privid inteligencije ..... - 9 -

3.4 Specifičnosti kreiranja veštačke inteligencije u video igrama ..... - 10 -

3.5 Ciljevi veštačke inteligencije u video igrama ..... - 11 -

4. Tehnike i koncepti veštačke inteligencije i njihova primena u video igram- 13 -

4.1 Ekspert sistemi (expert systems) ..... - 13 -

4.2 Rezonovanje na osnovu slučaja (case-based reasoning) ..... - 14 -

4.3 Mašine sa konačnim stanjima (finite-state machine) ..... - 15 -

4.4 Produkcioni sistemi (production systems) ..... - 16 -

4.5 Stabla odlučivanja (decision trees) ..... - 16 -

4.6 Metodi pretraživanja, sistemi planiranja i sistemi zakazivanja (search methods, planning systems and scheduling systems) ..... - 16 -

4.6.1 Ponašanje orijentisano prema cilju (goal-oriented behavior) ..... - 17 -

4.7 Logika prvog reda (first-order logic) ..... - 18 -

4.8 Sistemi za više agenata (multi-agent systems) ..... - 19 -

4.9 Veštački život (artificial life) ..... - 19 -

4.9.1 Jaćenje (flocking)....- 20 -
4.10 Robotika (robotics) .... - 21 -
4.11 Razuđena logika (fuzzy logic) .... - 21 -
4.12 Mreže sa propagacijom uverenja (belief networks)..... - 22 -
4.13 Skriptovanje (scripting) .... - 22 -
4.14 Mašinsko učenje (machine learning) .... - 23 -
5. Primena mašinskog učenja u veštačkoj inteligenciji u video igrama..... - 24 -
5.1 Uvod u analizu mašinskog učenja u video igrama .... - 24 -
5.2 Prednosti mašinskog učenja u teoriji i njegovo stanje u praksi .... - 24 -
5.3 Zadaci mašinskog učenja u video igrama .... - 25 -
5.3.1 Značaj učenja i razlozi za njegovu implementaciju....- 26 -
5.3.2 Izbor tehnika koje donose učenje ....- 26 -
5.3.3 Varijante učenja....- 27 -
5.3.4 Predviđanje akcija....- 28 -
5.3.5 Adaptacija....- 28 -
5.3.6 Strategije i taktike veštačke inteligencije koja uči....- 31 -
5.4 Potencijalne tehnike mašinskog učenja za primenu u video igrama ..... - 32 -
5.4.1 Neuronske mreže (neural networks)....- 32 -
5.4.2 Genetski algoritmi i genetsko programiranje (genetic algorithms and genetic programming) ....- 37 -
5.4.3 Obučavanje sa pojačavanjem (reinforcement learning)....- 41 -
5.4.4 Snimanje ponašanja (behavior capture)....- 43 -
5.4.5 Prepoznavanje šablona (pattern recognition)....- 44 -
5.4.6 Učenje jezika (language learning) ....- 45 -
5.5 Problemi primene mašinskog učenja u video igrama .... - 46 -
5.6 Testiranje .... - 48 -
5.6.1 Povratne informacije....- 48 -
5.7 Osobenosti mašinskog učenja u različitim žanrovima video igara..... - 48 -
5.8 Zaključci o mašinskom učenju u video igrama .... - 50 -
6. Veštačka inteligencija u video igrama kroz istoriju .... - 51 -

7. Žanrovska podela video igara i specifičnosti veštačke inteligencije u različitim žanrovima ..... - 53 -

7.1 Video igre na tabli i potezne strategije ..... - 53 -

7.2 Simulacije vožnje i trkačke simulacije ..... - 55 -

7.3 Platformske i avanturističke video igre ..... - 57 -

7.4 Simulacije tuče ..... - 58 -

7.5 Sportske simulacije ..... - 59 -

7.6 Rol plejing video igre (RPG) ..... - 60 -

7.7 Pucačine i akcione video igre ..... - 61 -

7.8 Strategije u realnom vremenu ..... - 65 -

7.9 Menadžerske simulacije ..... - 67 -

7.10 Video igre bazirane na veštačkoj inteligenciji ..... - 67 -

8. Dizajniranje i kreiranje sistema veštačke inteligencije ..... - 69 -

8.1 Modeliranje inteligentnog sistema ..... - 69 -

8.2 Implementacija sistema ..... - 70 -

8.3 Kreiranje sistema ..... - 71 -

8.4 Stanje veštačke inteligencije u video igrama poslednjih godina ..... - 72 -

9. Zaključak ..... - 74 -

10. Lista referenci ..... - 75 -

1. Uvod

Težnja ljudi da naprave inteligentne sisteme poput njihovog prirodnog postoji od davnina. Sa razvijanjem tehnike pojavile su se mnoge mogućnosti za primenu inteligencije u rešavanju raznih problema. Kada su se pojavile igre, ljudi su uvideli da se veštačka inteligencija može primeniti i u zabavne svrhe. Velikom brzinom se razvila industrija igara, što je dovelo do novog načina zarade i novih radnih mesta. Od nekada prostih inteligentnih sistema koji su bili odgovorni za funkcionisanje igara, nastali su sistemi koji su veoma kompleksne strukture. Njihov zadatak je postao rešavanje svakojakih problema koji su nastali iz ideja dizajnera igara.

Zadatak ovog rada je da prikaže postojeće stanje veštačke inteligencije, da objasni njene specifičnosti i da pokaže njene vrline, slabosti i mogućnosti kroz analizu iskustva stručnjaka koji su o njoj pisali i na njoj radili. Objasnićemo poseban način razmišljanja koji je potreban da bi se pravilno krenulo u kreiranje inteligentnog ponašanja u igrama, obuhvativši onu problematiku koja je po mišljenju autora ključna. Insistiraćemo na teoriji, kao skupu relevantnih znanja koja čine podlogu za programersku implemantaciju. Analiziramo tehnike, koncepte i tehnologije koje se koriste u igrama i utiču na veštačku inteligenciju. Pokazaćemo kakva je uloga naprednijih tehnika mašinskog učenja, jer su one ključne za buduće video igre. Dokazaćemo važnost veštačke inteligencije za budućnost industrije igara. Objasnićemo i njenu vezu sa drugim naukama kao i razloge za njenu specifičnost u odnosu na druge oblasti akademske veštačke inteligencije.

2. Metodologija istraživačkog projekta

2.1 Uvodne napomene i obrazloženje rada

Industrija igara je veoma profitabilna industrija sa velikim finansijskim obrtom. Osim toga, igre jesu zabava, pa je uvek zanimljivo razmišljati o tome kako bismo sami napravili igru i kakva bi ona bila. Veštačka inteligencija je jedan od osnovnih elemenata skoro svake igre. Ovaj rad predstavlja analizu i uobličavanje teoretskih diskusija o inteligentnim sistemima u igrama do današnjih dana.

2.2 Predmet istraživanja

U ovom radu istražujemo opšte stanje veštačke inteligencije u igrama, od toga šta je ona danas, do toga šta bi mogla biti. Posmatranjem njenog razvoja kroz kratku istoriju dobijamo odgovore na probleme koji su rešavani, tražimo razloge zašto neki nisu rešeni. Ispitujemo posebnost veštačke inteligencije u igrama u odnosu na druge grane veštačke inteligencije i razloge za njeno sporije napredovanje. Objašnjavamo njenu šarenolikost i ogroman jaz u kompleksnosti od igre do igre, prihvatajući žanrovsku podelu igara kao najpogodniju. Istražujemo dalje tehnike i koncepte veštačke inteligencije i primenjivost u igrama, tražeći razloge za slabije korišćenje kompleksijih tehnika.

2.3 Ciljevi i zadaci istraživanja

Cilj istraživanja ove grane veštačke inteligencije je analiza njenog opšteg stanja. Analiziramo kakav međusobni uticaj imaju veštačka inteligencija i igra jedna na drugu. Utvrđivanje razloga za njeno trenutno stanje i isticanje njenih slabosti pomaže nam da otkrijemo njene potencijale. Dokazujemo važnost njene uloge za razvoj budućih igara i ispitujemo potencijal fokusiranja na njeno kompleksnije implementiranje. Posmatramo poseban način razmišljanja koji prati kreiranje veštačke inteligencije u igrama. Potrebno je odgonetnuti zbog čega se inteligentno ponašanje u igrama najčešće svodi na privid ili iluziju koju nam režiraju kreatori. Poseban zadatak je objašnjavanje funkcionisanja raznih rešenja problema u igrama koji nastaju kroz dizajnerske ideje. Na kraju, potrebno je ispitati specifične probleme u raznim vrstama igara, kako bi utvrdili šta su poznata zajednička pravila u kreiranju međusobno sličnih igara.

2.4 Istraživačke hipoteze

Opšta hipoteza:

Veštačka inteligencija ima ogroman značaj za budućnost čovečanstva. Njena primena je veoma široka, a njene mogućnosti i potencijal su teško merljivi. Ako posmatramo njenu primenu u svrhu napretka čovečanstva, videćemo da je njena uloga da zameni ljude, ubrza rešavanje raznih problema i otkloni faktor ljudske greške. U zabavnoj industriji je takođe teško proceniti njene domete. Sa napretkom tehnologije i veštačke inteligencije uopšte, stvoriće se novi načini primene inteligentnih sistema u zabavne svrhe.

Radna hipoteza:

Veštačka inteligencija u igrama se može posmatrati kao posebna naučna disciplina, jer postavlja i rešava unikatne probleme. Njen razvoj nije u službi napretka čovečanstva, ali je njen potencijal u unapređivanju kvaliteta zabave od ključnog značaja za buduće video igre. Veštačka inteligencija je jedan od glavnih elemenata za stvaranje realnih pojava i paralelne realnosti, što je čini neizostavnim delom buduće zabave ljudi.

2.5 Metodi istraživanja i tok istraživačkog procesa

Podloga ovog istraživanja je iskustvo autora u oblasti video igara. Prikupljanjem pisane literature, ali i praćenjem diskusija kreatora veštačke inteligencije u igrama, došlo se do dovoljno podataka za analizu i sažimanje u teoretski pregled. Internet jeste glavni izvor članaka na ovu temu, iako postoji i nekoliko knjiga stranih autora. Postoji i solidan broj stručnih radova na teme koje su vezane za veštačku inteligenciju u igrama, koji često ispituju uže probleme u ovoj oblasti.

3. Teorija veštačke inteligencije u video igrama

3.1 Pojam inteligencije

Inteligencija je termin koji opisuje jedan ili više kapaciteta uma. Uključuje kapacitet za apstraktno razmišljanje, razumevanje, rezonovanje, učenje, planiranje, emocionalnu inteligenciju i rešavanje problema. Mnogo definicija i hipoteza predloženo je o inteligenciji još pre dvadesetog veka, ali konsenzus nije postignut u akademskim krugovima. Inteligencija je najviše izučavana kod ljudi, ali je posmatrana i kod životinja i biljaka.

Inteligencija potiče od latinske reči *„intelligere"* koja nastaje iz inter-legere što znači izabrati ili raspoznati. Forma ove reči **„intellectus"** postala je srednjovekovni tehnički termin za razumevanje.

Uzmimo definiciju iz komercijalne nauke o inteligenciji iz 1994. godine, koju su kao izjavu dala pedeset dva istraživača kako bi bliže objasnili inteligenciju. Inteligencija je veoma uopštena mentalna sposobnost koja, između ostalih stvari, uključuje sposobnosti rezonovanja, planiranja, rešavanja problema, apstraktnog razmišljanja, razumevanja kompleksnih ideja, brzog učenja i učenja iz iskustva. To nije prosto učenje knjige, uska akademska veština ili rešavanje testova. Ona se pre ogleda u širokoj i dubljoj sposobnosti razumevanja našeg okruženja – „pohvatati nešto", „davati smisao stvarima" ili „ukapirati" šta treba raditi.

Veštačka inteligencija je inteligencija mašina ili simulacija inteligencije u mašinama. Njena primena je široka i danas je od velike pomoći u raznim delatnostima.

3.2 Uvod u teoriju

Teorija veštačke inteligencije u igrama može se odvojiti od inteligencije u prirodi i od akademske veštačke inteligencije. Njena uloga je posve drugačija, a njena primena je definisana granicama mogućnosti jedne igre i njenim potrebama. Zadovoljstvo igrača je na prvom mestu kada posmatramo igru kao proizvod, pa tako i veštačka inteligencija ima svrhu da doprinese zadovoljstvu i uživanju u igri. Kada se odredi i utvrdi koncept jedne igre i problemi koje on postavlja pred kreatore veštačke inteligencije, postaje jasno da je kreiranje veštačke inteligencije zapravo rešavanje problema koji nastaju kroz ideje dizajnera. Dizajneri igre i kreatori veštačke inteligencije imaju sličan odnos kao arhitekta i graditelj. Za svaku igru i njenu mehaniku postoje specifični problemi u funkcionisanju kompjuterski kontrolisanih karaktera. Njihova inteligencija je skup zadataka koje rešavaju u toku igre, a uspeh koji postižu nije u maksimalnoj merljivoj pameti, već u mogućnosti da isprate dizajnersku viziju i ideje koje sačinjavaju koncept igre.

Veštačka inteligencija u igrama u službi je zabave i izazova igračima. To čini njenu teoriju, istoriju i budućnost njenog razvoja posebnom. Kao veoma bitan deo jedne igre, ona

nosi sa sobom veliku odgovornost za ugled i komercijalni uspeh igre. Industrija igara je veoma napredna, a njen finansijski obrt je veći nego onaj koji pravi filmska industrija, na primer, pa je razvoj uvek prisutan, a inovacije i funkcionalnost od ključnog su značaja. Poput drugih oblasti u razvoju, veštačka inteligencija u igrama ima svoje standarde i sve veće zahteve. Teoretska podloga za razumevanje veštačke inteligencije u igrama mora da posluži kao osnova za odgovor na zadatke koji se postavljaju pred kreatore, za primenjivanje prethodnih iskustava sa sličnim problemima, za izbor tehnika koje će se koristiti u rešavanju problema i za određivanje stepena moguće inventivnosti u rešavanju postojećih ili savladavanju novih problema proisteklih iz dizajnerskih zahteva.

Relativno kratka istorija poduhvata igračke veštačke inteligencije daje nam odličnu sliku razvoja i uspešnosti različitih rešenja. Trendovi u pravljenju današnjih igara govore nam da je mogućnosti i zahteva sve više. Period pravljenja jedne igre je sve duži, a mašine su unapređene dovoljno da resursi za veštačku inteligenciju ne manjkaju kao ranije. S obzirom na unapređenje svih sastavnih delova jedne igre, kao što su grafički prikaz, animacija ili zvuk, koji postaju sve manji problem, možda će doći vreme da veštačka inteligencija izbije u prvi plan kod igrača i bude u fokusu kod kreatora igara.

Pored jasne podele između veštačke inteligencije u igrama i drugih vidova inteligentnih sistema, postoji i jasna razlika između sistema u samim igrama. Igre se međusobno mogu veoma razlikovati, pa se i veštačka inteligencija umnogome razlikuje od igre do igre, jer rešava različite probleme. Najpribližnija podela mogla bi se napraviti po žanrovima igara. Igre koje pripadaju istom žanru imaju sličnu veštačku inteligenciju koja se kroz vreme poboljšava, uzimajući već oprobano dobre elemente od starijih igara i dodajući novine, koje dovode do evolucije u veštačkoj inteligenciji tog žanra. Čak i kada nema novih rešenja, bitno je da stara vrše posao koji je zacrtan dizajnom. Funkcionalnost je na prvom mestu i zbog toga rizični poduhvati kreatora nisu previše česti koliko bi to možda bilo dobro za razvoj oblasti, ali cena neuspelog eksperimenta je kolaps igre kod igrača i kritike, ili konstantno odlaganje njene pojave na tržištu, a to dovodi do lošijih finansijskih rezultata i slabljenja pozicija odgovornih kreatora, pa je to razumljivo. Jasno je da je velika odgovornost kreatora veštačke inteligencije, jer svako čudno ponašanje agenata u igri izaziva smeh i, naposletku, nezadovoljstvo igrača i ostavlja veoma loš utisak, a svaka dosetka kojom se igrači služe kako bi pobedili veštačku inteligenciju na nepredviđen, čudan i nerealan način potpuno razbija koncept igre i čini je dosadnom i lakom.

Čini se da samo vodeće kompanije i njihove prestižne igre, u koje se puno ulaže da bi se još više dobilo, imaju obavezu da donesu novine i napredak na svakom polju. Zato se na velike igračke naslove baca oštriji pogled kritike i fanova, a za njihov sistem inteligencije podrazumeva se da nema propuste i očekuje se da oduševi makar povremeno. Da bi se došlo do takvog nivoa potrebno je veliko programersko znanje, ali i puno planiranja i poznavanja onoga što je bilo i da li se dobro pokazalo ili nije. Takođe je potrebno uvek gledati druge nauke i pratiti njihov razvoj, jer u njihovim saznanjima često leže rešenja za probleme i koncipiranje igračkog inteligentnog sistema.

Veštačka inteligencija se može bazirati na agentima, ili na jednom centralnom sistemu inteligencije. Agenti su autonomni karakteri koji uzimaju informacije iz sveta igre, a zatim sami na osnovu dobijenih informacija prave akcije. Kada centralni sistem sprovodi akcije, a ne autonomni agenti, kažemo da veštačka inteligencija nije bazirana na agentima [4].

3.3 Privid inteligencije

Za sve oblasti veštačke inteligencije važi dilema da li je veštačka inteligencija samo privid inteligencije ili je to zaista inteligencija. U igrama ipak dominira privid, jer inteligentni sistemi u igrama još uvek nisu na nekom preozbiljnom nivou. Ako veštačka inteligencija ne koristi varanje, neće lako pružiti izazov dobrom igraču, a kamoli biti mudrija od njega. Jednostavno bi se moglo reći da je samo pitanje vremena kada će manjkavost veštačke inteligencije izaći na videlo. Što je duže ona konkurentna igraču, to je prividno inteligentnija, odnosno bolje urađena.

Nije svim igrama ni potrebna inteligencija da bi se igrači zabavili, ali to se pre svega odnosi na igre koje nemaju predviđeno takmičenje između ljudskih igrača, pa ne postoji ni igrač koji ima veštačku inteligenciju koja menja čoveka. U takvim igrama se ne susrećemo sa inteligencijom viših nivoa kao što su grupni ciljevi, strategije, taktike, itd.

Manjkavosti u veštačkoj inteligenciji se često radije rešavaju kvantitetom nego kvalitetom agenata. Igraču se nude opcije da igra protiv više protivnika kontrolisanih inteligentnim sistemom istovremeno, što jasno pokazuje da jedan protivnik nema šanse protiv uvežbanog igrača. Dizajneri igre Halo (Bungie, 2001.) su prilikom testiranja igre povećali cifru koja određuje količinu zdravlja agenata, što je igračima koji su testirali igru otežalo eliminisanje agenata, a veliki broj igrača je imao iluziju da su protivnici inteligentniji samo zbog ove promene [2].

U igrama inače postoji veliki problem sa ponavljanjem istih iskustava. Neki agent će svojim komentarima zvučati inteligentno igraču i oživeti svet igre, delujući kao pravi karakter sve do trenutka dok ne počne da ponavlja iste opaske, kada postaje frustrirajuća smetnja igranju. Opet važi da privid treba da traje što je duže moguće, a ako ne traje, bolje je da agent ništa ne govori. Sličan primer je skriptovani (režirani) događaj, jer je on samo prvi put zanimljiv igraču, a ponavljanjem potpuno gubi funkciju, pa čak svojom predvidivošću čini igru dosadnijom. Ponašanje agenata zato mora da bude što više bazirano na slučajnim izborima, dokle god oni imaju logike, kako igrač ne bi znao šta će tačno agent da uradi.

U igrama je inteligencija uglavnom samo privid, zbog čega mnogo ljudi, kojima priča i režiserske sposobnosti kreatora nisu neka specijalna zabava, radije igraju međusobno nego sami. Možda se veštačka inteligencija pre može meriti stepenom privida i uspešnog maskiranja manjkavosti, nego nekim stepenom inteligencije. Ipak, i pored ove konstatacije moramo biti svesni njenih dobrih rezultata i sve većeg napretka za relativno kratko vreme postojanja industrije igara uopšte.

U današnje vreme se na veštačku inteligenciju gleda kao na onu koja je ispod čovekove. Kaže se da je kompjuter pobedio čoveka u šahu, pa da se njegova inteligencija u tom smislu ne vodi kao veštačka, odnosno da na njoj nema šta više da se radi. U slučaju šaha, kompjuter je inteligentniji od čoveka, a ne manje ili prividno inteligentan. No, igre su ipak češće razlog da kažemo da je kompjuter neinteligentan, nego obrnuto. Prostor za napredak je veliki.

3.4 Specifičnosti kreiranja veštačke inteligencije u video igrama

Kada govorimo o inteligenciji u igrama, moramo gledati kroz dati kontekst. Veštačka inteligencija u igrama je skup specijalnih problema koje treba rešiti da bi igra funkcionisala na zamišljeni način. Razne vrste igara imaju različite probleme koje treba rešiti, od kojih su neki: pronalaženje puta, upravljanje karakterima, kretanje u grupama, raspoređivanje, taktička analiza, strateško planiranje, menadžment resursa, upotreba oružja ili oruđa, biranje mete, koordiniranje akcije, simulacija percepcije, analiza situacije, analiza prostora, izbor animacije zavisno od konteksta…

Da bi uspešno kreirali veštačku inteligenciju, programeri moraju da postave probleme koji su za njihovu igru relevantni, a zatim da ih reše. Zato kažemo da veštačka inteligencija zavisi od konteksta i da ona mora da prati kontekst igre. Da bi njihova kreacija bila uspešna, nije dovoljno da se prosto imitira ljudsko ponašanje, već da se zna koja ljudska ponašanja su potrebna igri, pod kojim uslovima bi ponašanje trebalo da se manifestuje, kakva mehanika bi se dopala igračima… Kada se odredi šta bi trebalo veštačka inteligencija da uradi, onda se biraju alati koji će to omogućiti.

Kreator veštačke inteligencije mora da bude i sam ekspert za igru za koju kreira veštačku inteligenciju. On mora biti pasionirani igrač, od čijeg znanja i stila igre zavisi i znanje kompjuterskih karaktera, koji reaguju u njegovom stilu i po njegovom načinu razmišljanja.

Inteligencija mora biti izazovna i zabavna igračima. Kreatori se pažljivo bave svim problemima i svaki karakter je posebno napravljen tako da ispunjava kreatorovu viziju.

Najčešće se događa, ipak, da se kreatori odluče za izbor najdosadnijih i najprostijih ponašanja, uplašeni kompleksnošću posla koji je pred njima i ograničeni vremenom i resursima. Pa tako, umesto da agent kao slabiji protivnik izbegava borbu, što je odlika koju imaju i mentalno manje razvijena živa bića od ljudi, on bezumno hrli u svoju propast. I dok se životinje koriste raznim metodama u svojoj borbi za opstanak, premeravajući žrtvu, plašeći protivnika svojim strašnim urlikom, udvarajući se pokazivanjem perja, izdvajajući plen iz krda, praveći kompleksne zasede i zavaravajući lovce pogrešnim tragovima, dotle u većini igara masa bezumnih protivnika naleće na mač ili pištolj prvobitno uzbuđenog igrača, koji brzo postaje zamoren i prestaje da vidi svrhu i izazov u igri.

Zbog ovakvih primera, dobro urađena veštačka inteligencija je na ceni, a njeni kreatori će je svakako putem prodaje licence dobro naplatiti. Veštačka inteligencija je deo endžina (motora) igre, koji može biti veoma dragocen za pravljenje budućih igara. Motor igre je, razumljivo, programerska mašinerija koja pokreće igru i čini je igrivom i onakvom kakvom je vidimo i doživljavamo. Veštačka inteligencija je vitalan deo jednog endžina. Kreatori igara Quake III Arena (Id Software, 1999.) i Unreal Tournament (Epic Games, 1999.) imali su pravi mali konkurentski obračun kada su njihovi endžini u pitanju. Ideja je bila da se napravi endžin koji će moći da služi za pravljenje bilo koje igre [26]. Međutim, iako je sada jasno da je ovaj medijski propraćeni duel doneo popriličan novac kompanijama koje su napravile pomenute igre i endžine, pokazalo se da ne može svaka igra da se bazira na njima. Razlog tome je kontekst, jer idejno različite igre ne mogu upotrebljavati iste endžine, a njihova veštačka inteligencija traži odgovore na potpuno

različita pitanja, ili makar na delimično različite probleme. Tako su nastajale i blago modifikovane verzije poznatih endžina, radi prilagođavanja sitnim razlikama u igrama.

Može se ipak reći da veštačka inteligencija u nekom izabranom žanru zajednički evoluira, pa su tako mnoge pucačine iz prvog lica koristile endžin Unreal-a i Quake-a u narednim godinama (blago modifikovan tamo gde je to bilo potrebno iz raznih razloga). Žanrovi igara primetno pokazuju iste mane, mogućnosti za napredak i standardizovana ponašanja veštačke inteligencije u igrama koje pod njih spadaju. Najuspešniji endžini će se pokazati kao dobra podloga za nadogradnju i usavršavanje za buduće kreiranje igara.

Veštačka inteligencija u igrama još uvek ne može da prati akademska dostignuća, ali obilato koristi znanje iz akademskih krugova. Kako vreme prolazi tako se poboljšava kompleksnost veštačke inteligencije u igrama, pa će nekada možda i akademski krugovi imati šta da nauče iz igara. Postoje još neke nauke koje su bitne za veštačku inteligenciju neke igre. Evoluciona psihologija može se lepo primeniti u igrama, jer ona omogućava da karakteri evoluiraju na pravilan način. Dramaturgija je veoma zastupljena u igrama. Onaj ko je dobro poznaje može svoju igru učiniti daleko zanimljivijom i životnijom. Primera ima još, jer se inspiracija može pojaviti iz mnogih elemenata realnog života.

3.5 Ciljevi veštačke inteligencije u video igrama

Poznati dizajner igara, Sid Majer, rekao je da su igre skup interesantnih mogućnosti ili izbora [15]. Za uspeh igrača potrebno je da zna kada, kako, gde i šta da izabere. Slično se može reći i za agente veštačke inteligencije. Rekli smo da veštačka inteligencija u igrama nije na nivou one akademske, a pravi razlog za to je kontekst. Igre se prave da budu zabavne igračima, pa tako i veštačka inteligencija u igrama ima zadatak samo da pruži dobru zabavu i omogući zaradu kreatorima. Logično je da veštačka inteligencija koja služi nauci, medicini, vojsci i drugim vitalnim (ozbiljnijim, ili važnijim) oblastima ima mnogo ozbiljnije rezultate. Pa ipak, zahvaljujući velikoj popularnosti igara, te ogromnom obrtu novca igračke industrije, veštačka inteligencija u igrama stalno mora da napreduje.

Pružiti zabavu igračima nije lako. Ljudi su skloni da se nasmeju veštačkoj inteligenciji kada ne može da pronađe put, ali su izuzetno ljuti na nju ako ih pobeđuje stalno i bez muke. To znači da veštačka inteligencija mora da deluje pametno, ali i da bude, naposletku, lošija od igrača. Velika većina igrača želi da pobedi kompjuter u igri, ali ne na lak način, već za njih izazovan, gde igrač ima osećaj da je bio dobar i da stalno napreduje. Pošto postoje razni profili igrača, moraju postojati i različiti nivoi težine u igrama. Uzmimo za primer prosečnog igrača koji ne želi da razmišlja previše dok se opušta uz igru. Za njegov mentalitet je potrebno obezbediti laganog protivnika. Takav protivnik može biti spor, neprecizan ili pomalo glup. Jedan od načina da se to postigne je i uprošćavanjem veštačke inteligencije. Iako je kreator veštačke inteligencije ekspert za neku igru, on mora da bude svestan velike većine igrača koji to nisu. Tu na scenu stupa izbor malo manje inteligentnih ponašanja, bezglavo jurišanje, korišćenje prostijih oružja i oruđa, amaterski menadžment resursa u igri i sistem odlučivanja i planiranja uopšte. Nasuprot tome, postoje eksperti za igru i među igračima, kojima treba razlog i izazov da bi je što duže igrali. Na većim nivoima težine se pokazuje koliko je veštačka inteligencija zaista dobra. Tu se moraju upotrebiti strategije raznog tipa da bi se pobedio igrač koji je unapredio svoju igru. U većini igara, kompjuter uvek može da pobedi igrača. Međutim, to

nije cilj kreatora igre. On to može, jer može da vara. Veštačka inteligencija koja vara je ipak prisutna u igrama. Kompjuter svoja ograničenja u razmišljanju nadomešćuje varanjem da bi igraču pružio izazov. Iako bi u startu mnogi igrači rekli da su protiv toga, složiće se da je najbolje da kompjuter i vara, ali da oni to ne mogu da detektuju, ako će to doneti neophodnu dozu izazova i zabave.

Najveća satisfakcija za igrače jeste pobeda, ali postoji i dobar poraz [23]. Kada veštačka inteligencija pobedi igrača, ali igrač shvata da mu malo vežbe ili razmišljanja treba da bi na kraju on bio pobednik, veštačka inteligencija je dobro uradila svoj posao. Slučajnost i iznenađenje su, takođe, osobine koje bi jedna zarazna igra trebalo da ima. Igrač ne sme da zna igru napamet, već mora da dobije mogućnost da se snalazi i izvlači iz novih neugodnih situacija. U igrama koje imaju mogućnost igranja više igrača, veštačka inteligencija najčešće nije zanimljiv protivnik, ali ona mora da služi igračima da se pripreme za obračune sa drugim ljudima, odnosno dok uče da igraju i unapređuju osnovne veštine. Ako je veštačka inteligencija u poziciji saveznika igrača, ona ne sme da preuzima njegovu ulogu glavnog takmičara i slavu odlučujućeg faktora u pobedi, već bi trebalo da bude više neprimetna podrška. Veštačka inteligencija nikako ne sme da pravi kikseve poput udaranja u zid, zaglavljivanja, donošenja odluka koje niko razuman ne bi doneo i sl.

Može se reći da igre veoma zavise od dobre veštačke inteligencije, jer posle prvog oduševljenja grafikom i zvukom, ili konceptom igre, igrač sve manje primećuje ove elemente.

Veštačka inteligencija počinje da dolazi do izražaja i postaje uslov za dalje igranje igre, dobru kritiku i, naposletku, zaradu igre. Ona je, takođe, deo napredovanja cele industrije igara, kao i stvaranja novih žanrova i načina igranja.

4. Tehnike i koncepti veštačke inteligencije i njihova primena u video igrama

Kada se osnovna ideja igre razvija dubljim dizajniranjem detalja o funkcionisanju različitih elemenata, počinje da se sužava krug sistema veštačke inteligencije koji bi mogli u okviru novih, dizajnom određenih međa, da funkcionišu. Izbor tehnika koje će pokretati zamisli dizajnera jeste često i lak posao, bez mnogo mogućnosti za rasplinjavanje sistema inteligencije. Nekada je poželjno koristiti i samo jednu tehniku koja rešava sve probleme koji su u ideji postavljeni. Ipak, neke igre mogu imati potrebu za komplikovanijim sistemima sa više nivoa, individualnih i grupnih. Neke tehnike su bolje prilagođene problemima odlučivanja, neke su prilagođene kretanju, a neke strateškim akcijama. Izbor tehnike zavisi od nekoliko faktora. Prvi je svakako problem koji treba rešiti, ali nije i jedini. Znanje kreatora je veoma važno za izbor, ali i budžet koji kreatori imaju. Naposletku, tu je i vremensko ograničenje, koje je tim budžetom najčešće i uslovljeno. I, pored svega toga, inovacije na polju inteligencije su česte, jer je potreba za usavršavanjem sistema uvek prisutna.

Postoji mnogo tehnika veštačke inteligencije koje nalaze svoju primenu u različitim igrama. Zavisno od novih saznanja, novih problema koji zahtevaju nova rešenja, kao i kreativnosti ljudi koji prave sisteme inteligencije, uvek će se javljati nove varijacije, ili čak i tehnike. Nekoliko poznatih tehnika veštačke inteligencije, nastalih u naučnim krugovima i inspirisanih prirodnim pojavama i realnim svetom, već imaju određenu istoriju korišćenja u igrama.

4.1 Ekspert sistemi (expert systems)

Ekspert sistemi su sistemi koji prihvataju i koriste znanja ljudskih eksperata iz neke oblasti. Sistem koristi bazu znanja i pomoću nje odgovara na postavljeni upit. Sistem je baziran na rezonovanju pomoću znanja i on ima predefinisane odgovore pomoću kojih predlaže akcije zavisno od upita koji mu je postavljen [26].

Ekspert sistemi spadaju u sisteme bazirane na pravilima i postoje već pedesetak godina, ali njihova popularnost se ne smanjuje i imaju primenu u raznim oblastima. U igrama se koriste nešto manje, jer je njihova implementacija teža u odnosu na neke tehnike koje imaju slične rezultate. Osim toga, za mnoge igre ekspertska baza znanja ne postoji. Sistem će ponekad suziti izbor, a on može dati i nova moguća rešenja. On nije fleksibilan, pa rešava probleme koji su usko u domenu, a i zavisi od baze znanja koju mu prave ljudski eksperti, ali se on ipak smatra delom veštačke inteligencije. Razlog za to je verovatno u činjenici da se ne mogu sve okolnosti predvideti kada se on kreira, pa samim tim neke njegove odluke nisu predefinisane i on ima taman toliko fleksibilnosti u svom radu da ne napravi ozbiljnu grešku.

Ovaj sistem baziran je na pravilima. Kao mreža odlučivanja, on je skup povezanih čvorova. Svaka ključna tačka u mreži predstavlja neku vrstu odluke ili akcije, koja vodi do sledeće odluke ili akcije. Postoje mreže koje se stalno ponavljaju i one koje imaju kraj, a u

igrama se mogu naći i jedne i druge. Ekspert sistemi su obično mreže sa početkom i krajem, u kojima put kojim se stiže od početka do kraja otkriva jedno od mogućih ponašanja iz skupa. Ceo proces se događa u jednom dahu. Zbog toga se ove mreže moraju resetovati pre ponovnog pokretanja akcije. Usled ove činjenice one znaju da budu problem za igre, jer se u igrama retko ništa ne dešava, pa se progres mreže mora čuvati i nastavljati. Ako igrač stane da razmisli u nekoj igri, mreža nastavlja sa akcijama, a zbog postojanja resetovanja, podaci ostaju netaknuti dok mreža ne radi ništa.

Tokom igranja, ekspert sistem može da se dopunjuje novim znanjima, zavisno od procesorskih resursa, ali se to manuelno radi, u većini slučajeva pomoću dizajnerskih alata. Sistem radi tako što daje izbor korisnicima i proverava njihove odgovore, a zatim predlaže jednu ili više akcija. Ekspert sistemi u igrama operišu sa podacima, odnosto pravila se modeluju kao podaci, a ne kao kôd. Oni nisu podesni za rešavanje svih problema, ali se mogu adaptirati na različite skupove podataka pa su zgodni za pravljenje igara [3]. Nekada će se igra umešati kod donošenja odluka ili akcija sistema, iz prostog razloga što bi krajnji ishod rada mreže trebalo da bude logičan ili nametnut, da bi dao igraču ili kompjuteru prednost.

Treba istaći da su ovi sistemi veoma pogodni za igre na tabli ili logičke igre gde je broj akcija i ishoda konačan, a broj stanja, takođe, limitiran. Ekspert sistemi su dobri onoliko koliko su ljudi koji ih prave zaista eksperti. Njihova baza znanja se, naravno, može povećavati, a učenje može biti njihov sastavni deo.

4.2 Rezonovanje na osnovu slučaja (case-based reasoning)

Poznata je tendencija ljudi da rešavaju određene probleme na isti način kao što su rešavani isti ili slični problemi ranije. Ljudi kroz iskustvo nalaze rešenja za svakodnevne situacije i često imaju već pripremljeno rešenje za većinu problema [26].

Za specifične probleme u nekoj igri, veštačka inteligencija može da koristi rezonovanje na osnovu slučaja. Tokom kreiranja igre, ekspert u igranju bi pravio poteze, a zatim bi oni bili sačuvani i veštačka inteligencija bi mogla da ih koristi u istim ili sličnim situacijama. Veštačka inteligencija će prostim monitoringom situacije dati instrukcije algoritmu da pronađe odgovarajuće istorijsko rešenje. U igrama, međutim, često dolazi do pojave strategija sa sekvencama poteza koje bi veštačka inteligencija trebalo da uradi, a tu je mana ove tehnike. Ako su problemi koje ona rešava otvorenijeg tipa, odnosno ako su odluke veštačke inteligencije manje ograničene, onda ova tehnika može lepo da radi bez uplitanja drugih tehnika.

Njena primena je mnogo ispitivana u strategijama u realnom vremenu. Neke studije su pokazale da je njenim korišćenjem moguće pobediti skriptovanu veštačku inteligenciju sa predefinisanim koracima. Efikasnost ove tehnike je srazmerna broju uključenih atributa igre koji se prate i imitiraju, kao i broju sačuvanih strategija koje ljudski eksperti primenjuju u toku igre. Njena efikasnost se smanjuje sa povećanom kompleksnošću, odnosno povećanim brojem okolnosti koje treba uzeti u obzir. To znači da je ona manje efikasna kod velikih mapa (prostora u kome se igra odvija) ili većeg broja rivala u igrama.

4.3 Mašine sa konačnim stanjima (finite-state machine)

Mašine sa konačnim stanjima (FSM) su stanja povezana tranzicijama. Samo jedno stanje može biti aktivno u jednom trenutku [26]. Ova tehnika spada u najprostije za implementiranje, shvatanje i otklanjanje grešaka. Ona je i danas veoma korišćena zbog toga, a za neke igre je veoma podesna. Kreatori se njoj češće okreću i zbog vremenskih i finansijskih ograničenja.

Za svako stanje u kojem se karakteri mogu naći, vezana je akcija ili ponašanje. Dokle god se karakter nalazi u jednom stanju, on će obavljati istu akciju [4].

Tranzicije između stanja se mogu dogoditi u bilo kom trenutku, tako što veštačka inteligencija signalizira agentima da treba da promene stanje. Promena stanja se, naravno, najčešće dešava kada se pojavi igračev karakter. Ako bi čuvar u nekoj igri čitao novine ili dremao, na pojavu igrača on bi izvršio tranziciju stanja u napad, alarmiranje ili potragu, primera radi. Svako stanje će, najčešće, imati akciju koja je srodna sa njim. Promenom stanja u jednoj mašini mogu se pokrenuti i druge mašine sa konačnim stanjima, a one mogu raditi paralelno, ili se događa tranzicija između samih mašina sa konačnim stanjima. Ponekad ni skup mašina sa konačnim stanjima nije dovoljno efikasan, jer neka stanja mogu biti komplikovana, kao što je borba u nekim igrama, a tu se često pribegava skriptovanju, pa je posao inteligencije sveden na izbor skripte. Ipak, skriptovano ponašanje je uglavnom izbegavano zbog performansi.

Mašina sa konačnim stanjima ide u tranzicije kada se nešto dogodi prihvatanjem *signala okidača* (trigger). Mašine sa konačnim stanjima mogu imati svoj početak i kraj, kao i sekvence koje se manifestuju kao uslovi sa „*boolin”* sistemom.

Ograničenja koje ima mašina sa konačnim stanjima delimično može da otkloni *razuđena mašina sa konačnim stanjima* (FuFSM). Kod nje je fleksibilnost glavni motiv, pa tako broj trenutnih stanja ne mora biti jedno, a tranzicija takođe ne mora da bude ka jednom, već ka više stanja [3]. Ovo je dobro ako bi agent trebalo da vrši više radnji istovremeno, kao kod vožnje automobila, gde treba kočiti i okretati volan u isto vreme. Međutim, uvođenje ovakve mašine sa konačnim stanjima komplikuje njenu implementaciju na takav način da bi mnogi pre napravili zasebne mašine sa konačnim stanjima za kočenje i upravljanje.

FSM prati koliko mogućih stanja može da ima i snima trenutno stanje u kome se nalazi. Pored svakog stanja, održava čitav niz mogućih tranzicija. Svaka od njih predstavlja interfejs, koji se javlja kada je njen uslov ispunjen. Bilo da je uslov zadovoljen ili ne, mašina sa konačnim stanjima dobija informaciju da li je okidač uključen ili nije. U određenom vremenskom periodu, poziva se funkcija mašine koja proverava da li je neka tranzicija okinuta, primera radi, stanje može da se proverava u svakom frejmu [4]. Kada bi tranzicija bila okinuta, mašina bi izabrala jednu od postojećih izlaznih akcija iz trenutnog stanja i tranzicija bi otpočela. Često i tranzicija ima neku svoju akciju koju bi trebalo da obavi, pa se ona dodaje već pomenutim akcijama stanja.

Mašina sa konačnim stanjima često je osnovni element veštačke inteligencije, a često služi i kao podloga za implementaciju kompleksnijih tehnika. Njena primena je korisna kada znamo konačan broj mogućih stanja agenata i moguće tranzicije između njih

[3]. Postoji veliki broj načina za modelovanje mašine sa konačnim stanjima, pa je njihova primena jako velika u igrama. FSM se u igrama može koristiti za kontrolu agenata, neutralnih karaktera, vremenskih prilika, konverzacije…

U uopštenom primeru jednog modela, objekti se sastoje iz nekoliko osnovnih klasa, poput mašine, stanja, tranzicije, uslova, ulaza, događaja i akcije. Postoji interfejs između programa i mašine sa konačnim stanjima, a prate se i podaci o trenutnom stanju, početnom stanju, listi ulaza, izlaza, uslova i stanja. Ako uslovi treba da izvrše upit nad podacima van mašine sa konačnim stanjima, mašina obezbeđuje interfejs [9].

4.4 Produkcioni sistemi (production systems)

Produkcioni sistemi su sistemi bazirani na pravilima. Svako pravilo je skup uslovnih izjava, a ukoliko su uslovi zadovoljeni, sledi neki broj akcija. Sistemi rade na bazi "if – then" izraza, a ukoliko bi došlo do situacije da je veći broj uslova ispunjen, sistem ima mehanizme koji rešavaju redosled akcija po prioritetu [26].

Njihova prednost je slična kao i kod mašina sa konačnim stanjima, a to je njihova trivijalnost, zbog čega su i ovi sistemi veoma korišćeni. Njihova uloga je od pomoći kod primene ekspert sistema, biranja akcija i automatskog planiranja.

4.5 Stabla odlučivanja (decision trees)

Stabla odlučivanja su sistemi koji odlučuju slično principu "if – then" izraza. Skup ulaza daje bazu za odlučivanje od korena pa preko svakog čvora stabla posebno. Roditeljski čvor bira dete čvor na osnovu ulaznih vrednosti [26]. Dakle, na početku se daju ulazne vrednosti, a svaki novi čvor jeste jedan aspekt sveta igre koji se ispituje da bi se sve završilo na kraju sa akcijom. Što specifičnije ponašanje tražimo, to je stablo odlučivanja veće, a ona manja služe uglavnom za neka osnovna ponašanja. Postoje algoritmi koji mogu da sastave stablo odlučivanja od uzorka podataka na dinamičan način. Najčešće su to ID3 i C4.5 algoritmi [26].

Ova metoda je vrlo korišćena u igrama, jer je veoma prosta za shvatanje i implementiranje. Vrlo se često koristi u društvenim igrama, odnosno igrama na tabli. Čuveni Deep Blue superkompjuter, koji je pobedio velemajstora Garija Kasparova u šahu, koristio je upravo ovu tehniku između ostalog.

4.6 Metodi pretraživanja, sistemi planiranja i sistemi zakazivanja (search methods, planning systems and scheduling systems)

Metodama pretraživanja postiže se pronalaženje sekvence akcija ili stanja kojima se može postići neki cilj. Takođe se može postići maksimalna vrednost bazirana na mogućem dostizanju stanja. Da bismo utvrdili koja sekvenca će dati najbolji rezultat za

dato vreme i datu situaciju u svetu igre, možemo da koristimo sisteme planiranja i zakazivanja [26].

Sistemi planiranja trenutno rešavaju mnogo kompleksnije probleme od onih u igrama, pa zbog toga njihova primena u igrama ima uspešnih primera. Slično kao što ljudi planiraju korake da bi došli do cilja, planirati može i veštačka inteligencija. Kada agenti veštačke inteligencije odrede svoje ciljeve, oni prave plan kako da ih ostvare. Taj plan može biti sastavljen od više koraka, u kojima će se prikazati određeno ponašanje ili akcija. Ovakvi sistemi generalno pružaju veći izazov igračima nego skriptovana veštačka inteligencija, čiji se manevri lako nauče napamet.

Kod planiranja ima određivanja prioriteta, kao i slučajno izabranih poteza, što daje logiku i nepredvidivost u igri kompjuterski kontrolisanih karaktera. Problem planiranja je konzumacija resursa kompjutera koji su na raspolaganju, tako da se ono mora pažljivo implementirati, tako da ga ne koriste svi agenti istovremeno, posebno ako ih je puno. Interesantno je da nivo težine u nekim igrama zavisi upravo od planiranja. Ako igrač izabere najlakšeg protivnika sa veštačkom inteligencijom, on će birati planove manjeg prioriteta, a ljudskim igračima će tako davati veće šanse da ga nadmudre.

Zakazivanje se odnosi na vreme kada će se neko ponašanje ili akcija pokrenuti i završiti. To znači da algoritmi daju vreme svakom ponašanju ili akciji da bi se postigao balans radnji u toku vremena. U svakom frejmu može se procesirati celo ponašanje ili njegov deo, sa nastavkom u sledećem frejmu. Ono takođe ima hijerarhiju, i zavisi od prioriteta i frekventnosti nekog ponašanja ili akcije.

Sistem zakazivanja može imati kompletna veštačka inteligencija, ali i posebni agenti. Ono funkcioniše tako što će u svakom frejmu oceniti koliko vremena treba dati ponašanjima, a i sama ponašanja mogu da traže vreme, a sistem bi ga podelio. Ako bi se previše ponašanja nagomilalo u vremenu, došlo bi do smanjenja opštih performansi. Nekim akcijama treba više vremena da se isplaniraju, pa tu na scenu stupa algoritam koji daje nepromišljeno, ali brzo rešenje, koje se vremenom popravlja ako je lošije, da bi se krajnji cilj plana ostvario. Da njega nema, agent bi čekao neko vreme da se oslobodi dovoljno vremena za akciju da bi je izveo i tako, ne radeći ništa, ne bi izgledao nimalo inteligentno. Sistem zakazivanja ima algoritme koji uzimaju informacije o vremenu od kompjuterskog časovnika. Ova pojava se koristi i kod operativnih sistema, a služi za obavljanje više radnji istovremeno.

4.6.1 Ponašanje orijentisano prema cilju (goal-oriented behavior)

Ponašanja i akcije se u mnogim igrama biraju tako što se uzimaju u obzir parametri važni za agenta, i bira se akcija koja je odraz stanja tih parametara. Međutim, u realnom svetu akcije se često unapred planiraju, zavisno od cilja i motiva neke osobe. U igrama je moguće da agenti imaju ciljeve, pa je akciju koju će agent izvesti potrebno povezati sa ciljevima i motivima korišćenjem ponašanja orijentisanog prema cilju, odnosto planiranja.

Planiranje funkcioniše tako što se ciljevima ili motivima dodaju numeričke vrednosti po kojima se bira najbitniji cilj. Ove vrednosti menjaju se u zavisnosti od stanja

parametara bitnih za agenta koga posmatramo. Kod izbora cilja vodi se računa o sporednim efektima ispunjenja datog cilja, jer se može desiti da rešavanje jednog problema prouzrokuje drugi, još gori. Ciljeva može biti i više, a onda se mora uzeti u obzir i vreme izvršenja akcija. Ako agent ima potrebu da jede i da spava u isto vreme, logično je da prvo jede, jer mu za to treba manje vremena. Različite akcije mogu ispunjavati isti cilj, a njihovo vreme izvršenja može biti presudno. Agent može da odluči da jede čokoladu da ne bi kuvao, ako nije previše gladan. Ako dve različite akcije dovode do istog rezultata, agent bi trebalo da odabere kraću ili bližu, mada ponekad može i slučajnim izborom da reši dilemu.

Planiranje nije uvek najbolje rešenje za agente. U linearnim igrama, najčešće akcionog tipa, agenti imaju malo vremena na raspolaganju za ispoljavanje inteligentnog ponašanja. Agenti u takvim igrama nemaju vremena za planiranje. Ideja planiranja je da predvidimo nekoliko poteza unapred i da uzmemo u obzir promene u svetu igre koje izazivaju akcije agenta. Kada nema dovoljno vremena i kada imamo ograničen izbor akcija za agente, koristimo uprošćeno planiranje, odnosno reakciju. Reakcija je predviđanje malog broja poteza, najčešće samo jednog. Agenti uzimaju parametre i biraju akciju koja najbolje odgovara trenutnoj situaciji.

Planiranje akcija orijentisano prema cilju (goal-oriented action planing) je popularna tehnika koja omogućava planiranje nekoliko akcija unapred kako bi se postigao cilj. Ako posmatramo veliki broj parametara i mogućih akcija, korišćenje ove tehnike je kompleksno, pa je poželjno ograničiti se na manji broj stavki, ali i na manju sekvencu akcija prilikom planiranja. U obzir se moraju uzeti i efekti svake od akcija koje dovode do željenog cilja, jer bi jedna izvršena akcija mogla da onemogući sledeću planiranu. Da bi se stanje sveta moglo predvideti pre izvršenja akcije, potrebno je imati paralelni model sveta kojim se lako manipuliše i koji bi agentu prikazao stanje prouzrokovano izvršenjem svake akcije u sekvenci. Kada je posredi kompleksan svet igre sa mnogo promenljivih, model pravi listu promena koje bi se dogodile u odnosu na postojeće stanje. U realnoj situaciji stvari se komplikuju, jer akcije nekada nemaju jasan redosled izvršenja, a postoje i ograničenja kojima se sprečava da agenti promene nešto bitno u stanju sveta igre. Osim toga, postoje i situacije kada je nemoguće predvideti stanje po izvršenju neke akcije. Algoritam u osnovi fukcioniše kao pretraživač i čuva stanja u modelu sveta igre, koja mu odgovaraju po numeričkim vrednostima baziranim na pravilima. Algoritam će povećavati sekvencu akcija dokle god je moguće, odnosno dokle god su predviđeni modeli prihvatljivi za cilj koji agent ima [4].

4.7 Logika prvog reda (first-order logic)

Postoje različite osobine agenata i relacije između njih u okruženju igre. Ovaj sistem rezonuje o njima kao objektima u svetu igre. Sistem pretpostavlja objekte i njihove relacije [26]. *Logika prvog reda* je uzorak veštačke inteligencije od koga nastaje sve ostalo. Na njega se, po potrebi, primenjuju razne varijacije. Kreator može napraviti ovaj uzorak na osnovu posmatranja ljudskog igrača ili svoje logike. Kada postoji ovakav sistem, mnogo je lakše napraviti varijacije, a to znači veći broj inteligentnih ponašanja. Takođe se čuvaju uvek potrebni resursi računara. Kada postoji puno pasivnih karaktera u igri, izuzetno je korisno imati ovu osnovnu verziju inteligentnih ponašanja, jer nema potrebe da se kreator bavi svakim posebno.

Situacioni računar koristi logiku prvog reda da bi automatski rezonovao šta je najbolji potez agenta u trenutnoj situaciji u svetu igre [26]. Njega je ipak teže primeniti u igrama u realnom vremenu, jer su okruženja tih igara ograničena performansama, pa će možda u budućnosti više igara koristiti ovu tehniku.

4.8 Sistemi za više agenata (multi-agent systems)

U međusobnom takmičenju ili kooperaciji agenata mogu se pojaviti nova ponašanja, a time se upravo bave *sistemi za više agenata* [26]. Svaki agent ima sopstvenu veštačku inteligenciju, a deo ovakve strukture mogu biti ljudski igrači i timovi u kombinaciji sa agentima veštačke inteligencije.

4.9 Veštački život (artificial life)

Veštački život (A-life) je jedan od najinteresantnijih koncepata za više agenata. Ovaj sistem simulira realan život i implementira neke svakidašnje osobine u inteligenciju agenata [26]. Ovaj koncept se pokazao veoma uspešnim kada su igre u pitanju. Popularnost dolazi iz proste činjenice da simulira pravi život i tako igračima obezbeđuje zabavu uz paralelnu realnost.

Ponašanja ovog sistema su krajnje predvidiva, ali su kombinacija instinkta i znanja, pa samim tim imitiraju način razmišljanja i reagovanja pravih bića, koji je, takođe, donekle predvidiv. U igrama se koristi, naravno, malo prostija varijanta ove ideje, gde je modelovanje ponašanja sličnih ljudskim ono što se zaista koristi i retki su pokušaji da se napravi pravi život, kao što se u akademskoj veštačkoj inteligenciji pokušava.

Ključni zadaci tehnika su evolucija i prirodna selekcija agenata. One se mogu simulirati korišćenjem genetskih algoritama i genetskog programiranja. I dok algoritam nalazi najpodobnije rešenje za problem, dotle programiranje menja rešenje da bi se potpuno uklopilo sa problemom, menjajući sam algoritam [3].

Veštački život se razlikuje od drugih tehnika i po tome što ima strukturu koja ne polazi od kreiranja pravila koje će agenti poštovati, već od celokupnog sistema koji nalazi razna rešenja za iste probleme. Ova rešenja neće uvek biti najbolja moguća, ali bi uvek trebalo da budu logična, kao kod pravih bića. Dakle, umesto da se na početku uzmu u obzir sva rešenja i svi problemi, sistem bi sam trebalo da iznedri kompleksna rešenja iz prostih rutina veštačke inteligencije posebnih agenata. Tako se pojavljuju i nova ponašanja koja imaju logiku [3].

Naravno, kontrolisana veštačka inteligencija mora da postoji i kod veštačkog života, ali samo kao kontrola nekih ključnih elemenata. To znači da će sistem kontrolisati ponašanja koja proizilaze iz apstraktnih rutina veštačke inteligencije agenata, ali samo da ona ne bi bila nelogična, a ne da bi se potpuno podvrgao nekim striktnim pravilima.

Promene u svetu igre mogu biti bazirane na kalkulacijama ključnih faktora na datoj lokaciji igre, ili se može dozvoliti da svet evoluira bez uslova. U drugom slučaju, inteligenciju potpuno nose agenti, a njihova inteligencija treba da bude pokretač logičnih ponašanja i promena u svetu igre [3].

Veštački život se koristi drugim tehnikama da bi sistem funkcionisao. Mašine sa konačnim stanjima, razuđena logika, neuronske mreže ili algoritmi koji imaju predefinisane funkcije se koriste da ožive svet igre. Igre The Sims serijala su uspešan primer A-life koncepta. Ove igre su zaista popularizovale veštački život, a prva je držala mesto najprodavanije video igre za računare svih vremena. Jasno je da će ova tehnika napredovati sa pojavom sve jačih mašina.

4.9.1 Jaćenje (flocking)

Kao podkategorija veštačkog života pojavljuje se tehnika koordinisanog kretanja većeg broja agenata pod nazivom jaćenje ili floking, koja dosta podseća i inspirisana je jatima ili krdima životinja u prirodi i njihovim međusobno zavisnim kretanjem [26]. Svako jato može imati vođu, od čijeg kretanja zavisi i kretanje ostatka grupe. Vođa (lider) je najčešće na čelu grupe i njegov pravac drže ostali članovi. Lider se može menjati, a ostali članovi grupe mogu usporavati ili ubrzavati svoje kretanje zavisno od pozicije. Poput riba, grupa agenata može menjati naglo svoju putanju u kratkom vremenskom periodu. Od ostatka grupe se može kontrolisano odvojiti neki član, koji će se posle vratiti jatu, ili će se ono pripojiti njemu.

Algoritmi povezani sa ovom tehnikom rešavaju nekoliko problema grupnog pozicioniranja. Raspoređivanje, odvajanje, koheziju i izbegavanje prepreka ili protivnika grupe mogu da rade uz pomoć Rejnoldsovih algoritama [3] [4]. Oni su savršeno rešenje za manji broj agenata. Kada kažemo odvajanje, mislimo na održavanje distance između članova grupe, a to znači upravljanje agenta i izmicanje od susednih članova. Postrojavanje članova tako da drže isti pravac i njihovo brzinsko poravnanje je drugi zadatak algoritama. Članovi, takođe, treba da se orijentišu prema centru jata, što je treći zadatak, a četvrti je izbegavanje statičnih i dinamičnih objekata ili neprijatelja.

Tehnika *floking* je, u suštini, tehnika kontrolisanog upravljanja agenata. Ovde imamo i atribute kao što su ubrzanje, kočenje, krug zaokreta, energija agenata ili koliko su odmorni, itd. Prilikom povećanja broja agenata, ova realistična simulacija oduzima suviše resursa računara, pa se mogu koristiti alternativna rešenja, koja nisu toliko striktna u pravilnom ponašanju grupe. Algoritmi koji simuliraju roj su dobro rešenje za veći broj agenata, a koriste manje resursa [25].

Primena tehnike floking je dosta široka. Ako u igri treba napraviti realistično jato ptica, riba, formacijsko kretanje aviona, svemirskih brodova i sličnih letelica, onda je jasno da će se ova tehnika koristiti. Međutim, ona se može koristiti i kod simulacija vožnje ili saobraćaja u nekom gradu, da se automobili ne bi nasumično sudarali. Grupa vojnika u nekoj igri se može kretati u formacijama u koje se agenti postavljaju poštujući pravila flokinga. Osim kretanja u formaciji, veoma bitna korist ove tehnike dolazi u vidu izbegavanja prepreka pokretljivih agenata, koji osim što moraju da održavaju distancu od drugih agenata, moraju da izbegavaju statične objekte i prepreke [3]. U svim ovim

situacijama način na koji će agenti reagovati može biti različit, zavisno od implementiranih ponašanja koja se mogu koristiti zajedno sa tehnikom flokinga. Problem u efikasnosti upravljanja može biti okruženje. Uvek će bolje biti u širokom 3D prostoru kao što je svemir, nego u lavirintu hodnika ili 2D mapi punoj prepreka.

4.10 Robotika (robotics)

Robotika je verovatno najpopularnija i jedna od najstarijih oblasti veštačke inteligencije. Svaki robot ima svoje ulazne informacije koje prikupljaju senzori i izlazne postupke kojima se bavi kontrolni sistem [26]. U igrama agenti dobijaju informacije o svom okruženju, ali nisu im potrebni senzori. Mnogo zanimljiviji za igre jeste kontrolni sistem, jer se pomoću njega vrši kretanje, zaobilaženje prepreka, ali i interakcija sa karakterima u okruženju, između ostalog. Problemi kretanja agenata u igri i robota koji se kreće u stvarnom okruženju su praktično isti.

4.11 Razuđena logika (fuzzy logic)

Razuđena logika predstavlja jedan od pristupa za biranje ponašanja i donošenje odluka. Prema Tozoru, postoje pitanja na koja ne može da odgovori na valjan način klasična logika sa „true” i „false” ishodom. Tu nastupa razuđena logika, koja meri do kog stepena je nešto „true” ili „false”. Sve se izražava preko realnih brojeva [26]. Dakle, ova tehnika ima bazu u matematičkim proračunima, a ne u binarnoj logici.

Da bi karakter u igri izabrao ponašanje koje u tom trenutku treba da pokaže, on mora da proceni razne parametre. Ako proceni da je igrač blizu, napašće ga hladnim oružjem, a ako proceni da je dalje, napašće ga sa distance vatrenim oružjem i sl. Međutim, ako uzme u obzir i neke druge stavke, njegova procena može biti različita, zavisno od toga koji skup parametara odgovara kom ponašanju. Ako karakter ima dva oružja koja se koriste za blisku borbu, izabraće ono koje je jače samo ako stepen besa koji je sakupio, na primer, prelazi određeni nivo.

Komplikovanija razuđena logika radi i sa više ponašanja. Karakter može pucati i kretati se istovremeno. Ova tehnika se koristi u igrama u velikoj meri, mada ona nije uvek glavni pokretač inteligentnog sistema, već samo dodatak koji obezbeđuje realnije razmišljanje kompjuterski kontrolisanih karaktera. Ovaj pristup je koristan, jer daje novi kvalitet pitanjima koje kreator može da postavi kada pravi veštačku inteligenciju, obezbeđujući tako kompleksnije karaktere koji uzimaju više faktora u obzir i mere njihovu relevantnost da bi odabrali ponašanje ili akciju. Kod komplikovanijih varijanti sistema, optimizacija je neophodna zbog velikog broja pravila koja proističu iz malog broja ulaznih faktora. Osim razuđena logike, iz ovog pristupa nastaju i razuđene mašine sa konačnim stanjima, a u dobrom delu implementacija neuronskih mreža koristi se upravo razuđena logika. Kod veštačkog života, kalkulacije razuđena logike su odgovorne za ono što mi vidimo na ekranu u nekim slučajevima.

4.12 Mreže sa propagacijom uverenja (belief networks)

Korišćenje ove tehnike daje rešenje problema na sličan način kao razuđena logika. To su alati koji daju vezu između raznih fenomena uzimajući u obzir uzrok i koristeći teoriju verovatnoće da daju osnov za mišljenje agenta oko nepoznatih stvari u svetu igre. Kada agent donese određene zaključke o stanju sveta, on pokušava da predvidi posledice svih budućih akcija koje napravi [26].

Za razliku od razuđena logike, koja sve fenomene posmatra kroz njihovo članstvo u skupu određeno brojevima koji uvek moraju dati maksimalni zbir u datom opsegu, mreža sa propagacijm uverenja ima zadatak da zaključi nešto o uzroku fenomena i nema potpune informacije o svakom mogućem parametru koji se posmatra. Kod nje zbir nije uvek maksimum brojčanog opsega, jer on može biti i manji, pokazujući time da sve poznate okolnosti ne dovode do potpuno sigurnog zaključka, već do zaključka koji je, po prikazanom, najverovatniji. U strategijama se može napraviti određeno predviđanje na osnovu onoga što veštačka inteligencija vidi na mapi. Ako protivnik ima strelce, on ima i streljanu odakle ih regrutuje, ukoliko već nije uništena. Međutim, s obzirom na to da je prošlo malo vremena od početka partije, on verovatno nema i konjicu. Ovako razmišlja veštačka inteligencija koja koristi mreže sa propagacijom uverenja. Izvori koji daju podatke o nekom zaključku mogu biti i kontradiktorni, a ako je tako, mreža neće doneti nikakvu odluku ili zaključak.

4.13 Skriptovanje (scripting)

Prava veza između dizajna igre i sistema veštačke inteligencije se postiže *skriptovanjem*. Razni događaji u toku igre, koji su plod dizajnerskih ideja mogu biti zanimljivi za igrače, a dizajneri igre mogu lako da prilagode svoje ideje kôdu igre. Ponašanje agenata u toku igre može, prosto, biti isprogramirano da se privid inteligencije postigne bez korišćenja drugih tehnika. Jezika skriptovanja ima različitih, pa je njihov izbor stvar kreatora koji, takođe, može sam da napravi svoj, kako bi na pravi način funkcionisalo ono što je zamislio.

Celokupan kôd neke igre se ne menja lako, pa je potrebno kompajlirati čitav kôd kada se izvrše najmanje promene. Zbog toga se te promene vrše u posebnim konfiguracionim fajlovima ili skriptama. Vrednosti koje su dizajnerima interesantne se stavljaju u posebne fajlove, da bi oni mogli lako da ih promene po želji. Komande iz konfiguracionih fajlova se pozivaju preko virtuelnih mašina iz glavnog kôda igre. Nisu samo parametri ti koji se mogu naći u konfiguracionim fajlovima, tu se mogu, u naprednijim varijantama, naći i logički kôdovi, kao i objekti. Prednost je i ta što skripti može biti koliko god kreatori požele. To su veoma prosti tekstualni fajlovi. Jezici skriptovanja se koriste da se lako i brzo čitaju konfiguracioni fajlovi. Većina logike igre se može postaviti u konfiguracione fajlove sve dok se kreiranje igre ne završi, radi lakšeg kompajliranja, a kasnije se taj kod može vratiti u C++, primera radi. Jezici skriptovanja su veoma korišćeni zbog toga što ih razumeju lako i ljudi koji nisu programeri u timovima koji prave igre. Upravo zbog toga dizajn igre postaje manje naporan posao korišćenjem skriptovanih jezika.

Nisu samo ljudi u timovima spremni da koriste skriptovanje, već i igrači koji se razumeju u programiranje. U nekim situacijama to nije dobro, jer igrači menjanjem konfiguracionih fajlova prave sebi nepravednu prednost u odnosu na druge. Međutim, skriptovanje je i glavni pokretač modovanja, koje postaje jedno od značajnijih oružja za prodaju igara. Modovi su modifikovane verzije neke igre, koje prave entuzijasti i zaljubljenici, ali i oni koji vežbaju svoje kreatorske sposobnosti. Modifikovane verzije igara su često popularnije od samih igara. Kreatori igre daju mogućnosti igračima da sami preprave nešto u endžinu igre i to baš ono što kreatori odrede da može da se promeni.

Skriptovanje može da daje dozu filmskog ili pozorišnog u igri. Poput neke scene, ovi fajlovi menjaju zvuk, ugao kamere i animacije. Tako kreatori igre postaju praktično režiseri. I veštačka inteligencija neke igre može biti promenljiva. Ukoliko se mašine sa konačnim stanjima agenata stave u konfiguracione fajlove, njihovo ponašanje se može lako menjati. *Skriptovani događaj* je termin koji opisuje situacije u igrama, koje su režirane od strane kreatora da unesu život u kampanju igrača. Kada bi igrač okinuo skriptu (pritisnuo dugme, došao na postavljenu lokaciju i sl.), aktivirao bi se neki režirani događaj koji može biti veoma prost, ali i prava akciona scena, sve zavisno od dizajnerske mašte.

Problem skriptovanja je smanjivanje vrednosti ponovnog igranja, jer se scene i ponašanja ponavljaju, pa su predvidiva i dosadna igraču. Ono što je činilo igračevo iskustvo bogatim prilikom prvog igranja, gubi svu vrednost kod drugog. Sličan efekat kao kod ponovnog gledanja filma ima i igra pretrpana skriptovanim događajima.

4.14 Mašinsko učenje (machine learning)

Uspeh tehnika kojima agenti u igri uče je vrlo diskutabilan. Ako se implementacija ne obavi pažljivo, može doći do nekoliko problema zbog kojih igre mogu biti praktično neupotrebljive. Ako sistem uči od ljudskog igrača, on može da nauči i pogrešne stvari. Neuronske mreže, na primer, su poznate kao strukture veoma komplikovane za testiranje i otklanjanje grešaka. Zbog toga ih kreatori izbegavaju, iako bi one potencijalno bile izvanredno rešenje.

Tehnike učenja zahtevaju neku vrstu provere naučenih stvari, ali s obzirom na to da je cilj igre da zabavi igrača, time je jos teže napraviti funkciju za takvu proveru, jer nije jednostavno praviti ključne, sitne prepravke koje znače mnogo u balansu igre. Nije dovoljno imati samo pametnog i izazovnog protivnika koji će igrača lako pobeđivati. Namena veštačke inteligencije često nije da uči, što takođe umanjuje značaj tehnika učenja. U dobrom delu igara, agent živi toliko kratko da nema vremena da nešto nauči. Ipak, učenje se može pažljivo implementirati u sprezi sa drugim tehnikama tamo gde je ono zaista potrebno, a tada će i prednosti učenja biti uočljive i predstavljaće poboljšanje igrivosti. Učenje je suština inteligentnog ponašanja, što se vidi i po tome što se često u svakodnevnom govoru ne pravi razlika između osobe koja lako uči i inteligentne osobe. Zbog toga mašinsko učenje u video igrama zahteva detaljniju analizu.

5. Primena mašinskog učenja u veštačkoj inteligenciji u video igrama

5.1 Uvod u analizu mašinskog učenja u video igrama

Kada govorimo o inteligenciji uopšteno, često je nesvesno mešamo sa učenjem. Učenje jeste deo inteligentnog ponašanja, možda i najupadljiviji deo, što njegovu primenu u veštačkoj inteligenciji stavlja u prvi plan. Igre imaju raznolike zahteve kada je inteligentno ponašanje u pitanju, a dobar deo njih nema potrebu za agentima veštačke inteligencije koji uče. Međutim, postoje mnoge igre čiji dizajn daje osnovu za implementaciju agenata koji uče. Za veliki broj igara bi agenti koji se adaptiraju, planiraju, predviđaju i uče kroz iskustvo, bili više nego običan dodatak igri.

U ovom poglavlju ispitujemo kakve uloge u igrama mogu imati agenti koji uče, koliko su njihove uloge ključne za kvalitet igre i koliko je mašinsko učenje pogodno za primenu u igrama. Bavićemo se i tehnikama mašinskog učenja koje imaju istoriju i potencijal za primenu u igrama. Diskutovaćemo o opravdanosti, odnosno u kojoj meri je učenje dobar način da se unapredi igrački doživljaj, a u kojoj meri je implementacija učenja problematična kreatorima veštačke inteligencije. Razmotrićemo prethodnu primenu inteligentnih agenata koji uče u igrama i popularne načine dizajniranja inteligentnih sistema koji uče. Odredićemo ciljeve učenja, načine testiranja i probleme koji prate razne implementacije učenja. Analiziraćemo očigledne vrline koje imaju agenti sa implementiranim učenjem, ali i razloge zbog kojih nema mnogo igara koje poseduju takve agente.

5.2 Prednosti mašinskog učenja u teoriji i njegovo stanje u praksi

Učenje je veoma popularna tema u video igrama. Kada bi veštačka inteligencija bila sposobna da uči na pravi način, ona bi, u teoriji, mogla da se adaptira svakom igraču ponaosob, čime bi se igračima pružao konstantni izazov. Veštačka inteligencija koja uči bila bi podloga za stvaranje mnogo uverljivijih karaktera, koji su svesni svoje okoline i koji je koriste efikasno. Za kreatore veštačke inteligencije, ona koja pravilno uči predstavljala bi veliku uštedu vremena i energije, jer bi se sama adaptirala na okruženje igre i postupala u skladu sa specifičnostima svog zadatka, bez uplita kreatora u svaki detalj. Učenje se može posmatrati kao jedan od ključnih faktora inteligentnog ponašanja, pa je ideja da se ono implementira u inteligentne sisteme igara prisutna od samog početka razvoja veštačke inteligencije u igrama.

Učenje u igrama je, u praksi, još uvek neiskorišćena kategorija. Teško je isplanirati implementaciju učenja, a razne tehnike koje su korišćene prepune su mana. Ako se te mane razumeju, a planiranje se obavi na pravi način, onda nema razloga da se učenje ne implementira u veštačku inteligenciju. Mogu se koristiti mnoge tehnike, a njihova kompleksnost veoma je različita, od prostijih, koje se baziraju na balansiranju brojeva, do

kompleksnijih sistema, kao što su neuronske mreže. Korišćenje tehnika zahteva njihovo dobro razumevanje, kako bi one dale zamišljene rezultate u realnim igrama.

Učenje je bitno zato što daje mogućnost kompjuterski kontrolisanim igračima da reaguju različito u istim ili sličnim okolnostima, što dalje implicira da bi konačni ishod nekog nadmetanja sa ljudima mogao biti promenjen. Kada se ishodi evaluiraju i kada se ustanove greške, dolazimo do kompletnog sistema učenja kao moćnog dodatka za veštačku inteligenciju. Bogatije iskustvo za igrača postiže se novim ponašanjima i taktikama koje donosi učenje. Kreatorima veštačke inteligencije predstavlja problem to što nemaju potpunu kontrolu nad produktom učenja njihovih agenata. Iz tog razloga oni će se često odlučivati za dosadnije i jednostavnije rešenje, koje neće iznenaditi ni njih ni igrača. U teoriji bi učenje uvek bilo dobar dodatak veštačkoj inteligenciji, pa čak i njena ključna sposobnost, ali je u praksi situacija još uvek naklonjena manje kompleksnim rešenjima.

5.3 Zadaci mašinskog učenja u video igrama

Poznato je da nepredvidivost ishoda zapravo stvara zavisnost kod igrača koji se nadmeću. Zarazne igre su upravo one koje se najviše igraju, a često su to igre u kojima se ljudi međusobno nadmeću, jer je na taj način izazov mnogo veći. Ljudi žele da iznenade i da ih protivnici iznenađuju, kako bi pobeda u igri bila uspeh. Iako je teško stvoriti takmičarski duh sa agentima veštačke inteligencije, oni i sada mogu poslužiti kao dobra zamena, a pravilnom implementacijom učenja bi, u teoriji, trebalo da otklone najbitnije razlike u odnosu na ljude. Postoji veliki broj igrača koji nisu voljni da igraju sa ili protiv drugih igrača, pa je za njih kvalitetna zamena od presudne važnosti da bi im igra bila zabavnija.

Predviđanje je usko povezano sa učenjem. Događaji iz prošlosti nas uče da predvidimo buduće događaje i da reagujemo u skladu sa tim predviđanjima. Okruženje u kome se agenti nalaze mora da im pruži odgovarajuće informacije o stanju igre ili uspešnosti njihovog delovanja. Postojanje povratne informacije (*feedback*) omogućava agentima da ocene svoj dotadašnji učinak i da povećavaju kvalitet budućeg predviđanja situacije, a tako i kvalitet svojih poteza. Kada agenti počnu da se ponašaju nepredvidivo, sa uspešnim rezultatima, onda možemo govoriti o jakom utisku inteligencije.

Dobar način da se iskoriste učenje i veštačka inteligencija jeste u emotivnom zbližavanju igrača i agenata. Ako igrač dobija ulogu da trenira svoje agente i da se njihov karakter, ali i pojava, menjaju u skladu sa njegovim treninzima, agent bi postao igračeva kreacija, što umnogome produbljuje vezu između igrača i njihovih veštačkih karaktera, a samim tim i igrački doživljaj.

U nelinearnoj strukturi igara, koja je kompleksnije, ali verovatno zabavnije dizajnersko rešenje od stalnog dirigovanja kreatora, prilagodljivi karakteri su jedini koji mogu da funkcionišu na pravi način. Nepredviđene i nove pojave u svetu igre, ili akcije igrača, zahtevaju odgovor agenata i njihovu trenutnu adaptaciju.

5.3.1 Značaj učenja i razlozi za njegovu implementaciju

Učenje je suštinski bitno za utisak inteligencije i agenti u igrama bi učenjem, svakako, dali mnogo veći utisak inteligencije, nego nekim drugim manifestacijama inteligentnog ponašanja. Učenje donosi sa sobom predviđanje, koje je osnova dobre veštačke inteligencije.

Kako bi igra uspela na tržištu, kreatori daju sve od sebe da ona bude vizuelno, zvučno i sadržajno dopadljiva. Veliki deo vremena troši se na mehaniku igre, kako bi njena igrivost bila na visokom nivou, ali i na reklamu i na stvaranje baze fanova. Međutim, činjenica je da veštačka inteligencija može da doprinese uspehu jedne igre, pa čak i da odigra ključnu ulogu, posebno ako uči, jer time stvara mnogo novih mogućnosti dizajnerima igre.

Veštačkom inteligencijom moguće je pravilno kontrolisati zaraznost jedne igre, što je veliki preduslov za njenu uspešnost. Posebno je bitno iznenaditi igrača i pružiti mu neizvesna iskustva sa agentima veštačke inteligencije. Ukoliko se agenti pokažu nepredvidivim, pod uslovom da ispoljavaju logična i svrsishodna ponašanja, igra bi mogla postati veoma zanimljiva. Da bismo razumeli šta stvara zavisnost kod igrača, možemo uzeti u obzir i primere iz života. Kockanje izaziva zavisnost, jer je njegov ishod neočekivan. Filmovi ili knjige su mnogo zanimljiviji kada ne znate šta će se dogoditi. Tako je i sa igrama, pa se često priča u igrama može uporediti sa filmskom. No, svaka priča je samo deo zabave, a za duže posvećivanje jednoj igri, kao i za njen uspeh, odgovorni su i drugi elementi. Da bi igra mogla da pruži stalna nova iskustva igračima, a pored toga i konstantni izazov, veštačka inteligencija bi trebalo da uči, a agenti da se unapređuju.

Kreatori veštačke inteligencije imaju za cilj da zabave igrače, a možda najbolji način za objektivno sagledavanje želja igrača je da im sami daju povratne informacije i ideje. Jedna od ključnih stvari za uspeh neke igre je njena širina, odnosno ono što igrač može da radi dok igra. Tu veštačka inteligencija može imati zanimljive uloge. Neutralni karakteri u igri mogu biti prava poslastica za igrače, posebno ako interakcija sa njima može da se uporedi sa interakcijom među ljudima u igrama za više igrača. Osim toga, agenti veštačke inteligencije mogu biti zanimljivi i nezaboravni karakteri, poput filmskih, ali se njihova zabavnost može unaprediti učenjem komunikacije sa igračem i reagovanjem u skladu sa svetom igre, odnosno događajima u njemu. Ovakvi karakteri mogli bi da stvore potpuno nove igre u okviru postojeće, a to je velika stvar za njen uspeh.

5.3.2 Izbor tehnika koje donose učenje

Tehnike se mogu klasifikovati u nekoliko grupa, zavisno od toga kada se učenje događa, šta se uči i kakve efekte na ponašanje karaktera stvara učenje. Učenje se može obavljati u toku same igre, što omogućava karakteru veštačke inteligencije da uči dinamički dok igrač igra i da se adaptira na stil igranja koji igrač praktikuje, pružajući mu tako konstantni izazov. Što igrač više igra, to veštačka inteligencija bolje predviđa njegove karakteristične poteze i ponašanje njenih karaktera može se prilagoditi različitim stilovima. Igra se tako može učiniti zanimljivijom za igrača, koji uživa u određenom stilu i izazovu koji mu se, pritom, pruža.

Problem ovakve vrste tehnika je u nepravilnom učenju. Ako se veštačka inteligencija adaptira u toku samog igranja, onda nema mesta popravljanju grešaka i testiranju njene sposobnosti. Ukoliko se stil igre konstantno menja, lako dolazi do loših odluka veštačke inteligencije, koja se nepravilno adaptira. Zato se većina učenja obavlja pre samog nastupa igrača, najčešće u procesu pravljenja igre. U okviru ovakve kreacije veštačke inteligencije nalazimo načine da iz podataka koji se dobijaju igranjem i testiranjem evoluiramo strategije ili parametre bitne za kvalitet veštačke inteligencije. S obzirom na to da se u ovakvim slučajevima mogućnost testiranja i ispravljanja grešaka daje kreatorima, nije čudno što oni imaju slobodu da pokušaju da dođu do željenog kvaliteta sa nekonvencionalnim i nepredvidivim algoritmima učenja.

Prilikom testiranja najčešće se uzimaju mape za više igrača i algoritmi se posmatraju dok uče elemente tih mapa prilikom taktičkog planiranja, ili pronalaženja najboljih putanja, dok se i njihova veza sa fizičkim endžinom produbljuje. Veštačka inteligencija može da uči i van same igre, analizirajući parametre pre njenog početka i posle završetka. Ipak, problem ostaju bagovi i ispravljanje propusta u ponašanjima, a javlja se i problem dužih učitavanja zbog veće obrade podataka, što nije u skladu sa opštim normama koje se postavljaju pred kreatore igara, jer igrači ne vole da čekaju.

Mogu se primenjivati mnoge tehnike u svakom od navedenih načina. Tehnike poput genetskih algoritama ili neuronskih mreža koriste kôd, koji se sam modifikuje prilikom egzekucije, praveći zanimljive rezultate.

Jedna od mogućnosti, koja se može pokazati korisnom, je privid učenja ili varanje. Možda je dobro ponekad dati agentima informacije koje igraču u istoj situaciji ne bi bile dostupne. No, ukoliko igrači ne mogu da vide razlog ponašanja agenta, on se može učiniti pomalo neinteligentnim, pa se zbog toga ponašanje agenata najčešće ograničava na reakcije, na događaje koji su očigledni i igračima. Ovo ne znači da se u nužnoj ili pogodnoj situaciji ne može upotrebiti i neki trik, ali samo ako on ne šteti uverljivosti agenata.

Kreatori, na kraju, odlučuju u kojoj meri će implementirati tehnike učenja, kao i to koliku će slobodu dati slučajnom i nepredviđenom ponašanju agenata.

5.3.3 Varijante učenja

Da bi agenti bili fleksibilni, oni bi trebalo da uče na više načina. U učenje agenta mogu biti uključeni i sami igrači, koji na neki način nagrađuju ili ukoravaju pokazano ponašanje agenata. Agenti, takođe, mogu učiti posmatrajući druge agente i implikacije njihovih akcija. Agent može i da nauči od igrača kakvu interakciju ili akciju da izvede u datim okolnostima.

Svi načini učenja zahtevaju određenu potporu od strane veštačke inteligencije. Oni mogu zajedno da koegzistiraju u njenom sistemu. Dobar pristup je uključivanje igrača, jer on ukazuje veštačkoj inteligenciji na to šta je dobro uradila na jednostavan način, ali nije dobro bazirati sve na povratnoj informaciji od igrača. Agenti na ovaj način ne uče kao ljudi, jer ljudi često uče tako što im drugi ljudi pokazuju, a ne tako što probaju nešto i dobiju pohvalu ili prekor. Igrači moraju čekati da daju povratnu informaciju, jer su pre

poteza agenta onemogućeni da to učine. Postoji i problem raslojavanja lekcija u jednom potezu agenta. Agent može da vrši dobru interakciju sa lošim objektom, ili obrnuto, a da igrač time što ga je prekorio otkloni i ono što je dobro u prikazanoj akciji, zarad onog pogrešnog. Potrebno je dati igraču mogućnost da zada komandu agentu, ili da mu svojim primerom pokaže pod kojim uslovima se postupa na neki način, sa mogućnošću agenta da spozna motiv igrača za lekciju koju mu pokazuje [14].

5.3.4 Predviđanje akcija

Jedan od korisnih efekata učenja je predviđanje budućih situacija u toku igre. Agenti se uče da predvide poteze igrača, kako bi ih spremno dočekali i pružili im odgovarajući izazov. U toku igre mogu se predvideti različiti potezi igrača, u zavisnosti od tipa same igre: koje će jedinice graditi, kakve tehnologije će istraživati, koje će oruđe ili oružje koristiti ili kojim putem će krenuti…

Najprostiji način za predviđanje budućih poteza igrača je vođenje evidencije o njihovim prethodnim potezima i odlukama. Statistički se može izraziti koliko se puta igrač odlučio za jednu ili drugu opciju u toku partije. Vremenom bi se mogla stvoriti slika o njegovim sklonostima, omiljenim lokacijama ili taktici, odnosno prosta verovatnoća njegovog sledećeg izbora. Ipak, igrači ne bi mogli nasesti na ovako prosta rešenja agenata više od jedanput ili dva puta. Igrač bi odmah našao alternativnu taktiku i cela statistika bi postala beskorisna. Implementacija ovakve analize nije problematična, a može biti korisna. U nekim igrama moglo bi se dogoditi da igrač samo jednom odlučuje, a kada bismo uzeli statistiku odluka od većeg broja igrača, došli bismo do češće biranih rešenja, što bi moglo pomoći kada novi igrači dođu do posmatrane dileme.

Za predviđanje poteza postoje i ozbiljnije tehnike. One, uglavnom, ispituju sekvence poteza, a ne samo jedan potez. Njihova predikcija uzima u obzir ceo niz (*string*) odluka donešenih od strane igrača i potom, prema prethodnim rešenjima, bira najverovatnije sledeće rešenje u toku partije. Prosti *string matching algoritam* ili *N-Gram algoritam* mogu biti korisna rešenja za predikciju [4] [18].

5.3.5 Adaptacija

Veštačka inteligencija je proizvod njenog kreatora, koji predviđa kako će igrači odigrati neki potez ili partiju. Međutim, igrači su, uglavnom, bolji i kreativniji od onoga ko osmišljava veštačku inteligenciju i predviđa njihove stilove i mogućnosti. Igrači uvek nađu način da iznenade kreatore. Kada igrač jednom nađe način da pobedi lagano, bez truda i razmišljanja, ranije spremljenu veštačku inteligenciju, on nastavlja da forsira taj način igre koji mu donosi dobar rezultat. Igra ubrzo postaje dosadna, jer igrač lako pobeđuje i stalno ponavlja iste poteze. Zato je jedna od bitnih mogućnosti veštačke inteligencije implementiranje tehnika mašinskog učenja, radi adaptiranja na različite stilove igranja i ideje igrača koje prevazilaze predviđene situacije.

Veštačka inteligencija koja se adaptira mogla bi da smanji veliki posao kreatorima, jer bi, umesto predviđanja i implementiranja velikog broja pravila za različite situacije,

veštačka inteligencija sama mogla da nauči ili da se adaptira na postojeća stanja u igri. Ovakva veštačka inteligencija bila bi u prednosti u odnosu na predefinisanu, a igrači bi imali utisak da je izazovnija [20].

Kompleksnost implementacije i testiranja prilagodljivog ponašanja dovodi u pitanje opravdanost njegovog korišćenja. Nekada i sam kontekst igre i datog prilagodljivog ponašanja ne opravdava vreme i resurse uložene u implementiranje i testiranje. Jasno je da ne mora čitava veštačka inteligencija neke igre da počiva na adaptaciji, jer ima situacija gde ona neće doneti očigledne promene iz ugla ljudi koji igraju igru. Dakle, adaptacija mora da ima očigledan efekat na ponašanje kompjuterski kontrolisanih karaktera, na takav način da ljudi, dok igraju, vide i osete promene u ponašanju, koje bi se njima činile pametnim i logičnim.

Kompleksnost i komplikacije mogu se izbeći korišćenjem lažne slike učenja. Veštačka inteligencija u startu pravi namerne greške, a kasnije smanjuje njihov broj dajući utisak učenja kroz iskustvo. Možda se čini da je ovo loše rešenje, ali postoje prednosti ovakvog lažnog učenja. Koliko brzo i tačno uči veštačka inteligencija određuje se unapred. To daje mogućnost kontrolisanja i pažljive nadogradnje od strane kreatora, pre nego što igra dospe u ruke igrača. Osim toga, testiranje postaje mnogo lakše, jer pojava igrača i njihovih stilova i poteza uopšte ne utiče na veštačku inteligenciju koja lažno uči. Ipak, lažna adaptacija ne može uvek biti rešenje, jer se ona može baviti samo predviđenim problemima i može da reši samo probleme koje rešavaju konvencionalne tehnike veštačke inteligencije [20].

Adaptacija u pravom smislu mogla bi se implementirati sa više ili manje kontrole od strane kreatora. Indirektna adaptacija vrši se tako što se izvlače podaci iz sveta igre u statističkom smislu, i to oni koje odredi kreator veštačke inteligencije. Kada bi se izvukao bitan podatak, veštačka inteligencija reagovala bi u skladu sa njim. Agenti ne bi ništa naučili, ali bi se adaptirali prema statističkim parametrima. To im daje mogućnost da češće posećuju određene lokacije, ili da više koriste određena oružja, zato što je njihov uspeh bio zadovoljavajući. Dobre strane indirektne adaptacije su, svakako, mogućnosti manipulacije parametrima. Kontrola kreatora veoma je velika, a sistem je pouzdan i lako ga je implementirati. Naravno, glavni problem ostaje kreatorovo predviđanje. Na kraju se može ispostaviti da se pravilna adaptacija ne može dogoditi, jer kreatori nisu predvideli neke parametre, lokacije ili stilove igrača [20].

Algoritmi učenja mogu se koristiti da bi se agenti direktno adaptirali na date situacije. U svetu igre testiraju se modifikacije ponašanja agenata, kako bi se poboljšala njegova efikasnost. Ponašanju agenta moraju se dati neki parametri, a zatim se koristi algoritam optimizacije ili *obučavanje sa pojačavanjem* kako bi se pronašli parametri, a sa njima i ponašanja koja daju najbolje rezultate u igri u datim okolnostima. Problem je u tome što kontrola kreatora igre nije dovoljna, pa je potrebno mnogo evaluacije parametara, a testiranje i otklanjanje grešaka postaje mnogo teže. Osim toga, ovakva direktna adaptacija može da se prilagodi i greškama u fizičkom endžinu igre, što bi značilo da njeno ponašanje postaje nerealno, jer je eksploatisanjem neke greške postizala najbolje rezultate. Ipak, velika prednost ove direktne adaptacije je učenje, koje dovodi do pojave novina u ponašanju [20].

Ultimativna veštačka inteligencija mogla bi sama da nauči da igra igru, pod bilo kojim okolnostima i sa bilo kakvim situacijama. Kada bi veštačka inteligencija sama mogla

da nauči da igra i da se adaptira kroz igru, ne bi više bilo propusta u njenom dizajnu i uskog razmišljanja u toku igre, kao posledice nedovoljne kreativnosti njenog kreatora, ili drugih problema koje kreatori sami stvaraju. Kompleksnost pravila i situacija u toku same igre ne bi više bila bitna, jer bi ih veštačka inteligencija sama rešavala u hodu, što bi dovelo do evolucije novih ponašanja i do potpuno nepredvidivih poboljšanja igračkog iskustva. Naravno, kada igra izađe iz faze testiranja i dospe u ruke igrača, nemoguće je garantovati da se neće dogoditi nezgoda sa novim otkrićima veštačke inteligencije, a sama igra može postati čak i nemoguća za igranje. Dakle, u praksi, direktna adaptacija ograničena je na određena polja, da bi se u nekoj meri mogla kontrolisati. Samo ona ponašanja koja ne mogu negativno uticati na igrivost zahvaćena su direktnom adaptacijom, dok je indirektna verovatnije rešenje za većinu ključnih akcija.

Korišćenje postojećih znanja za jednog agenta veštačke inteligencije daje potporu njegovom učenju. Kada bi se veštačka inteligencija bazirala samo na genetskom algoritmu, on na početku igre ne bi radio ništa, jer nije ništa naučio. Osim toga, njegovo učenje je previše sporo, pa se bez prethodno definisanih ponašanja ne može implementirati ni učenje. Implementacija nekih osnovnih stvari za funkcionisanje agenata u igri, poput kretanja, nalaženja najkraćeg puta ili biranja najboljeg oružja, posao su kreatora veštačke inteligencije. Naposletku dolazi i učenje, fokusirano na parametre ponašanja kojima je potreban napredak u toku igranja.

Informacije iz sveta igre obezbeđuju zanimljive podatke i statistike, na osnovu kojih agenti uče da budu pametniji i izazovniji. Da bi direktna adaptacija mogla da uspe, agenti moraju imati merne jedinice sopstvene efikasnosti. Za mere su zaduženi kreatori veštačke inteligencije i oni su ti koji definišu parametre efikasnosti. Kada se postave parametri ponašanja i mere uspeha, implementira se algoritam optimizacije, koji traži grupe parametara koje čine agenta uspešnim u igri, ili pogodni genetski algoritmi.

Postoji još pristupa učenju agenata. Obučavanje sa pojačavanjem nastaje iz veze akcije agenta sa trenutnim stanjem sveta igre i uspehom koji ta akcija pokazuje. Agent uči da primenjuje akciju koja ima najbolji prosek uspešnosti u bilo kom stanju. Potrebno je doneti odluku o sadržaju informacija koje će se iz sveta igre postavljati u statusni vektor. Problem je u tome što smanjivanjem broja korisnih informacija agenti sve više gube mogućnost da nauče nova efikasna ponašanja, a povećanje količine informacija u vektoru stanja smanjuje brzinu kojom agenti unapređuju ponašanje. Pošto sporo adaptiranje ovom tehnikom zahteva i ogroman broj evaluacija raznih parametara, ova tehnika ne bi bila pogodna za svaku priliku, ali se u igrama gde su mogućnosti igrača i agenata isti, agenti mogu evaluirati poređenjem uspešnosti sa drugim agentima i igračima.

Za adaptaciju agenata može biti koristan i sam igrač. Imitacijom igračevih poteza u strateškim igrama ili simulacijama vožnje dolazi se do učenja novih akcija direktnom adaptacijom. Ako agenti dobiju naredbu da snimaju igračeve poteze, oni bi kasnije mogli uspešno da ih izvode reprodukcijom akcija preko neuronske mreže. Kada se pravi mera performansi ponašanja veštačke inteligencije, potrebno je izbegavati pojavu onih ponašanja koja rešavaju samo lokalne jedinstvene probleme, jer ona mogu dovesti do nemogućnosti unapređenja na drugim mestima, pod drugim okolnostima. Algoritmi učenja mogu biti i zavisni jedni od drugih, dovodeći do velikog smanjenja sopstvene efikasnosti. Prilikom donošenja odluke agenti uzimaju u obzir mnoge faktore, što često dovodi do slabog unapređivanja međusobno zavisnih ponašanja i neadekvatne adaptacije. Zbog toga se najbolji rezultati postižu identifikovanjem nezavisnih ponašanja, koja ne vrše interakcije sa

drugim ponašanjima. Takva ponašanja simultano se unapređuju, bez gubitaka u efikasnosti. Fini balans je neophodan kada je reč o odnosu eksploatacije postojećih znanja i isprobavanja novih ponašanja. Agenti se ne smeju previše okrenuti ni eksploataciji, ni probi. Unapređenja bez probe nema, ali se pokušaji agenta da ostvari bolji nastup često završavaju loše. Ovaj problem postoji u direktnoj adaptaciji, jer je redosled poteza neodređen. Kod indirektne adaptacije ovakve dileme rešavaju kreatori veštačke inteligencije.

Ako pođemo od toga da bi veštačka inteligencija trebalo da izgleda inteligentno igračima, a da pritom ne mora ni da bude inteligentna, možemo se poslužiti i lažnom adaptacijom. Statična logika rešava probleme služeći se statistikom. Kreatori veštačke inteligencije, takođe, mogu napraviti skripte koje menjaju ponašanja u zavisnosti od situacije. Naravno, sve je onda limitirano na slučajeve koje su smislili kreatori pre pojave igrača, a i pravljenje ovakvih lažnih adaptacija iziskuje mnogo vremena i kreativnosti.

5.3.6 Strategije i taktike veštačke inteligencije koja uči

Strateške i akcione igre često zahtevaju analizu i planiranje od strane agenata, kako bi se oni na pravi način suprotstavili igračima. Veštačka inteligencija koja uči može iz iskustva da izvuče pozitivne i negativne strane svoje taktike. Svaka mapa može se podeliti na orijentacione zone, koje pomažu agentima u planiranju. Svaka zona ima svoje specifičnosti koje veštačka inteligencija vrednuje na osnovu iskustva. Da agenti ne bi upadali u zasede i da bi efikasnije koristili mapu, oni koriste taktičke planove, a algoritmi učenja bave se vrednovanjem zona na mapi.

Kada agent neuspešno završi akciju na nekom delu mape, vrednosti se u skladu sa tim menjaju, dajući agentu do znanja da ne treba da uleće u zamke. U pozitivnom slučaju, agent će se radije odlučivati da planira akciju tamo gde se pokazao uspešnijim. Agenti iz ličnog iskustva mogu da prikupe informacije o tome koliko su, recimo, zdravlja izgubili kada su koristili svoju strategiju. Osim toga, ako u svom vidnom polju imaju iskustvo nekog drugog agenta, bilo dobro ili loše, koristiće i njegovo iskustvo za planiranje akcija. Vremenom će agenti shvatiti gde je opasnije boraviti na mapi, a gde je sigurnije.

U kreaciji igre mogu se uzeti neke pretpostavke o vrednovanju lokacija, kako bi agenti od samog početka imali predstavu o ključnim pozicijama. Pa ipak, da bi agenti zaista pravili dobre planove i strategije, oni moraju uzeti u obzir i preferencije samih igrača. Ako bi se učenje obavljalo dinamički u toku igre, jasno je da adaptiranje na igračev stil podrazumeva da se prethodno vrednovanje lokacija podešava i da na kraju sve zavisi od igrača. Igrači će svakako reagovati na taktiku veštačke inteligencije, pa je vrednovanje neke lokacije, odnosno njeno preveliko favorizovanje, loše po agente. Zato se agenti odučavaju od prvobitnih pretpostavki o lokacijama i prilagođavaju svoje planove planovima igrača. U praksi, agenti u toku testiranja mogu da pogreše mnogo puta u izboru lokacija, ali kada igrači dobiju igru, nije poželjno ponavljati iste greške dok se jednom ne reši da taktika nije dobra, već se mnogo dinamičnije moraju menjati planovi na osnovu skorog iskustva sa igračima. Agenti kojima treba pet ili deset poraza da naprave bolji plan, neće se činiti inteligentnim igračima.

5.4 Potencijalne tehnike mašinskog učenja za primenu u video igrama

5.4.1 Neuronske mreže (neural networks)

5.4.1.1 Biološka neuronska mreža

Ljudski mozak nije do kraja istražen, ali je jasno da je deo njegove strukture neuronska mreža, koja broji od devedeset pet do sto milijardi neurona, od kojih svaki može imati do deset hiljada veza. Neuroni su čvorovi mreže koji šalju i primaju signale. Signali se prenose električnim pulsevima i oni predstavljaju informacije. Informacije se prenose putem dendrita do tela ćelije i tamo se električni pulsevi sumiraju. Neuron ima oblik zvezde i u njegovoj sredini se nalazi nukleus ćelije. Svaki neuron ima produžetak poput kabla ili žice, koji se naziva akson, i koji služi za konekciju sa drugim neuronima. Akson se grana, a na vrhu grana su sinapsni terminali. Kada skup impulsa pređe vrednosni prag, on šalje informaciju u vidu električnog impulsa, a ukoliko prag vrednosti nije pređen, neuroni ne šalju informaciju. Signali, koji dolaze do neurona, bivaju prihvaćeni u čvoru koji spaja dendrite i sinapsne terminale. Ove čvorove nazivamo sinapsama.

Ovakva struktura omogućava neuronskim mrežama da se uhvate u koštac sa veoma ozbiljnim problemima. Njihova moć dovoljna je da zainteresuje tvorce veštačke inteligencije, pa tako i one koji se bave igrama. Kada bi se razvukli svi aksoni i dendriti jednog ljudskog mozga, njihova dužina bila bi dva puta veća od razdaljine Zemlje i Meseca. Veštačka inteligencija nije u mogućnosti da tačno reprodukuje građu i funkcionalnost neurona, jer su oni veoma kompleksni, ali se neuronske mreže mogu posmatrati kao izvor generalnog znanja o funkcionisanju inteligentnog mozga. Pre bi se moglo iskoristiti znanje o mehanizmima učenja, nego o samoj fizičkoj strukturi biološke neuronske mreže.

Ljudski mozak nije u svemu bolji od kompjutera, ali njegova struktura mu daje neverovatne mogućnosti. On može da uči bez tuđeg nadzora. Ukoliko je neuron često stimulisan na visokoj frekvenciji, jačina njegove konekcije može se promeniti na takav način da on mnogo lakše emituje električne impulse. Suprotno takođe važi, jer ukoliko neuron nije često stimulisan, njegova konektivna moć vremenom opada.

Mozak je tolerantan na oštećenja. Raniji eksperimenti sa životinjama pokazali su da one pronalaze prethodno naučeni put kroz lavirint čak i kada im se delovi mozga postepeno odstranjuju, što znači da znanje nije u potpunosti lokalizovano u nekom delu mozga. Čak se pokazalo da neuroni mogu da obnove oštećene konekcije među sobom. Mozak je sposoban da obradi veliku količinu informacija. Iako je brzina signala daleko manja od brzine koju poseduju digitalni procesori, velika količina informacija procesira se zahvaljujući paralelnom funkcionisanju neurona.

Ono u čemu je mozak daleko uspešniji od kompjutera je generalizovanje informacija. Na osnovu prethodno stečenih znanja, mozak je u stanju da generalizuje i prepozna poznate šablone. Primer za to može biti čitanje rukopisa koji nikada nismo videli, ali ga možemo pročitati. Svesnost je još jedan dokaz fascinantnosti našeg mozga, mada je teško objasniti šta je ona zapravo. Sve ove mogućnosti zainteresovale su ljude, koji su

želeli da ih primene u kreaciji veštačke inteligencije. Naravno, kreatori veštačke inteligencije u igrama trenutno ne mogu iskoristiti sve potencijale ljudskog mozga, imajući u vidu da ni on nije dovoljno istražen, ali imitacije načina na koji on funkcioniše mogle bi biti primenljive.

Biološka neuronska mreža ne funkcioniše kao digitalni kompjuter. Ona ne rešava probleme poput kompjutera. Ona ih rešava paralelnim, distribuiranim modelima verovatnoće. Problem se rešava kao rešenje malih delova sastavljenih u jedan veliki rezultat.

Ideju za stvaranje veštačke neuronske mreže kreatori veštačke inteligencije dobili su iz proučavanja životinjskog mozga i načina na koji životinje mogu da uče.

5.4.1.2 Veštačka neuronska mreža

Kada govorimo o mašinskom učenju, ne mogu se zaobići *neuronske mreže*. One funkcionišu na bazi funkcionisanja pravih mozgova. Životinjski i ljudski nervni sistem ima gomilu konekcija između neurona, koji se mogu posmatrati kao čvorovi, ili raskrsnice, i ta arhitektura se koristi za konstruisanje veštačke neuronske mreže [26].

Parametri koji važe između neurona se stalno podešavaju i daju mogućnost agentima da ispune zadatke na optimalan ili makar približno optimalan način. Svaki čvor, ili veštački neuron nije previše komplikovane strukture. Svi čvorovi rade sa istim algoritmom. Neuronska mreža može biti različito projektovana, ali standardno se predstavlja sa ulazom na levoj strani, a izlazom na desnoj. Svaki čvor dobija ulazne informacije iz svih čvorova koji su raspoređeni levo od njega i sa kojima je povezan. Algoritam obrađuje podatke, i od više ulaznih daje jedan izlazni podatak za dati čvor. Ulazne podatke sa leva šalje programer, a izlaz na desnoj strani mreže bi trebalo da omogući neki željeni rezultat koji se manifestuje kao akcija ili ponašanje koje ima smisla. Mreže mogu imati obrt u petlji, ali je ovakva varijanta mnogo teža za kontrolu. Neke mreže čak nemaju ulaze i izlaze, već svaka veza može biti i ulaz i izlaz.

Veštački neuroni imaju svoja stanja, koja zavise od ulaznih podataka ili stanja drugih neurona sa kojima su povezani. Ovakva mreža još uvek nema mogućnost da uči. Izlaz će uvek davati isti rezultat, ako mu ulazne vrednosti budu iste. Da bi neuronska mreža mogla da uči potreban joj je algoritam sa pravilima učenja. Učenje iz primera u toku igre se može postići i sa stablima odlučivanja. No, iako su stabla odlična za primenu kod poznatih primera i situacija, kod onih nepredviđenih mnogo bolje funkcionišu neuronske mreže. Ipak, one nisu dobre za rešavanje preciznih problema, gde često mogu dati pogrešno rešenje na poznatu situaciju.

Struktura neuronske mreže je podeljena na tri sloja: ulazni, izlazni i srednji (nevidljivi) sloj. Ulazni sloj će imati onoliko neurona koliko parametara pratimo da bismo rešili problem. Takvi parametri su numerički i prikazuju trenutno zdravlje, municiju, oklop i sl., od kojih zavisi kakvu će akciju napraviti agent. Jedan neuron na samom kraju daje izlaz. Ovde dolazimo do učenja. Svaki neuron dakle ima određenu vrednosnu težinu. Ona se menja u zavisnosti od ulaznih parametara, ali i od tehnike širenja povratne informacije.

Mreža ceni uspešnost akcije koju je proizvela i na osnovu toga ide nazad i podešava težinu čvorova, tako da rezultat bude bolji sledeći put.

U igrama se neuronske mreže ne koriste baš puno. Razlog tome je težina njihove implementacije, kao i problemi mašinskog učenja koje smo naveli. Sistem može ove mreže koristiti za zadatke poput predviđanja, podsećanja ili učenja, ali u manjem i kontrolisanijem obimu, a teže kao svoju bazu. Neuronske mreže su inače potencijalno veoma podobne za igre, jer njima možemo postići sve prednosti učenja, zadržavajući njihovu trivijalnost [10].

U jednoj igri neuroni se mogu posmatrati kao objekti koji komuniciraju ili obrađuju informaciju. Informacija se predstavlja sistemu preko senzora ili interfejsa, a signali izlaze iz sistema kao akcije u jednoj varijanti, ili kao tragovi akcije u pokušaju u drugoj, kada nema prelaska postavljenog praga vrednosti. Akcije se mogu posmatrati kao suma signala prisutnih u sistemu u datom momentu, a svaki procesirani signal utiče na njihov oblik. Akcije izvršava eksterni interfejs, koji je spona između virtuelnog sistema, koji predstavlja igru, i neuronske mreže. Signali, zapravo, samo daju inspiraciju za stvaranje određene akcije.

Neuronske mreže se, u svom pravom biološkom obliku, ne mogu preneti na veštačku inteligenciju u igrama, ali njihova struktura može rešiti mnoge probleme na efikasan način. Iako bi bilo sjajno kada bi svaki agent imao svoj mali mozak, ne možemo reći da neuronske mreže mogu tako nešto da obezbede. Ipak, iako suvislo rezonovanje i dedukcione sposobnosti nisu produkt dosadašnjih veštačkih neuronskih mreža, neke druge prednosti njihove primene ipak postoje.

U kombinaciji sa algoritmom odlučivanja, razuđenom logikom ili genetskim algoritmima može se stvoriti prilično moćan sistem veštačke inteligencije. Neke od interesantnijih mogućnosti koje donosi primena neuronskih mreža su skeniranje okruženja i klasifikacija. Neuronska mreža dobija informacije koje bi se mogle opisati kao vizija, a te informacije mogu da se iskoriste kod izbora izlaznog rešenja, ili kao nešto što je mreža naučila. U realnom vremenu uče se novi odgovori i nadograđuju se radi optimizacije izlaznog rešenja.

Neuronska mreža može se koristiti kao forma memorije agenata u igri. Ona može iz iskustva da nauči skup odgovora na neku situaciju. Kada se dogodi novo iskustvo, mreža odgovara na izazov birajući približno najbolji odgovor koji se u prošlosti dobro pokazao u sličnoj situaciji. Kontrolu ponašanja agenata neuronska mreža sprovodi tako što njene izlazne forme oblikuju akcije agenata, a njeni ulazi su razne promenljive iz sveta igre. Mapiranje odgovora je još jedna funkcija koju mreže mogu dobro da obavljaju. Mapiranje koristi neuronsku mrežu na samom izlaznom delu, da bi stvorilo još jedan sloj indirektnih pojava u kontroli ponašanja. To znači da neuronska mreža nalazi nova rešenja iz promenljivih koje nisu naučene od kreatora, već su odličan pandan tim predefinisanim kombinacijama promenljivih. Tako mreža stvara nove odgovore na zadatke iz sveta igre, ne koristeći samo one predefinisane.

Korišćenje neuronskih mreža na pravom mestu može doneti inteligentnije ponašanje agenata, uz uprošćavanje posla programerima veštačke inteligencije, jer njena implementacija može zameniti mnogo linija kôda, a da, pritom, daje bolje rezultate u samoj

igri. Ona interno radi na isti način, rešavajući različite probleme, pa bi se, konceptualno gledano, neuronske mreže mogle posmatrati kao međusobno različite.

Struktura neuronskih mreža može biti različite topologije za isti broj neurona. Informacije se, zavisno od tipa mreže, mogu kretati direktno od ulaza ka izlazu (*feed forward*), ili u svim smerovima, pružajući povratne informacije o rezultatima (*recurrent*). Veštačke neuronske mreže sastoje se od velikog broja relativno prostih čvorova, a svaki od njih ima isti algoritam. Ti veštački neuroni povezani su u različite šablone, zavisno od tipa mreže, odnosno njene topologije. Njihova arhitektura može biti različita, pa tako razlikujemo i mreže sa više slojeva, a i one sa jednim slojem. Različite su i njihove konekcije, zavisno od tipa arhitektonskog rešenja. Informacija kod neuronskih mreža kreće od ulaza u mrežu, a nju daju programeri. Kod višeslojnih mreža neuroni skupljaju informacije od prethodnog sloja i šalju jednu izlaznu vrednost ka svim neuronima sledećeg sloja. Na kraju bi na izlaznom sloju bila vrednost sa kojom se može uraditi nešto korisno. Postoje i mreže koje nemaju određen ulazni ili izlazni deo, a u njima je svaka konekcija i ulazna i izlazna.

Za sada se u igrama ne koristi univerzalna neuronska mreža, jer još uvek ne postoje resursi za njeno stvaranje. Veštačka inteligencija koja uči idejno bi mogla da postane savršeni igrač, ili bi neke pojedinačne aktivnosti bile efikasno obavljane. No, poznato je da nije dobro da veštačka inteligencija bude savršena, već ona mora i da greši.

Krenimo od grešaka koje kreatori prave. Recimo da su u ponašanje agenata ubacili nekoliko stotina ili hiljada primera logičnih grešaka, koje bi napravio i prosečan igrač. Skupovi tih grešaka, zatim, dobijaju i svoju verovatnoću, odnosno šanse da se dogode agentu. Bezuslovni distributivni model može da pomogne da se stvore varijacije u potezima agenata, a on funkcioniše tako što se sakupljaju uzorci promenljive koja se posmatra i model pravi varijacije, a potom se iz originalnih varijacija mogu stvarati novi slučajni uzorci [21].

Uslovni distributivni model veoma je zanimljiv način da se imitira stvarno ljudsko ponašanje. Greške koje prave igrači ili ljudi u stvarnom životu najčešće su plod mnogih faktora, a ne samo slučajnih šansi. Ljudi često prave greške zbog treme, pritiska, prenaglašenih emocija, ili nekih drugih faktora, pa je veštačka inteligencija prinuđena da i ovo uzme u obzir ako želi da, u potpunosti, prikaže realnu sliku ljudskog ponašanja [21].

Da bi sve realne faktore koji su bitni za varijacije uzeli u obzir, možemo koristiti uslovni distributivni model. Igrači će pod pritiskom možda praviti greške, recimo ako ih neko juri, iznenadi ili ako su pod paljbom... Drugačije je balansirati na velikoj visini nego na zemlji dok se krećete, tako da ovakvi primeri mogu da budu oni koji utiču na greške i varijacije u ponašanju ljudi, a cilj je da utiču i na agente.

Da bi eksterni faktori uticali na agente, može se koristiti neuronska mreža, koja bi manipulisala verovatnoćama pojave nekih grešaka, što bi doprinelo realnosti, ali i dubljoj karakterizaciji agenata [21]. Prirodno je da su ljudi podložni uticaju eksternih faktora, poput fudbalera koji su manje ili više hladnokrvni kada izvode jedanaesterac u veoma bitnoj utakmici. Ako dobro izbalansiramo verovatnoće i trening agenata pokaže zadovoljavajući nivo, doprinećemo da oni još više liče na ljude, odnosno da uče i da im ponašanja variraju u zavisnosti od okolnosti.

Rad neuronske mreže može da zakaže, posebno ako nije rukovođen stručno. Kada igrači daju povratne informacije, događa se da unište mozak agenata, jer ne razumeju kako neuronska mreža funkcioniše. Da li je ovo realna odlika ljudi ili nije, teško je reći, ali ako se često događa sigurno nije dobro za video igru. Pri dizajniranju igre, poželjno je uzeti u obzir ovu pojavu.

Veštački neuroni su u svakom trenutku u nekom stanju, koje bi se moglo zamisliti kao izlazna vrednost neurona predstavljena kao decimalni broj. Algoritam kontroliše na koji će se način stanje neurona generisati na bazi njegovih ulaznih vrednosti. U višeslojnoj mreži stanje neurona prenosi se kao izlazna vrednost na sledeći sloj. Kod mreža koje nemaju određene ulaze i izlaze, algoritam generiše stanje koje se bazira na stanjima povezanih neurona. Algoritam radi paralelno kod svih neurona, a u drugim slučajevima u odgovarajućem redosledu. Ređe je slučaj da neuroni imaju različite algoritme.

Svaki ulaz ima asociranu težinu, koja se množi sa ulaznom vrednošću. Suma se pušta kroz funkciju praga vrednosti, koja pretvara ulazne vrednosti u izlaznu vrednost. Ta funkcija može biti različita, zavisno od vrednosnih parametara koje bi trebalo da obradi i obuhvati. Što se tiče učenja, neuronske mreže razlikuju se i u njegovoj implementaciji. Kod nekih je učenje usko povezano sa neuronskim algoritmom, ali najčešće nije uopšte. Neuronska mreža mogla bi se koristiti bez implementacije učenja, a za jednu mrežu *feed forward* tipa to bi značilo da će jedna ulazna vrednost uvek dati istu izlaznu vrednost. Sa implementacijom novih algoritama možemo implementirati i učenje. *Feedback* ili povratna informacija veoma je bitna da bi se mogla proveriti ispravnost rada neuronske mreže i da bi se ona mogla trenirati. Ako bismo za određene ulazne vrednosti dali očekivane izlazne vrednosti, a zatim ih uporedili sa stvarnim izlaznim vrednostima, videli bismo koliko se one razlikuju. To daje mogućnost da se naknadno promene težine asocirane za ulazne vrednosti, ili same ulazne vrednosti, kako bi se što više približili očekivanom rezultatu izlaza.

Ulazne vrednosti kod neuronskih mreža zapravo su podaci iz sveta igre, poput količine municije, udaljenosti, preostalog zdravlja i mnogih drugih parametara koje kreator smatra relevantnim za buduće akcije agenta. Skup ulaznih vrednosti odrediće na kraju akciju agenta, a mreža se trenira da bi proizvela logične akcije ili zanimljive akcije u nelinearnim situacijama koje igra postavlja. Trenirana jednoslojna Hopfildova mreža mogla bi da izvuče izlaznu vrednost iz nepotpune grupe ulaznih vrednosti, na osnovu njene sopstvene pretpostavke šta bi mogao biti potpuni šablon ulaznih parametara i željena akcija za taj šablon. Mreža se trenira tako što joj se nameću predefinisani šabloni, a ona kasnije može da rekonstruiše šablon iz nepotpune grupe ulaznih podataka. Mreža može oscilirati između dva rešenja povremeno, ali to može biti korisno za veštačku inteligenciju koja preispituje poteze igrača [4].

5.4.2 Genetski algoritmi i genetsko programiranje (genetic algorithms and genetic programming)

5.4.2.1 Biološka genetika

Genetski algoritmi inspirisani su procesom prirodne selekcije u biologiji. Njihova uloga je da veštački stvore evoluciju, kako bi se napravila približno dobra rešenja za kompleksne, nelinearne probleme. Genetski algoritam bi korišćenjem malog broja elementarnih blokova trebalo da stvori veliki broj strateških kandidat rešenja, čija se efikasnost vrednuje. Kada se izaberu najbolja rešenja, ona evoluiraju kroz nekoliko generacija dok ne dostignu zadovoljavajući nivo nastupa u igri.

Biološka genetika daje nam inspiraciju za veštačku, pa je bitno videti na koji način genetske informacije funkcionišu kod živih bića. Većina živih bića čuva genetski materijal u molekulima dezoksiribonukleinske kiseline (DNK). Ovi molekuli veoma su veliki i kompleksni. Često sadrže milione atoma. Svaki od ovih molekula učauren je u ćelijama u zaštitnu membranu formirajući hromozome. Broj hromozoma varira u zavisnosti od toga kom živom biću pripadaju, a kod ljudi sve ćelije osim polnih imaju četrdeset šest hromozoma. Sav genetski materijal jedne individue naziva se genotip.

Svaki hromozom sadrži nekoliko gena. Gen je deo DNK koji sadrži neku vrstu nacrta za konstrukciju jednog proteina. Svaka karakteristika individue inspirisana je donekle genom, ili češće genima koji su u međusobnoj interakciji. Geni se mogu smatrati atomima genetike, jer njih posmatramo kao nedeljive komponente.

Prilikom reprodukcije dete dobija polovinu genetskog materijala od jednog, a polovinu od drugog roditelja. Međutim, priroda nema toliko prost sistem nasleđivanja genetskog materijala, već se nove individue više razlikuju, jer postoji nekoliko procesa koji prave odstupanja i varijacije u sadržaju genetskog materijala. Parovi hromozoma se razdvajaju i jedan hromozom postaje deo genetskog materijala potomka, ali postoji mogućnost da parovi hromozoma roditelja međusobno izmešaju gene i tako promene njihov redosled, pa prinova dobija hromozom koji je mešavina dve sekvence gena iz roditeljskog para hromozoma. Postoje i mutacije gena, pri kojima geni spontano menjaju svoju formu, koje se mogu dogoditi i kod polnih hromozoma, a prenose se na potomka. Ovakvi procesi čine da svako novo biće bude u velikoj meri jedinstveno, a ne potpuna kopija roditelja i njihovog genotipa.

Vremenom se odvija proces evolucije, i on predstavlja tendenciju prirode da se uspešniji organizmi i vrste više reprodukuju od onih manje uspešnih. Uspešni organizmi su oni koji se mogu razmnožavati, preživeti do puberteta i odbraniti potomstvo. Varijanta ili mutirana forma gena naziva se alela. Alele uspešnih individua šire se, procesom evolucije, po populaciji vrste na račun konkurentskih gena. Dakle, mutacije gena mogu se pokazati kao veoma uspešne, pa ih populacija vremenom preuzima, ali češće su neuspešne i nestaju, jer nosioci ovih gena ne mogu da prežive do reprodukcije [19].

5.4.2.2 Veštačka genetika

Genetika veštačke inteligencije pokušava da simulra proces evolucije, praveći prirodnu selekciju i ukrštanje sa slučajnim ishodima i mutacijama nad algoritmima ili parametrima. Nasleđivanje, ukrštanje i mutacije jesu sastavni deo ovih tehnika [26]. Korišćenje ovih tehnika bi trebalo da znači da agenti u igri uče kroz iskustvo.

Kada bi cela igra bila bazirana na njima, ona ne bi imala nikakvu predefinisanu veštačku inteligenciju. Agenti bi, kroz igru sa igračima, razvili sopstvenu pamet. Ovo, međutim, znači da kreatori veštačke inteligencije nemaju kontrolu nad agentima, pa ne mogu testirati i popraviti ono što ne valja u postupcima veštačke inteligencije. Zbog toga se ovaj, na izgled, idealan sistem praktično i ne koristi toliko često. Igra bi često bila neigriva, usled nemogućnosti kreatora da popravi nešto što je veštačka inteligencija pogrešno naučila. Međutim, kada se koriste za specifične uže probleme od celokupne veštačke inteligencije, ove tehnike mogu doneti nepredvidiva poboljšanja u igri, koja teraju ljudskog igrača da stalno menja svoje taktike u toku igre, kako bi nadigrao veštačku inteligenciju koja uči iz svojih grešaka. Nepredvidivost ovih tehnika je razlog zašto se one umnogome ne koriste, iako današnje mašine imaju kapaciteta da ih podrže. Ako izbacite proizvod koji nije dovoljno testiran i ne radi kako je zamišljeno, jasno je kako će se to odraziti na kritike i prodaju.

Genetski algoritmi imaju bazu elementarnih strategija i od njih nastaje veliki broj mogućih rešenja za neki nelinearan problem. Kada algoritam oceni kako su se rešenja pokazala, on polako pravi selekciju najboljih, sve do dostizanja zadovoljavajućeg nastupa agenata kroz nekoliko generacija [19]. Proces evolucije se može primeniti na individualnog agenta, grupu agenata, ili čak na celokupnu populaciju i svet igre, kao kod koncepta veštačkog zivota. Za razliku od genetskog algoritma koji traži najbolje rešenje za neki problem, genetsko programiranje menja sam algoritam da bi bio kompatibilan sa problemom, povećavajući njegovu efikasnost [3].

Genetski algoritmi inspirisani su prirodnom genetikom, a ukratko bi se njihov rad mogao opisati u nekoliko osnovnih koraka. Prvo se pravi populacija slučajnih veštačkih organizama, koja predstavlja prvu generaciju. Populacija se testira na postavljenom problemu i rangira prema postignutim rezultatima. Proces se stopira ako se postigne željeni rezultat kreatora. Najbolji organizmi biraju se i spajaju, uz zamenu i mutaciju. Nekoliko novih slučajnih organizama ubacuje se da bi se uspostavile nove varijacije, a zatim se iznova testira na postavljeni problem.

Dok prirodna evolucija obuhvata vrste kao relevantne uzorke, veštačka kompjuterska evolucija može se primeniti na više obuhvatnih jedinica. Ako se veštačka evolucija bavi individuom, ona pokušava da je osposobi do perfektnog nivoa i da je, zatim, klonira koliko god puta je potrebno. Moguće je fokusirati se i na veću populaciju, koja zajedničkim delovanjem daje bolje rezultate od klonirane individue, zbog specifičnih zadataka koje u okviru populacije vrše pojedinci i njihovog udruživanja da bi se dosegao željeni rezultat. Ekosistem se, takođe, može podvrgnuti evoluciji, sa ciljem da se jedinke unapređuju saradnjom, ali i konkurencijom i željom za opstanak. U prirodi se često može videti da su sa napretkom oružja predatora napredovali i odbrambeni mehanizmi plena. Često se čitav genotip veštačke evolucije predstavlja kao jedan hromozom. Implementacija se vrši na različite načine, zavisno od potrebe. Geni se mogu predstaviti kao sekvenca

bitova i mogu biti tretirani kao brojevi. Oni mogu poslužiti kao koeficijenti u jednačinama, asocirane težine sa tranzicijama stanja u mašinama sa konačnim stanjima ili neuronskim mrežama i kao indeksi u tabelama vrednosti. Ceo genotip može biti hijerarhijski sistem „*if-then*" pravila i tako funkcionisati kao stablo odlučivanja. *A-Life* tehnike nalaze primenu veštačkoj evoluciji koristeći sekvence bajt kôdova kao gene, a genetsko programiranje koristi izvorni kôd kao genetski materijal, stvarajući mutacije u kôdu bez uplita programera. Takva praksa najčešće dovodi do potpuno besmislenih organizama, ali se uz stvaranje velike populacije, značajniji utrošak vremena i povećanje korišćenja kompjuterskih resursa može doći do dobrih rezultata.

Reprodukcija ili razmnožavanje veštačkih organizama funkcioniše malo drugačije od prirodne, jer koristi neke kompjuterske prednosti. Svaki veštački organizam mora imati meru svoje vrednosti, koja se primenjuje funkcijom evaluacije. Uspešnost jednog organizma može se utvrditi i u okruženju igre u simuliranim uslovima. Reprodukcija se može vršiti na različitim osnovama, pa tako može funkcionisati na matematičkim principima, koristeći prosek cele populacije ili verovatnoću reprodukcije. Veštački organizmi, međutim, mogu biti poslagani po uspešnosti u tabeli, gde bi se najuspešniji automatski najviše razmnožio. Osim što je raznovrsnost funkcija organizama razlog protiv prostog kloniranja najuspešnije jedinke, postoje i slučajevi gde organizmi slabije sposobnosti kroz generacije daju sjajno potomstvo, mada ovo nije pravilo i nosi sa sobom rizik da dobijemo neuspešne veštačke karaktere u igri. Diferencijacija organizama kasnije se može povećati zamenom genetskog materijala ili mutacijom, a ovi procesi se u veštačkoj varijanti mogu napraviti na više načina, zavisno od potrebe.

Genetski algoritmi upotrebljivi su u rešavanju nelinearnih optimizacionih problema, koji su uslovljeni velikim brojem promenljivih i njihovih teško predvidivih interakcija. Oni se koriste kada se problem ne može rešiti prostim analitičkim tehnikama. Problem koji rešavamo mora biti nelinearan i za njega ne sme postojati jedna optimalna vrednost koja ga rešava, jer će ga onda bolje rešiti drugi algoritmi. Naposletku, genetski algoritmi imaju svrhu samo onda kada imamo veliki broj mogućih rešenja za neki problem i kada sva ta rešenja ne možemo isprobati u pristojnom roku bez njegove pomoći. Genetski algoritam može biti moćan optimizacioni alat, a njegovo korišćenje može doneti nove i neobične strategije veštačkoj inteligenciji, a samim tim i interesantnije izazove igračima [19].

Genetski algoritmi u osnovi imaju zadatak da nađu rešenje koje najbolje pristaje nekom problemu. Genetsko programiranje jeste srodna tehnika, ali ima drugačiji pristup, jer se rešenje problema traži tako što se sam algoritam menja u skladu sa problemom. Obe tehnike deo su *A-life* discipline, koja bi se mogla definisati kao veštačka inteligencija koja je integrisana u prirodni ili životni sistem. Može se reći da su A-life tehnike forma veštačke inteligencije koja imitira prirodne procese i pokušava da iskoristi ideje za rešavanje problema iz stvarnog života i prirode.

Genetika može biti jako koristan deo veštačke inteligencije neke igre, ali to ne znači da ona sama čini čitav inteligentni sistem. Ona se efikasno može koristiti i sa drugim tehnikama i njen fokus treba da bude na problemima koje može efikasno da reši, kombinujući parametre i ponašanja, kako bi iznikli bolji rezultati. Da bi se zaista mogla imitirati priroda u nekoj igri, njeni procesi moraju da funkcionišu po zadatim pravilima, ali i po numeričkoj verovatnoći da se nešto dogodi. Kako bi se postigao utisak realnosti, ne može se svaki događaj ili detalj prepustiti slučaju, iako je primamljivo imati iznenađujuće događaje. U realnosti postoje logička ograničenja, pa se tako neće često događati da vas

priroda i okruženje iznenade kada izađete na ulicu, ali se i to može, manje verovatno, dogoditi. Dakle, da bi se prirodni procesi dobro implementirali u igru, sistem mora imati predefinisana pravila bazirana na verovatnoći nekog događaja u prirodi i stvarnom životu.

Evolutivni procesi u igrama mogu trajati kraće ili duže, od jedne sesije ili partije u igri, pa sve do sistema dizajniranih da ponašanja evoluiraju nekoliko meseci igranja ili čak godina, kao u igrama SimCity i Black&White. Učenje postaje jednostavnije kada algoritmi mogu da adaptiraju svoja ponašanja. Povremeno se može dogoditi da se pojavi lošije ponašanje, koje ne odgovara zacrtanim ciljevima, a ono se mora odstraniti, pri čemu pri ruci mogu da se nađu pomoćni algoritmi veštačke inteligencije.

Poput neuronskih mreža i genetski algoritmi mogu biti od pomoći pri implementaciji upoređivanja šablona. Nova populacija, nastala genetskom kombinacijom, imaće boljih i loših rešenja, koja su adaptirana roditeljska rešenja. Ako selektujemo različita rešenja za različita ponašanja, možemo postići slično ponašanje onom koje smo napravili sa neuronskom mrežom. Selekciju i evaluaciju, kao i deo rezultata genetskih algoritama, vrše prostije tehnike veštačke inteligencije.

Korišćenje skripte koja stvara prilagodljivo ponašanje ručno se može koristiti u simbiozi sa veštačkom genetikom. Na tu skriptu možemo dodati genetske algoritme, sa ciljem da menjaju sekvence ili presek nekog događaja. Veštačka genetika za kreatore jeste način da dobiju adaptabilni sistem koji bi imao veliki broj mogućih ponašanja, od kojih se izabrana kasnije nalaze u finalnom proizvodu. Čak i tokom igranja može se ostaviti mogućnost da genetski algoritmi funkcionišu, proizvodeći nova kompleksna ponašanja, a genetskim programiranjem može da se manipuliše šansama za pojavu devijacija u ponašanjima, zadržavajući njihov osnovni šablon i smisao.

Bilo da se koriste genetsko programiranje ili genetski algoritmi, mera njihove uspešnosti su fitnes funkcije upoređene sa perfektnim rešenjima, ako takva postoje. Ponekad se može dogoditi da su sva rešenja koja se odgajaju kroz generacije veštačkom genetikom dobra, odnosno da nijedno ponašanje ne treba da se izbaci. To se događa kada je domen problema dovoljno uzak i restriktivan [3].

U veštačkoj genetici se, za potrebu igara, rekombinacija i mutacija mogu koristiti imitiranjem bioloških procesa.

Rekombinacija genetskog kôda uzima deo od jednog i deo od drugog roditelja, kada se kreira genetski kôd potomka. Nekada je odnos uzetog materijala jednak, nekada su odnosi potpuno različiti, a to zavisi od problema koji se rešava i od genetskog materijala roditelja. Prirodna selekcija u igrama manifestuje se tako što igrači uništavaju agente veštačke inteligencije, a ona obeleži ponašanja koja su kriva za neuspeh kao nepoželjna. Ako je agent pokazao dobro ponašanje, ono je spremno za proces rekombinacije i daje se novim agentima, ili se aplicira na postojeće. Tako agenti uče od igrača, koristeći veštačku genetiku na bazi poznatih prirodnih procesa.

Međutim, kada bi praksa bila da se od igrača uči na greškama koje se ispoljavaju tokom igre i da se zatim te greške poprave, došlo bi se do savršenih agenata koji bi pobeđivali igrače, a to nije cilj veštačke inteligencije u igrama. Cilj je da se uvedu zanimljiva ponašanja ili devijacije u postojećim ponašanjima koje bi bile interesantne igraču. Trebalo bi uvek imati na umu da igrač mora da pobedi, ako uloži dovoljno truda i

razmišljanja, a ne da igra protiv nepobedivih agenata. Balansiranje nivoa težine moguće je postići prioritetizovanjem zanimljivih ponašanja u odnosu na ona efikasna. U svakom slučaju, kreatori mogu direktno uticati na to koja ponašanja treba spremiti za proces rekombinacije, što je kontrolisani proces, ali mnogo sporiji nego što to može sistem sam da uradi.

Rekombinacija daje mogućnost genetskim algoritmima i genetskom programiranju da prave varijacije u ponašanjima. Dobar način da se izbegne pojava neželjenih ponašanja je da se kombinuju što veći delovi šablona. Kretanje jednog agenta sa ofanzivom drugog bio bi veći deo, a što sitnije delimo ponašanja, varijacije su veće, ali je šansa da se pojavi neželjeno ponašanje takođe veća [3].

U prirodnoj mutaciji sve je stvar slučaja. Kada, gde i u kojoj meri će se ona dogoditi ne može se kontrolisati. Njen digitalni pandan, međutim, može biti kontrolisan. Kreatori mogu da menjaju vrednosti genetskog materijala da bi stvorili nova ponašanja, ali i da bi izbegli nepoželjna. Mutacija se može obavljati uspešno pre svega na nižim nivoima ponašanja, jer se tako može izbeći mogući kolaps celog sistema, a istovremeno postići fino podešavanje.

Ukoliko se okrenemo prirodnim rešenjima, odnosno ostavimo mutaciju da sama funkcioniše bez direktiva kreatora, rezultati su nepredvidivi kao i u prirodi. Većina mutacija najverovatnije bi završila pojavom neželjenih ponašanja, ali možda bi se pojavila i ona za koju kreatori ne bi imali ideju [3].

5.4.3 Obučavanje sa pojačavanjem (reinforcement learning)

Grupa tehnika koje koriste iskustvo kao osnovu učenja naziva se *reinforcement učenje*. U osnovi je algoritam koji ima tri komponente: strategiju istraživanja, kojom se probaju nove akcije u toku igre, funkciju pojačavanja, koja daje povratnu informaciju o uspešnosti svake akcije i pravilo učenja, koje spaja prve dve komponente. Implementacija i optimizacija svakog elementa zavisi od aplikacije. U novije vreme reinforcement učenje smatra se potencijalno ključnom komponentom veštačke inteligencije za buduće igre.

Cilj obučavanja sa pojačavanjem je da agenti vremenom biraju bolje akcije u toku igre. Za same kreatore veštačke inteligencije nije uvek jednostavno da procene šta bi bile dobre akcije, jer to može zavisiti od slučajno generisanog okruženja u igri, date situacije i od samog igrača i njegovih sposobnosti i akcija. Agenti bi trebalo sami da se snalaze u odnosu na postavljene uslove i da ustanove koja je najbolja akcija u datoj situaciji.

Obučavanje sa pojačavanjem inspirisano je i životinjama. Psihologija njihovog ponašanja podleže uticaju sistema grdnje ili nagrade. Ponašanje životinja i njihov karakter oblikuje se kaznama ili nagradama, pa se može reći da je potkrepljeno od strane učitelja. Tako se i agentima u igri može davati podstrek ili ukor, u zavisnosti od toga da li su izabrali akciju koja je odgovarajuća. Problem koji se mora imati u vidu je eventualno neslaganje agenta i njegovog trenera ili učitelja oko lekcije za koju je agent dobio povratnu informaciju. Agent može biti pod stimulacijom pogrešne akcije, potpuno nevezane za onu koju je učitelj posmatrao kada je dao povratnu informaciju agentu, pa je kontrola ovih slučajeva veoma važna, da agenti ne bi naučili pogrešne lekcije.

Agenti veštačke inteligencije mogu da uče iz nečijeg ponašanja, odnosno iz sopstvenih akcija ili kroz posmatranje tuđih, pa čak i akcija samog igrača. Za ovako nešto agenti moraju biti sposobni da prepoznaju šablone, zatim da poseduju mehanizme pojačavanja da bi selektivno čuvali šablone, zavisno od njihove uspešnosti i, na kraju, moraju imati meru uspeha ili neuspeha. Performanse agenata mogu se znatno poboljšati obučavanjem sa pojačavanjem, a da oni ne promene suštinu svog veštačkog bića, odnosno karakter ili stil svojih ponašanja.

Posmatrajući igrače u akcionim ili strateškim igrama, agenti mogu naučiti njihove strategije i upotrebiti ih protiv igrača. Ovo se najčešće radi u fazi testiranja igre, da bi se mogle otkloniti greške, lošije strategije i manje uspešna ponašanja. Ako se dizajneri, pak, odluče za implementaciju u završni proizvod, onda se mogu očekivati veoma interesantne promene balansa, ali postoji i rizik od loših lekcija.

Obučavanje sa pojačavanjem spada u tehnike koje nisu preteške za implementaciju. Može se koristiti uspešno u simbiozi sa drugim tehnikama veštačke inteligencije. Često se kreatori odlučuju za manuelno rešavanje situacija, koje može dobro da posluži, ali pojavljuju se problemi kada dođu varijacije u stilovima igrača, pa se rešenje može naći u obučavanju sa pojačavanjem i učenju u toku same igre, sa evaluacijom učinjenog.

Postoje razni algoritmi kojima se može postići obučavanje sa pojačavanjem, a zbog svojih karakteristika i ne toliko kompleksne implementacije izdvaja se Q-learning algoritam. *Q-learning* tretira svet igre kao mašinu stanja. Uzima se u obzir interno stanje karaktera i njegovog okruženja. Svaki podatak može kasnije odrediti ponašanje i pomoći u donošenju odluke, dok ostali parametri nemaju značaj za učenje. Bilo koje stanje u igri koje se može brojno izraziti može se imati u vidu, jer sam algoritam ne posmatra stanja kao takva, već kao brojne vrednosti. Za svako stanje algoritam mora da zna koje su mu akcije na raspolaganju, jer u kompleksnijim igrama nisu uvek sve akcije na raspolaganju agentima u datom momentu i na datoj lokaciji. Agent ne može pritisnuti dugme ako ga u prostoriji nema, a ne može ni da puca ako nema čime da puca ili nema municiju. Kada agenti izvrše akciju, funkcija pojačavanja daje povratnu informaciju koja može biti pozitivna, negativna, ili često neodlučna. Algoritam poseduje informacije o skoro svakoj mogućoj akciji za neko stanje. Zatim evaluira akciju i daje povratnu informaciju o uspehu akcije i stanju u koje se prelazi.

Q-learning je ime nastalo iz vrednosti koje algoritam čuva za svaku izvedenu akciju, a koja se naziva *Q-value*. Ta vrednost predstavlja most između trenutne vrednosti i nove vrednosti, koja kombinuje podsticanje akcije i kvalitet stanja do koga je akcija dovela. Algoritam će za trenutno stanje odabrati akciju koja ima najveću vrednost. Posle evaluacije te akcije, njena vrednost se usklađuje sa rezultatima povratnih informacija. Da bi algoritam ispitao sve moguće akcije sa svim mogućim stanjima, potrebno je podesiti njegove parametre da se akcije biraju slučajno. U samoj igri to je možda i loše, ali dok se igra pravi, nije obavezno da se uvek koristi jedna akcija koja ima veliku vrednost, već se probaju i sve ostale. Ako ništa drugo ne proizilazi iz novih akcija, makar će one slične uspešnoj najverovatnije biti uspešne. Naravno da njihovo dalje korišćenje može pomoći varijaciji u ponašanjima.

5.4.3.1 Ponderisano prošlo rezonovanje (weighted historical reasoning)

Algoritam ima mogućnost da trenira sistem koristeći pojačavanje. Iako korišćenje ovog algoritma možda i nije dovoljno da bismo govorili o učenju u pravom smislu te reči, on ne zahteva resurse, pa je samim tim dobra pomoć u korišćenju starih rešenja da bismo rešili nove probleme. Ovaj algoritam daje mogućnost da se utiče na rezultat odluke, uzimajući u obzir evaluacije prethodnih odluka. On sam, ipak, nije dovoljan da rešava potpuno nove probleme, ali je osnova obučavanja sa pojačavanjem.

Njegova funkcija je rešavanje problema poput lavirinta. Ako postoji mali broj opcija, poput levo ili desno, da ili ne, algoritam isprobava opciju, testira je na uspešnost i obeležava odluku kao dobru ili lošu. Ako je loša, vraća se na mesto odluke i bira drugu opciju. Što je manji prostor za odlučivanje, to je veća efikasnost algoritma, jer svaka nova pozicija za odlučivanje povećava potrebu za resursima.

Na bazni algoritam dodajemo evaluaciju, odnosno procenu ishoda neke odluke, koja može biti dodatno podešavana. Mapiranjem odluka i pravljenjem matrica dolazimo do sistema kome menjamo vrednosti, jednu po jednu, da bismo videli kako to utiče na finalni ishod. Ako utiče loše, vraćamo stare vrednosti, a ako se pokaže dobro, nadograđujemo matricu dok ne postane stabilna [3].

5.4.4 Snimanje ponašanja (behavior capture)

Poput animatora koji se oslanjaju na snimanje pokreta (motion capture) tehnologiju kako bi doprineli realističnosti svojih animacija, kreatori veštačke inteligencije imaju *snimanje ponašanja*, koje bi trebalo da doprinese realističnijem ponašanju agenata. Ponašanja se mogu imitirati ili kopirati. Sami agenti uče od igrača koji igra igru, koristeći njegove poteze. Moguće je kopirati tragove koje ostavlja igrački kontroler, pa tako imitirati poteze, ali bi se mogla iskoristiti i ponašanja iz stvarnog sveta, recimo profesionalnih sportista [11]. U budućnosti bi se veštačka inteligencija umnogome mogla zasnivati na snimanju ponašanja ljudi. Ipak, jedan sistem koji bi tako nešto mogao da uradi nije lako napraviti, i možda bi svim kreatorima zapravo dobro došao univerzalni sistem koji je spreman za korišćenje u raznim varijantama. Ovde su mogućnosti za učenje razne: iz posmatranja drugih agenata, iz demonstracije koju prave eksperti za igru kada ona postane igriva i imitacijom njihovih ponašanja, a i kloniranjem ponašanja. Uspešno implementirano snimanje ponašanja trebalo bi da omogući dizajnerima igre da učestvuju direktno u stvaranju veštačke inteligencije, bez stalnog uplitanja programera, a dobro bi se odrazilo i na finansijske troškove kreiranja, ali i utrošak vremena.

Dizajneri i eksperti za igru mogu se udružiti i kreirati veštačku inteligenciju čiji agenti imaju sopstvene stilove ponašanja i tako povećati varijacije. Na nižem nivou ponašanja snimaju se kretnje i odluke se donose nekoliko puta u sekundi, a na višim nivoima agenti planiraju, analiziraju i prave strategije na osnovu demonstracija. Razne su mogućnosti ovakvog sistema, pa tako i igrači mogu praviti veštačku inteligenciju. Možda bi mogli da treniraju svog veštačkog saveznika za buduće okršaje. Stvoreni agenti bi u svojim ponašanjima morali da liče na ljude, a kao i ljudi, imali bi varijacije i stilove. Adaptabilnost bi, takođe, mogla da se trenira [11].

Kao i većina tehnika veštačke inteligencije i ova se može koristiti u skladnoj zajednici sa drugim tehnikama, poput mašina sa konačnim stanjima ili skriptovanih sekvenci. Najvažnije je, ipak, da se dizajnerima obezbede veoma moćni alati, kako bi oni mogli da kontrolišu ponašanja. Razlog za ovo je što bi se tako mogao izbeći veliki broj problema karakterističnih za mašinsko učenje u igrama. U učenju se uvek postavlja problem balansa između kontrole nad ponašanjima i njihovih varijacija. Osim toga, postoje ponašanja koja treba ukloniti, jer nisu poželjna, ili neka koja treba dodati, jer očigledno fale. Kreatori bi trebalo da obezbede i alternativna ponašanja za slične situacije, da bi se unela nepredvidivost i varijacija. Treniranje agenata može se pokazati previše jakim ili slabim, što znači da dizajnerima, dakle, treba omogućiti da menjaju gotovo sve parametre.

Agenti u igrivom okruženju mogu imati nekoliko modova, kao što su oni gde ih vodi igrač, veštačka inteligencija ili gde treniraju. Kada treniraju, igrač, dizajner ili ekspert igra igru, a veštačka inteligencija pamti njegove poteze i mapira njegova ponašanja. U odnosu na sistem pravila, agent bira ponašanje za datu situaciju. Ako više ponašanja ispunjava pravilo, veštačka inteligencija će istražiti koje je najbolje. Pravila po kojima agenti postupaju i biraju ponašanja se uče, ili treniraju pre nego što agenta krene da vodi veštačka inteligencija [5].

Najveća prednost snimanja ponašanja je u tome što ono može zameniti mnogo programiranja, a dizajnerima dati veće mogućnosti da sami naprave agente kakvi im odgovaraju. Uopšteno, kada posmatramo učenje u veštačkoj inteligenciji, reklo bi se da njegova dobra implementacija menja mnogo programerskog kôda i prepušta samim agentima da se unapređuju. S obzirom na revoluciju koju je u animiranju prirodnih pokreta napravilo snimanje pokreta, jasno je koliko je veliki potencijal snimanja ponašanja za veštačku inteligenciju u igrama [5].

5.4.5 Prepoznavanje šablona (pattern recognition)

Prepoznavanje šablona predstavlja jednostavan vid učenja kod ljudi. U igrama se ovaj metod može koristiti na nekoliko načina. Predviđanje je bitno za agente veštačke inteligencije, da bi više ličili na igrače koji ga gotovo stalno koriste.

Predikcija sekvenci je način na koji se prepoznavanje šablona može iskoristiti za predviđanje. Ona daje agentima mogućnost da budu svesni šablona koje ljudi lako prepoznaju. Veoma je važno da se veštačkoj inteligenciji da mogućnost da napravi izbor kakav bi ljudi napravili, kada se nađe pred nekoliko jednako mogućih budućih situacija, da bi ona tako mogla više da liči na igrače i da im bude veća konkurencija ili pomoć.

Najvažniji zadatak pre same predikcije jeste skupljanje šablona i presudnih događaja u sekvenci podataka. Kod šablona je bitno da se ponavljaju, kako bi bili validni za sprovođenje predikcije. Samo predviđanje situacija jeste sastavni deo igre, ali treba imati u vidu da agenti ne bi trebalo uvek da se služe predikcijom i da rizikuju svoj sledeći potez na osnovu nje, jer to ne bi ni igrači uradili svaki put. Ova činjenica nam može poslužiti da dodatno personalizujemo agente i istaknemo njihove karaktere.

Sekvence se sastoje iz elemenata, najčešće „*integer*"-a, a skup svih elemenata je „*alphabet*". Naslednik sekvence bitan je za frekvenciju, a agent će smatrati da je to element sa najvećom verovatnoćom da bude sledeći element u sekvenci. Sekvence generiše sama igra, a u sekvenci se mogu naći šabloni koje prepoznajemo. Moguće je da šablona ni ne bude u sekvenci, a tada je predviđanje manje ili više proizvoljno [22].

Da bismo prepoznali šablone moramo na neki način uporediti elemente sekvence koju generiše igra. Za tako nešto moguće je koristiti statistički model, ali i upoređivanje stringova. *Upoređivanje stringova* funkcioniše tako što tražimo u sekvenci podstringove koji se slažu, ili makar delove koji se slažu, tako da bi element naslednik trebalo da bude ponovljen. Rep sekvence je onaj deo kome tražimo ekvivalent, kako bi u sekvenci našli odgovarajući niz elemenata koji je isti kao krajnji niz u sekvenci. Kada se nađe niz koji odgovara, bilo da su to dva ili više elemenata, onda se posmatra šta ide posle zadnjeg elementa u pronađenom i ekvivalentnom nizu u sekvenci, koji odgovara poslednjem elementu cele sekvence. Pretpostavka je da će taj naredni element opet nastaviti niz [22].

Da bi sekvencijalna predikcija mogla da funkcioniše potrebna joj je sekvenca koja se generiše iz same igre. Kada primetimo ponašanja koja se ponavljaju, treba ih obeležiti i generisati sekvence. U samoj igri to će doneti nekoliko prednosti za agente. Ukoliko predvide potez igrača, moguće je da će u potpunosti osujetiti njegove namere, a i da ne predvide ono što će igrač uraditi, zadatak je ispunjen, jer se i tako ponašaju realno. Osim toga, glavna prednost predviđanja poteza na osnovu šablona je to što igrači neće naći jedan plan akcija koji im daje mogućnost da unište agente veštačke inteligencije. Svaki takav šablon u igračevom ponašanju agenti će predvideti i odgovoriće na vreme. Ova tehnika dobra je za igre koje podrazumevaju akcije i kontra-akcije, odnosno igre u kojima svaka akcija može da se spreči nekom drugom.

Koliko je predikcija uspešna zavisi od slučaja, ali verovatnoća da ona bude uspešna raste sa brojem elemenata podstringa, koji su ekvivalentni sa zadnjim nizom u sekvenci. Što je duži ponavljajući string, to je veća šansa da predviđanje bude dobro. Kada se šabloni ne poklapaju, ili nizovi elemenata koji se poklapaju nisu dovoljno dugi, rešenje će, osim onda kada logika igre to sprečava, biti slučajno biranje, ili predikcija bez prateće logike. Tehnika predikcije može se dodatno unaprediti uzimanjem u obzir svih stringova koji se poklapaju, jer ih može biti više u jednoj sekvenci. Tada se može koristiti distribucija verovatnoće da bi se došlo do vrednosti predikcije [22].

5.4.6 Učenje jezika (language learning)

Neutralni karakteri u igrama često imaju funkciju da vrše interakciju sa igračem. Ovi karakteri najčešće su u funkciji balansa akcije u toku igranja. Da bi se igrači odmorili od akcije, dizajneri igre im prave pauze u akciji, koje bi poslužile za odmor od napetosti, ali i za predstavljanje priče koja ima za cilj da da smisao akciji u igri. Da bi priča bila zanimljiva, ona se često prezentuje sa karakterima koji su urađeni pod uticajem filmskih karaktera. Ipak, oni najčešće daju predefinisane odgovore na pitanja, pričaju ranije ustanovljene priče i pokazuju ponašanja koja su dizajneri ranije odredili za njih. Oni su, dakle, skriptovani karakteri, od ponašanja pa do toga šta imaju da kažu.

Međutim, potencijal ovih karaktera mnogo je veći. Oni bi mogli pokazivati i neka nepredvidiva ponašanja, a mogli bi imati i sopstvene osobine, koje bi se ispoljile u interakciji sa igračem. U nekim igrama njihovo ponašanje i njihova konverzacija menjaju se zavisno od toga šta igrač uradi, što je mahom predefinisano, ali daje privid inteligencije.

Navala igrača na mnogo igara koje se igraju preko interneta nije samo odraz želje igrača da igraju sa ljudima u smislu akcije, već pre svega u smislu međusobne komunikacije. Ali, kada bi veštačka inteligencija mogla da uradi nešto nepredvidivo, a opet razumno, i kada bi mogla da komunicira sa igračem, igre namenjene jednom igraču dobile bi mnogo veće mogućnosti. Dakle, treba osposobiti neutralne karaktere da komuniciraju sa igračem. Što se tiče njihovog ponašanja, potrebno je balansirati sa iznenađenjima. Igrač mora biti iznenađen mogućnostima veštačke inteligencije, čak i ako ona nije inteligentna poput ljudi, već se samo kao takva prikazuje igraču.

Ranije tekst jeste bio osnova svake igre, jer su vizuelne mogućnosti tadašnjih personalnih računara bile veoma ograničene [16]. Napredak na polju veštačke inteligencije komunikacije naglo je stao kada je grafika izbila u prvi plan, pa su novi žanrovi zavladali industrijom. Međutim, čini se da i na polju grafike nema više šta da se uradi, jer su igre skoro dostigle nivo foto-realističnosti, pa će to vratiti u prvi plan veštačku inteligenciju, a i interakciju sa kompjuterskim agentima. U toj sferi napredak je moguć, verovatno i potreban, a sa napretkom igre mogu da dobiju potpuno novu dimenziju. Igrači bi mogli da provode sate uživajući u konverzaciji sa neutralnim karakterima.

U današnje vreme postoje tehnike koje omogućavaju agentima da uče jezik. Neki algoritmi čak nemaju ni jezička ograničenja, pa tako svako može naučiti agenta da priča sa njim na maternjem jeziku. Agent uči direktno od igrača, a iz svake igračeve rečenice on uzima ključnu reč i bazira svoj odgovor na njoj i prethodnom iskustvu. Za rečenicu koju sastavlja agent postoje neka pravila bazirana na verovatnoći i predikciji elemenata sekvence, u našem slučaju slova [16]. Odgovori agenata mogu zvučati pomalo apsurdno, ekscentrično, možda potpuno nesuvislo, ali i logično. U svakom slučaju zabavno.

Da bi se agenti u igri mogli uklopiti u situaciju, njihova konverzacija mora imati smisla, makar kada je reč o onome što im je igrač ili neki drugi karakter u svetu igre rekao, o okruženju i događajima koji prethode konverzaciji ili se dešavaju istovremeno, o zahtevima priče u igri i stanju agenta, u smislu njegovih potreba i raspoloženja.

5.5 Problemi primene mašinskog učenja u video igrama

Veštačka inteligencija u igrama kaska za akademskom veštačkom inteligencijom na svim poljima, ali posebno u učenju. Postoji nekoliko ključnih razloga za to. U periodu kada su kreatori shvatili značaj veštačke inteligencije za pravljenje uspešnih igara, bilo je mnogo pokušaja da se u igre uvedu karakteri koji uče. Međutim, neretko su ovi pokušaji rezultirali igrama koje su neigrive, ili karakterima koji uče pogrešno, odnosno ne uče uopšte.

Veštačka inteligencija koja uči od ljudskog igrača bi naučila i mnoge loše lekcije. Igrač koji nije dovoljno dobar, učinio bi i karaktere veštačke inteligencije slabo inteligentnim. Njegove greške ispoljavale bi se kod kompjuterskih karaktera. Tehnike učenja imaju težak problem kod evaluacije rezultata naučenog. Potrebno je imati karaktere

koji će ljudima pružiti zabavni izazov, a ne samo biti bolji od njih. Da bi veštačka inteligencija mogla da zna koliko je dobro naučila, mora se implementirati jedna od fitnes funkcija. One bi trebalo da ocenjuju rezultate učenja i da pružaju povratnu informaciju veštačkoj inteligenciji.

Iako se u akademskim krugovima neke tehnike veoma uspešno koriste, kreatori igara nisu uvek dovoljno stručni za njihovo implementiranje. Često bi pomoć akademskog stručnjaka dobro došla. Veterani industrije igara su, gotovo po pravilu, veći skeptici kada su tehnike učenja u pitanju. Prednosti koje donose ove tehnike često su nedovoljne, kada se uzme u obzir vreme koje je potrebno za njihovu pravilnu implementaciju. Kompjuterski resursi sve su manji problem, ali postoje još uvek određena ograničenja, posebno kod igračkih konzola ili nekih manjih platformi. Činjenica je da se učenje mnogo više dovodi u vezu sa pomoćnim alatima za dizajn igre, nego kao osnova veštačke inteligencije.

Težak poduhvat je balansiranje između zabave i izazova kod tehnika učenja. Nije lako ni modifikovanje, testiranje i otklanjanje grešaka, posebno kod neuronskih mreža. Naravno, ni same igre nisu uvek pogodne za učenje, jer u mnogim igrama karakteri veštačke inteligencije brzo nestaju, mnogo pre nego što bi išta mogli da nauče ili da se adaptiraju. Kontekst igre može da odredi da li je učenje uopšte potrebno. Implementiranje tehnika učenja kod veštačke inteligencije ne ide samostalno u igrama, već ono mora biti deo složenijeg inteligentnog sistema, da bi dalo rezultate i dodalo na kvalitetu igre i samih karaktera.

Učenje u igrama se, i pored objektivnih prednosti koje bi donelo, često izbegava. Kreatori koji imaju budžet i tehnologiju za implementaciju učenja ne odlučuju se često za to, jer rezultati nisu sigurni i predvidivi, što sa sobom nosi rizik za kreatore. Neuronske mreže i genetski algoritmi nisu do sada pokazali naročitu efikasnost u igrama.

Rešavanje problema vezanih za funkcionisanje veštačke inteligencije koja uči postiže se testiranjem. Često je testiranje igre nešto što razvojni timovi ostavljaju za kraj, ali bi možda bolji pristup bio testiranje koje se vrši uporedo sa razvojem igre od najranijih igrivih stanja. Tako nešto poželjno je raditi i sa veštačkom inteligencijom koja uči. Ozbiljnim testiranjem kôda, dizajna i ponašanja agenata mogu se otkloniti mnoge greške i nedostaci.

Sloboda u učenju može dovesti i do zanimljivih rezultata, osim onih koji kvare igru. Nekada agenti mogu naučiti nešto što je zanimljivo, posebno ako igrač ima ulogu učitelja. Možda neka ponašanja nisu bila u planu kreatora igre, ali su za neke igrače vid lagane zabave. Pa ipak, nije loše ni ograničavanje veštačke inteligencije dok uči. Možda bi neka urođena ponašanja kod agenata sprečila gubitak igrivosti. Agent bi davao prednost osnovnim ponašanjima, ako se ona kose sa sveže naučenim. Ta predefinisana ponašanja moraju biti u službi odbrane igrivosti i ničega više, ako želimo potpuno slobodan sistem učenja agenata iz koga proizilaze zanimljive akcije i ponašanja.

5.6 Testiranje

Pravilno testiranje igre, a posebno one koja ima učenje u okviru svoje veštačke inteligencije, veoma je važno za uspeh konačnog proizvoda. Testiranje bi trebalo da bude prisutno od samog početka razvijanja jedne igre, a ono se nastavlja do njenog izbacivanja na tržište, pa čak i nakon toga. U testiranje je poželjno uključiti i same igrače, koji bi svojim idejama, sugestijama ili observacijama pomogli dizajn igre.

Ključ testiranja veštačke inteligencije koja uči je u observaciji ponašanja. Zadatak ljudi koji testiraju igru je da ustanove da li su ponašanja koja vide u toku igre ona koja se očekuju, i ima li pojave zanimljivih ili neželjenih ponašanja. Kada se problem ustanovi, programeri ili dizajneri odgovorni su za ispravljanje propusta u ponašanju agenata.

Da bi se obavilo dobro testiranje, potrebni su alati koji bi omogućavali testerima da manipulišu stanjima u igri. Tako oni mogu probati razne situacije ili menjati atribute agenata. No, ako agenti uče, teško je vratiti ih na istorijske pozicije zbog neke greške. Zbog toga je svaki progres stanja igre i veštačke inteligencije koja uči poželjno snimiti [6].

5.6.1 Povratne informacije

Da bi veštačka inteligencija mogla da uči, ona mora da dobija informacije na osnovu kojih ojačava svoje sposobnosti. Kada se donošenje odluka vrši prema pristiglim podacima, potrebno je imati neku vrstu povratnih podataka o rezultatima učinjenog. Karakteri u igrama mogu da koriste informacije iz sveta igre podsredstvom svojih veštačkih čula. Kada se uzmu u obzir svi relevantni podaci za neku odluku ili njenu vremensku odrednicu, kao što su brzina ili udaljenost, može se doneti odluka čiji se rezultat kasnije evaluira i postaje odrednica za buduće ponašanje karaktera.

5.7 Osobenosti mašinskog učenja u različitim žanrovima video igara

Sa dizajnerske tačke gledišta, učenje može imati mnogo zanimljivih uloga u realizovanju ideja dizajnera jedne igre. Učenje se već pokazalo kao koristan dodatak veštačkoj inteligenciji u nekim igračkim žanrovima, a u nekim igrama primetno je da se ono može pravilno implementirati i biti od ključnog značaja za igrivost i opšti utisak o igri.

Učenje se već pokazalo korisnim u stvaranju veštačke inteligencije za trkačke simulacije. Korišćene su neuronske mreže, kako bi posmatranjem igračeve vožnje i agenti naučili da voze po stazi, naravno uz ogromno vreme uloženo u treniranje agenata od strane kreatora.

U sportskim simulacijama se strategija, planiranje i učenje prepliću, a izazov igračima pruža se korišćenjem učenja akcija ili usklađivanjem parametara. Šabloni se mogu koristiti na nižim nivoima kao odgovor na igračeve akcije na sportskom borilištu, a na višim nivoima imamo strateško planiranje koje dodatno unapređuju tehnike učenja. Na

nivou individualnih agenata možemo videti da njihovo ponašanje može da varira i da ne bude u skladu sa timskim, tako da je njihova veštačka inteligencija prilagodljiva situaciji.

Tehnike učenja, kao komplikovaniji vid veštačke inteligencije, sigurno najbolje funkcionišu u igrama čija je veštačka inteligencija ona koja definiše kontekst igre. Tada je sve podređeno funkcionisanju veštačke inteligencije, a učenje je istaknuto u prvi plan. Igrači imaju priliku da budu učitelji agentima, u igrama poput Creatures i Black & White. Agenti imaju svoje mehanizme učenja, koji uče akcije koje vide od drugih karaktera ili od igrača i dobijaju povratne informacije od igrača, koje mogu biti pozitivne i negativne. Agent će ponoviti akciju u sličnoj situaciji ako je povratna informacija pozitivna. Akcije koje agent vidi kombinacija su različitih podataka koje on kopira u svom ponašanju. Akciju može činiti ona sama (šutni), objekat akcije (lopta) i indirektni objekat akcije (gol) u osnovnoj formi, mada kombinacije mogu biti i kompleksnije. Agenti moraju uzeti u obzir vreme i mesto učenja, odnosno stanje sveta igre, da se ne bi dogodilo da uče nešto što nije pametno u datim okolnostima. Tu im pomažu različiti parametri koji prate njihovo stanje i stanje sveta igre, na osnovu kojih oni zaključuju da li je dobar trenutak da se uči neka nova lekcija.

Do sada se nekoliko tehnika dobro pokazalo u igrama koje se baziraju na veštačkoj inteligenciji. Neuronske mreže za ulazne informacije uzimaju interne parametre agenta, ali i informacije o kontekstu iz sveta igre. Izlazne informacije tiču se akcije koja se bira i objekta te akcije, kao i eventualnog indirektnog objekta. Učenje iz posmatranja drugih karaktera i igrača, kao i njihovih akcija nailazi na problem internih potreba agenta koji posmatra tuđe akcije, jer on nema iste potrebe kao posmatrani karakteri. Problem se prevazilazi tako što se više posmatra ono što igrač radi, jer on poznaje stanje agenta koji posmatra, pa je pretpostavka da će mu pokazati tačno šta treba da uradi u takvom stanju. U slučaju da se posmatraju neki drugi karakteri, u obzir se samo uzima njihovo trenutno stanje. Učenje na osnovu povratnih informacija od strane igrača uspešno se može koristiti, samo se mora imati u vidu da agenti moraju da razumeju koja akcija dobija povratnu informaciju. Ako ih je više u kratkom vremenskom periodu, sekvence akcija će se evaluirati, pa bi vremenom trebalo da se iskristališe koja je akcija bila dobra. Kada igrači uče agenta, a on nauči pogrešnu lekciju, često se može dogoditi da greška bude fatalna za agenta. Za osnovne životne funkcije agenta koriste se urođena ponašanja ili instinkti, jer on mora da spava, jede, bez obzira na to što je od igrača pogrešno naučio da to ne treba da radi. Igrači često misle da su zabranili agentu da spava na određenom mestu, a on to shvati, posle nekoliko sličnih slučajeva, kao zabranu spavanja uopšte. Urođena ponašanja postaju češća ako igrač da povratnu informaciju agentu da je dobro to što je uradio.

Komercijalno najuspešniji žanrovi igara, poput akcionih ili strateških igara, često stavljaju akcenat na nadmetanje ljudi međusobno, ali je veštačka inteligencija prisutna da zameni prave igrače kada je to potrebno. Ako se pravilno adaptira na igračevu taktiku, ona može postati veoma opasan protivnik čak i solidnim igračima. Ako je veštačka inteligencija trenirana uz pomoć eksperata za igru, ona u startu može da nauči ekspertske poteze ili taktike.

A-life igre, koje su bazirane na imitaciji stvarnog života, imaju veliku potrebu za tehnikama adaptiranja, da bi što realnije prikazale karaktere u igri. Takvi karakteri često imaju ulogu da se ponašaju kao pravi ljudi ili životinje.

5.8 Zaključci o mašinskom učenju u video igrama

Mašinsko učenje ima promenljiv uspeh primene u video igrama. Potencijal učenja mnogo je veći nego što dosadašnji rezultati pokazuju. Agenti veštačke inteligencije koji uče, adaptiraju se, predviđaju ili komuniciraju sa igračima bili bi zabavniji, pružali bi veći izazov igračima i približili bi se ljudima u izboru akcija i ponašanja. Ipak, vreme koje je potrebno za pravilnu implementaciju učenja i kompleksnost tehnika koje se pritom koriste, odvraćaju kreatore veštačke inteligencije kojima su funkcionalni sistemi prioritet. Oni će se, radije, okrenuti prostijim tehnikama veštačke inteligencije, nego eksperimentisanju sa mašinskim učenjem, mada su tehnike poput neuronskih mreža i veštačke genetike popularne.

Kompanije koje prave igre svesne su sve bržeg načina života, zbog čega ne pridaju previše pažnju malom procentu ljudi kojima ozbiljni i kompleksni sistemi, poput mašinskog učenja, obogaćuju iskustvo. Ovakvi trendovi će se nastaviti, ali učenje bi moglo biti način da se ljudi privuku, jer nije „već viđen” koncept zabave.

Uticaj na budućnost mašinskog učenja u igrama imaće nova dostignuća u akademskim krugovima, ali i nove ideje za primenu u igrama. Mnoge poznate tehnike nisu ni blizu ispunjavanja svog potencijala u igrama, a ostaje da se vidi kada će doći do ekspanzije njihovog eksploatisanja. Neminovno je da vizuelni kvalitet igre izgubi na značaju, a da veštačka inteligencija, uključujući i onu koja uči, dobije na popularnosti.

6. Veštačka inteligencija u video igrama kroz istoriju

Sedamdesetih godina prošlog veka dolazi do pojave prvih igara sa prividom inteligencije. U igri Pong (Atari, 1972.) jednu palicu kontroliše igrač, odbijajući lopticu sa ciljem da se nađe iza suparničke palice da bi osvojio poen. Suparničku palicu kontroliše kompjuter i on bi samo pratio lopticu koju bi igrač, pod određenim uglom, odbio na njegovu stranu. To znači da nekog ozbiljnijeg privida inteligencije nije ni bilo, sve do pojave igre Pac-Man (Namco, 1979.), u kojoj se moglo uočiti da su kompjuterski kontrolisani protivnici ravnopravniji u odnosu na igrače. Oni su imali nepredvidive putanje, znali su da jure igrača, a kada je trebalo da beže, birali bi slučajne putanje, što je svaku partiju činilo nepredvidivom. Čak se mogao steći utisak da protivnici rade zajedno u kooperaciji. Ova igra koristi mašinu sa konačnim stanjima [4]. Duhovi koje je kontrolisala veštačka inteligencija bi se, zavisno od situacije, nalazili u stanju potere za igračem, ili bežanja od njega, usled čega bi menjali svoje ponašanje. Iako prost, ovaj koncept je davao dovoljno izazova igračima, pa je ova igra bila veoma uspešna.

Upravo iz tog razloga se do sredine devedesetih godina ništa posebno nije ni menjalo kada je u pitanju veštačka inteligencija u igrama. Većina igara je imala veoma slične agente veštačke inteligencije duhovima iz Pac-Man-a. Neka sitna poboljšanja su se ipak povremeno događala. U igri Golden Axe (Sega, 1989.) kompjuterski kontrolisani karakteri bi mirno stajali, ili delujući nervozno, šetali napred – nazad po 2D prostoru sve do pojave igračevog karaktera, kada bi prešli u stanje napada. Iako je ovo veoma slično korišćenje mašine sa konačnim stanjima kao kod duhova iz Pac-Man-a, novina postoji, jer je kompjuterski kontrolisani karakter mogao da projuri pored igrača i da ga napadne sa leđa. Možemo primetiti, uzimajući u obzir ovaj ili slične primere, da veštačkoj inteligenciji nije pridavan neki veći značaj. Devedesetih godina veštačka inteligencija naglo dobija na značaju i počinje da ima veliki uticaj na prodaju igara. Osim stvarnog napretka koji je tada počeo, bilo je i slučajeva da kompanije lažno prikazuju da njihove igre donose novine u ovom segmentu, samo da bi se igra bolje prodala [4]. *A-life* (veštački život) počinje da ispoljava svoj potencijal sa igrom SimCity (Maxis, 1989.) [26].

Veliku pažnju u ovom periodu izazivaju strategije u realnom vremenu (RTS). Warcraft (Blizzard, 1994.) je jedna od prvih igara koja koristi patfajnding (eng. *Pathfinding*, pronalaženje puta na mapi između raznih prepreka prilikom kretanja od jedne do druge tačke). Ova tehnika postaje jako značajna za buduća ostvarenja. Kompjuterski kontrolisani karakteri bi do odredišta pokušavali da stignu najbržim mogućim putem, a ovi rani pokušaji da se to ostvari su bili veoma solidni. Iz današnje perspektive, mnogi igrači bi se ljutili na svoje jedinice u igri, ali u to vreme to se činilo fenomenalnim i bilo je revolucionarno. Kasnije, drugi naslovi donose sve bolji patfajnding, a neke igre uvode i novine. Tako igra Warhammer: Dark Omen (Mindscape, 1998.) eksperimentiše sa emocijama vojnika u toku bitke i uvodi kretanje agenata u formacijama po mapi [4].

Igra Goldeneye 007 (Rare, 1997.) donosi velike novine u veštačkoj inteligenciji. Njena veštačka inteligencija imala je veliki uticaj na poboljšanje igrivosti. Igra jeste koristila mašinu sa konačnim stanjima kao osnovu veštačke inteligencije kompjuterski kontrolisanih karaktera, ali uvodi simulaciju čula. Karakteri veštačke inteligencije vrše interakcije međusobno i postaju svesni da je, primera radi, njihov saborac mrtav i reaguju

na ovakvu pojavu kada je vide. Ovakav sistem proizvodi čitav novi žanr igara, koje se baziraju na šunjanju i skrivanju, a popularne igre koje koriste ovu tehniku se veoma brzo pojavljuju. Takve su Thief: The Dark Project (Looking Glass Studios, 1998.) ili Metal Gear Solid (Konami, 1998.), kao i mnoge druge. Taktička veštačka inteligencija je posebno hvaljena kod igara Half-life (Valve, 1998.) i Unreal Tournament [26].

Nekako je logično da se krajem devedesetih neki odlučuju da potpuno baziraju igre na veštačkoj inteligenciji, a prvi izdanak takvog pristupa je igra Creatures (CyberLife, 1996.), pa zatim igre The Sims (Maxis, 2000.) i Black and White (Lionhead, 2001.). Igra Creatures poseduje jedan od najkompleksnijih sistema veštačke inteligencije, jer svako biće ima neuronsku mrežu kao bazu inteligentnog sistema. Međutim, ova bića nisu baš pokazivala neku preteranu inteligenciju. Black and White je veoma dobro prošla kod kritike i opšte je prihvaćena kao veoma dobar naslov, u kome je igrač u ulozi Boga, a njegova bića imaju mogućnost da uče i da se razvijaju pod igračevim uticajem. Veštačka inteligencija ove igre se smatra možda i najpriznatijom do sada po kvalitetu [26] [4].The Sims važi za jedan od komercijalno najuspešnijih serijala igara, a uspešno popularizuje A-life veštačku inteligenciju, koja simulira pravi život i daje naglasak na ličnosti agenata [26].

Vremenom se razvila velika raznovrsnost u pogledu veštačke inteligencije kada su igre u pitanju. Mnoge koriste i danas sistem koji koristi Pac-Man, jer je on dovoljno dobar da zadovolji potrebe te igre. Ipak, neke postaju interesantne čak i u akademskim krugovima. Velika pažnja se poklanja pucačinama iz prvog lica (FPS). Igra Full Spectrum Warrior (Pandemic, 2004.) je toliko realna vojna simulacija, da je za nju čak i prava vojska našla primenu (mada je marketing sigurno deo ove priče, pretpostavka je da se, ipak, radilo na veoma vernoj ratnoj simulaciji) [4].

Sportske simulacije i simulacije vožnje su veoma napredne u pogledu veštačke inteligencije, ali imaju još prostora za napredak. Tako je i sa RPG (role playing game) žanrom, gde je interakcija između karaktera na visokom nivou, ali njihova konverzacija se svodi na stabla predefinisanih odgovora, i tu se može tražiti prostor za napredak (komunikacija među agentima, ali i sa igračevim karakterom) [4].

Napredak je ipak vidljiv sve više, jer kako vreme prolazi kompjuteri i igračke konzole postaju sve jače mašine. Često bi grafički render uzimao toliko resursa na računaru, a posebno na konzolama, da bi ostalo premalo prostora za veštačku inteligenciju. Napredak je zavisio od raspoloživih resursa, jer ako bismo želeli da rešimo problem patfajndinga u nekoj igri, konzumacija računarskih resursa bi bila previše zahtevna za tadašnje mašine, što je mnogo otežavalo brži napredak. Igre vremenom postaju sve ozbiljnije, jer ih rade velike kompanije sa velikim timovima ljudi, a nekada je celu igru pravio jedan čovek. Veštačka inteligencija je zbog toga sporo napredovala, dok se uslovi za brži napredak nisu stvorili u vidu računarskih resursa, većeg baznog znanja, veće vremenske tolerancije za isprobavanje tehnika, većih timova i budžeta.

7. Žanrovska podela video igara i specifičnosti veštačke inteligencije u različitim žanrovima

Igre međusobno mogu veoma da se razlikuju po svim karakteristikama, ali i da budu veoma slične. Dok je jedina veza između nekih igara samo to što su video igre, druge dele mnogo istih ili veoma sličnih elemenata u svojoj igrivosti. Da bi razumeli kakav uticaj ovo ima na veštačku inteligenciju, vratimo se na to da njen sistem služi za rešavanje problema. Pred kreatore sličnih igara se postavljaju slični problemi. Najlakše se podela igara pravi prema žanrovima. Tokom vremena se iskristalisalo mnogo žanrova igara, jer su kreatori često koristili oprobane formule za koje se zna da se dopadaju igračima, često menjajući samo estetiku i prateće pojave u igri, poput priče, karaktera... Neke igre su čak poznate kao klonovi, jer potpuno preuzimaju ideju neke uspešne igre.

Žanrovska podela je ipak veoma labava podela, jer se posebno poslednjih godina prave igre koje su velika mešavina osnovnih elemenata raznih žanrova. To se događa zbog potrebe za originalnošću, da bi igra našla svoje fanove i tržište. Ipak, problemi za rešavanje i tehnike koje se koriste da bi veštačka inteligencija bila funkcionalna se mogu posmatrati kroz žanrovsku podelu.

7.1 Video igre na tabli i potezne strategije

U današnje vreme veštačka inteligencija u igrama na tabli može da se nosi sa najboljim igračima. Njen izazov je nekada samo podešavanje svoje inteligencije raznim nivoima težine, koje igrači prema sebi mogu da izaberu. U poteznim igrama, kakve su igre na tabli, najčešći pristup veštačkoj inteligenciji je korišćenje stabala igre, odnosno pretraživača stabala poteza.

Igre u realnom vremenu nemaju mogućnost da koriste slične algoritme kao igre na tabli, a moglo bi se reći da su ti algoritmi specifično dizajnirani za određenu igru. Igre poput šaha, reversa ili mice su igre koje imaju poznate poteze od početka do kraja, a igraju se u dva igrača. Najbolji algoritmi su napravljeni upravo za ovakve slučajeve, jer je konačan broj situacija poznat. Međutim, većina poteznih strategija nema potpuno poznate poteze. Igra Backgammon ima element slučajnosti, jer mogući potezi zavise od slučajnosti. Takođe se može reći da kod igara sa više od dva igrača, kompjuterska veštačka inteligencija mora da bude svesna da je nekada dobro da neki od suparnika ne gubi, kako bi se porazio onaj najjači na tabli. Dakle, standardni algoritmi se moraju modifikovati da bi dali rezultat kod ovakvih slučajeva.

Stablo igre se može meriti po svojoj razgranatosti, ali i dubini. Igre koje imaju razgranatije stablo su teže za veštačku inteligenciju nego one sa dubljim stablom. Stablo, takođe, može da se deli ili spaja, a to se događa kada se do iste postavke može doći na različite načine, ili kada se situacija vrati na onu koja je već bila. U igri iks – oks to nije slučaj, ali je moguće u šahu [4].

Postoje razni algoritmi koji se bave igrama na tabli. *Minimaxing* algoritam računa najbolji potez ocenjujući i svoj i suparnikov. On računa da će protivnik izabrati najbolji odgovor na njegov potez, pa ocenjuje koliko bi u takvom slučaju najviše dobio birajući jedan od mogućih poteza. Ime dolazi od vrednovanja poteza. Algoritam gleda da potez bude što maksimalnije vrednosti, a cilj suparnika je da se on svede na što minimalniju vrednost. Minimizacija se računa za bilo koji broj suparnika koji su u igri, a maksimizacija za sopstvene poteze. Ovaj algoritam pokazuje probleme sa performansama kada je stablo poteza široko i duboko. *Negamaxing* algoritam je nešto prostiji, jer on u obzir uzima samo gledište igrača na potezu i ne stavlja se u ulogu suparnika. On se može koristiti u igrama gde su dva igrača i gde je pobeda jednog jednaka porazu drugog. Kada su performanse u pitanju, važe isti problemi kao kod minimaxing algoritma, ali se negamaks brže izvršava, jer računa samo maksimalnu vrednost za igrača na potezu. Veća brzina izvršavanja i opšti kvalitet igre se može postići i „srezavanjem" nelogičnih poteza, koji prelaze granice vednosti kod minimiziranja i maksimiziranja, a to radi Alpha-Beta pruning. Algoritam se može ubrzati i pomoću poznatog reda poteza, koji je za date situacije već ustanovljen kao najbolji. „Srezavanje" skoro svih grana stabla igre je odlika jednog od najpopularnijih algoritama ove vrste, *negascout algoritma*. Ovaj algoritam prvo testira prvi potez sa pozicije na tabli da vidi kakav će rezultat da dobije. Ako ne uspe, onda se vraća na negamaxing, a ako uspe, jasno je da je brže uradio posao. Dodatna ubrzanja algoritmi postižu koristeći memoriju i transpozicione tabele. Dok ljudski igrač razmišlja, kompjuter može da traži svoj sledeći najbolji potez, a tako se, naravno, igra može dodatno ubrzati. Algoritmi koji koriste test vrednosti poteza koji se čine najboljim, poput *MT* i *MTD* algoritma, oslanjaju se na memoriju i na mogućnost da preskaču sa grane na granu stabla onako kako žele, odnosno preskaču one grane za koje su male šanse da imaju vrednost koja je odgovarajuća onoj koju bi posle dužeg vremena našao minimaxing algoritam [4].

Igre poput šaha najčešće koriste baze znanja eksperata. Sekvence poteza kojima se najbolje otvara partija šaha su poznate. Kompjuter će igrati bez korišćenja algoritma poput minimaxinga, sve dok na kraju ne vidi povoljan rezultat. To često može da se otegne na više desetina poteza. Interesantno je da neki kompjuterski igrači ocenjuju koliko je dobra sekvenca poteza koja je uneta spolja od strane eksperata, daju joj vrednost, pa je porede sa drugim sekvencama, birajući kasnije one bolje sekvence. To se može nazvati učenjem.

U poteznim strategijama i nekim inovativnim igrama na tabli, sekvence poteza se moraju ručno uneti, jer ne postoje već poznate ekspertske sekvence. Sekvence poteza se mogu primeniti i kasnije u igrama poput šaha ili mice, kada na tabli nema više mnogo figura. Postoje za ove igre i baze znanja, koje se odnose na situacije na samom kraju partije. To sve smanjuje korišćenje algoritma pretraživanja stabla, pa samim tim ubrzava igru. Za učenje u igrama na tabli može biti zadužena i neuronska mreža, koja bi pokušajima i greškama došla do konstantno nerešenog rezultata u iks – oksu, ako bi igrala sama protiv sebe neko vreme. To se upravo slaže sa činjenicom da ovu igru zapravo ne bi trebalo igrati, jer uz veoma malo vežbe, pobednika neće nikada biti. U nekim igrama se stvari odvijaju u više faza, kao što je igra potapanje brodova. Mašina sa konačnim stanjima može regulisati koje stanje se trenutno odvija u igri. Genetski algoritmi i programiranje mogu biti zaduženi za poteze kompjutera u ovoj igri.

Šah se nikada ne zaboravlja kada je u pitanju veštačka inteligencija u igrama. Superkompjuter Deep blue je pobedio 1997. godine Garija Kasparova u šahu, tada svetskog šampiona. Deep blue je imao razne tehnike pretraživanja i mnogo procesora sa centralnim sistemom koji je sve kontrolisao. Čipovi kompjutera su mogli pretražiti više od

dva miliona šahovskih pozicija u sekundi, a bilo je preko četiri stotine ovih čipova. Kompjuter je imao veoma kompleksnu funkciju evaluacije poteza. I on se koristio negascout-om, a koristio je i transpozicione tabele, paralelnu pretragu i mnoge tehnike koje su ustanovili šahovski programi pre njega. Deep blue je mogao da predvidi dvanaest poteza unapred [3].

Za potezne strategije nije uvek podesno koristiti algoritme za igre na tabli. Previše mogućih poteza je u igri. U nekim slučajevima se potezi mogu organizovati u skupove, pa se minimaxing algoritam može koristiti, ali u većini slučajeva stablo bi bilo toliko veliko da nijedan kompjuter ne bi bio dovoljno blizu da realizuje zahteve pretrage. Zbog toga dobar deo poteznih strategija koristi algoritme veštačke inteligencije strategija u realnom vremenu, jer se algoritmi prilagođeni realnom vremenu mogu uspešno primeniti i u poteznim igrama. Čak su neki algoritmi prvobitno bili namenjeni poteznim strategijama. Naravno, potezne strategije ne zahtevaju toliko kompleksne algoritme kretanja, pa su kinematički algoritam kretanja, ili direktno pojavljivanje na novoj poziciji sasvim dovoljni [4].

Najveći problem veštačke inteligencije poteznih strategija je vremenski jaz između igrača i veštačke inteligencije. Igrači imaju neograničeno vreme za razmišljanje i ne vole previše da čekaju svoj red. Zbog toga veštačka inteligencija mora da donese dobre odluke u veoma kratkom periodu. Tako bi, na primer, stablo odlučivanja moralo biti napravljeno tako da se brzo pretražuje. Odlučivanje je najbolje rešiti posebnim algoritmima za svaku stavku koju je potrebno obraditi u jednom krugu. To znači da posebni algoritmi rešavaju menadžment resursa, treniranje trupa ili taktičko planiranje [4].

U nekim igrama veštačka inteligencija priskače u pomoć igraču koji, u želji da izbegne odlučivanje vezano za neke stavke u igri, prepušta veštačkoj inteligenciji da se njima bavi. Veštačka inteligencija će to uraditi isto kao kod protivničkih snaga, ali sa manom u vidu nedostatka taktičkog planiranja, jer je taktika poznata jedino igraču, dok protivnici imaju veštačku inteligenciju višeg nivoa koja planira i taktizira, pa se isti zadaci obavljaju u skladu sa taktikom [4].

7.2 Simulacije vožnje i trkačke simulacije

Veštačka inteligencija vozača u igrama ima nekoliko interesantnih specifičnih zadataka. Počnimo od staze i načina na koji veštačka inteligencija vidi gde treba da ide. U tipičnoj trkačkoj simulaciji nekoliko vozača koje kontroliše veštačka inteligencija pokušava da stigne do cija. Staza se za njih deli u sektore, a oni vrše proveru da vide u kom se sektoru nalaze. Kada bi proveru vršili sa svim sektorima to bi se loše odrazilo na performanse igre, pa se koristi provera vezana za zadnji sektor u kome se nalazila veštačka inteligencija, prethodni i sledeći. Sektori imaju granice koji odgovaraju granicama na stazi i u njih se uključuju putanje za kompjuterski kontrolisane vozače [7].

Na početku razvoja veštačke inteligencije za simulacije vožnje najviše su se koristile linije koje kreator iscrta na samoj stazi, a koje vozač slepo prati, vozeći se optimalnom brzinom, koja se mogla odrediti za svaki deo linije posebno. Takve linije su funkcionisale vrlo slično prugama po kojima idu vozovi, tako da od upravljanja vozilom nije bilo ništa. Ali, ukoliko bi se drugo vozilo našlo ispred, npr. igračevo vozilo, veštačka

inteligencija ne bi menjala svoju linijsku putanju, pa bi dolazilo do bizarnih sudara. Onda bi veštačka inteligencija imala zadatak da se vrati na svoju linijsku putanju. To je jedino upravljanje koje bi se zahtevalo od veštačke inteligencije. Da bi stvari izgledale realnije, uvedena je praksa sa dve linije, jedna je savršena putanja, a druga je putanja za preticanje [4]. Dobar primer da veštačka inteligencija zavisi od ciljeva jesu automobili koji su neutralna vozila u igri. Ako su vozači koje kontroliše veštačka inteligencija samo deo realne situacije u nekoj gradskoj sredini, za njih bi i moderne igre imale prosto rešenje u vidu jedne linije koju prate. U modernijim naslovima ipak postoji veštačka inteligencija koji se služi istom fizikom kao i ljudski igrač. Takođe se koriste i nevidljive tačke koje juri kompjuterski kontrolisani vozač na stazi, a čim bi stigao do jedne, pojavila bi se nova ispred njega.

Da bi veštačka inteligencija bila uspešna u trkačkim simulacijama, potrebno je da igra daje informacije o stazi [7]. Veštačka inteligencija će normalno birati najkraći put do cilja, ali ako joj ne odgovara tip terena ili ako treba da obavi neki zadatak ona će ići drugim putem. Takođe, tu su informacije o oštrim krivinama, ili blokadama na ivicama kolovoza poput drveća ili zidova, koje upućuju veštačku inteligenciju da drži distancu. Na nekim delovima staze može se postaviti vrednost kočenja ili ubrzavanja kako bi se pomoglo vozačima da optimalnim brzinama prođu sektore. U trci postoje brži i sporiji delovi staza. Veštačka inteligencija ima mogućnost da gleda unapred da bi na vreme uočila oštru krivinu, ili slične pojave, i samim tim uskladila brzinu. Postoji algoritam prolaza koji se koristi da sabere putanje kroz svaki naredni sektor do same krivine. Tako se na sporijim deonicama može posmatrati samo trenutni sektor, ali na bržim se mora gledati unapred da bi se na vreme reagovalo. Svako vozilo ima svoje performanse, pa se takođe kontroliše da li je njegova stabilnost u redu, vrše se korekcije i sl. Vozila se informišu o oštrim krivinama i putanjama koje treba da koriste da ih ne bi sekla, odnosno da bi ostala na kolovozu.

U simulacijama vožnje težina se najčešće menja sa mogućnostima ljudskog igrača. Ako je on slabiji, veštačka inteligencija će mu dati šansu da se nadmeće, kočeći ranije u krivinama, birajući širu putanju ili naprosto vozeći sporije. Ukoliko u igrama ima oružja, veštačka inteligencija će izbegavati da napadne igrača. Međutim, ako se igrač pokaže kao dobar vozač, onda veštačka inteligencija pribegava blagim adaptacijama brzine i tehnike da bi se igraču pružio izazov. Veštačka inteligencija ima fiksiran vremenski korak koji ne zavisi od broja frejmova, odnosno jačine mašine na kojoj se igra. Razlog je taj što bi, sa kašnjenjem prouzrokovanim performansama, veštačka inteligencija kasnila i sa reakcijama, pa bi rezultat bio veoma loš.

Veštačka inteligencija u simulacijama vožnje se veoma bazira na mašinama sa konačnim stanjima. Da bi kompjuterski kontrolisani vozači odgovorili na izazove trke, oni moraju da se prilagođavaju trenutnim situacijama preko promena stanja. Stanja starta trke, vožnje, vraćanja na stazu, sletanja na stazu i preticanja su neka od mogućih stanja, a dobar vozač mora da reaguje na odgovarajući način, koji je različit za svako stanje. U mnogim igrama, ljudski igrači su potpomognuti veštačkom inteligencijom. Tako je u simulacijama formule 1, ili simulacijama letenja. Takva veštačka inteligencija često može poslužiti kao baza za učenje realnih vozača ili pilota (ako bi igra bila dovoljno realna, mogli bismo je nazvati simulatorom, koji se inače koristi).

U mnogim igrama se ističe karakter nekog vozača. Time se doprinosi realnosti, jer su vozači često različitih stilova i karakternih osobina. Tu se mogu uključiti modeli

ponašanja za vozače. Vozači se mogu razlikovati po agresivnosti, a mogu se nameriti na igrača, pokušavajući da mu se osvete za prethodne situacije. Vozači, takođe, mogu biti oprezni, što ne znači da igrač ne mora dobro da odveze da bi ih pobedio. Za različite modele ponašanja može biti zadužena razuđena logika. Koristeći parametre ponašanja vozača u igrama, može se doći do različitih voznih osobina. Čak se mogu dodeliti parametri pravih vozača, kako bi realnost protivnika kontrolisanog veštačkom inteligencijom bila još veća. Tako u igri Formula One Grand Prix 2 (Microprose, 1996.) vestačka inteligencija oponaša prave vozače i njihove karakteristike [3].

Pokazalo se da je moguće da vozači koje kontroliše veštačka inteligencija uče, što od igrača, što od drugih vozača. Neuronske mreže mogu da pomognu kod specifičnih situacija u toku trke, gde vozači uče kako da što bolje odreaguju, ali se mogu i od starta implementirati, kao u igri Forza Motosport (Turn 10 Studios, 2005.) gde su vozači koje kontroliše veštačka inteligencija trenirani duže vreme pre nego što je igra završena, pa su svoje naučene sposobnosti mogli kasnije da prikažu igračima kao gotov proizvod [4]. Kreatori veštačke inteligencije se bave i podešavanjima automobila, kako bi na svakoj stazi bilo postignuto najbolje vreme. Za podešavanje parametara dobro može da posluži genetski algoritam.

Postoji nekoliko igara koje za svoje igračko okruženje imaju potpuno funkcionalnu gradsku sredinu. U igrama poput Grand Theft Auto serijala ili Driver (Reflections Interactive, 1999.) igrač često beži od nekog vozila ili juri neko vozilo. Ako igrač juri, najčešće vozač kontrolisan veštačkom inteligencijom beži predefinisanom putanjom, a u suprotnom, koristi se jednostavni algoritam koji usmerava vozilo da se kreće prema lokaciji igračevog vozila. U poslednje vreme se u igre uključuje i patfajnding, kako bi se do igrača došlo najboljim putem, kao i taktičke varijante sa presretanjem igrača i blokadama puta kojim će po proceni veštačke inteligencije igrač proći. Čak se i vozila koja prave zamku igraču kreću van njegovog vidokruga, kako ne bi odala svoje planove presretanja [4].

Postoje igre koje koriste sličnu mehaniku kao simulacije vožnje, iako one to nisu. Razne igre imaju trke koje nemaju vozila. Skijanje je dobar primer. Osim toga, simulacija vožnje skejta ili snouborda može uključivati izvođenje trikova, a oni se zakazuju na različitim mestima na stazi, ili se donosi odluka koji trik bi u odnosu na brzinu i visinu trebalo izvesti. Igre koje uključuju oružja i vožnju daju novu dimenziju odlučivanju. Nekada će vozač odlučiti da ide dužim putem da bi pokupio oružje, ili će pustiti vozilo da ga pretekne da bi ga uništio sa leđa, itd [4].

7.3 Platformske i avanturističke video igre

Ova vrsta igara je ranije bila veoma popularna, i neki veoma uspešni naslovi su se pojavili tokom vremena, poput Super Mario serijala igara. Ove igre su najviše odgovorne za prvobitnu ekspanziju igračkih konzola. Najčešće su arkadnog tipa (nisu simulacije realne fizike i realnih pojava uopšte) i namenjene su najčešće mlađoj populaciji.

Kako su kod ovakvih igara brzina i refleksi najčešći zahtev od igrača, tako i veštačka inteligencija ima svoje specifične zadatke. Kompjuterski kontrolisani karakteri će imati svoje tipične osobine, koje igrači treba da prepoznaju i da ih koriste da bi prešli igru.

Svaki agent na koga igrač naleće ima svoje šeme kretanja i poteza. One su mahom takve da imaju neki nedostatak, koji igrač treba da uoči i da ga u brzini iskoristi [4].

Najčešće se agenti kreću po nekoj svojoj zoni kontrolisani algoritmima za 2D kretanje, a oni koji lete koriste i one za 3D (ako je igra generalno trodimenzionalna, kretanje će takođe biti pod uticajem ovih algoritama). Patfajnding tehnika nije previše eksploatisana u ovim igrama, zbog male potrebe za inteligentnim kretanjem po okruženju, jer se agenti najčešće kreću po malom prostoru. Što se ponašanja tiče, ona su definisana stanjima. Ta stanja se mogu grubo podeliti na ona pre primećivanja igrača i posle toga. Neka standardna ponašanja su pasivne radnje ili patroliranje, a kada igrač dođe u vidokrug agenta, stanje se menja u agresivno. Neki pametniji protivnici će znati da napuste svoju zonu i daju se u poteru za igračem, hvatajući se u koštac sa platformskim preprekama, ali ni to nije čest slučaj. Neki specifični karakteri mogu imati neka inovativna stanja u borbi sa igračem. Možda će neki pozvati saborce u pomoć, ali sve u svemu, modelovanje ponašanja nije kompleksno kao kod nekih drugih žanrova.

7.4 Simulacije tuče

Posebno popularne igre, pre svega na konzolama, su igre koje simuliraju borilačke veštine ili druge tipove borbe. Veštačka inteligencija u ovakvim igrama ima zadatak da pruži što jači otpor igraču, ali na takav način da bude donekle predvidiv i da može da bude pobeđen.

U nekim igrama postoje samo delovi u kojima igrač ima priliku da se tuče. Takve igre ne zahtevaju previše ozbiljan uplit veštačke inteligencije. Zavisno od zahteva priče ili događaja vezanih za tu tuču, vrhovna veštačka inteligencija igre daje zadatak koji bi hijerarhijski niža veštačka inteligencija trebalo da uradi kada je tuča u pitanju. Generalno se u igrama, gde tuča nije primarna ili toliko česta pojava, koriste sistemi bazirani na pravilima sa nekoliko slučajno izabranih sekvenci poteza, koji su najčešće dovoljni za količinu zabave koja se igraču pruža kroz povremenu tuču.

Tema učenja je nekako uvek bitna kada je veštačka inteligencija u pitanju, pa tako i kod tuča implementiranje učenja može dovesti do sveukupnog boljitka za igru. Ipak, kod igara gde je tuča ređa pojava i gde dijapazon poteza i mogućnosti nije previše veliki, učenje nije zgodno rešenje. Igrač je onaj od koga bi veštačka inteligencija trebalo da uči poteze. On za to nema vremena niti neke svrhe u pomenutim varijantama gde tuča nije primarna, ali u igrama koje se zanivaju na tuči u potpunosti, stvari se menjaju. Kako su starije igre ovog žanra uvek imale problem trajnosti zbog sposobnosti igrača da otkriju mane u igri borca koga kontroliše veštačka inteligencija, pojavila se potreba za veštačkom inteligencijom koja se adaptira na stil čoveka sa kojim se bori. Igrači će uvek koristiti jedan udarac ili sekvencu udaraca ako veštačka inteligencija ne zna da odgovori, a takva igra brzo dosadi. Dakle, zadatak veštačke inteligencije je da dokuči neke poteze igrača koji se stalno ponavljaju i da nađe odgovor na njih. Osim toga, veštačka inteligencija bi možda mogla da razvije strategiju ili da taktički planira. Neki pametniji bokser možda ima taktiku da se pravi nevešt, pa da u munjevitom napadu nokautira protivnika. Ipak, sve to zavisi od protivnika, a to je igrač, zbog čega se adaptacija veštačke inteligencije na njegovu igru može smatrati uslovom izazovnosti i zanimljivosti ovakvih igara na duže staze.

Učenje od igrača će poslužiti za nove poteze i za pronalaženje kontra – poteza kojima se može odgovoriti igraču. Za učenje od igrača se može koristiti prepoznavanje šablona, ali i proste varijante neuronske mreže mogu biti sasvim dovoljne ovde. Doduše, neuronsku mrežu i ekspert sisteme treba naučiti potezima i sekvencama još pre nego što igrač dospe do borbe sa njihovim avatarima [3].

Mašine sa konačnim stanjima se mogu lepo iskoristiti kako bi se prikazale faze neke borbe, koja nije jednoličnog tipa sa konstantnim uslovima. Mašine sa konačnim stanjima bi takođe trebale biti adaptabilne za razne tipove igrača. Zatim, mogu se implementirati i varijante razuđena logike za izbor najbolje sekvence poteza u datoj situaciji. Ono što je vrlo bitno za veštačku inteligenciju su informacije iz sveta igre. Pod tim se podrazumeva stanje okruženja, ali i karaktera. Ako u nekoj fazi borbe, protivnik stoji ošamućen, veštačka inteligencija bi trebala da bude obaveštena o tom događaju kako bi krenula odmah u nokaut akciju. Uz sve ove informacije, postoje i one vezane za sekvencu poteza koje je igrač odabrao.

Na sreću ili možda ne, veštačka inteligencija može da zna šta je igrač uradio i pre nego što se to manifestuje na samom ekranu, pa može da vara [3]. Da li je dobro kada je igrač ekspert kome treba izazov ili ne, to je diskutabilno, ali je sigurno da bi adaptabilna veštačka inteligencija koja uči i raznovrsno igra bila bolja opcija od prostog varanja. To se isto može reći i za povećavanje snage protivnika, odnosno otpornosti ili brzine da bi se stvorila prednost nad igračem.

7.5 Sportske simulacije

Simulacije sportova su veoma širok dijapazon igara koje imaju poznate principe igranja. Svakako je prednost činjenica da za sportove postoje eksperti i analize koje mogu da pomognu pri stvaranju simulacije. Dve bitne stavke u sportskim simulacijama su fizika i strategija ili taktika. I, dok je u simulaciji bilijara ili golfa, fizika presudan faktor za funkcionisanje igre, dotle u većini igara sa loptom koordinacija kretanja tima ili individualnog karaktera ima istu težinu kao i sama fizika.

Za kreatore ovakvih igara nalazimo da je najveći izazov pružiti igračima osećaj da igraju protiv živog protivnika. Veštačka inteligencija se sastoji najčešće iz više slojeva. Posebni slojevi se u timskim sportovima bave strategijom, koordinacijom i individualnim potezima sportista. Slično kao i kod tuča, sportskim igrama dobro dođe adaptacija i učenje, makar i na prostijem nivou, radi pružanja izazova boljim igračima. Veštačka inteligencija u timskim igrama mora da koristi koordinaciju kretanja i postavljanje u formacije. Predviđanje je još jedan način da se proceni koja odluka bi bila poželjna za karaktere sa veštačkom inteligencijom. Na osnovu fizike projektila, koja se koristi i u pucačinama, veštačka inteligencija može da proceni da li treba preseći loptu, skočiti i uhvatiti je, ili odbraniti šut [4].

Rekli smo da veštačka inteligencija ima pomoć ekspertskog znanja u sportskim simulacijama. U svakoj ozbiljnoj simulaciji, timske akcije koje koriste pravi sportski timovi, koristi i veštačka inteligencija. Dakle, kada se obezbedi koordinacija i formacijsko kretanje, tada se mogu uvesti šabloni akcija iz udžbenika. U samom centru procesa

odlučivanja su često sistemi bazirani na pravilima. Za ponašanje individualnih sportista su odgovorne mašine sa konačnim stanjima veoma raznovrsnih tranzicija [4].

7.6 Rol plejing video igre (RPG)

U igrama ovog žanra možemo razlikovati akcionu i poteznu varijantu igre. Akciona varijanta igre se može opisati kao igra u kojoj igrač vodi svog avatara, vodi borbu sa velikim brojem protivnika, unapređuje svoje sposobnosti, menja stanje sveta igre svojim postupcima, vrši interakciju sa neutralnim karakterima (Non-Player Character (NPC)) i rešava zadatke koje mu oni daju. Ovo se sve događa u realnom vremenu sa dinamičnom okolinom i karakterima. Slične stvari se događaju i u drugoj varijanti, gde je borbena mehanika poteznog karaktera, iako se igra odvija u realnom vremenu. Za poteznu varijantu je mnogo bitnije poznavanje pravila igre, koja podsećaju na pravila igara na tabli, nego brzi refleksi, koji su odlika akcionog RPG-a.

Prvi problem gotovo svakog RPG-a, od onih sa mnogo agenata veštačke inteligencije koji napadaju igrača, mnogo neutralnih bića, poput životinja i NPC karaktera koji se nalaze u svetu igre, do onih koji se igraju na internetu sa mnogo ljudskih igrača pored gorenavedenih karaktera, su performanse. Masivne igre za više igrača preko interneta rešavaju taj problem korišćenjem jakih servera koji hostuju igre, a time rešavaju probleme koji su nastajali dok su se igre hostovale na lokalnim mašinama igrača. Međutim, problemi sa performansama se rešavaju i na programerski način. S obzirom na to da bi svaki agent, posebno u igrama ovog tipa, koristio algoritme kretanja, došlo bi do velikih zagušenja u RAM memoriji, da nije mogućnosti da se izvrši optimizacija. Jedan od dobrih načina je smanjivanje funkcije veštačke inteligencije kontrolisanih karaktera koji nisu blizu igrača. Umesto da funkcioniše algoritam kretanja, za te karaktere je predviđeno da funkcionišu sa viškom dodeljene memorije, dok su igračev karakter i karakteri koji se nalaze blizu igrača u potpunoj radnoj fazi, kada je veštačka inteligencija u pitanju. Takođe, ne moraju se uvek koristiti za memoriju konzumirajući algoritmi kretanja, poput A*, već se i sa prostijim algoritmima može napraviti pristojan patfajnding [8].

U RPG igrama, a to se posebno odnosi na akcionu varijantu, protivnici ne žive dovoljno dugo da bi imalo smisla da se uvede nekakvo učenje. Osim toga, u ovakvim igrama je predviđen herojski osećaj za igrača, pa se protivnici sa namerom zaglupljuju, ali se povećava njihov broj. Usporavanje reakcija od samo pola sekunde, daje veliku prednost igraču. Ipak, postoje i neke interesantne pojave u ponašanjima protivnika. Ukoliko u družini igrača imamo strelca i borca prsa u prsa, protivnici će znati da pojure i strelca, kome je namera da bude na odstojanju, a ne samo borca prsa u prsa, koji je po pravilu tenk i može da prima udarce dok strelac lagano ne eliminiše agente veštačke inteligencije.

U nekim igrama postoje i odluke igrača koje utiču na svet igre. Shodno nekim akcijama igrača, neki karakteri će se postaviti na različite načine. Možda će više voleti ili mrzeti igrača, a možda će odbiti da mu prodaju robu, ili će mu dati popust. Dakle, igrač ima reputaciju, a sa njom se javljaju i emocije prema igračevom avataru. Svaki protivnik igrača može biti dizajniran drugačije. Veštačka inteligencija se bavi njihovim kretanjem, ali i određenom dozom taktičnosti. Vrlo je bitna uloga kompjuterski kontrolisanih saveznika igrača, koji moraju da prate igrača u stopu, da ne budu na smetnji, da izleče

igrača ako mu je zdravlje ispod određenog nivoa, itd. Ukoliko se oni zaglavljuju, gube ili ne pružaju podršku kakva je potrebna, predstavljaju samo teret igračima.

Veliki deo svake igre koja pripada RPG žanru su neutralni karakteri. Sa njima igrač često može da uđe u konverzaciju, ili da obavlja trgovinu i slično. Osim emocija koje pokazuju prema igračevom karakteru, oni mogu imati i interesantan konverzacijski sistem, koji bi vas makar na trenutak mogao prevariti da pomislite da je reč o ljudima koji igraju igru sa vama. Često se ovakvi sistemi koriste u tekstualnim avanturama. U mnogim igrama, konverzacije okidaju razne druge događaje. NPC može postati aktivan član družine igrača ili njen ljuti protivnik. Tehnike koje se mogu koristiti su vrlo različite, od mašina sa konačnim stanjima, preko razuđena logike, a u nešto manjoj meri neuronske mreže i algoritmi učenja. NPC često može biti deo skriptovanih događaja.

U mnogim igrama se koristi zamena ljudskih igrača kompjuterski kontrolisanim igračima. Njihova inteligencija može biti kontrolisana razuđenim mašinama sa konačnim stanjima ili neuronskim mrežama, koje na osnovu situacije biraju logične sekvence poteza. Takav slučaj je kod igara koje zahtevaju veću populaciju u svetu igre. Masivne internet igre za više igrača često imaju karaktere koji nisu ljudi, ali su tu da popune svet igre. Naravno, što duže igrači misle da igraju sa drugim ljudima, to je agent bolje urađen [4]. Ako bi mu dozvolili da uči i da se sam prilagođava novim situacijama, dozvolićemo i pojavu novih ponašanja. Ovo daje životniju sliku karakterima, ali je rizik malo veći da se njihovo ponašanje pokaže kao čudno ili nelogično. Kontrolisanija varijanta će pokazati kompjuterski karakter, ali neće praviti probleme.

NPC ne mora biti obavezan deo RPG-a, ali ni RPG nije jedini žanr koji ima ovakve karaktere. Oni se pojavljuju kao podrška ili zamena za igrače i u drugim igrama. Naravno, ni igre se ne mogu uvek uspešno žanrovski podeliti, jer su veoma česti hibridi između žanrova, pa je NPC normalna pojava u modernim pucačinama ili trkačkim simulacijama, a nezaobilazan je deo sportskih simulacija.

7.7 Pucačine i akcione video igre

Akcione igre mogu biti veoma različito koncipirane, ali se najčešće misli na pucačine iz prvog, ili trećeg lica. Iako se igre često ne zasnivaju na pucanju, postoji ogromna grupa igara koje koriste slične principe igrivosti, pa tako i veštačku inteligenciju [4].

Balansirana veštačka inteligencija je najvažnija stavka inteligencije kod akcionih igara. Protivnici ne smeju biti nepobedivi ili frustrirajuće teški, ali još je gore ako su iritantni ili komični. Bitan aspekt je i kooperacija, koja bi u slučaju loše implementacije bila teret igraču, čiji tim se ne ponaša onako kako bi trebalo. Zadaci koje bi veštačka inteligencija trebalo da ispuni su raznovrsni, a da bi ih ispunila potrebno je da dobija informacije iz sveta igre, kao što su lokacije igrača i drugih karaktera, stanje zdravlja i municije, tip oružja kojim je agent opremljen i strateški plan.

U većini slučajeva imamo rešenje da se protivnici lociraju preko granične linije vidokruga u stilu radara [3]. Ponašanja u akcionim borbenim igrama mogu da pokažu temperament i status karaktera. Ako karakter nema municije, neće se ponašati kao da je

ima. Različit može da bude i stil igre, jer će neki karakteri biti agresivni, a neki koristiti šunjanje ili zaklone. Ponašanja se generalno kontrolišu mašinama sa konačnim stanjima ili razuđenom logikom. Dobra veštačka inteligencija će svoje kratkoročne ciljeve praviti na osnovu trenutnog statusa parametara igre. Za pronalaženje puta se često koristiti A* algoritam, a razuđenom logikom se dolazi do najboljih rešenja [3]. Postoji i varijanta sa ponašanjima baziranim na pravilima sa određenom adaptivnom mogućnošću. Rekli smo da se lokacija igrača može direktno odrediti preko radar sistema, gde igra izvlači informaciju i dalje je prezentuje agentu veštačke inteligencije. Međutim, mnogo realnija opcija je da veštačka inteligencija ne može da odreaguje na pojavu igrača sve dok ga ne vidi ili ne čuje. Stoga bi algoritmi opservacije i predviđanja bili mnogo realnije rešenje od gorepomenutog, koje je ipak u neku ruku varanje igrača, jer on nema iste mogućnosti. Sa druge strane, radar bi kao deo opreme agenta veštačke inteligencije bio zanimljiviji.

Sve bi trebalo da se uzme u obzir kada je status agenta u pitanju. Oružja se moraju menjati, puniti, a agent bi mogao da izbegava, prati ili traži zaklon, zavisno od svog statusa, ali i igračevih trenutnih parametara. Sve to bi trebalo da bude dosta zavisno od igračevog znanja. Ako je igrač relativno slab, onda bi bile poželjne greške kod nastupanja veštačke inteligencije, smanjena preciznost i malo nelogičniji izbor oružja. Sa druge strane, ako je igrač baš dobar, možda ga treba i varati, da bi mu se pružio izazov.

Patfajnding je, naravno, presudna stvar kada je kretanje u pitanju, međutim i tehnika jaćenja se uspešno može primenjivati kod formacijskog kretanja agenata. Novije kreacije u akcionim igrama podrazumevaju i taktičke sisteme sa više karaktera u grupi. Dakle, kako nije zabranjeno koristiti tehnike koje su uobličili drugi žanrovi, u pucačinama ćemo viđati pojave iz strategija. Kretanje u formacijama i saradnja između karaktera su postale uzdanice veštačke inteligencije u akcionim igrama. Postoje i statističke tehnike koje ocenjuju uspeh karaktera u igri. Najlošija varijanta se može izbaciti iz igre, ili se da primeniti na lakšim nivoima težine. Da bi se postigla nepredvidivost i pojava novih ponašanja, koriste se i genetski algoritmi. Najčešće se menjaju neki parametri poput brzine kretanja ili reakcije, a glavni algoritmi (skripte) ostaju isti. Tako se postiže promena ponašanja bez posledica po performanse. Potrebno je tačno odrediti promenljive parametre, ukombinovati ih sa nepromenljivim srcem algoritma i tako dati mogućnost promene u genetskom algoritmu.

Kreatori veštačke inteligencije se u zavisnosti od dizajna igre mogu odlučiti za dve grubo podeljene varijante protivnika u igri. Manji broj karaktera sa veoma sličnim karakteristikama koje ima i igračev karakter je jedna mogućnost. Ovakvi karakteri kontrolisani veštačkom inteligencijom se nazivaju *botovi*. Druga varijanta je veliki broj mnogo manje delikatnih protivnika, ili prosto karaktera koji nemaju osobine igrača. Stvari koje bi trebalo da znaju karakteri su upravljanje i eventualno pronalaženje puta, kontrola pucanja, donošenje odluka, percepcija i taktičko planiranje[4]. Patfajnding agenata se može posmatrati kao kombinacija izbegavanja prepreka, pronalaženje puteva u kompleksnijim okruženjima i praćenje drugih karaktera. Agentima je važno i donošenje odluka u toku borbe, poput uzimanja oružja, biranja mete i oružja, izbegavanja projektila i sličnih situacija u toku igre. Pošto je borba srž svake akcione igre, jasno je da bi loše donošenje odluka agenata igrači lako primetili. Karakteri bi trebalo da imaju i cilj prema kome će se ponašati, a koji je na vrhu lestvice veštačke inteligencije i od koga zavisi sve što karakter radi. Ponašanje agenata često direktno zavisi od ciljeva koji su podeljeni prema važnosti i trenutnim okolnostima u svetu igre. Akcije koje karakteri vrše se u novijim ostvarenjima kombinuju i sekvenciraju da bi se došlo do krajnjeg cilja.

Posebno bitna je kontrola animacija agenata. Ona se u grafički i tehnološki naprednim igrama, kakve su gotovo sve novije pucačine iz prvog lica, odnosi na svaki deo tela. Posebne su animacije ruke, noge, lica… Veštačka inteligencija animacije rešava konflikte u toku igre. Oni se javljaju kada se menja tema animacije. Ukoliko bi agent mahao rukom, a igrač zapucao na njega, on bi, naravno, odmah prestao da maše i dohvatio bi oružje da uzvrati. Osim toga imamo i parametre koji utiču na animacije, pa će se tako one sporije obavljati na onim delovima tela gde je agent pogođen. Novije igre imaju veliki broj mogućih animacija, a nije nova pojava da agent trči, puca i osmatra sa potpuno skladnom animacijom. Neki problemi animacije su veoma slični problemima pravih robota.

Patfajnding bi mogao biti opisan kao sistem pronalaženja puta, sa polazištem i odredištem. Polazište i odredište imaju svoje koordinate negde na mapi, a put između njih spajaju kontrolne tačke. Najčešće se pronalaženje optimalnog puta poverava A* algoritmu. Viši nivoi veštačke inteligencije daju komande za kretanje agentima. Skokovi su, kao integralni deo kretanja, malo problematični. Algoritam upravljanja nije zadužen za skokove. Ukoliko bi algoritam kretanja pogrešio, on bi uvek mogao da ispravi svoju putanju, ali skokovi koji se pogrešno izvedu su čest razlog smrti agenata u igri. Dizajneri igre nalaze rešenja u tačkama sa kojih se skače, a da bi se dosegao željeni cilj, tu je i minimalna brzina pre skoka za svaku tačku. Bitan je, naravno, i pravac skoka, a kod komplikovanijih skokova i gde slećete. Sve u svemu, dizajneri će često ići na varijantu prepravljanja same mape, da agenti ne bi ispadali smešni skačući nekontrolisano u svoju smrt. Ipak, rešenje mogu biti i prostori sletanja, koje agentu daju mogućnost da sam odredi šta treba da uradi da bi sleteo na datu poziciju. Agent, onda, sam procesira parametre i fizički se na neki način ponaša kao projektil. Sam patfajnding sistem može da sadrži informacije o lokacijama na mapi sa uključenim parametrima za skok. Osim destinacije, komanduje se brzinom kretanja, ali i animacijom i još nekim parametrima.

Kada agent uđe u borbu, komandu preuzima borbena veštačka inteligencija. Ona je zadužena za manevre, izbor oružja i mete, potragu za novim oružjem, kao i samo pucanje. Da bi agenti razumeli prostor u kome se nalaze i koristili objekte u okviru tog prostora, njihovo znanje se često potpomaže bazom podataka. Takva baza će poslužiti kod patfajndinga, ali i kod taktičkih odluka agenata. S obzirom na to da agenti ne vide prostor na tako intuitivan način kao ljudi, kreatori veštačke inteligencije im dodaju informacije o tom prostoru, a zatim dizajneri mogu da koriste te informacije da bi postigli zacrtanu akcionu sekvencu, ili da bi ukazali agentima na postojanje dobrog mesta za zaklon. Uz određene upite od strane agenta, dao bi se rešiti i problem sa pokretnim preprekama ili objektima koji se pomeraju. Kod pronalaženja puta se može dogoditi da se pojavi neka nova prepreka koja nije predviđena u bazi kretanja, a onda agent lokalno vrši upit na sve pokretne objekte u nivou da bi znao da li su na njegovom putu [27].

Taktička veštačka inteligencija, takođe, koristi svoju bazu mogućih taktika koje se ispoljavaju u koordinaciji sa veštačkom inteligencijom kretanja i animacije. U zavisnosti od statusa agenta i same situacije moguće je primeniti razne taktike, poput zasede ili kampovanja u zaklonu. Veštačka inteligencija je odgovorna i za izbor mete. Prvo se brine o odbrani, a ako za njom nema potrebe, bira se najranjivija meta. Koja je to meta zavisi od njene lokacije, zdravlja i municije, a u posebnim varijantama i od zacrtanog cilja agenta. Postoji određeni sistem ocenjivanja protivničkih karaktera, koji rešava ove taktičke nedoumice.

Pucanje je poseban problem za veštačku inteligenciju, jer oružja na daljinu uvek imaju različite karakteristike, pa postavljaju problem tačke koju treba gađati. Sa pojavom modernijih fizičkih modela, projektili imaju mnogo realnije putanje, pa se tako ne može od njih očekivati da ce ići pravom linijom kao što je to nekada bio slučaj. Veštačka inteligencija bi trebalo da osposobi karaktere da pucaju precizno, ali i da izbegavaju spore projektile, kao što je raketa u nekim igrama ili granata. Veštačka inteligencija mora da predvidi gde će granata pasti i mora odmah da beži od obeleženog mesta. U nekim igrama karakteri moraju da uhvate projektile, pa se mora uskladiti algoritam naletanja na projektil sa vremenom i pozicijom projektila na putanji. Naravno da se često u obzir kod putanja projektila mora uzeti i teren. Kako će se neki projektil ponašati, može biti određeno brzinom, gravitacijom i otporom vazduha (ili nekih materijala, vode, vakuuma…). Brzina projektila čak treba da zavisi i od samog agenta ili igrača u nekim slučajevima. Recimo, brzinu bačene granate ili ispaljene strele možemo da menjamo u zavisnosti od potrebe. Tako i agenti moraju imati više opcija koje zavise od prepreka ili visine plafona, ali i udaljenosti protivnika. Kreatori veštačke inteligencije se neretko odlučuju da ne uzmu u obzir otpor vazduha, zbog kompleksnosti implementacije sistema koji bi ga uzeo u obzir. Međutim, kako novi endžini u igrama u svojoj fizici imaju otpor kao faktor, često će agenti veštačke inteligencije loše pucati sa većih razdaljina. Slični problemi mogu nastati ako se uzme u obzir rotacija projektila, tako da agenti nemaju uvek sjajnu predstavu gde će projektil završiti. Postoji nekoliko načina da se postigne preciznost. Jednačina pokreta je jedan od njih, mada se češće koristi iterativan metod. On proverava celu putanju projektila i nalazi gde je projektil bio najbliži traženoj meti prilikom kretanja po putanji. Generalno gledano, vrše se ispravke putanje u odnosu na prethodni pokušaj. Inicijalni pokušaj dolazi od funkcije koja rešava pucanje, ne uzimajući u obzir kompleksna kretanja i otpore. Prilikom pravljenja igara testovi se ponavljaju dok dobar hitac ne počne da se generiše brzo [28].

Na vrhu hijerarhije veštačke inteligencije nalazi se kontrola ponašanja. Ona vrši evaluaciju ciljeva agenta i daje odrednice ponašanja. Kontrola ponašanja određuje da li će se veštačka inteligencija boriti, bežati, gde će ići, kako će biti animirana, šta će reći ili uraditi. Za potrebe kontrole ponašanja koriste se mašine sa konačnim stanjima, ali i druge tehnike koje odgovaraju dizajnu igre, kao što su stabla odlučivanja i razuđena logika. Da bi dizajneri nivoa imali što veću kontrolu nad događajima u igri, oni koriste skriptovane sekvence i okidače. Ovi predefinisani događaji jesu ograničavajući za vrednost ponovnog igranja, ali su zato za dobrog dizajnera mogućnost da ispriča priču i oživi svet igre. Okidanjem događaja u nekoj igri može se menjati i veštačka inteligencija. Uzročno-posledičnim principom se da menjati ponašanje agenata, kao i njihova stanja. Okidači događaja mogu biti raznog tipa, ali najprostija varijanta bi bila stupanje igrača na neku, za njega nevidljivu, predefinisanu lokaciju.

U igrama gde je nevidljivost i šunjanje glavni zadatak igrača, veštačka inteligencija je prilagođena drugačijem tipu akcije. Posebno je usmerena na sisteme čula. Postaje mnogo bitnije šta karakteri zaista vide, čuju ili kako se osećaju. Korišćenjem ozbiljnog sistema čula moguće je napraviti veoma realna ponašanja. Agent ne vidi kada ima magle, ne čuje kada postoji jak izvor zvuka u neposrednoj blizini. Takođe, agentima se izoluju nebitni zvukovi kao što je blago hučanje vetra ili cvrkut ptica, da bi oni čuli igrača koji je nespretno bio bučan. Agent može da bude vizuelno pametan, pa da za zaklon koristi mrak ili kamuflažu u okolini koja odgovara njegovoj uniformi i sl.

Pucačine su, kada su igre u pitanju, reper za trenutno stanje tehnologija koje se koriste. Osim grafičkih i zvučnih elemenata, koji su uvek na najvišem nivou, ove igre su i u pogledu fizike, dizajna i drugih elemenata igre vrh igračke industrije i najviše teže realističnosti. Tako je i sa veštačkom inteligencijom, koja sa pojavom visokobudžetnih naslova dobija priliku za implementaciju novih rešenja.

7.8 Strategije u realnom vremenu

Žanr strategija u realnom vremenu se može svrstati negde između igara na tabli i simulacija. On ne sadrži elemente borbe kakve imamo u akcionim i borbenim igrama. Fokus ovog žanra je u promenljivom svetu igre, sa planiranjem, strategijom i kartografijom kao osnovnim elementima igre u tom svetu [3].

Okruženje igre koja je ovakvog tipa daje kretanju i upravljanju dimenziju otvorenog prostora, i samim tim se algoritmi koji pretražuju prostor ovde obilato mogu koristiti. Nekako je ovaj žanr, što se tiče veštačke inteligencije, hibrid svih ostalih. Veštačka inteligencija mora da obezbedi kretanje jedinica na zemlji i u vazduhu, peške ili vozilima, a sve to po različitim terenima. Svaka jedinica opet ima svoj status i svoje individualne karakteristike, od kojih će zavisiti njeni ciljevi i ponašanje. A tu su i neka pravila po kojima se partije odvijaju, tako da u celu priču ulazi i logika, slična onoj po kojoj funkcionišu igre na tabli.

Dozu akcije u igrama ovog tipa daje brzina kojom se one odvijaju, jer se sve dešava u realnom vremenu, gde je razmišljanje mnogo brže od poteznih varijanti, a čak i refleksi dobro dođu ako želimo da budemo dobri igrači. Kada se svi zahtevi veštačke inteligencije u navedenim elementima ispune, može se razmišljati i o strateškim, taktičkim i elementima planiranja. Posebno bitne su informacije iz sveta igre. Možda najviše podataka treba obraditi da bi se mogla sprovesti akcija baš u ovom žanru igara. Što je svet slobodniji i naseljeniji, to se više podataka obrađuje. Smanjivanjem opcija i postavljanjem ograničenja smanjuju se zahtevi za obradom.

Akcije u strateškim igrama često zavise od promena stanja, pa se koriste mašine sa konačnim stanjima i mreže akcija. Strateški gledano, igrač sa veštačkom inteligencijom može da nauči od čoveka ili drugog igrača razne taktike i strategije, i to uz pomoć statističkih analiza ili neuronskih mreža. Veštačka inteligencija prvo uči poteze, a zatim ih predviđa. Veštačka inteligencija koja koristi učenje, može da trenira svoju igru i da znanje prenosi na nove treninge i partije. Da bi se veštačka inteligencija suprotstavila igraču, potrebno je da zna da odgovori na njegovu strategiju, a s obzirom na to da njeni kreatori nisu sposobni da predvide sve okolnosti, za uspešnu veštačku inteligenciju potrebno je da zna da se adaptira ili uči, što je dobar razlog za korišćenje neuronskih mreža ili alfa – beta pruning algoritma. Često se događa da se veštačka inteligencija ipak bazira na ekspert sistemima sa predefinisanim strategijama i mašinama sa konačnim stanjima, što nije toliko sjajno sa aspekta inteligencije, ali sa aspekta potrebe nekih igara može dobro da posluži.

Zavisno od strateških mogućnosti veštačke inteligencije kojima se pruža izazov igračima, ona može da koristi fer simulaciju inteligencije igrača, ili da vara. Ako vara, to mora biti neprimetno i sa ciljem da se pruži izazov dobrom igraču, a ako ne vara, bitno je da je taktički dovoljno moćna da se suprotstavi čoveku. Nivoi težine su tu da bi se pružila

zabava svim igračima, a veštačka inteligencija se uglavnom razlikuje u odnosu na izabrani nivo težine, prilagođavajući se tako raznim profilima igrača [24].

Kao osnovni elementi inteligentnog sistema, u većini strateških igara, nameću se pronalaženje puta, grupno kretanje, taktička i strateška veštačka inteligencija i donošenje odluka.

Kreatori veštačke inteligencije se kod patfajndinga često oslanjaju na predefinisane putanje za svaku mapu, ali zbog činjenice da se mape mogu najčešće naknadno praviti, a i zbog promenljivog terena i različitih osobina jedinica u nekim strategijama (usled eksplozija, seče šume koja je do tada bila neprolazan deo mape za jedinice na zemlji, jedinica koje lete ili sličnih pojava), putanje se ne mogu uvek predvideti [4]. U takvim slučajevima veštačka inteligencija mora da bude sposobna da analizira teren. To je bitno oružje veštačke inteligencije sa kojim ona može da postavlja građevine na pravo mesto, ali i da traga za protivnikom i resursima prelazeći prepreke, poput vode ili šume na sličan način kao što bi to čovek uradio. U većini strategija, kretanje vrši veći broj jedinica istovremeno. Vrlo često su u njihovo kretanje uključene i formacije. Grupa agenata se može kretati u predefinisanim šemama, sa rasporedom jedinica na osnovu izabrane šeme i tipa same jedinice.

Donošenje odluka na nivou svakog agenta zavisi od ciljeva i statusa. Ponašanje igrača kontrolisanog veštačkom inteligencijom će zavisiti od postavljenog cilja, a agenti bi trebalo da znaju šta sve mora prethodno da se uradi da bi se cilj ispunio, što daje prostora da se uvrste razne strategije kasnije, jer će veštačka inteligencija planirati kako da napreduje do ostvarenja postavljenog cilja, odnosno koji su potrebni činioci jedne strategije koja joj je zacrtana. Ti činioci se mogu posmatrati kao niži ciljevi koji dovode do onog pravog cilja i oni se posmatraju od strane veštačke inteligencije na isti način kao i glavni cilj. Oni imaju svoje niže ciljeve kao potrebne činioce da bi se do njih došlo. Ipak, ciljevi i zadaci veštačke inteligencije se u toku igre menjaju, jer se pozicije takmičara menjaju, a samim tim i planovi kompjuterskih igrača. Veštačka inteligencija će generisati često nove ciljeve i sekvence akcija koje do njihovog ispunjavanja dovode. Korišćenjem razuđene logike i razuđenih mašina sa konačnim stanjima obezbeđuje se logičnije razmišljanje svakog agenta ponaosob.

Donošenjem odluka bavi se najviši sloj veštačke inteligencije. Menadžment resursa, izgradnja postrojenja ili jedinica, nadogradnja, istraživanje tehnologija i taktičko proširivanje po mapama su najvažniji poslovi veštačke inteligencije najvišeg sloja. Neki niži slojevi bave se realizacijom naredbi najvišeg sloja. Ti niži slojevi će vršiti analizu terena da bi postavili zgradu u skladu sa njenom funkcijom, pratiće treniranje novih jedinica i ograničenja pri izboru jedinica, tehnologija ili građevina. Oni će, takođe, obezbediti da se skupljaju potrebni resursi i informacije o količini koja je dostupna. Niži slojevi će direktno biti odgovorni i za borbu i istraživanje terena. Da bi celokupan sistem funkcionisao, potrebno je da sve bude u vezi, jer svi niži slojevi zavise jedni od drugih, a njihove akcije su međusobno uslovljene. Često je najveći problem veštačke inteligencije upravo ova povezanost, jer se događa da veštačka inteligencija na višem nivou ne napreduje zbog lošeg menadžmenta resursima i drugih nepravilnih odluka. Iako se donošenje odluka uglavnom bazira na mašinama sa konačnima stanjima i stablima odlučivanja, u strategijama u realnom vremenu se mogu koristiti i sistemi bazirani na pravilima, ali i metodi verovatnoće.

7.9 Menadžerske simulacije

Ovaj žanr je veoma sličan strategijama u realnom vremenu, sa ključnom razlikom u tome što nema protivnika u igri, već igrač ima za cilj da pobedi okruženje i pravila sveta igre. Igrač je često u ulozi kreatora grada, zabavnog parka...

Veštačka inteligencija okruženja se konstantno menja u skladu sa igračevim potezima, pa mu pravi probleme i krize, koje igrač može da prebrodi dobrim menadžerskim sposobnostima. Od samih poteza igrača zavisi da li će doći u kriznu situaciju i da li će se okruženje okrenuti protiv njega. Obično postoje pravila prema kojima okruženje funkcioniše, a pred igrača se postavlja izazov da ta pravila ispoštuje. Ključni zadaci veštačke inteligencije, koja pomaže igraču u simulacijama, su informisanje igrača i praćenje stanja okruženja, kao i davanje saveta i statističkih parametara koji su od značaja za naredne poteze igrača.

7.10 Video igre bazirane na veštačkoj inteligenciji

Nema mnogo igara koje se baziraju na veštačkoj inteligenciji u potpunosti. Nije baš lako napraviti igru koja će biti zanimljiva prosečnom igraču, a da se, pritom, zasniva na veštačkoj inteligenciji. Nekoliko naslova ipak postoji. Prvo je Creatures uveo ovakav koncept, a najpopularnija i najpoznatija igra ovog tipa je Black and White. Najčešće igrač ima zadatak da nauči svog ljubimca da jede, da se bori, da spava, odnosno da preživi.

Karakter, koga igrač treba da posmatra i da ga uči, pokušava da nauči akcije koje je video od drugih karaktera, a igrač mu daje informaciju da li je dobro uradio zacrtanu akciju. Na osnovu igračevog odobravanja, ljubimac će ponovo koristiti tu akciju ili neće, u istim okolnostima. Akcije u igri koje karakter posmatra i pokušava da imitira su predstavljene sa nekoliko podataka. Karakteri imitiraju te akcije sa mogućim varijacijama. Osim akcija koje uči, karakter mora imati sliku o svetu u kome se nalazi. Kada je ima, karakter može da poveže akciju sa kontekstom, što znači da će u pravom trenutku odlučiti da uradi pravu akciju. Kontekst se predstavlja karakteru kao kombinacija njegovog trenutnog statusa i spoljnih faktora sveta igre. To znači da će karakter birati akciju na osnovu toga koliko je gladan, koliko je udaljen od opasnosti, da li je dan ili noć... Sve ove podatke karakter dobija kroz skup odgovarajućih parametara. Svaki od njih ima svoju težinu. Ako se karakteru ne obezbedi kontekst nekog događaja, on će ga zanemariti i doneće pogrešne odluke.

Učenje se može obezbediti korišćenjem neuronskih mreža ili stabala odlučivanja. Sloj neuronske mreže koji prima uzima podatke od statusa karaktera i sveta igre, a izlazni sloj se završava svim neophodnim informacijama za pravljenje jedne akcije. Neuronska mreža se koristi i za donošenje odluka koje nemaju veze sa učenjem, gde na ulaznoj strani imamo kontekst, a na izlazu akciju. Kada karakter uči, on često isprobava koji izlaz je pravo rešenje za dati ulaz, probajući više puta dok ne nađe rešenje koje je dobro ocenjeno. Za igrača je bitno da njegova bića brzo uče i da ne zaboravljaju, ali često je potrebno balansirati, jer algoritmi učenja traže ponavljanje da bi brzo došli do zadovoljavajućeg rezultata, a ponavljanje izaziva zaboravljanje već naučenih stvari.

Kako bi karakteri brzo učili, oni posmatraju druga bića kroz njihov kontekst. Igrač može nagraditi ili grditi svog ljubimca za akciju koju je izveo. To dovodi do problema koje igrač ne bi očekivao. Stvar je u tome što je karakter izveo seriju akcija za koje ga igrač hvali ili grdi, pa nesmotreno igrač može da nauči karaktera da ne jede uopšte, zbog čega bi ovaj umro od gladi. Ovaj problem se zaobilazi uvođenjem predefinisanih ponašanja koja karakteri imaju, a koja bi se mogla predstaviti kao instinkti. Tako će se ređe događati da karakter legne da spava, iako ga igrač nije tome naučio, a ako ga je naučio, on će to i češće raditi. Ponekad se jednostavno u igrama dogodi da karakter ništa pametno više ne može da uradi, a razlog su igrači. Prosečan igrač ne zna kako veštačka inteligencija funkcioniše, zbog čega nenamerno pravi kobne greške u učenju agenata.

8. Dizajniranje i kreiranje sistema veštačke inteligencije

8.1 Modeliranje inteligentnog sistema

Zavisno od pristupa pravljenju veštačke inteligencije, modela može biti mnogo. Oni zavise od programera, ali i od konteksta, odnosno od ideje same igre. Može se reći da moderne igre zahtevaju tri osnovne funkcionalnosti, a to su kretanje, odlučivanje i strategija. Prve dve zahtevaju algoritme koji rade na svakom karakteru zasebno, a strategija zahteva one koji rade na grupi ili celom timu agenata veštačke inteligencije. Oko ova tri elementa se dalje granaju svi ostali elementi veštačke inteligencije. Jasno je da nekim igrama ne trebaju sve tri funkcionalnosti veštačke inteligencije. Igre na tabli, kao što su šah ili riziko, baziraju se na strategiji i nisu im potrebni algoritmi kretanja ili odlučivanja. Sa druge strane, platformske igre poput Oddworld: Abe's Oddysee (Oddworld Inhabitants, 1997.) ne zahtevaju koordinaciju između karaktera, oni prosto reaguju na pojavu igračevog karaktera u vidnom polju, donoseći individualne i proste odluke [4].

Kretanje u nekoj igri predstavlja izvršavanje odluke nekom vrstom pomeranja karaktera, za koje je odgovoran algoritam. Ovde razlikujemo proste od kompleksnih modela. Karakteri u igri Super Mario Sunshine (Nintendo, 2002.), koji ne koriste vatrena oružja, napadaju igrača tako što idu direktno ka njemu, i kada mu priđu, prelaze u napad. Kada se odluka materijalizuje kroz skup algoritama kretanja napadom, pušta se animacija i uzima se zdravlje igračevom karakteru. Kompleksnije kretanje se javlja u igrama, gde je ideja da karakteri izbegavaju prepreke u okruženju i pronalaze put kroz nekoliko prostorija, odnosno gde je potrebna kompleksnija navigacija. Tako u igri Splinter Cell (Ubisoft Montreal, 2002.) čuvar reaguje na pojavu igrača oglašavanjem alarma, ali dugme za alarm se nalazi nekoliko soba dalje od njegove lokacije, pa čuvar ide kompleksnim putem do odredišta [4].

Mnoge akcije u toku igre se mogu obaviti korišćenjem animacije na direktan način. Sim u igri The Sims može da ogladni, a njegova veštačka inteligencija donosi odluku da on ode da jede, posle čega se pušta animacija. Veštačka inteligencija ovog Sima je završila svoj posao time što je donela odluku da on jede, ali ako se Sim ne nalazi blizu stola, primera radi, onda veštačka inteligencija kretanja mora da ga sprovede do odredišta.

Osim kretanja, važan element veštačke inteligencije je i donošenje odluka. Veštačka inteligencija nekog agenta u igri ima zadatak da odluči šta taj agent treba sledeće da uradi. Svaki agent bi trebalo da ima određen izbor ponašanja, koje može da pokaže zavisno od situacije. Kada se donese odluka o ponašanju, ponovo nastupa veštačka inteligencija kretanja i pušta se odgovarajuća animacija. Ponašanja mogu biti raznog tipa, od onih prostih, kao u igrama Zelda serijala, gde životinje na farmi na pojavu igračevog karaktera reaguju izmicanjem iz mirnog stava, do onih kompleksnijih, kao u igri Half-Life 2 (Valve, 2004.), gde protivnici deluju kao pravi taktičari, pokušavajući da se približe igraču udruženim bacanjem granata i konstantnim menjanjem svojih pozicija. Naravno, kompleksnost ponašanja je određena i potrebom da takvo ponašanje postoji, pa i nije čudno da Half-Life 2 kao pucačina i akciona igra ima kompleksnu bazu ponašanja agenata, koja doprinosi izazovu, realističnosti i opštem utisku igrača. Postoje, naravno, i one igre koje ne

zahtevaju kretanje posle donošenja odluke. Naveli smo primer Sima koji se hrani, ali primera ima još. Interesantno je da postoje igre koje čak ni animacijom ne prikazuju efekte donesene odluke. Takva je potezna strategija Sid Meier's Civilization III (Firaxis Games, 2001.). Kada veštačka inteligencija države u ovoj igri odluči da istraži nove tehnologije, stanje se samo ažurira, bez kretanja ili animacije [4].

Grupa karaktera u igri može imati i koordinisanu grupnu veštačku inteligenciju. To je element strategije, koji se uvek odnosi na više entiteta. Istina, oni obično imaju sopstvene algoritme odlučivanja i kretanja, ali se odluke donose i na nivou čitave grupe i njene strategije. U prvom delu igre Half-Life (Valve, 1998.) kompjuterski kontrolisani protivnici sve čine da opkole igrača, čime mu znatno otežavaju poziciju za njihovo eliminisanje. Ovakve strateške mogućnosti postaju standard i sve su efikasnije i interesantnije urađene [4].

Da bi veštačka inteligencija kretanja, odlučivanja ili strategije uopšte funkcionisala, nije dovoljno samo implementiranje algoritma. Jasno je da ono što igrač vidi na ekranu jeste animacija ili fizička simulacija, koja mora da postoji da bi funkcionisalo kretanje. Odlučivanje, sa druge strane, mora da bude posledica nekog stanja u igri, što znači da su entitetima veštačke inteligencije potrebne informacije iz okruženja kako bi uopšte donosili bilo kakvu odluku. Ovo ne podrazumeva samo ono što entiteti vide ili čuju, već čitav interfejs između sveta igre i veštačke inteligencije. Upravo je interfejs najveći deo posla za kreatora veštačke inteligencije. Sistemi su ograničeni snagom kompjutera koji pokreće igru. Kao što u igrama postoje algoritmi koji kontrolišu i menjaju nivo detalja u toku igre, da bi igračevo iskustvo bilo neometano, tako postoji i optimizacija kod veštačke inteligencije, čijom pravilnom upotrebom se može povećati broj tehnika koje se mogu iskoristiti i opšta glomaznost sistema [4].

Ovakav model ima samostalne karaktere koji uzimaju informacije iz igre i odlučuju koju će akciju preduzeti. Ovakve karaktere nazivamo agentima veštačke inteligencije. Agent se samostalno kreće i odlučuje, što znači da njegovu veštačku inteligenciju čine ova dva elementa, a strategija se, kao što smo ranije pomenuli, odnosi na grupu agenata. Ponašanje koje agent pokazuje u toku igre jeste skup svih individualnih ponašanja koja su njegove ranije kreirane sposobnosti. Ako veštačka inteligencija nije bazirana na agentima sa svojim individualnim kretanjem i odlučivanjem, onda je sistem inteligencije obrnute funkcionalnosti. Tako je sa igrom Grand Theft Auto 3 (DMA Design, 2001.), gde jedan sistem simulira ceo grad. Zavisno od doba dana u igri, računica sistema se pretvara u saobraćaj u datom delu grada u trenutku kada igrač treba da se pojavi. Dakle, ima više prilaza modeliranju veštačke inteligencije, koji će biti upotrebljeni u zavisnosti od konteksta igre i samih kreatora [4].

8.2 Implementacija sistema

Da bi jedan sistem veštačke inteligencije uopšte fukcionisao, nije dovoljna samo ideja i algoritam, već su potrebne i strukture podataka od kojih algoritam zavisi. Osim toga, treba utvrditi način na koji će se svet igre predstavljati algoritmu. Algoritmi su procesi za rešavanje problema. U njihovu strukturu spadaju razni koraci koji su za rešenja potrebni. Da bi algoritam bio uspešan mora se poznavati problem koji on treba da reši, a zatim se on mora pažljivo dizajnirati. Kada se postepenim kodiranjem implementiraju

čvorovi algoritma, proverava se njegova brzina, veličina u memoriji i skalabilnost. Ako je pristupno rešenje bilo dobro, algoritam je spreman.

Algoritmi u igrama su često kompleksne tvorevine sa više stotina varijacija. Upravo zbog ove činjenice postavlja se pitanje dobrih performansi. Zato se algoritam testira da se vidi kada se on najbolje pokazuje, a kada njegov rad loše utiče na performanse igre, pa se tako olakšava posao dizajnerima igre kada se određuje broj entiteta u zoni i njihove mogućnosti. Prilikom dizajna algoritma može se koristiti i *pseudo-kôd*. To je lažni kôd koji ne sadrži detaljne specifične linije karakteristične za programske jezike, ali pisanje kôda pretvara u lakši posao, detaljno opisujući algoritam.

Da bi veštačka inteligencija imala uvid u informacije iz sveta igre, one se moraju konvertovati u odgovarajuće formate, kako se ne bi gubili kritični podaci za funkcionisanje igre.

8.3 Kreiranje sistema

Kada želimo da napravimo sistem veštačke inteligencije za jednu igru, polazimo od planiranja. Prvo je potrebno znati šta je u ideji igre za koju pravimo sistem, odnosno kontekst igre. Kada to znamo, počinjemo sa evidentiranjem problema koje treba rešiti da bi igra funkcionisala. Pojavljivanje novih problema za rešavaje je gotovo neprekidan proces i, dokle god traje pravljenje igre, traje i njihovo rešavanje. Zbog toga se ovaj neprekidan proces mora negde prekinuti da bi igra bila završena, odnosno da bi bio dostignut zadovoljavajući nivo svih elemenata igre. Lista problema koje rešava veštačka inteligencija zbog toga ima podele prema prioritetu. Neki problemi su hitniji i bitniji za rešavanje od nekih drugih, a drugi se pak ne mogu ni rešiti bez toga da prvi budu rešeni. Kada je problem teško rešiti, uvek se može pribegavati rešavanju drugog problema, koji onda rešava prvi [17].

Kada razmišljamo o tome šta bi agenti veštačke inteligencije trebalo da znaju, koristimo više izvora. Ideje se pronalaze iz čiste inventivnosti kreatora, ali i iz drugih igara. Inspiracija proizilazi iz tuđih naslova, ali i iz drugih nauka, prirode, ili iz slučajnih situacija prilikom pravljenja igre. Ideje koje su bitne za kreatora veštačke inteligencije mogu biti dizajnerskog tipa, ali i programerskog. Kada govorimo o dizajnu, mislimo na ono što je u glavi kreatora, a prenos u igru jeste programerski deo. Dobar kreator ili tim kreatora će dobru ideju iz glave pretočiti u igru, poput slikara koji svoju prenosi na platno. Uspeh za kreatore nije samo rešavanje novog problema, već i bolji način za rešavanje starog, ili jednostavniji i elegantniji načini.

U zavisnosti od toga šta smo poželeli da naši agenti umeju da rade, biramo tehnike za koje mislimo da će to omogućiti. Kako izabrati pravu tehniku je pitanje na koje najčešće daje odgovor već prikupljeno znanje. Kreatori koji su inspirisani starijim naslovima i njihovom veštačkom inteligencijom će se najčešće poslužiti već poznatim rešenjima. Najbitnije jeste da rešenje bude provereno funkcionalno. Neke dorade postojećih rešenja, radi prilagođavanja kontekstu igre i njenim eventualnim specifičnostima, su češće nego potpune inovacije. Rešenja nekih problema se mogu naći i u drugim naukama, a naravno, pre svega, kod akademskih grana veštačke inteligencije. Mnogo novina u akademskim

krugovima je potpuno neprimenljivo u igrama, ali su neke možda od velikog potencijala za primenu.

Da bi se pokazale prednosti i mane izabranih tehnika i rešenja problema, potrebno je vršiti testiranje. Testiranje je najbolje vršiti od samog početka na nižim nivoima, a tokom razvoja igre se prelazi na testiranje viših nivoa inteligencije, kao što su strateško planiranje ili timska taktička rešenja. Kada igra dospe u ruke igrača, tada bi rad na njoj i na njenoj inteligenciji bio prekinut, a kreatori su se eventualno odlučivali za neke prepravke, u slučaju da je generalna funkcionalnost igre ugrožena. U novije vreme se to ipak promenilo, pa mnoge kompanije nastavljaju da prave igru i da je razvijaju i posle njene promocije na tržistu. Razlog za to je što igru testiraju igrači, a njih je često mnogo i najbolje znaju šta im smeta u igri, šta bi voleli još da vide i otkrivaju stvari koje kreatori limitirani vremenom ili nečim drugim nisu mogli da uoče. Ovo se, takođe, može podvesti pod testiranje, i pravo poliranje igračkih sistema počinje tek kada igrači stupe na scenu. Kreatore tada zatrpavaju novootkriveni problemi za hitno ili manje hitno rešavanje. Da bi se postigao ovaj dodatni rad na igri, posle njenog izlaska na tržiste, osmišljeni su novi načini plaćanja igara i konstantnog priliva novca za kompanije, kao što su mesečne pretplate za igranje, dodatne estetske mogućnosti za igrače kupovinom pravim novcem ili čak prodavanje stavki koje povećavaju moć igračevih avatara. Igrači čak doniraju pojedince ili grupe kreatora kako bi počeli da prave neku igru (kickstarter project). Za veštačku inteligenciju je trajni razvoj igre, takođe, bitan. Zamislimo stratešku igru gde igrači pronalaze ultimativnu taktiku za kompjuterski kontrolisanog protivničkog generala, odnosno taktiku koja potpuno ruši sistem veštačke inteligencije sklopljen da pruža konstantne izazove. Kreatori mogu pratiti situaciju i reagovati na uočeni problem unapređivanjem odgovora veštačke inteligencije na problematičnu taktiku. Teško je zamisliti da igrači neće naći neki trik koji će eksploatisati dok im igra ne postane laka i dosadna, čak će ih verovatno mnogo pronalaziti, a kreatori igrače u ovoj fazi mogu posmatrati kao najpouzdanije testere njihove veštačke inteligencije. Vremenom će sistemi postati mnogo savršeniji i igrači će moći da uživaju u izazovnim i interesantnim protivnicima.

Naposletku imamo ugled jedne igre sa njenom bazom fanova, koja će osigurati buduće reinkarnacije igre i svetlo mesto u istoriji igara. Da bi se postigao ovaj nivo, potrebne su inovacije. Upravo veštačka inteligencija nije previše eksploatisan deo jedne igre. Dok grafički prikaz postaje sve manje značajan, dotle igrivost i socijalne teme izlaze u prvi plan. Važan deo inovacija u igrivosti može proisteći iz novina koje uvodimo korišćenjem novih tehnika i unapređivanja sistema veštačke inteligencije. Zato bi jedna igra mogla da postane zvezda na nebu igara samo zahvaljujući nekoj veoma zanimljivoj novotariji u ponašanju agenata. Kada znamo da postoje igre koje su svoje mesto u pamćenju igrača zaslužile bazirajući svoju originalnu igrivost na veštačkoj inteligenciji, jasno je da bi bilo veoma dobro promisliti o pravljenju svežeg i jakog sistema na koji se oslanjaju drugi sistemi igre, jer takav pristup pravljenju igre nije previše korišćen.

8.4 Stanje veštačke inteligencije u video igrama poslednjih godina

Tehnologije dostupne kreatorima veštačke inteligencije poslednjih godina dostigle su zadovoljavajući nivo. Savremeni računari, kao i najnovije generacije konzola dovoljno procesivno moćne da podrže gotovo sve koncepte veštačke inteligencije u video igrama. Tehnike koje se potencijalno mogu koristiti takođe su napredne, pa je jasno da sa

tehnološkog aspekta kreatori nemaju skoro nikakva ograničenja. Danas je dizajn igre bitniji za oblikovanje veštačke inteligencije od dostupnih tehnologija, pa možemo reći da veštačka inteligencija predstavlja implementirani dizajn [12]. Primetni su pokušaji da svetovi igre postanu što je moguće nelinearniji, jer dizajn nivoa i terena za igranje direktno utiče na kvalitet i kompleksnost veštačke inteligencije, pa i same igre.

Originalnost je uvek prisutan problem u video igrama, ali u poslednje vreme je postao i ključan. Primetno je da kreatori insistiraju na zabavnijoj veštačkoj inteligenciji. Takva veštačka inteligencija pravi zanimljive situacije u toku igranja, koje se ističu. U akcionim igrama, gde agenti nemaju vremena da ispolje previše inteligentnog ponašanja, kreatori pokušavaju da se fokusiraju na njihovo vreme postojanja u igri, da bi bilo što bogatije ukrašeno. Prvo pojavljivanje agenata na ekranu posebno se dizajnira da bude zanimljivije od ušetavanja u vidokrug igrača. Agent ispoljava jednu do dve specifične veštine, koje treba da doprinesu raznovrsnosti agenata i da nateraju igrača da promeni stil igranja adaptirajući se na agentov. Na kraju se i sama eliminacija agenta od strane igrača može posebno dizajnirati da bude zanimljiva. U igrama gde agenti imaju više vremena da pokažu inteligentno ponašanje, bitno je gde ga oni pokazuju i koliko je uticaj kompleksnog ponašanja važan za datu situaciju u igri. Za inteligentan sistem pohvalno je da igrač vidi da se agent nadmudruje sa njim.

Dizajneri i programeri veštačke inteligencije odgovorni su za to koliko je ona dobro urađena. Postoji tendencija da se njihove odgovornosti spoje pod jednom titulom. Često je veštačka inteligencija žrtva lošeg dizajna, jer postoji mnogo neuspešnih igara sa kompleksnom i dobro urađenom veštačkom inteligencijom. Dizajn igara diktiraju i igrači, pa su nastavci igara vrlo česta pojava, što ograničava mogućnosti inteligentnih sistema da budu originalni. Mnoge igre dizajnirane su da budu proste, pa se tako umanjuje značaj veštačke inteligencije, iako postoje varijante prostih igara sa kompleksnom veštačkom inteligencijom.

U pogledu poslovanja postoji nekoliko načina da se iskoriste dobri inteligentni sistemi. Prvo ističemo marketing koji je uvek prisutan, ali je veštačka inteligencija sve moćnije oružje kompanija za isticanje originalnosti njihovih igara. Neke kompanije bave se pravljenjem naprednih motora (endžina) za igre. Kada naprave igru koja koristi motor, pokazuju u njoj sav potencijal svojih inteligentnih sistema. Da bi se druge kompanije mogle kasnije poslužiti ovim sistemima kada prave svoje igre, plaćaju licencu koja će im to omogućiti. Postoje i besplatni sistemi koji se mogu koristiti dokle god igra ne izađe na tržiste (open source). *Middleware softveri* delo su kompanija koje ne prave igre, ali prodaju svoje inteligentne sisteme i pomoćne alate onim kompanijama koje žele da naprave igru sa naprednim alatima, ali nemaju mogućnost da ih naprave. Ovi modeli poslovanja trpe gubitke zbog najezde igara za više igrača preko interneta. Osim toga, kompanije koje prave igre najčešće se posluže znanjima drugih, a potom izmene kôdove i prave sopstvenu verziju inteligentnog sistema, ne plaćajući ništa.

9. Zaključak

Analizirajući primenu veštačke inteligencije u video igrama, dolazimo do zaključka da je ona donekle ograničena mogućnostima današnje igračke tehnologije, ali je još više limitirana dizajnerskim rešenjima u pravljenju igara. Inteligentni sistemi jedne igre u potpunosti zavise od konteksta te igre. Zato su zadaci veštačke inteligencije pravljene za igre mnogo drugačiji od zadataka akademske veštačke inteligencije. Uprkos tome, od akademskih krugova se pozajmljuju mnoga rešenja. Inspiracija za rešavanje problema može se naći u drugim naukama, ali i u prirodi.

Osim par izuzetaka, u moru igara koje su do sada napravljene ima samo privida inteligencije. Kreatori se radije odlučuju za funkcionalna, ali prosta rešenja, dok bez preke potrebe neće koristiti napredne tehnike i kompleksne strukture. Primetno je da se sistemi bazirani na pravilima mnogo više koriste nego komplikovane strukture, poput mašinskog učenja. Razloge treba tražiti u vrlo diskutabilnom uspehu prethodnih implemetacija kompleksnijih tehnika, ali i u kontekstu igara, koji često određuje da potrebe za inteligentnim ponašanjem nema previše. Za većinu igara, funkcionionalni pristup je čak i bolji. Postoje igre koje su dizajnirane sa veštačkom inteligencijom u fokusu, pa su njihovi sistemi kompleksni i napredni. Takve igre su u manjini, ali neke od njih su imale puno uspeha kod igrača, što nam daje za pravo da kažemo da je budućnost igara baziranih na veštačkoj inteligenciji sigurno svetla.

Igre se međusobno razlikuju, što postavlja problem klasifikacije veštačke inteligencije. Igre se grubo dele na žanrove, pa ćemo prema njima deliti i veštačku inteligenciju. Ona evoluira od žanra do žanra veoma različito, dok u jednom žanru evoluira gotovo zajednički, odnosno rešava slične probleme na prethodno dokazane načine. U budućnosti će veštačka inteligencija u raznim žanrovima nastaviti razvoj, ali pravi potencijal je u stvaranju igara sa naprednijom inteligencijom.

Funkcionalnost veštačke inteligencije je najbitnija, pa se kreatori često zadovoljavaju neprimetnim inteligentnim sistemom. Za sada se kompleksne tehnike koriste kao marginalni dodaci koji ukrašavaju tehnički prostu veštačku inteligenciju u osnovi, jer se tako interesantna ponašanja dobijaju bez rizika od kolapsa igrivosti. Učenje, adaptiranje i druge zanimljive pojave u inteligentnom ponašanju moraju se oprezno implementirati uz mnogo vremena za testiranje, dobar plan i bez vremenskih ili nekih drugih pritisaka na kreatore. Zaključujemo da je učenje poželjno kao dodatak veštačkoj inteligenciji u manjem i kontrolisanijem obimu, a da šansu treba dati i učenju kao perjanici veštačke inteligencije u jednoj igri, čiji dizajn u tom slučaju treba da bude podređen učenju, a ne obrnuto.

Specifičnost inteligentnih sistema u igrama je uslovljena ciljevima. Za razliku od drugih grana veštačke inteligencije, u igrama nije cilj biti inteligentniji od čoveka, već pružiti izazov igračima što je duže moguće. Igrači mogu biti i dobri i loši, pa je zadatak veštačke inteligencije da bude prilagodljiva. To je čini posebnom, a pošto je u službi zabave i zanimljivom. Ipak, zahvaljujući njenim ciljevima, veštačka inteligencija u igrama nije napredna kao akademska.

10. Lista referenci

[1] *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002.

[2] Buckland, Mat. *Programming game AI by example*. Wordware Publishing Inc., 2005.

[3] Lecky-Thompson, Guy. *AI and artificial life in video games*. Charles River Media, 2008.

[4] Millington, Ian and John Funge. *Artificial intelligence for games, second edition*. Elsevier Inc., 2009.

[5] Alexander, Thor. "GoCap: game observation capture". *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 579-585.

[6] Barnes, Jonty and Jason Hutchens. "Testing undefined behavior as a result of learning". *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 615-623.

[7] Biasillo, Gari. "Representing racetrack for the AI". *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 439-443.

[8] Brockington, Mark. "Level-of-detail AI for large role-playing game". *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 419-425.

[9] Carlisle, Phil. "Designing a GUI tool to aid in the development of finite-state machines". *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 71-77.

[10] Champandard, Alex J. "The dark art of neural networks". *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 640-651.

[11] Champandard, Alex J. "Behavior capture and learning sports games by example with artificial contender". *AiGameDev.com,* July 31, 2009. Web. 5 Nov. 2011.

[12] Champandard, Alex J. "Trends and highlights in game AI for 2011". *AiGameDev.com,* February 9, 2012. Web. 26 Maj 2012.

[13] Champandard, Alex J. "Planning in games: an overview and lessons learned". *AiGameDev.com,* March 8, 2013. Web. 10 April 2013.

[14] Evans, Richard. "Varieties of learning". *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 567-578.

[15] Harmon, Vernon. "An economic approach to goal-directed reasoning in an RTS". *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 402-410.

[16] Hutchens, Jason and Jonty Barnes. "Practical natural language learning". *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 602-614.

[17] Kirby, Neil. "Solving the right problem". *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 21-28.

[18] Laramée, François Dominic. “Using N-gram statistical models to predict player behavior”. *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 596-601.

[19] Laramée, François Dominic. “Genetic algorithms: evolving the perfect troll”. *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 629-639.

[20] Manslow, John. “Learning and adaptation”. *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 557-566.

[21] Manslow, John. “Imitating random variations in behavior using a neural network”. *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 624-628.

[22] Mommersteeg, Fri. ”Pattern recognition with sequential prediction”. *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 586-595.

[23] Scott, Bob. “The illusion of intelligence”. *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 16-20.

[24] Scott, Bob. “Architecting an RTS AI”. *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 397-401.

[25] Scutt, Tom. “Simple swarms as an alternative to flocking”. *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 202-208.

[26] Tozour, Paul. “The evolution of game AI”. *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 3-15

[27] Tozour, Paul. “First-person shooter AI architecture”. *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 387-396.

[28] Tozour, Paul. “The basics of ranged weapon combat”. *AI game programming wisdom*. Ed. Steve Rabin. Charles River Media, 2002. 411-418.