

NEURO-FAZI PRISTUP PRI PROCENI BROJA POST EXPRESS POŠILJAKA

Branka Dimitrijević, Vladimir Simić
Saobraćajni fakultet Univerziteta u Beogradu

Sadržaj: *U ovom radu prikazuje se neuro-fazi sistem zaključivanja kojim se analizira i procenjuje tražnja za ekspres prenosom pošiljaka. Predloženi metod je razmotren na primeru Post Express usluge koju nudi Pošta Srbije. Dobijeni rezultati su analizirani i upoređeni sa onima koje daju klasične metode prognoziranja.*

Ključne reči: *ekspres prenos pošiljaka, neuro-fazi pristup, ANFIS*

1. Uvod

Imajući u vidu da je ekspres prenos pošiljaka tokom svog razvoja postao moćna industrija, koja ima značajan uticaj na globalna ekonomska kretanja i poslovanje preduzeća u svim privrednim granama, razumljivo je interesovanje za ovu oblast poštanskog saobraćaja. Ekspres industrija beleži stalni rast ostvarenih usluga, a samim tim i prihoda, što implicira njen dalji razvitak i povećanje udela koji uzima u globalnoj ekonomiji.

Na teritoriji Republike Srbije, usluge ekspres prenosa pošiljaka obavljaju različite i mnogobrojne registrovane organizacije, počev od ogranaka velikih međunarodnih kurirskih organizacija (DHL, FedEx, TNT, UPS), organizacija koje pokrivaju delove teritorije Republike Srbije (Global Express, City Express, itd.), male kurirske organizacije koje deluju na području velikih gradova i Post Express - služba za ekspres prenos pošiljaka JP PTT saobraćaja «Srbija». Očigledno je da na domaćem tržištu funkcioniše veliki broj provajdera usluge ekspres prenosa pošiljaka i da asortiman, cene, teritorija pokrivanja, ali i analiza sopstvenog poslovanja i predviđanje budućeg stanja na tržištu ovih usluga predstavljaju preduslove za dobru organizaciju i povećanje rentabilnosti njihovog poslovanja.

U ovom kontekstu, cilj rada je predviđanje broja Post Ekspres pošiljaka službe za ekspres prenos pošiljaka JP PTT saobraćaja «Srbija». Za postizanje tog cilja, u radu je predložen model baziran na neuro-fazi pristupu, implementiran korišćenjem MatLab-ovog ANFIS editora.

U nastavku, rad je organizovan na sledeći način. U okviru tačke 2 prikazane su osnovne karakteristike neuro-fazi sistema i osnovni principi na kojima se bazira

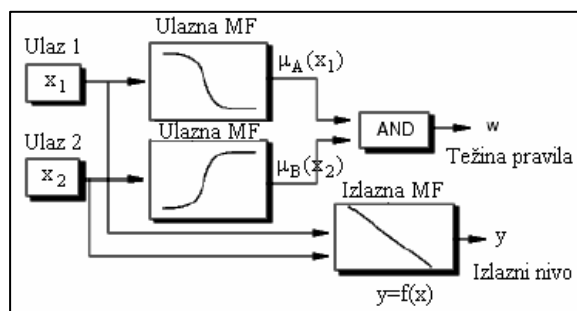
prilagodljivi neuro-fazi sistem zaključivanja. U tački 3 prezentovana je metodologija procene broja Post Ekspres pošiljaka zasnovana na neuro-fazi pristupu, kao i analiza dobijenih rezultata. U tački 4 data su zaključna razmatranja.

2. Neuro-fazi sistemi

U cilju obrade fazi pravila neuronskim mrežama, neophodno je modifikovati standardnu strukturu neuronskih mreža. Razlog za predstavljanje fazi sistema neuronskim mrežama je *iskorišćenje sposobnosti učenja* neuronskih mreža u cilju unapređenja performansi modela sistema.

Fazi sistem zaključivanja (Fuzzy Inference System – FIS) je najznačajniji alat za modelovanje zasnovan na teoriji fazi skupova. *Osnovna struktura FIS-a* je model koji preslikava ulazne karakteristike u ulazne funkcije pripadnosti (ulazne MF – Membership Function), ulazne funkcije pripadnosti u pravila (rules), pravila u skup izlaznih karakteristika, izlazne karakteristike u izlazne funkcije pripadnosti (izlazne MF) i izlaznu funkciju pripadnosti u jednu vrednost izlaza ili odluku u skladu sa izlazom (Slika 1). *Struktura neuronske mreže* preslikava ulaze kroz ulazne funkcije pripadnosti i njihove parametre, a potom kroz izlazne funkcije pripadnosti i njihove parametre. Ovi sistemi se koriste u oblasti automatskog upravljanja, u procesima odlučivanja i sl.

Najuobičajnija metodologija fazi zaključivanja je ona *Mamdani* tipa [1]. Međutim, pored nje postoji i metodologija poznata kao fazi zaključivanje Sugeno tipa [1]. Prednosti *Sugeno metoda*: računski efikasniji, dobro radi sa linearnim tehnikama, dobro radi sa optimizacionim i adaptivnim tehnikama, pogodan je za matematičku analizu i dr. Zbog toga što je kompaktniji i računski efikasniji od Mamdani sistema, Sugeno sistem se i koristi za adaptivne tehnike konstrukcije fazi modela. Pomenute adaptivne tehnike mogu se koristiti za prilagođavanje funkcija pripadnosti, kako bi fazi sistem na najbolji način modelirao podatke.



Slika 1: Funkcionisanje Sugeno pravila [2].

Tipično fazi pravilo Sugeno fazi modela ima format (Slika 1):

If x_1 is A and x_2 is B then $y = f(x)$,

gde su A i B fazi skupovi u *premisi*¹, $y = f(x)$ je rasplinuta funkcija u *zaključku*². Obično je $f(x)$ polinom, ali može biti i bilo koja druga funkcija koja na odgovarajući način opisuje

¹ Termin premisa označava *If deo* fazi pravila.

² Termin zaključak (često se upotrebljava i termin *konsekvenca*) se odnosi na *then deo* fazi pravila.

izlaz sistema unutar fazi oblasti definisane premisom pravila. Izlaz svakog pravila y_i , otežan je *jačinom pravila*³ pravila w_i (Slika 1). Na primer, za jedno *and pravilo* jačina pravila je [3]: $w_i = \text{And Metod}(\mu_A(x_1), \mu_B(x_2))$, gde su $\mu_A(x_1)$ i $\mu_B(x_2)$ funkcije pripadnosti za x_1 i x_2 , respektivno. Konačan izlaz sistema je otežani prosek izlaza pravila, izračunat kao:

$$KI = \frac{\sum_{i=1}^N w_i y_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (1)$$

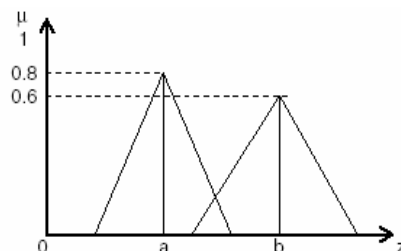
2.1. Osnovni principi prilagodljivog neuro-fazi sistema zaključivanja

Prilagodljivi neuro-fazi sistem zaključivanja (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System - ANFIS) korišćenjem ulazno/izlaznog skupa podataka konstruiše FIS. Parametri funkcija pripadnosti FIS-a su sinhronizovani i podešeni ili korišćenjem samo algoritma prostiranja unazad (backpropagation algorithm) ili kombinacije pomenutog algoritma i metode poslednjeg kvadrata. Ovo podešavanje omogućava fazi sistemima *učenje* iz podataka koje modeluju.

ANFIS podržava isključivo sisteme *Sugeno* tipa, koji imaju sledeće karakteristike [1]:

- Fazi funkcija $f(x)$ je polinom nultog ili prvog reda;
- Poseduju samo jedan izlaz koji je dobijen korišćenjem defazifikacione *metode otežanog proseka* (Slika 2), koju možemo definisati algebarskim izrazom:

$$z^* = \frac{\sum \mu_c(\bar{z}) \bar{z}}{\sum \mu_c(\bar{z})}, \quad (2)$$



Slika 2: Grafički prikaz metode otežanog proseka [2].

- Sve izlazne funkcije pripadnosti su im istog tipa;
- Izlazne funkcije pripadnosti mogu biti ili linearne ili konstantne;
- Težine svih pravila su jednake i iznose 1 i nema deljenja pravila⁴;

S obzirom da ANFIS podržava samo Sugeno metod, upotreba neuronskih mreža pri fazi zaključivanju biće predstavljena Sugeno modelom [4]. Radi jednostavnosti prikaza, uzeto je da se on sastoji od samo dva fazi pravila:

$$R_1 : \text{ If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } B_1 \text{ then } y = f_1(x),$$

$$R_2 : \text{ If } x_1 \text{ is } A_2 \text{ and } x_2 \text{ is } B_2 \text{ then } y = f_2(x),$$

gde su A_i, B_i ($i=1,2$) fazi skupovi, a fazi funkcije su:

$$f_1(x) = z_{11} \cdot x_1 + z_{12} \cdot x_2 + z_{13}, \quad f_2(x) = z_{21} \cdot x_1 + z_{22} \cdot x_2 + z_{23}.$$

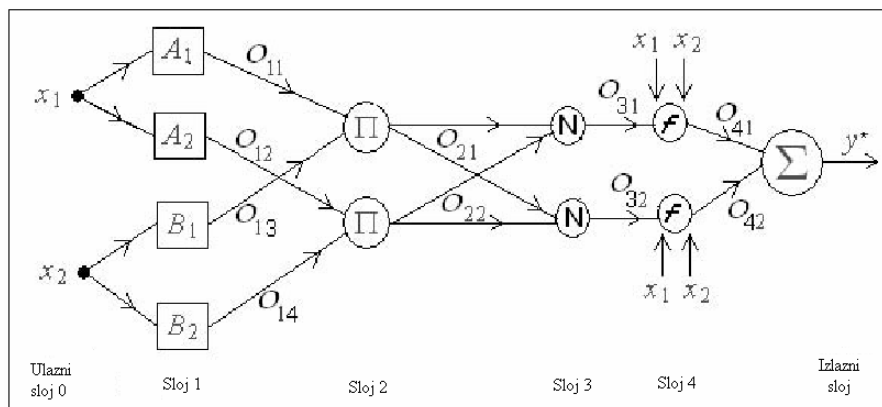
Za numerički ulaz $x = (x_1, x_2)$ mehanizam zaključivanja će dati numerički izlaz:

³ Predstavlja stepen zadovoljenja premisnog dela pravila, još poznat kao *stepen ispunjenja*.

⁴ Različita pravila ne mogu deliti istu izlaznu funkciju pripadnosti, odnosno broj izlaznih funkcija pripadnosti mora biti jednak broju pravila.

$$y^* = \frac{A_1(x_1) \cdot B_1(x_2) \cdot f_1(x) + A_2(x_1) \cdot B_2(x_2) \cdot f_2(x)}{A_1(x_1) \cdot B_1(x_2) + A_2(x_1) \cdot B_2(x_2)} \quad (3)$$

Neuro-fazi mreža za implementiranje Jednačine (3) prikazana je na Slici 2.



Slika 2: Sugeno fazi model prvog reda sa dva pravila.

Naravno, prikazani tip neuronske mreže za predstavljanje baze od dva pravila može biti proširen na proizvoljan broj pravila.

3. Primer primene ANFIS-a – procena broja Post Express pošiljaka

Kao primer primene ANFIS-a data je procena broja Post Express pošiljaka za period od 2008. do 2009. godine na kvartalnom nivou. Za *trening* ANFIS modela korišćeni su podaci o broju primljenih Post Express pošiljaka službe za ekspres prenos pošiljaka JP PTT saobraćaja «Srbija» u GPC Beograd, u periodu od 2004. do 2007. godine [6]. Razlog tome je mogućnost poređenja sa rezultatima prognoze regresionom metodom zasnovanom na istom setu podataka [6] i njihove validacije kroz realne podatke za 2008. godinu. Takođe, ove podatke je jedino bilo moguće dobiti na mesečnom nivou, što je bitno za proces prognoziranja, imajući u vidu da je period postojanja ove usluge kratak, odnosno da je ulazni skup podataka prilično oskudan.

Faktori koji utiču na tržište ekspres usluga su jako brojni i oni su prema studiji "Pošta 2005" Svetskog poštanskog saveza mogu klasifikovati u četiri uticajne kategorije: ekonomski faktori (45%), poštanski faktori (24%), društveni faktori (21%) i tehnološki faktori (10%) [6]. U ovom radu je odlučeno da *ulazne promenjive* (odnosno reprezentе odabranih kategorija uticajnih faktora) predstavljaju: bruto domaći proizvod (*BDP*), kao reprezent *društveno-ekonomske* grupacije sa značajem od 66% i finansijska ulaganja u reklamne aktivnosti usluge Post Express-a (*marketing*), kao reprezent delovanja poštanskih preduzeća sa značajem od 24%.

Ulazni podaci za *trening* ANFIS modela, odnosno vrednosti ulaznih promenjivih date su u Tabeli 1. Odgovarajući izlazni podaci, odnosno vrednosti izlazne promenjive date su u Tabeli 2.

Izlazni skup podataka za trening ANFIS modela se dobija tako što se od vrednosti izlazne promenjive (Tabela 2) formira *rastući niz*. *Ulazni skup podataka za*

trening modela formira se od vrednosti ulaznih promenljivih (Tabela 1), čiji niz korespondira redosledu elemenata izlaznog skupa podataka za trening.

Pre pristupanja treniranju ANFIS modela treba specificirati početnu strukturu FIS modela. To se može uraditi tehnikom mrežnog deljenja⁵ ili tehnikom detekcije klastera⁶. Mrežno deljenje, kao standardna tehnika, korišćena je u ovom radu. U okviru nje bira se broj i tip ulaznih funkcija pripadnosti i tip izlaznih funkcija pripadnosti. Postoje samo dve mogućnosti kod izbora izlazne funkcije pripadnosti: konstantna (Tabela 3) ili linearna. U ovom radu je usvojeno da su izlazne funkcije pripadnosti konstantnog tipa.

Tabela 1: Bruto domaći proizvod, marketinška ulaganja [7] u periodu od 2004. do 2007. godine.

kvartal, godina	GDP [milioni RSD]	Marketing [hiljade RSD]
1, 2004	241112.6	24215
2, 2004	261730.7	41205
3, 2004	282503.3	23040
4, 2004	309566.9	29265
1, 2005	251691.4	30430
2, 2005	281646.2	40250
3, 2005	302763.3	33050
4, 2005	324528.2	35055
1, 2006	270185.8	40700
2, 2006	299815.7	41000
3, 2006	320089.0	48000
4, 2006	334988.3	47100
1, 2007	291366.0	61050
2, 2007	322927.9	61500
3, 2007	341261.8	72000
4, 2007	356343.3	70650

Tabela 2: Broj pošiljaka u od 2004. do 2007. godine.

kvartal, godina	Post Express [kom.]
1, 2004	113361
2, 2004	117844
3, 2004	126009
4, 2004	159029
1, 2005	153587
2, 2005	171122
3, 2005	212974
4, 2005	246019
1, 2006	201263
2, 2006	214627
3, 2006	224035
4, 2006	322663
1, 2007	319723
2, 2007	339835
3, 2007	363721
4, 2007	439912

U toku procesa odabira optimalnog modela ANFIS-a, formirani su modeli za svaku od najpopularnija četiri tipa funkcije pripadnosti (u ANFIS-u oni mogu biti isključivo ulazni tipovi): 6 modela sa trougaonim funkcijama pripadnosti, 9 modela sa trapezoidnim funkcijama pripadnosti, 6 modela sa funkcijama pripadnosti tipa zvonice i 7 modela sa Gausovskim funkcijama pripadnosti. Takođe, broj formiranih modela po vrstama funkcija pripadnosti zavisi od sposobnosti dostizanja manje vrednosti prosečne greške testiranja od unapred zadate. U ovom radu je usvojeno da je "kriterijum optimizacije" zadovoljen kada je prosečna greška testiranja manja od 0.1% prosečne vrednosti izlaznog skupa podataka za trening (prosečnog broja prenetih Post Express pošiljaka u periodu od 2004. do 2007. godine), odnosno manja od 232,9.

Analizom kolone naslovljene sa prosečna greška testiranja iz Tabele 3, možemo zaključiti da je optimalan model onaj kod koga je 1. ulazna promenljiva predstavljena sa 4 funkcije pripadnosti tipa zvonice, a 2. ulazna promenljiva sa 5 funkcija pripadnosti tipa zvonice (Slika 3). Pošto su prosečne greške testiranja najboljeg

⁵ Mrežno deljenje (Grid Partitioning) je tehnika generisanja jednog izlaza FIS-a Sugeno tipa korišćenjem mrežnog deljenja podataka.

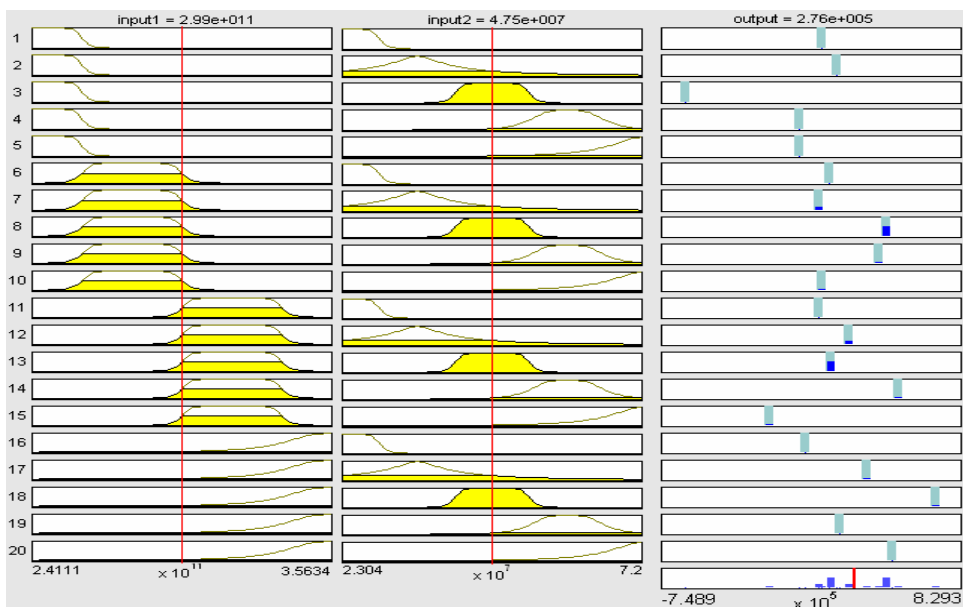
⁶ Detekcija klastera (Subtractive Clustering) je tehnika automatskog generisanja FIS-a detekcijom klastera u ulazno/izlaznim podacima.

"trapezoidnog" i "zvonce" modela bile relativno bliske, odlučeno je da optimalni ANFIS model bude prethodno pomenuti, jer je on sigurno pouzdaniji s obzirom da *podešava* čak 27 parametara manje.

Tabela 3: Određivanje optimalnog ANFIS modela i njegovih parametara.

Tip funkcije prip.	ULAZI		Prosečna greška testiranja	Broj linearnih parametara	Broj nelinearnih parametara	Ukupan broj parametara	Broj fuzzy pravila	Broj čvorova neuronske mreže
	Broj funkcija pripadnosti							
	Ulaz 1	Ulaz 2						
TRI	3	3	24091.2003	9	18	27	9	35
TRI	3	4	18196.8920	14	21	33	12	43
TRI	4	3	20758.6021	14	21	33	12	43
TRI	4	4	11943.9117	16	24	40	16	53
TRI	4	5	11644.6557	20	27	47	20	63
TRI	5	4	221.5601	20	27	47	20	63
TRAP	3	3	24255.8027	9	24	33	9	35
TRAP	3	4	22725.3337	12	28	40	12	43
TRAP	4	3	20088.5030	12	28	40	12	43
TRAP	4	4	22522.1195	16	32	48	16	53
TRAP	4	5	2934.5905	20	36	56	20	63
TRAP	5	4	24750.2688	20	36	56	20	63
TRAP	5	5	20717.3081	25	40	65	25	75
TRAP	5	6	14762.4147	30	44	74	30	87
TRAP	6	5	1.9791	30	44	74	30	87
GBELL	3	3	16595.3585	9	18	27	9	35
GBELL	3	4	11910.3274	12	21	33	12	43
GBELL	4	3	7644.4362	12	21	33	12	43
GBELL	4	4	1456.9532	16	24	40	13	53
GBELL	4	5	14.3743	20	27	47	20	63
GBELL	5	4	102.7347	20	27	47	20	63
GAUSS	3	3	23678.8340	9	12	21	9	35
GAUSS	3	4	18383.3146	12	14	26	12	43
GAUSS	4	3	18320.4394	12	14	26	12	43
GAUSS	4	4	11070.5367	16	16	32	16	53
GAUSS	4	5	8373.6884	20	18	38	20	63
GAUSS	5	4	1345.6904	20	18	38	20	63
GAUSS	5	5	38.3747	25	20	45	25	75

Napomena: broj parova podataka za trening je 16, a maksimalan broj epoha je 800.

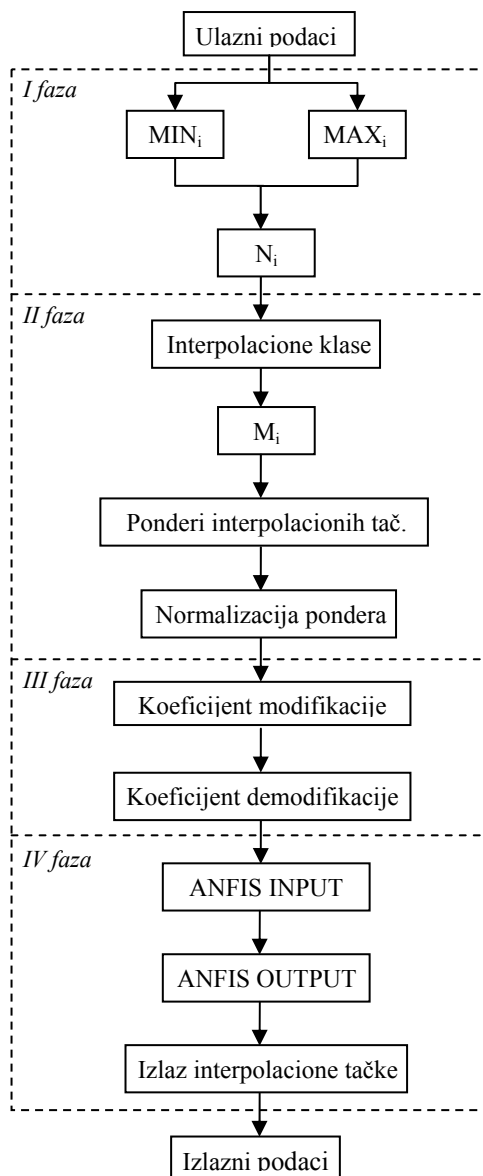


Slika 3: Fazi sistem zaključivanja ANFIS modela.

3.1. Metodologija procene broja Post Express pošiljaka

Metodologija procene broja Post Express pošiljaka prikazana je na Slici 4. Ulazni podaci označeni $I_{k,i}$ predstavljaju ulaz u model, gde indeks i označava posmatrani ulaz ($i=1$ za BDP, $i=2$ za marketinška ulaganja), indeks j ($j = \overline{1,8}$) označava redni broj posmatranog kvartala (npr. oznaku 1 ima 1. kvartal 2008. godine,

Slika 4. Metodologija procene broja Post Express pošiljaka.



a oznaku 8 ima 4. kvartal 2009. godine), dok indeks k označava redni broj interpolacione tačke ($k = \overline{1,20}$).

$MIN_{k,i}$ predstavlja najmanju vrednost i -te ulazne promenjive k -te interpolacione tačke:

$$MIN_{k,i} = \min(I_{k,i1}, \dots, I_{k,i8}). \quad (4)$$

$MAX_{k,i}$ predstavlja najveću vrednost i -te ulazne promenjive k -te interpolacione tačke:

$$MAX_{k,i} = \max(I_{k,i1}, \dots, I_{k,i8}). \quad (5)$$

$N_{k,i}$ predstavlja sredinu klase čija je leva granica $MIN_{k,i}$, a desna granica $MAX_{k,i}$:

$$N_{k,i} = (MAX_{k,i} + MIN_{k,i}) / 2. \quad (6)$$

Broj interpolacionih tačaka ($k = \overline{1, m}$) jednak je broju fuzzy pravila formiranog modela, odnosno $m=20$. Svaku interpolacionu tačku odlikuje interpolaciona klasa, pa je logično da njihov broj bude jednak broju interpolacionih tačaka. "Tačke" se određuju formiranjem interpolacionih klasa za svaku ulaznu promenjivu od podataka iz Tabele 1.

$M_{k,i}$ predstavlja sredinu k -te interpolacione klase (i -tog ulaza). Ako znamo da uticaj na procenu koju dajemo opada sa udaljenjem od "sadašnjeg" trenutka, možemo uvesti pretpostavku da najveći uticaj na datu procenu imaju ulazni podaci korišćeni za trening ANFIS modela iz 4. kvartala 2007. godine, a najmanji uticaj oni iz 1. kvartala 2004. godine. Ovu pretpostavku možemo dalje proširiti i na interpolacione klase, pa reći da na datu procenu najveći uticaj ima poslednja interpolaciona klasa (20.), a najmanji prva interpolaciona klasa. Dalje, s obzirom da interpolacione klase reprezentuju

interpolacione tačke, logično je zaključiti da "važnost" izlaznih podataka k-te interpolacione tačke zavisi od vrenosti indeksa k interpolacione tačke preko koje su dobijeni. Prethodno izrečeno se lako implementira u metodologiju procene pomoću adaptivnih pokretnih sredina sa ponderima "starenja" podataka. U ovom radu je korišćen jedan od jednostavnijih postupaka izravnjavanja vremenske serije, koji uzima u obzir "starenje" podataka - *eksponencijalno izgladivanje*. Da bi odredili pomenutu "važnost" izlaznih podataka pojedinih interpolacionih tačaka, potrebno je odrediti koeficijent α_k ($0 < \alpha_k < 1$, $k = 1, 2, \dots, m = 20$), koji predstavlja *ponder k-te interpolacione tačke, odnosno njenu "važnost"*. Ako znamo da se ponderi dobijaju prema formuli [8]:

$$\alpha_k = \alpha_m \cdot (1 - \alpha_m)^{m-k}, \quad k = \overline{1, m}, \quad (7)$$

i usvojimo da je $\alpha_m = 0.1$, tada se "važnosti" izlaznih podataka pojedinih interpolacionih tačaka lako mogu dobiti. Takođe, *pondere interpolacionih klasa treba normalizovati*:

$$\alpha'_k = \alpha_k / \sum_{k=1}^m \alpha_k, \quad k = \overline{1, m}. \quad (8)$$

$\beta_{k,i}$ je *koeficijent modifikacije* i koristi se za *prilagođavanje vrednosti ulaznih promenljivih ulaznom skupu podataka korišćenom za trening ANFIS modela*. On se izračunava kao:

$$\beta_{k,i} = M_{k,i} / N_{k,i}. \quad (9)$$

$\varphi_{k,i}$ je *koeficijent demodifikacije* izlaza ANFIS modela (ANFIS OUTPUT-a), koji je obrnuto *proporcionalan sumi proizvoda normalizovanog značaja ulaza*⁷ - σ'_i ($\sigma'_1 = 0.7333$, $\sigma'_2 = 0.2667$) i *njegovog koeficijenta modifikacije*, odnosno:

$$\varphi_{k,i} = 1 / \left(\sum_i \sigma'_i \cdot \beta_{k,i} \right) = 1 / (0.7333 \cdot \beta_{k,1} + 0.2667 \cdot \beta_{k,2}). \quad (10)$$

ANFIS INPUT ($AI_{k,ij}$) predstavlja ulaze prilagođene formiranom modelu, (neophodnost ove procedure leži u činjenici da se vrednosti ulaza za koje želimo dobiti izlaznu procenu, često nalaze izvan granica ulaznog skupa podataka korišćenog za trening):

$$AI_{k,ij} = I_{k,ij} \cdot \beta_{k,ij} \quad (11)$$

ANFIS ulazi se unose u INPUT polje treniranog FIS-a, koji u OUTPUT polju prikazuje izračunati *ANFIS OUTPUT* - $AO_{k,ij}$. *Vrednost izlaza dobijenog preko k-te interpolacione tačke* ($O_{k,ij}$) izračunava se kao:

$$O_{k,ij} = AO_{k,ij} \cdot \varphi_{k,ij}. \quad (12)$$

Izlaz modela (O_{ij}), odnosno *traženi broj Post Express pošiljaka*, dobija se kao *suma proizvoda normalizovane "važnosti" k-te interpolacione tačke i vrednosti izlaza dobijenog preko nje*:

$$O_{ij} = \sum_{k=1}^{m=48} \alpha'_k \cdot O_{k,ij}. \quad (13)$$

⁷ Značaj prve ulazne promenjive (BDP-a) je $s_1=0.66$, a druge (marketinga) je $s_1=0.24$;

3.2. Dobijena procena broja Post Express pošiljaka

Ulazni podaci ANFIS modela su prikazani u Tabeli 4. Procena broja Post Express pošiljaka u Srbiji u periodu od 2008. do 2009. godine, po kvartalima, prikazana je u Tabeli 5.

Tabela 4: *BDP i marketinška ulaganja [6] u periodu od 2008. do 2009. godine na kvartalnom nivou.*

kvartal, godina	GDP [milioni RSD]	Marketing [hiljade RSD]
1, 2008	315923.5	91575
2, 2008	343012.4	92250
3, 2008	348854.1	108000
4, 2008	353642.6	105975
1, 2009	358431.2	137362.5
2, 2009	363219.8	138375
3, 2009	368008.4	162000
4, 2009	372796.9	158962.5

Tabela 5: *Procena broja Post Express pošiljaka za period od 2008. do 2009. godine.*

kvartal, godina	Post Express [kom.]
1, 2008	410820
2, 2008	434638
3, 2008	453972
4, 2008	532906
1, 2009	469417
2, 2009	485282
3, 2009	534717
4, 2009	559077

Analizom rezultata prikazanih u Tabeli 5, koji se odnose na procenu broja Post Express pošiljaka primljenih u GPC Beograd može se uočiti, kao što je i očekivano, da će broj Post Express pošiljaka nesumljivo rasti. Veći rast će biti ostvaren 2008. godine i to od 29.72%, 2009. godine rast će iznositi 19.1%, što se i poklapa sa očekivanjima Svetskog poštanskog saveza da će ova usluga u narednom periodu imati *konstantan, ali opadajući rast*.

Poredeći dobijene rezultate sa *stvarnim* brojem prenetih Post Express pošiljaka za I i II kvartal 2008. godine, uočava se: za I kvartal 2008. godine odstupanje od -4.03% (427363), a za II kvartal 2008. godine odstupanje od -2.24% (444371). Ova odstupanja su u granicama prihvatljivosti i omogućavaju da se konstatuje kako je procena zasnovana na neuro-fazi zaključivanju dala vrlo dobre rezultate.

Poredeći rezultate procene dobijene neuro-fazi pristupom sa rezultatima prognoze dobijenih regresionom metodom [6], uočavaju se značajnija odstupanja i to: za 2008. godinu (+15.68%), a za 2009. godinu (+11.63%). Rezultati prognoze regresionom metodom pokazuju značajnija odstupanja od *realnog stanja*, i to: za I kvartal 2008. godine odstupanje od -18.25%, za II kvartal 2008. godine odstupanje od -17.56%. Ključni razlog za postojanje značajnog odstupanja prognoziranih podataka od realizovanih, regresionom analizom, leži u činjenici da je ulazni niz podataka mali (2003-2006. godine). Ovu tezu potvrđuje činjenica da su se vrlo slični rezultati dobili i neuro-fazi pristupom kada su ulaz bili podaci iz 2003., zaključno sa 2006. godinom. U 2003. godini desio se najveći skok u rastu ekspres usluga (oko 240%), i značajno veći nego narednih godina, startujući sa malim brojem od 25625 pošiljaka u prvom kvartalu. Ove činjenice su i opredelile autore da u proceni prikazanoj u ovom radu isključe 2003. godinu, kao izvestan "šum" među podacima, koji ometa neuro-fazi sistem da dobro "nauči". Takođe, na rezultate procene značajno utiču i ulazni podaci koji se odnose na ostale uticajne faktore, a koji se takođe mogu preispitivati.

4. Zaključak

Aproksimacija neprekidne, nelinearne funkcije specificirane preko ulazno/izlaznog skupa podataka je široko rasprostranjen problem. Zbog dobrih rezultata koje postiže, ANFIS je korišćeniji neuro-fazi alat za rešavanje pomenutog problema [5].

Primena FIS-a na sistem za koji već postoje ulazno/izlazni podaci (a koje treba upotrebiti za modelovanje) najbolje se realizuje korišćenjem ANFIS-a, jer se ne može baš uvek tačno razaznati kako funkcije pripadnosti treba da izgledaju samo jednostavnim posmatranjem ulazno/izlaznih podataka. Korišćenje njegovih *neuro-adaptivnih* tehnika učenja obezbeđuje da odabrane funkcije pripadnosti i njihovi parametri *najbolje* odgovaraju ulazno/izlaznim podacima.

Iako je manje poznata i primenjivana tehnika, neuro-fazi zaključivanje se može koristiti i u svrhe prognoziranja, kao osnovni pristup i/ili kao provera rezultata dobijenih klasičnim metodama prognoziranja. Procena broja Post Express usluga ovim pristupom, ukazala je na značaj kvaliteta ulaznih podataka za svaku vrstu projektovanja budućnosti. Mali broj ulaznih podataka i njihovo veliko međusobno odstupanje su veliki izazov u prognoziranju, ali i prepreka nekom dugoročnijem predviđanju budućnosti. U takvim slučajevima veliku ulogu ima i kvalitativni pristup proceni kao nastavak obrade rezultata dobijenih kvantitativnim metodama.

5. Literatura

- [1] R. Fuller, Introduction to Neuro-Fuzzy Systems, Springer-Verlag, Berlin, 2000.
- [2] S. N. Sivanandam, S. Sumathi and S. N. Deepa, Introduction to Fuzzy Logic using Matlab, Springer-Verlag, Berlin, 2007.
- [3] The MathWorks Inc, Fuzzy Logic Toolbox™ User's Guide, 2008.
- [4] J.S.R. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics", 23(3), 665-684, 1993.
- [5] A.Tettamanzi, M.Tomassini, Soft computing, Springer-Verlag, Berlin, 2001.
- [6] D. Marković, M. Dobrodolac, "Analiza tražnje usluge ekspres prenosa pošiljaka", PosTel 2007, Zbornik radova, str. 141-150, Beograd, 2007.
- [7] <http://webrzs.statserb.sr.gov.yu>
- [8] S.Vukadinović, J.Popović, Matematička statistika, Saobraćajni fakultet, Beograd, 1996.

Abstract: *The neuro-fuzzy system for analysis and estimation of express mail service is presented in this paper. The method is considered on the case study of Post Express service provided by national post operator. The obtained results are analyzed and compared with the solutions given by the classical forecasting methods.*

Keywords: *express mail service, neuro-fuzzy approach, ANFIS*

NEURO-FUZZY APPROACH IN ESTIMATION OF THE NUMBER OF POST EXPRESS PARCELS

Branka Dimitrijević, Vladimir Simić