

PRIMENA FUZZY LOGIKE I VEŠTAČKIH NEURONSKIH MREŽA U PROCESU DONOŠENJA ODLUKE ORGANA SAOBRAĆAJNE PODRŠKE

Pamučar D. *Dragan*,
Vojna akademija, Prodekanat za planiranje i organizaciju
nastave, Beograd

UDC: 356.257:004.89

Sažetak:

Ključna tačka u procesu upravljanja saobraćajem u Vojsci Srbije jeste proces donošenja odluke. U radu je predstavljen neuro-fuzzy model kao podrška procesu odlučivanja, koji uspešno oponaša proces odlučivanja organa saobraćajne podrške.

Ključne reči: *odlučivanje, neuro-fuzzy, pristup, ANFIS.*

Uvod

Upravljački proces u svakoj organizaciji odvija se donošenjem odgovarajućih odluka i njihovim pretvaranjem u akcije. To znači da se proces upravljanja često izjednačava sa procesom odlučivanja, što ukazuje na veliki značaj odlučivanja u procesu upravljanja organizacijama. Od pravilnosti odlučivanja, odnosno od toga koliko su pravilno preduzete akcije, zavisi efikasnost upravljanja, kao i funkcionisanje i razvoj svake organizacije [1].

Organizacioni sistem u kojem se vrši upravljanje je i Vojska Srbije. Organi koji su u njoj uspostavljeni, a među kojima su i organi saobraćajne službe, svakodnevno su u prilici da donose odluke. Nivoi značaja odluka u Vojsci su različiti, od dnevno-operativnih do strategijskih. Međutim, značaj samog procesa odlučivanja i donošenja odluka su podjednaki bez obzira na to o kom nivou odluka se govori.

Organi saobraćajne podrške ponekad se nalaze u situaciji da imaju samo jednu akciju i tada se donošenje odluke svodi na prihvatanje ili odbacivanje te akcije. Međutim, često se organi saobraćajne podrške nalaze u situaciji da rangiranjem više ponuđenih akcija dođu do zaključka koja je najbolja i koju treba izabrati. Samo rangiranje svodi se na vrednovanje ponuđenih akcija, a izbor sledi na osnovu najbolje pokazanih rezultata određene akcije.

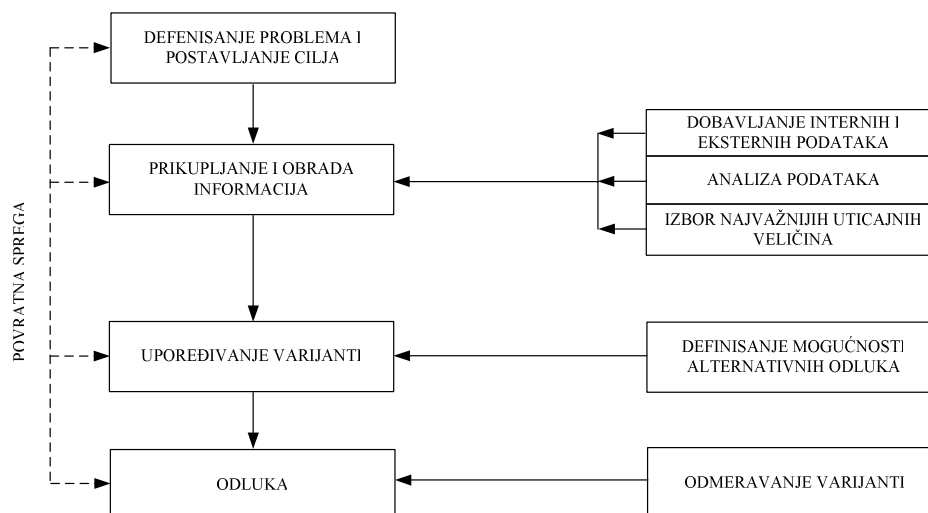
Ovakvi zaključci nameću potrebu da se procesu odlučivanja i donošenju odluka pristupa pažljivo i sistematski, bez obzira na to o kakvim se odlukama radi, jer bilo koja pogrešna odluka vodi slabljenju borbene gotovosti Vojske Srbije.

Proces odlučivanja u vojnoj organizaciji

U najvećem broju slučajeva u vojnoj organizaciji do procesa odlučivanja dolazi u uslovima neraspologanja relevantnim informacijama, u situacijama veće ili manje neodređenosti o budućim dejstvima okruženja, o efektima pojedinih varijanti i dr.

Odlučivanje, kao postupak u procesu rukovođenja, ima drugačiji i specifičniji značaj nego ostali postupci. Ono povezuje zaključak (rešenje), kao završetak misaonog procesa sa akcijom kao početkom realizacije. Zbog takvog svog značaja, odlučivanje delimično pripada pripremi rukovođenja, a delimično pripremi akcije. To znači da odlučivanje povezuje dve oblasti ljudske delatnosti: intelektualni rad i materijalnu realizaciju, teoriju i praksu. To pokazuje da je odlučivanje ključni postupak u procesu rukovođenja [2], [8].

Da bi se struktura procesa odlučivanja u vojnoj organizaciji u potpunosti shvatila, neophodno je proces odlučivanja razložiti na logičke elemente – faze (slika 1).



Slika 1 – Struktura procesa odlučivanja u vojnoj organizaciji [3]

Proces odlučivanja ne odvija se uvek preko svih tih elemenata i istim redosledom. U toku procesa dejstvo elemenata ne može da se veže isključivo za pojedine faze procesa, već se njihov uticaj prepliće, ponavlja i dopunjuje. Takođe, njihov intenzitet se menja od situacije do situacije.

Proces odlučivanja u vojnoj organizaciji sadrži određene elemente[3]. To su:

- ciljevi,
- kriterijumi,
- formulacija problema,
- alternative,
- modeliranje i
- sprovođenje odluke.

Odluke se donose radi dostizanja određenih ciljeva. Utvrđivanje ciljeva sistema nije lak zadatak i obično zahteva da se obave prethodna proučavanja čitavog niza informacija. Pod ciljem u vojnoj organizaciji podrazumevaju se zadaci koje mora ostvariti posmatrani vojni sistem – vojna jedinica. Cilj može biti, na primer, sposobnost nanošenja određene štete protivniku. Veoma bitno za vojnu organizaciju, pa i za ostale organizacije, jeste da u trenutku donošenja odluke mora efikasno funkcionisati.

Kriterijum je mera postizanja zadatog cilja i on mora uvek imati kvantitativni karakter. Može se reći da svaki problem ima svoj najbolji kriterijum. U vojnom sistemu je izbor pravog kriterijuma za različite situacije odlučivanja veoma kompleksan problem zbog neodređenosti. Najčešći kriterijumi u vojnim sistemima su: vreme izvršenja zadatka, odnos očekivanih gubitaka, verovatnoća postizanja cilja, matematičko očekivanje zadatka, itd.

Modeli predstavljaju sastavni deo procesa donošenja odluke, jer se pomoću njih u celinu mogu povezati ciljevi, varijante, rezultati i kriterijumi određenog problema odlučivanja.

Sprovođenje odluke nedvosmisleno ukazuje na nedostatke donete odluke. Međutim, ako je organizacija sprovođenja odluke loša, izostaće očekivani efekti, bez obzira na to da li je odluka dobra ili loša. To je naročito karakteristično za vojne odluke u uslovima organizacije i izvršenja borbenih dejstava.

Osnovni pojmovi o veštačkoj inteligenciji

Veštačka inteligencija je naučna oblast u kojoj se izučavaju izračunavanja kojima bi se omogućila percepcija, rezonovanje i činjenje.

Ekspertni sistemi veštačke inteligencije su lanci znanja povezani međusobnim pravilima. Pretraživanje, tokom zaključivanja, odvija se u svim pravcima i grana se kroz strukturu baze znanja, nalik stablu. Sa porastom dubine pretraživanja raste i širina „stabla“.

Veštačka inteligencija može da se klasifikuje u brojne kategorije i podvrste, među kojima izdvajamo fuzzy logiku (Fuzzy Logic) i veštačke neuronske mreže.

Fuzzy logika

Fuzzy logiku predstavio je Lotfi Zadeh 1965. godine, a u kontrolu sistema uveo je E. Mamdani 1976. godine. Još tada je ovaj pristup privukao zavidnu pažnju. Iako se za jednostavnije sisteme fuzzy pristup pokazao kao veoma efikasan i jasno prilagođen ljudskom poimanju stvari, za komplikovanije sisteme se pokazao kao veoma zahtevan. Naime, za realizaciju kontrolera u tom slučaju je potrebno mnogo resursa – i vremenskih i intelektualnih.

Fuzzy logika je kao koncept mnogo prirodniji nego što se to na prvi momenat vidi. Naime, postoje situacije u kojima znanje o sistemu nije moguće reprezentovati na apsolutno precizan način. Da bi se reprezentovalo znanje o ovakvim sistemima moramo da se odrekemo klasične (binarne) logike u kojoj je nešto ili tačno ili netačno (crno ili belo) i da koristimo fuzzy logiku (sve je nijansa sive boje).

Klasična teorija skupova polazi od stava da neki element x iz razmatranog (univerzalnog) skupa X pripada ili ne pripada konkretnom skupu A . Slično razdvajanje postoji u klasičnoj logici: iskaz je istinit ili lažan i isključuje se treća mogućnost. Pripadnost je uslovljena karakteristikom elementa, odnosno uslovom koji element skupa X treba da ispuni da bi pripadao skupu A . Na primer, u skupu realnih brojeva, $X = R$, može se definisati skup A čiji su elementi brojevi između 170 i 190

$$A = \{x | x \in R, 170 \leq x \leq 190\} \quad (1)$$

Prema ovoj definiciji, broj 169,9 ne pripada skupu A , a broj 175 pripada.

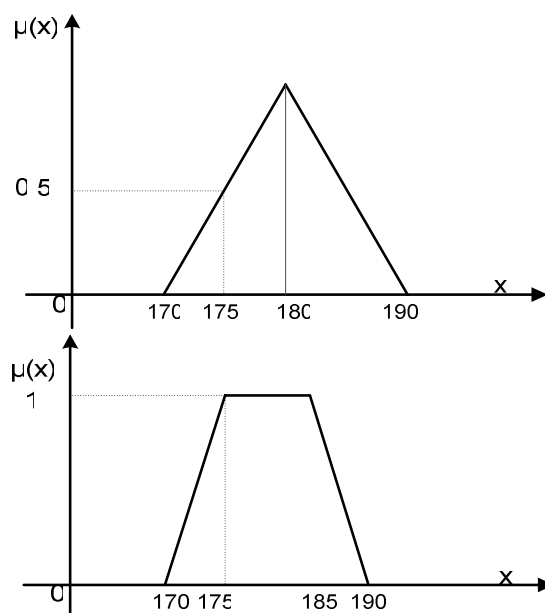
U svakodnevnom životu, posebno u govoru, često se koriste izrazi koji opisuju skupove čije su granice nejasne i rasplinite, tako da se za neke elemente univerzalnog skupa ne može jednostavno zaključiti da li ispunjavaju uslov pripadnosti konkretnom skupu. Za takve izraze se u mekom računanju (soft computing) koristi termin *lingvističke promenljive*. U mekom računanju koristi se tolerantnost na nepreciznost, neizvesnost i delimičnu istinu da bi se postigla robustnost, niski troškovi rešavanja i bolja usklađenost modela i rešenja sa realnošću. Primeri lingvističkih promenljivih su: ljudi srednjeg rasta, velike zarade, brzi automobili, mala rastojanja, itd. Ako navedeni atributi (srednji, veliki, brzi, mala) označavaju uslove koji elementi razmatranih skupova (ljudi, zarade, automobili, rastojanja) treba da ispune da bi se odredili konkretni podskupovi (ljudi srednjeg rasta, velike zarade, brzi automobili, mala rastojanja), onda je očigledno da nema dovoljno informacija da bi se to jednoznačno obavilo [4].

Teorija fuzzy skupova kao fundamentalno nov pojam uvodi kontinualnu *funkciju pripadnosti* $\mu_A(x)$. Ova funkcija pokazuje koliko $x \in X$ ispunjava uslov pripadnosti skupu A . U klasičnoj teoriji ona može da ima jed-

nu od dve vrednosti, 1 i 0, tj. element pripada ili ne pripada skupu A . U teoriji fuzzy skupova funkcija pripadnosti može da ima bilo koju vrednost između 0 i 1. Ukoliko je $\mu_A(x)$ veće, utoliko ima više istine u tvrdnji da element x pripada skupu A , odnosno element x u većem stepenu ispunjava uslove pripadnosti skupu A . Za funkciju pripadnosti mora da važi $0 \leq \mu_A(x) \leq 1$, za svako $x \in A$, tj. $\mu_A : X \rightarrow [0,1]$. Formalno, fuzzy skup A se definiše kao skup uređenih parova.

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in X, 0 \leq \mu_A(x) \leq 1\} \quad (2)$$

X je univerzalni skup ili skup razmatranja na kojem je definisan fuzzy skup A a $\mu_A(x)$ je funkcija pripadnosti elementa (x) skupu A . Svaki fuzzy skup je kompletno i jedinstveno određen svojom funkcijom pripadnosti (slika 2).



Slika 2 – Mogući oblici funkcije pripadnosti fuzzy skupu

Nekoliko mogućih oblika funkcije pripadnosti fuzzy skupu ljudi srednjeg rasta prikazano je na slici 2. Na slici se vidi da čovek visine 175 cm pripada skupu ljudi srednjeg rasta sa različitim stepenom pripadnosti, zavisno od izabrane funkcije pripadnosti.

Često se univerzalni skup koristi za definisanje više fuzzy skupova kao u slučaju problema klasifikacije ljudi prema visini. Tada je uobičajeno da se funkcije pripadnosti ovih fuzzy skupova prikažu na jednoj slici.

Fuzzy logika se najčešće koristi za modelovanje složenih sistema u kojima je primenom drugih metoda veoma teško utvrditi međuzavisnosti koje postoje između pojedinih promenljivih. Modeli zasnovani na fuzzy logici sastoje se od „**If – Then**“ („**Ako – Onda**“) pravila. „**If – Then**“ pravila međusobno su povezana izrazom „**Else**“ („**ili**“). Primer algoritma aproksimativnog rezonovanja predstavlja sledeći skup pravila:

If Vrednost **X** Velika

Then Vrednost **Y** Mala

Else

If Vrednost **X** Srednja

Then Vrednost **Y** Srednja

Else

If Vrednost **X** Mala

Then Vrednost **Y** Velika

Ako deo predstavlja ulazno stanje (engleski nazivi raznih autora su: *condition*, *antecedent part* ili *premise*). Ovdje fuzzy propozicija predstavlja premisu.

Onda deo je izlazno stanje (engleski nazivi raznih autora su *conclusion* ili *consequent part*). Fuzzy propozicija u ovom delu predstavlja zaključak. On može da bude u složenom obliku i tada sistem ima više izlaznih promenljivih.

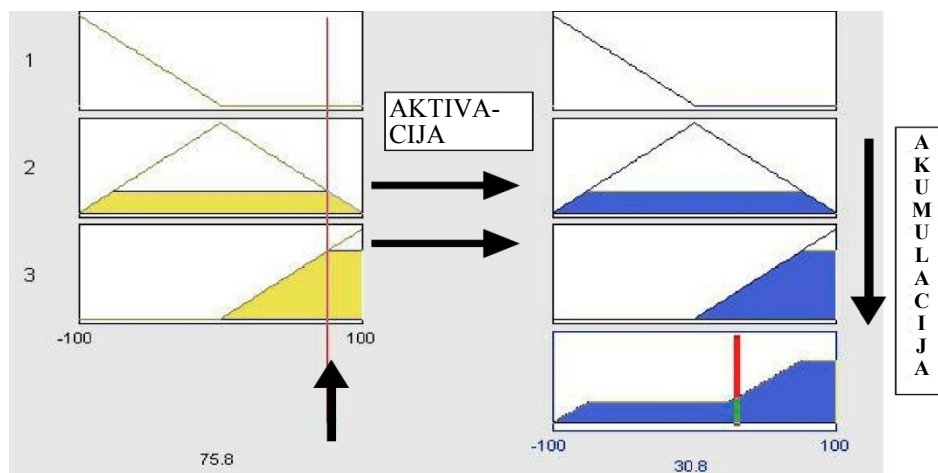
Veći broj pravila u kojim se rečima opisuje rešenje nekog problema predstavlja *bazu pravila* ili *ekspertska pravila*. Zbog lakšeg razumevanja pravila se pišu u pogodnom redosledu, mada on suštinski nije bitan. Pravila su povezana veznikom **ili**, koji se često ne navodi.

Kao što vidimo iz ovih jednostavnih pravila vrednost izlazne promenljive **Y** uslovljena je vrednošću ulazne promenljive **X**. Ulazna promenljiva **X** naziva se fuzzy promenljivom. Do vrednosti fuzzy promenljive dolazi se merenjem, posmatranjem i veoma često subjektivnom procenom zasnovanom na iskustvu i intuiciji.

Aproksimativno rezonovanje je forma fuzzy logike koja sadrži skup pravila rezonovanja čije su premise fuzzy propozicije. Tvorac fuzzy logike Lotfi Zadeh tvrdi da je aproksimativno rezonovanje oblik rezonovanja koje nudi puno prirodniji okvir za ljudsko rezonovanje od tradicionalne dvo-vrednosne logike [7].

U realnosti najčešće su ulazne vrednosti predstavljene brojem, pri čemu se i izlazna vrednost dobija u isto tako brojčanom obliku. Sa druge strane, u fuzzy sistemu dati sistem je opisan verbalno (kvalitativno) preko produkcionih pravila. Zbog toga, najpre na određeni način konvertujemo (fazifikujemo) te brojevine vrednosti. Nakon toga, mehanizam aproksima-

ktivnog rezonovanja ih obradi u fuzzy sistemu kroz faze agregacije, aktivacije i akumulacije [7], [5]. Brojčana izlazna vrednost dobije se procesom defazifikacije. Na slici 3 prikazan je proces aproksimativnog rezonovanja.



Slika 3 – Grafički prikaz procesa aproksimativnog rezonovanja

Modeli zasnovani na fuzzy logici najčešće zahtevaju više iteracija. U prvom koraku se definiše skup pravila i odgovarajuće funkcije pripadnosti. Po sagledavanju dobijenih rezultata vrši se, ukoliko je to potrebno, korekcija pojedinih pravila i/ili funkcija pripadnosti. Zatim se modifikovanim pravilima i/ili funkcijama pripadnosti model ponovo testira.

Veštačke neuronske mreže

Postoje dve kategorije neuronskih mreža: veštačke i biološke neuronske mreže. Predstavnik bioloških neuronskih mreža je nervni sistem živih bića. Veštačke neuronske mreže su po strukturi, funkciji i obradi informacija slične biološkim neuronskim mrežama, ali se radi o veštačkim tvorevinama. Neuronska mreža u računarskim naukama predstavlja veoma povezanu mrežu elemenata koji obrađuju podatke. One su sposobne da izađu na kraj sa problemima koji se tradicionalnim pristupom teško rešavaju. Veštačke neuronske mreže karakteriše paralelna i brza obrada informacija i veliki broj procesnih elemenata mreže. Dobre performanse omogućene su gustim međuvezama jednostavnih procesnih elemenata. Procesni elementi (*neuroni* ili *čvorovi*) korišćeni u neuronskoj mreži su nelinearni. Najjednostavniji neuron sabira N ulaza koji su modifikovani pripadnim težinskim faktorima i šalje rezultat kroz nelinearnost.

Jedna od važnijih osobina neuronskih mreža je njihova sposobnost da uče na ograničenom skupu primera. Kao i njen biološki uzor, veštačka neuronska mreža nije sposobna da reaguje na njoj nepoznati problem samo na osnovu prethodno definisane strukture mreže. Neuronska mreža mora da se obučiti.

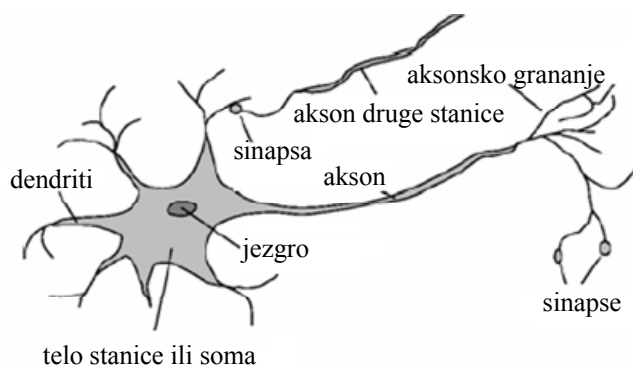
Učenje kod bioloških sistema obavlja se putem regulisanja sinaptičkih veza koje povezuju aksoni i dendrite. Učenje događaja putem primera ostvaruje obučavanjem ili treningom, pri čemu se podešavaju težinski koeficijenti veza (sinapsa). Za neuronsku mrežu se kaže da je potpuno obučena, tj. trenirana kada je odgovor mreže na ulazni podatak pri obučavanju u odnosu na očekivani izlaz u željenim granicama odgovarajuće tolerancije greške.

U našem primeru veštačka neuronska mreža biće obučavana konkretnim primerima iz prakse na osnovu kojih dispečeri u jedinicama saobraćajne podrške vrše izbor vozila za izvršenje transportnog zadatka.

Neuronske mreže dobile su ovo ime zato što njihova konfiguracija podseća na mrežu nervnih ćelija koje formiraju ljudski mozak. Princip prosleđivanja impulsa od jedne do druge nervne ćelije u ljudskom nervnom sistemu iskorišćen je kao model prosleđivanja informacija kroz veštačku neuronsku mrežu. U stvari, neuronska mreža je koncipirana na modelu ljudskog mozga i nervnog sistema. Mada je sadašnje naučno saznanje o ljudskom mozgu ograničeno, poznato je dovoljno detalja u anatomsom i fiziološkom smislu da bi se razumelo osnovno funkcionisanje nervnog sistema.

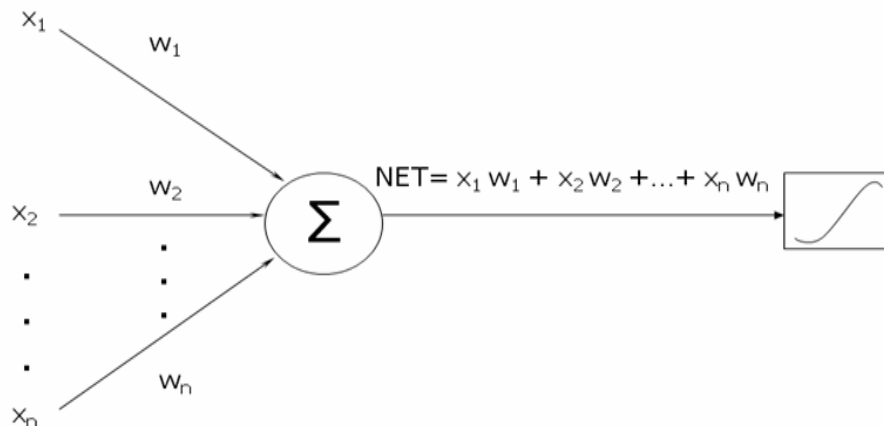
Osnovna jedinica nervnog sistema je nervna ćelija ili neuron. Ona ima četiri osnovna dela: ulazni deo ćelije, telo ćelije, izlazni deo ćelije i sinapse.

Ulazni deo ćelije sadrži skup razgranatih niti nazvanih dendriti. Telo ćelije obrađuje signale koje dobija od dendrita, na taj način dobijajući izlazni impuls koji se prosleđuje na sve krajeve razgranate niti nazvane aksonom, koji predstavlja izlazni deo ćelije. Mesto gde se akson dodiruje sa dendritima neke druge ćelije naziva se sinapsa. To je mesto gde se impulsi prenose od jedne do druge nervne ćelije. (Biološki neuron prikazan je na slici 4).



Slika 4 – Prikaz biološkog neurona

Veštački neuroni, kao i biološki, imaju jednostavnu strukturu i imaju slične funkcije kao i biološki neuroni. Telo neurona naziva se čvor ili jedinica (slika 5).



Slika 5 – Prikaz veštačkog neurona

Veštački neuron je jednostavni element procesiranja, koji izvršava jednostavnu matematičku funkciju. Ulazne vrednosti u neuron prikazane su sa x_1, x_2, \dots, x_n , gde je n ukupan broj ulaza u neuron. Svaka ulazna vrednost se prvo množi težinskim koeficijentom w_{ij} , $j = 1, 2, \dots, n$ gde je i redni broj neurona u neuronskoj mreži. Ovako pomnožene vrednosti zatim se sabiraju i dobija se vrednost p_i [6].

$$p_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot x_j \quad (3)$$

Ova se vrednost koristi kao ulaz u nelinearnu funkciju σ , koja zavisi od parametra θ – praga aktivacije. Zavisnost je najčešće takva da se θ oduzima od p_i i pri tom se njihova razlika koristi kao ulaz u nelinearnu funkciju σ . Tako se dobija vrednost izlaza i -tog neurona:

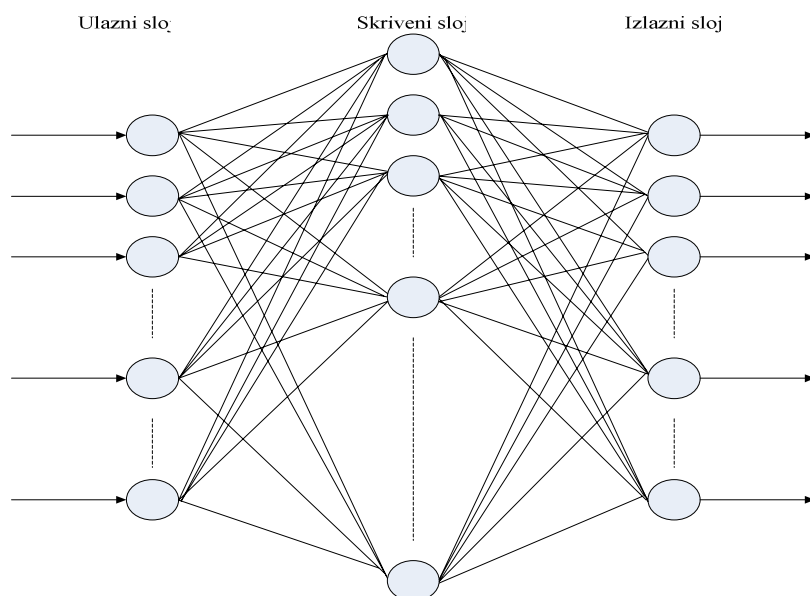
$$y_i = \sigma(p_i - \theta) = \sigma\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot x_j - \theta\right) \quad (4)$$

Vrednosti težinskih faktora w_{ij} , $j = 1, 2, \dots, n$ mogu da se menjaju, tj. prilagođavaju ulaznim i izlaznim podacima kako bi se postigla minimalna greška u odnosu na zadate podatke. Ovaj proces prilagođavanja težinskih faktora naziva se učenjem, tj. treniranjem neuronske mreže [6].

Neuronsku mrežu čine:

- arhitektura (topologija) mreže, odnosno način povezivanja neurona,
- prenosna funkcija neurona i
- zakoni učenja.

Arhitekturu veštačke neuronske mreže predstavlja specifično uređenje i povezivanje neurona u obliku mreže (slika 6). Po arhitekturi, neuronske mreže se razlikuju prema broju neuronskih slojeva [6].



Slika 6 – Višeslojna neuronska mreža

ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) MODEL

ANFIS model ili fuzzy-neuronske mreže zasnivaju se na objedinjavanju koncepata fazi logike i veštačkih neuronskih mreža.

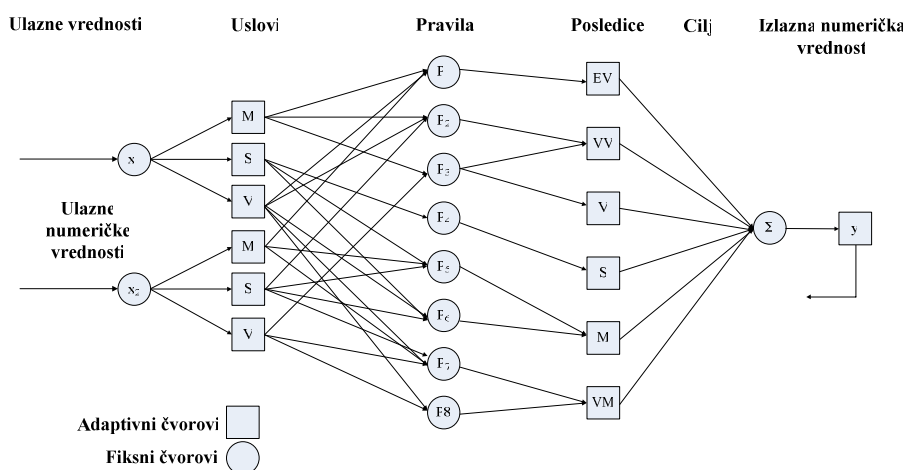
Kod ANFIS modela preuzete su najbolje karakteristike fuzzy sistema i neuronskih mreža.

U ANFIS modelu može da se eksperimentiše, tj. da se menjaju:

- ulazne i izlazne promenljive i njihove funkcije pripadnosti,
- oblik funkcija pripadnosti,
- baza pravila,
- operatori,

- vrsta defazifikacije,
- način obučavanja, tj. učenja ANFIS modela.

Na slici 7 prikazana je opšta struktura adaptivne neuro-fuzzy mreže.



Slika 7 – Opšta struktura adaptivne neuro-fuzzy mreže

Način definisanja modela umnogome zavisi od količine i raspoloživosti prethodnog znanja o procesu. Razlikuju se dva pristupa:

1. Struktura modela prethodno je određena skupom jezičkih pravila koje su formulisali eksperti. Parametri u strukturi mogu da se podešavaju korišćenjem dostupnih ulazno-izlaznih podataka o procesu (tzv. *neuro-fuzzy modelling*).

2. Ukoliko ne postoji prethodno znanje o procesu, neizraziti model se konstruiše samo na temelju ulazno-izlaznih podataka, uz očekivanje da će izvedena pravila omogućiti naknadnu interpretaciju ponašanja sistema. Koriste se tzv. *fuzzy-clustering* tehnike.

Mogućnost prikaza fuzzy modela u obliku neuronske mreže najčešće se koristi u postupcima automatskog određivanja parametara fuzzy modela na osnovu raspoloživih ulazno-izlaznih podataka. Neuro-fuzzy model je poseban oblik troslojne neuronske mreže sa prostiranjem signala unapred. Prvi sloj predstavlja ulazne varijable, srednji (skriveni) sloj fuzzy pravila, a treći sloj izlazne varijable. Fuzzy skupovi definisani su u obliku težinskih veza između čvorova. Iako neki modeli koriste više od tri sloja i fuzzy skupove prikazuju kao aktivacijske funkcije, moguće je i te modele transformisati u troslojnu arhitekturu.

U adaptivnim čvorovima vrše se podešavanja radi smanjenja greške koja se dobija na izlazu iz modela. Greška predstavlja razliku između poznatih izlaznih vrednosti i vrednosti koje se dobijaju na izlazu iz neuro-fuzzy mreže.

Signali na mreži prostiru se unapred, a greške se prostiru unazad. Time se izlazna numerička vrednost približava optimalnoj, tj. traženoj vrednosti.

Primena anfis modela u procesu donošenja odluke organa saobraćajne podrške

Da bi se zadovoljili zahtevi velikog broja korisnika saobraćajno-transportne usluge u miru i ratu, a da pri tome budu najefikasnije i prioritarno zadovoljene potrebe Vojske, mora da postoji odgovarajuća organizaciona struktura koja će sve to uspešno realizovati. Ta struktura može uspešno da funkcioniše ukoliko u svom sastavu ima upravne i izvršne organe. Na ovom principu formirani su i organi saobraćajne podrške Vojske Srbije.

Organ saobraćajne podrške prima zadatke od pretpostavljene komande. Po prijemu zadatka pristupa proučavanju i shvatanju zadatka. Nakon prikupljanja podataka neophodno je da organ saobraćajne podrške formuliše alternativna rešenja, kao i da izvrši rangiranje – vrednovanje i odbacivanje onih rešenja koji ne zadovoljavaju definisane kriterijume. Proces donošenja odluke organa saobraćajne podrške mogu da pojednostave razne metode vrednovanja.

U narednom delu rada prikazana je mogućnost primene veštačkih neuronskih mreža i fuzzy logike u procesu donošenja odluke organa saobraćajne podrške.

Dispečeri u svakoj transportnoj jedinici Vojske Srbije susreću se sa donošenjem odluka pri rešavanju planiranih i tekućih zadataka. Ova složenost zahteva podršku sistema odlučivanja.

Jedinice saobraćajne podrške svakog dana primaju veliki broj zahteva od ostalih jedinica Vojske Srbije koje žele da prevezu različite vrste tereta ka različitim odredištima. Svaki transportni zahtev je okarakterisan većim brojem atributa, među kojima su najznačajniji vrsta robe, količina robe (težina i zapremina), mesto utovara i istovara, željena vremena utovara i/ili istovara i rastojanje na koje se roba prevozi.

Pošto u voznim parkovima jedinica saobraćajne podrške figurišu različiti tipovi vozila dispečeri moraju svakodnevno da donose odluke o tome koji tip vozila je najpogodniji za izvršenje zadatka. Kriterijumi na osnovu kojih organ saobraćajne podrške vrši izbor i donosi odluku o tome koje motorno vozilo (m/v) treba uputiti na zadatak su:

- pouzdanost,
- prohodnost,
- iskorišćenje nosivosti i
- cena po tonskom kilometru.

Pouzdanost se definiše kao verovatnoća da će neki sistem izvršiti namensku funkciju u datom intervalu i pod datim uslovima. S obzirom na to da je period zadržavanja m/v u Vojski veliki teško je i održavati pouzdanost m/v na zavidnom nivou.

Prohodnost je veoma bitna karakteristika vojnih m/v zbog toga što se teret često transportuje po alternativnim, terenskim i neprohodnim putevima, što dolazi do izražaja na terenskim vežbama i u ratnim uslovima kada korišćenje komunikacija nije omogućeno.

Pod iskorišćenjem nosivosti podrazumeva se odnos količine tereta i deklarisanе nosivosti vozila izražen u procentima. Nosivost vozila koja su na upotrebi u Vojsci je različita. Problem predstavlja slaba popunjenost jedinica vozilima manje nosivosti, pa je organ saobraćajne podrške prinuđen da na zadatak upućuje vozila veće nosivosti nego što je potrebno, čime se postiže malo iskorišćenje nosivosti i dodatno se povećavaju troškovi transporta.

Cena po tonskom kilometru danas je možda i najvažniji kriterijum pri izboru m/v. Različita je za sve marke i tipove m/v koja se nalaze u Vojsci, a razlog je različita potrošnja dizel goriva, maziva, kao i amortizacija ostalih troškova.

Iskusni dispečeri najčešće imaju izgrađene kriterijume koje koriste da bi izabrali vozilo čije konstrukcione i tehničko-eksploatacione karakteristike zadovoljavaju uslove za prevoz određene vrste tereta.

U većini slučajeva ova faza procesa odlučivanja organa saobraćajne podrške svodi se na iskustvena znanja donosioca odluke. Međutim, problem se javlja kada odluku o angažovanju određenog tipa vozila treba da donese lice koje ne poseduje dovoljno iskustva. Ovaj problem može da bude rešen izradom ANFIS modela, primenom ANFIS editora koji se nalazi u sastavu MatLab-ovog Fuzzy Logic Toolbox-a.

Fuzzy skupovima mogu da se kvantifikuju lingvističke, tj. kvalitativne i neprecizne informacije. Zato fuzzy rezonovanje može da se koristi kao tehnika kojom se dispečerova opisna heuristička pravila prevode u automatsku strategiju upravljanja, tj. odlučivanja.

Integralni deo ANFIS modela je fuzzy sistem zaključivanja. Zamišljeno je da se fuzzy sistem (slika 8) sastoji od četiri ulazne lingvističke promenljive: **pouzdanost**, **prohodnost**, **iskorišćenje nosivosti** i **cena po tonskom kilometru** i jednom izlaznom lingvističkom promenljivom **preferencija dispečera** da određeni transportni zahtev opsluži određenim tipom vozila.

Opisani kriterijumi prikazani su u tabeli 1:

Tabela 1

Kriterijumi za vrednovanje ponuđenih m/v za izvršenje zadatka

Oznaka kriterijuma	Kriterijum	min	max	Numerical	Lingvistic
K ₁	Pouzdanost		•		•
K ₂	Prohodnost		•		•
K ₃	Iskorišćenje nosivosti		•	•	
K ₄	Cena po tonskom kilometru	•			•

Skup kriterijuma K_i ($i = 1, \dots, 4$) čine dva podskupa:

- K^+ – podskup kriterijuma benefitnog tipa, što znači da je veća vrednost kriterijuma poželjnija, tj. bolja i
- K^- – podskup kriterijuma troškovnog tipa, što znači da je manja vrednost poželjnija, tj. bolja.

Kriterijum **iskorišćenje nosivosti** dat je kao numerička vrednost, a kriterijumi **pouzdanost**, **prohodnost** i **cena po tonskom kilometru** kao lingvistički deskriptori.

Interval poverenja ulazne promenljive **iskorišćenje nosivosti** kreće se u brojčanom intervalu $[0, 100]$, pošto se **iskorišćenje nosivosti** m/v izražava u procentima od 0% do 100%.

Ulazne promenljive **pouzdanost**, **prohodnost** i **cena po tonskom kilometru** predstavljene su lingvističkim deskriptorima iz skupa $S = \{l_1, l_2, \dots, l_T\}$, $i = 1, \dots, T$, gde je:

- l_i – moguća vrednost lingvističke varijable čija se vrednost kreće u intervalu $[0, 1]$ i
- T – konačan broj lingvističkih deskriptora.

Svaka lingvistička varijabla definisana je kao fuzzy broj koji je definisan kao $(a_i, b_i, \alpha_i, \beta_i)$, gde a_i i b_i predstavljaju interval u kojem funkcija pripadnosti fuzzy broja ima vrednost 1.0. Vrednosti α_i i β_i predstavljaju levu i desnu distribuciju funkcije pripadnosti od vrednosti u kojoj funkcija pripadnosti fuzzy broja dostiže maksimalnu vrednost.

U našem primeru broj lingvističkih promenljivih je $T = 7$: „vrlo malo“ (very low – VL), „malo“ (low – L), „srednje malo“ (medium low – ML), „srednje“ (medium – M), „srednje veliko“ (medium high – MH), „veliko“ (high – H) i „vrlo veliko“ (very high – VH).

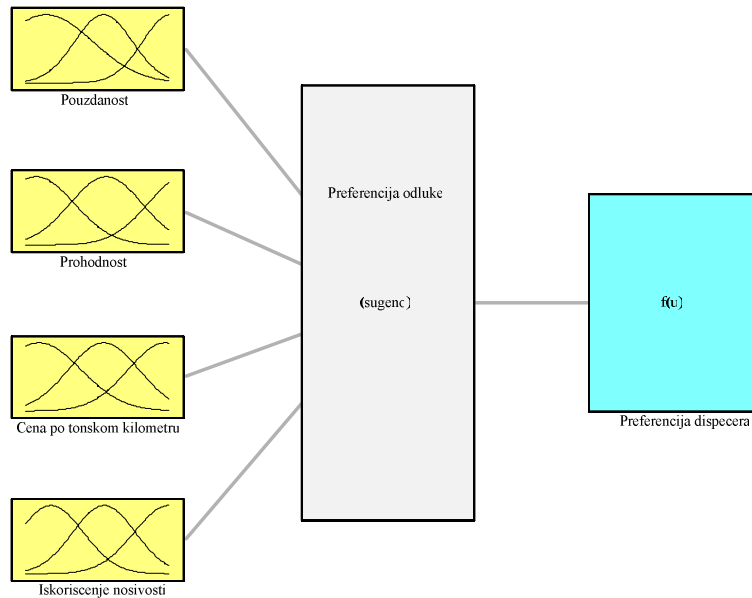
Dakle, skup S lingvističkih deskriptora predstavljen je kao:

$$S = \{l_1 = VL, l_2 = L, l_3 = ML, l_4 = M, l_5 = MH, l_6 = H, l_7 = VH\}$$

Primenom metode za poređenje diskretnih fuzzy skupova [4] transformišu se lingvistički iskazane vrednosti kriterijuma b_i , $i = 1, \dots, T$, a zatim se vrši njihova normalizacija prema izrazu:

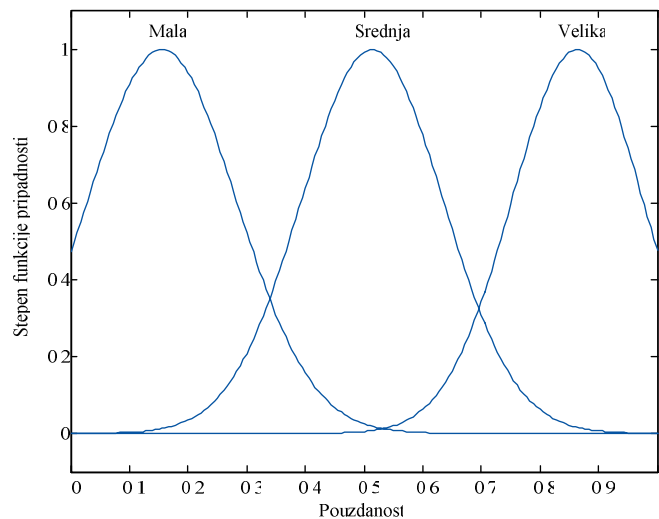
$$L_i = b_i / b_i^{\max}, b_i^{\max} = \max b_i \quad (5)$$

Vrednost izlazne promenljive **preferencija dispečera** nalazi se u intervalu $[0, 1]$.



Slika 8 – Prikaz opšteg modela fuzzy sistema

U ANFIS modelu, za svaku ulaznu promenljivu, određene su po tri lingvističke vrednosti, osim izlazne promenljive koja ima pet lingvističkih vrednosti. Ulazna promenljive imaju funkcije pripadnosti koje su označene kao: mala, srednja i velika, dok izlazna promenljiva ima funkcije pripadnosti koje su označene kao: vrlo mala, mala, srednja, velika i vrlo velika.

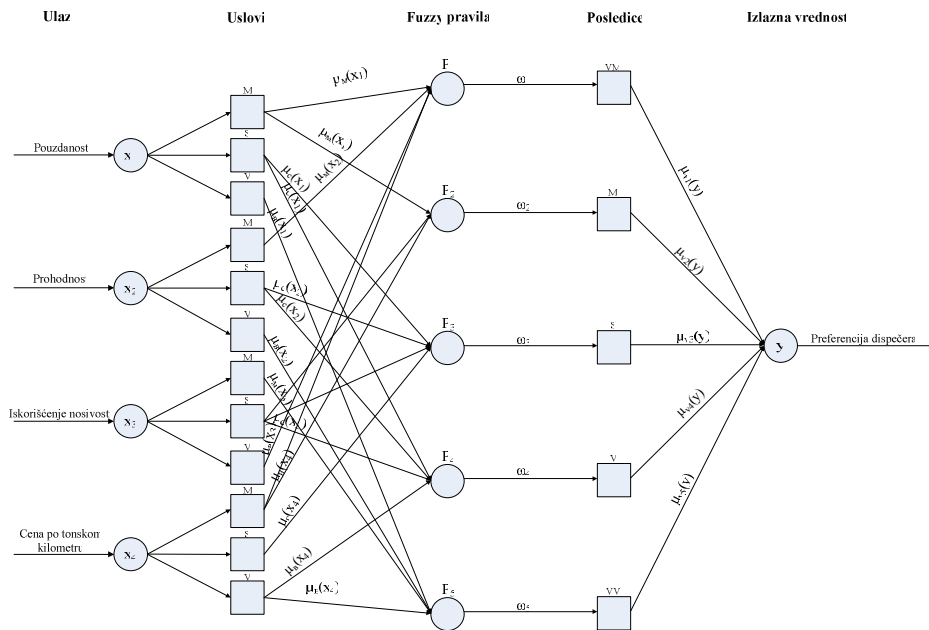


Slika 9 – Prikaz funkcije pripadnosti u obliku gausove krive

Osnovni problem sa kojim se susreće analitičar pri razvoju fuzzy sistema jeste određivanje baze fuzzy pravila i parametara funkcija pripadnosti fuzzy skupova koji opisuju ulazne i izlazne promenljive. U mnogim primenama fuzzy sistema za upravljanje saobraćajem konačni skup pravila i izbor funkcija pripadnosti koje opisuju kategorije ulazno-izlaznih lingvističkih promenljivih dobijaju se eksperimentisanjem. U fuzzy sistemu, kao funkcije pripadnosti, izabrane su Gausove krive (slika 9), pošto se njihovim podešavanjem obezbeđuje najmanja greška na izlazu iz ANFIS modela.

Radi poboljšanja performansi razvijenog fuzzy sistema kojim se vrši raspoređivanje vozila na transportne zadatke izvršeno je preslikavanje fuzzy sistema u adaptivnu neuronsku mrežu sa prostiranjem signala unapred. Osnovni cilj neuro-fuzzy modeliranja jeste smanjivanje uloge dispečera pri konstruisanju fuzzy sistema i oslanjanje na konkretne primere donetih odluka u praksi pri izboru motornog vozila za izvršenje zadatka.

Razvijeni fuzzy sistem preslikan je u petoslojnu adaptivnu neuronsku mrežu koja je prikazana na slici 10.



Slika 10 – Struktura petoslojne adaptivne mreže sa prostiranjem signala unapred

Ulaznim slojem, koji ima četiri čvora, ulazne vrednosti jednostavno prenose ka skrivenom sloju. Ulazne vrednosti adaptivne neuronske mreže su pouzdanost (x_1), prohodnost (x_2), iskorišćenje nosivosti (x_3) i cena po tonskom kilometru (x_4). Prvi čvor ulaznog sloja povezan je sa prva tri

čvora skrivenog sloja. Drugi čvor ulaznog sloja povezan je sa tri sledeća čvora prvog sloja, itd.

Čvorovi prvog sloja predstavljaju verbalne kategorije ulaznih promenljivih koje su kvantifikovane fuzzy skupovima. Svaki čvor prvog sloja je adaptivan čvor. Pošto su fuzzy pravila izražena u obliku „Ako *uslov* Tada *posledica*“, kategorije ulaznih promenljivih koje su kvantifikovane fuzzy skupovima (koje čine uslov ili prvi deo pravila) prikazane su adaptivnim čvorovima prvog sloja.

Broj čvorova u drugom sloju jednak je broju fuzzy pravila. Svaki fiksni čvor ovog sloja računa minimalnu vrednost od četiri ulazne vrednosti. Izlazne vrednosti čvorova drugog sloja su značajnosti pravila. Na primer, izlazna vrednost prvog čvora u drugom sloju je $\omega_1 = \min \{ \mu_m(x_1), \mu_m(x_2), \mu_v(x_3), \mu_n(x_4) \}$.

Treći sloj ima pet adaptivnih čvorova koji predstavljaju preferenciju dispečera („vrlo mala“, „mala“, „srednja“, „velika“ i „vrlo velika“) da određeni transportni zahtev opsluži određenim tipom vozila. Svaki čvor ovog sloja računa presek odgovarajućeg fuzzy skupa (koji predstavlja *posledicu* ili drugi deo fuzzy pravila) sa maksimalnom vrednošću ulaznih značajnosti pravila.

Jedini čvor četvrtog sloja je fiksni čvor kojim se računa izlazni rezultat fuzzy sistema. To je fuzzy skup sa određenim stepenima pripadnosti mogućih vrednosti preferencije dispečera da na transportni zadatak uputi razmatrani tip vozila $\mu_m(y) = \max \{ \mu_{v1}(y), \mu_{v2}(y), \mu_{v3}(y), \mu_{v4}(y), \mu_{v5}(y) \}$. Defazifikacija se vrši u čvoru petog sloja. Izlazna vrednost „O“ je realni broj koji se nalazi u intervalu [0,1].

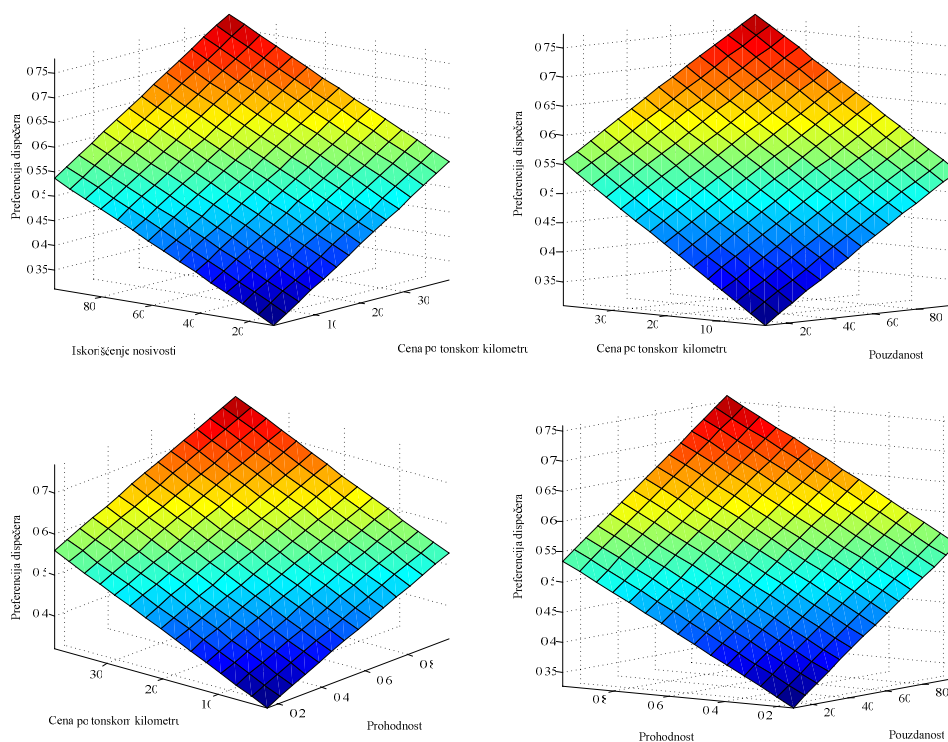
Obučavanjem neuronske mreže numeričkim primerima donetih odluka prilagođavaju se polazni oblici ulazno-izlaznih funkcija pripadnosti fazi skupova. Promena funkcija pripadnosti vrši se u adaptivnim čvorovima. Cilj obučavanja adaptivne neuronske mreže jeste reprodukcija dispečerskih odluka.

Adaptivna neuronska mreža obučavana je pomoću Backpropagation algoritma. Neuro-fuzzy modeliranje zahteva posedovanje upotrebljivih numeričkih podataka. Poverenje u dobijeni rezultat se povećava ukoliko raspoložemo dovoljno velikim reprezentativnim uzorkom koji bi se koristio za obučavanje.

Preložena neuronska mreža obučavana je na 100 primera dispečerskih odluka. Skup podataka (odluke dispečera) za obučavanje neuronske mreže dobijen je anketiranjem dispečera koji imaju radno iskustvo od najmanje 10 godina na poslovima organizacije saobraćaja u jedinicama Vojske Srbije. Podaci iz trening skupa periodično se propuštaju kroz mrežu. Dobijene vrednosti na izlazu iz mreže upoređuju se sa očekivanim podacima. Ukoliko postoji razlika između dobijenih i očekivanih podataka prave se modifikacije na vezama između neurona radi smanjenja greške, tj. razlike između trenutnog i željenog izlaza. Ulazno-izlazni skup

se ponovo predstavlja mreži zbog daljeg podešavanja težina. Neuronska mreža je obučena ako može uspešno da rešava zadatke za koje je obučavana. Nakon obučavanja ona može da generalizuje nove ulazne podatke za koje nije obučavana.

Obučavanjem neuronske mreže dobijene su vrednosti preferencije dispečera koje odgovaraju preferenciji dispečera u praksi. Greška koja se javlja na izlazu iz neuronske mreže je zanemariva, pošto iznosi 0,0003, što je približno jednako nuli. Iz grafičkog prikaza skupa mogućih rešenja opisanog ANFIS modela (slika 11) vidi se da sistem poseduje dovoljnu osetljivost, potrebnu kontinuiranost i postepenost izlaza.



Slika 11 – Grafički prikaz skupa mogućih rešenja ANFIS modela

Petoslojna adaptivna mreža testirana je na 15 primera dispečerskih odluka. S obzirom na vrstu tereta, pri obradi transportnih zahteva razmatrana su vozila nosivosti preko 2 t i to: $V_1 = \text{TAM 4500/5000}$, $V_2 = \text{FAP 1314}$, $V_3 = \text{TAM 110 T7}$, $V_4 = \text{TAM 150 T11}$, $V_5 = \text{FAP 2026}$ i $V_6 = \text{TAM 80 T5}$. U tabeli 2 prikazan je odnos dispečerskih odluka u praksi i izlaza iz ANFIS modela.

Tabela 2

Uporedni prikaz dispečerskih odluka i ANFIS modela

Broj transportnog zahteva	Izbor vozila za određeni transportni zahtev	
	Dispečer	ANFIS
1.	V ₁	V ₁ , V ₂
2.	V ₅	V ₅
3.	V ₁	V ₁ , V ₂
4.	V ₄	V ₄
5.	V ₄	V ₄
6.	V ₅	V ₅
7.	V ₂	V ₂
8.	V ₅	V ₅
9.	V ₁	V ₁
10.	V ₁	V ₁
11.	V ₁	V ₁ , V ₂
12.	V ₄	V ₄
13.	V ₆	V ₆
14.	V ₆	V ₆
15.	V ₅	V ₅

Zaključak

Razvojem ANFIS modela omogućeno je da se dispečerova strategija raspoređivanja vozila na transportne zadatke transformiše u automatsku kontrolnu strategiju. Performanse razvijenog sistema zavise od broja iskusnih dispečera, kao i sposobnosti analitičara da nakon duge komunikacije sa njima formuliše strategiju odlučivanja.

Sagledavajući performanse obučene neuronske mreže, tj. prilagođenih fuzzy sistema i dobijene rezultate, može se zaključiti da ANFIS model može da reprodukuje odluke dispečera sa velikom tačnošću, a samim tim i da raspoređuje vozila na ispunjenje transportnih zadataka kao i dispečer.

Literatura

- [1] Jovanović, P.: Menadžment – teorija i praksa, Grafoslog, Beograd, 1996.
- [2] Jovanović, B.: Uvod u teoriju vojnog rukovođenja, VIZ, Beograd, 1984.
- [3] Stojiljković, M.: Proces donošenja odluke, VIZ, Beograd, 1975.
- [4] Teodorović, D., Kikuchi, S.: Fuzzy skupovi i primene u saobraćaju i sportu, Saobraćajni fakultet, Beograd, 1994.
- [5] Kandel, A.: Fuzzy expert systems“, CRC Press, 1991.
- [6] MacKay, J. C. D.: Information theory, inference and learning algorithms, Cambridge University Press, 2003.
- [7] Fuzzy CLIPS: <http://www.iit.nrc.ca>, jun 2008.
- [8] Božanić, D., Pamučar, D., Vrednovanje lokacija za uspostavljanje mognog mesta prelaska preko vodenih prepreka primenom FUZZY logike, Vojnotehnički glasnik br. 1/2010, str. 129–145, ISSN 0042-8469, Beograd.

USING FUZZY LOGIC AND NEURAL NETWORKS DURING A DECISION MAKING PROCES IN TRANSPORT

Summary:

Logistics systems in the Serbian Armed Forces are built in order to ensure and maintain combat readiness. During combat actions the structure of logistics forces, equipment and resources is organized in order to ensure success in combats and operations. Progress in information security and transport technology makes it possible for a soldier to switch mass for speed and to be sure that everything will work well. The spectrum of a full support means the support to a soldier from the supply source to the place where it will be needed. In order to obtain appropriate systems for logistics support, the systems which meet requirements and which are adjusted in accordance with environment changes and new requests are created, notably models based on the operational research methods.

The key point in the process of transport management in the Serbian Armed Forces is a decision making process. On a daily basis, the units of transport support obtain a large number of requests from other units of the Serbian Armed Forces demanding the transport of different types of load to different destinations. Each transport request is characterized with a number of attributes such as: type of goods, quantity (weight and volume), places of loading and unloading, expected time for loading and/or unloading and distance to which goods have to be transported. This paper shows a neuro-fuzzy model as a support to the decision making process. This model successfully imitates the decision making process of the transport support officers. As a result of the research, it is shown that the suggested adaptable fuzzy system, which has ability to learn, has a possibility to imitate the decision making process of transport support officers and to show the level of competence comparable with the level of their competence.

Decision making process in the military organization

In most cases, in the military organization, the decision making process is carried out in the conditions when the relevant information are not available. For the military organization, as well as for other organizations, it is very important to function efficiently in the moment of decision making.

A very important stage in the decision making process is a selection of criteria. In the military system, the selection of the proper criteria for different situations is a very complex problem. The most often criteria in the military systems are: assignment accomplishment time, expected losses, goal achievement probability, mathematical assignment expectation, etc.

Basic ideas of artificial intelligence

Expert systems of artificial intelligence are interconnected chains of knowledge. The artificial intelligence can be classified in numerous categories and subtypes, among which we emphasize Fuzzy Logic and artificial neuron networks.

Fuzzy logic

In a wider sense, fuzzy logic is a synonym for a fuzzy set theory, the theory referring to the class of objects with unclear borders and different degrees of membership. It has to be emphasized that the essence of fuzzy logic is considerably different from the essence of the traditional logic system.

This logic, based on clear and precisely fixed rules, relies on the sets theory. An element belongs or does not belong to the set, which means that sets have clearly fixed borders.

Contrary to the conventional logic, in the fuzzy logic the membership of an element in the set is not defined with precision but is expressed in, e. g., percentage. The fuzzy logic is very close to the human perception.

Artificial neuron networks

Neuron networks got their name because their configuration reminds of the neuron network which forms the human brain. The principle of transmitting impulses from one nerve cell to another in the human nervous system was used as a model of transmitting information through the artificial neuron network. The artificial neuron networks are characterized by parallel and fast data processing and numerous networks process elements. Good performances are provided by the dense interconnections of simple process elements. One of the important characteristics of the neuron networks is their ability to learn on a limited number of examples.

ANFIS (Adaptive Neuro Inference System) MODEL

The ANFIS model and fuzzy neuron networks are based on uniting the concepts of fuzzy logic and artificial neuron networks. The ANFIS model assumed the best characteristics of a fuzzy system and neuron networks.

Application of the anfis model in decision making process of the transport support authorities

The units of transport support every day get a large number of requests from other units of the Serbian Armed Forces which want to transport different types of load to different destinations. The criteria which the transport support authorities use in selection of the motor vehicle which will be sent on an assignment are: reliability, road serviceability, capacity and price per ton kilometer.

The solution of the described problem is presented in the paper by creating the ANFIS model using the ANFIS editor from the MatLab Fuzzy Logic Toolbox.

Key words: *Decision making, neuro-fuzzy approach, ANFIS.*

Datum prijema članka: 17. 02. 2009.

Datum dostavljanja ispravki rukopisa: 26. 01. 2010.

Datum konačnog prihvatanja članka za objavljivanje: 28. 01. 2010.