

## PROGNOZIRANJE PRIHODA OD POŠTANSKIH USLUGA KORIŠĆENJEM NEURONSKIH MREŽA ZASNOVANIH NA METAHEURISTIKAMA

Nikola Knežević<sup>1</sup>, Nataša Glišović<sup>2</sup>, Miloš Milenković<sup>1</sup>, Nebojša Bojović<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Univerzitet u Beogradu, Saobraćajni fakultet

<sup>2</sup>Državni Univerzitet u Novom Pazaru, Departman za matematičke nauke  
n.knezevic@sf.bg.ac.rs, nglisovic@np.ac.rs, m.milenkovic@sf.bg.ac.rs,  
nb.bojovic@sf.bg.ac.rs

**Sadržaj:** *Poštanski operatori teže povećanju svojih prihoda korišćenjem različitih mera, od kojih je vrlo popularna i definisanje ciljnog iznosa prihoda. Kako tačna prognoza prihoda ima veliki značaj za definisanje ciljnog prihoda u ovom radu je primenjen metod veštačkih fuzzy neuronskih mreža zasnovanih na metaheuristici za modelovanje prihoda od pismonosnih pošiljaka u JP Pošte Srbije. Primenom poznatih kriterijuma za procenu performansi načinjeno je poređenje sa tradicionalnim ARIMA metodom. Na osnovu dobijenih rezultata stiže se zaključak da metod veštačkih neuronskih mreža predstavlja bolji izbor za prognozu budućih prihoda od pismonosnih pošiljaka u JP Pošte Srbije.*

**Ključne reči:** *fuzzy neuronske mreže, simulirano kaljenje, ARIMA, pismonosne pošiljke*

### 1. Uvod

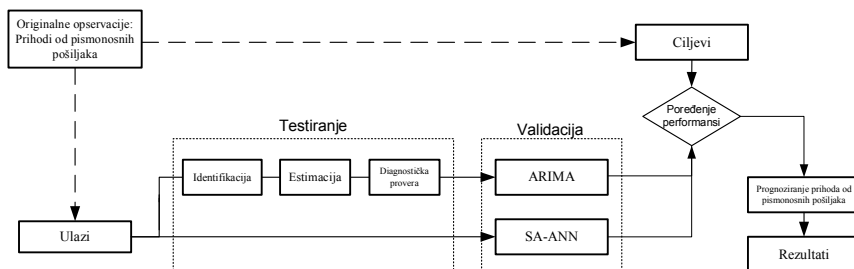
Prognoziranje predstavlja proces predviđanja i procene budućnosti. Pruža informaciju o mogućim budućim događajima i njihovim posledicama za organizaciju. Prognoziranje neće umanjiti neizvesnost, ali će omogućiti menadžmentu kompanije da sa više sigurnosti pristupa donošenju važnih poslovnih odluka. Kompanije koriste tehnike prognoziranja u cilju predviđanja potencijalnih rizika i poslovnih rezultata u narednom vremenskom periodu (Milenković i Bojović, 2016).

Smanjenje obima univerzalne poštanske usluge prvenstveno je rezultat pada broja pismonosnih pošiljaka. S druge strane prihod od pismonosnih pošiljaka još uvek ima značajnu ulogu u ukupnom prihodu poštanskih usluga (oko 42%). Međutim, ono što je bitna karakteristika je konstantno smanjenje ovog udela. U Evropi je u periodu od 2013. do 2016. g. učešće u prihodu od pismonosnih usluga u ukupnom prihodu smanjeno za 5%. U nekim evropskim zemljama uprkos trendu opadanja obima pismonosnih usluga provajderi univerzalne poštanske usluge održali su relativno stabilan i pozitivan nivo profitabilnosti. Zbog svega ovoga od izuzetne važnosti za poštanske operatore je ne samo praćenje strukture prihoda i troškova već i pronalaženje određenih modela na osnovu kojih je moguće pretpostaviti njihovo kretanje u narednim periodima.

Postoje brojne tehnike prognoziranja koje su primenjive u procesu prognoze prihoda od poštanskih usluga. Tehnike se mogu podeliti na one koje razmatraju samo linearne vremenske serije i na napredne tehnike koje su u stanju da modeluju složene nelinearne odnose. Modeli vremenskih serija generišu precizne prognoze samo u slučaju kad su vremenske serije linearne ili bliske linearnim. Sa druge strane, veštačke neuronske mreže mogu modelovati složene obrasce i generisati modele koji adekvatno reflektuju nelinearne odnose. Takođe, u slučaju neuronskih mreža, nema potrebe za definisanjem eksplicitne forme modela. Model se adaptivno određuje na osnovu karakteristike vremenskih serija. U cilju razvoja efikasne strukture neuronskih mreža, optimalnog skupa ulaznih promenljivih i broja neurona u skrivenom sloju u ovom radu je primenjena hibridna metodologija zasnovana na algoritmu diferencijalnog simuliranog kaljenja. Razvijeni metod je primenjen za modelovanje prihoda od pismonosnih pošiljaka JP Pošte Srbije. U cilju validacije, razvijeni model je poreden sa tradicionalnim ARIMA metodom. Vremenska serija obuhvata ukupno 96 mesečnih opservacija (period od 01.01.2010. – 01.01.2018.), prvih 84 opservacija je korišćeno za obuku, dok je preostalih 12 opservacija upotrebljeno za testiranje modela. Rad je organizovan na sledeći način. Mitologija rada sa opisom tehnika koje će biti primenjene opisana je u drugom poglavlju. U trećem odeljku predmet analize je opisan i predloženi modeli poredeni su za slučaj modelovanja prihoda od pismonosnih pošiljaka u JP Pošte Srbije. Poslednje, peto poglavlje sadrži zaključna razmatranja.

## 2. Metodologija

U radu je primenjeno diferencijalno simulirano programiranje za dizajn optimalne arhitekture neuronskih mreža (Michalewicz i Fogel, 2000; Wu i ostali, 2008). Razvijeni pristup je poreden sa tradicionalnim ARIMA modelima. Dijagram na Slici 1. opisuje primenjenu metodologiju. Alternativni modeli su testirani na uzorku podataka za obuku i njihove optimalne konfiguracije su izabrane i poredene na test uzorku podataka. ARIMA metod se zasniva na Box i Jenkins metodologiji (Box i ostali, 2008) koja obuhvata identifikaciju modela, estimaciju parametara i validaciju modela. Neuronske mreže zasnovane na metaheuristici obuhvataju inicijalizaciju modela, identifikaciju i evaluaciju alternativnih modela. Model koji ima najbolje performanse za datu vremensku seriju biće izabran za prognoziranje prihoda od pismonosnih pošiljaka u narednom periodu.



**Slika 1.** Poređenje ARIMA i SA-ANN metoda za modelovanje prihoda od pismonosnih pošiljaka

## 2.1. Metaheuristika fuzny neuronskih mreža zasnovanih na metaheuristici za analizu vremenskih serija

Da bi se napravio superiorniji metod prognoziranja u ovom radu je korišćena fazi neuronska mreža (Fuzzy Neural Network (FNN)) u kombinaciji sa simuliranim kaljenjem (Simulated Annealing (SA)) gde su iskorišćene prednosti ove metode da bi se eliminisao nedostatak tradicionalne neuronske mreže obučene metodom propagacije unazad (Back Propagation (BP)) (Chaytoniuk i ostali, 2000).

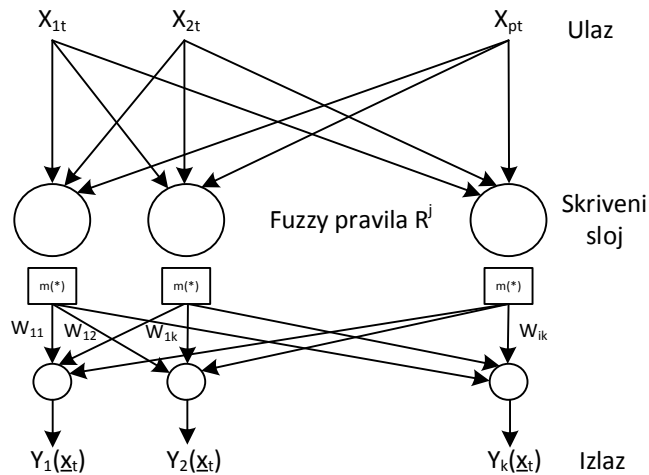
### 2.1.1. Fazi neuronske mreže

Predložen model izgleda kao na Slici 2. Koriste se fazi pravila između ulaza i izlaza u skrivenom sloju gde se pomoću težina zaključuje odnos između ulaza i izlaza (Wang i ostali, 2002). Fazi pravila su koncipirana na sledeći način:

Fazi pravilo  $R^j$  :

Ako ( $x_1$  je  $A_1^j$ ) i ( $x_2$  je  $A_2^j$ ) i... i ( $x_p$  je  $A_p^j$ ) tada  $y$  je  $B^j$ .

gde je  $x$   $p$ - dimenzioni vektor ulaza i  $y$  je izlaz.  $A_i^j$  funkcija članstva za ulaznu promenljivu  $x_i$  i pravilo  $j$ .  $B^j$  predstavlja izlaznu vrednost  $y$  za pravilo  $j$ . Na Slici 2.  $w_j$  predstavlja sinaptičku težinu iz skrivenog sloja u izlazni sloj.



Slika 2. Struktura predloženog modela.

### 2.1.2. Matematički koncept predloženog modela

U dijagramu opisanom na Slici 2. vrednosti parametara se računaju na sledeći način:

$$y_k(\underline{x}_t) = \sum_{j=1}^J w_{jk} m_j(\underline{x}_t) + \theta_{jk} \quad (1)$$

$$m_j(\underline{x}_t) = \exp\{-S_j[net_j(\underline{x}_t) - con_j]^2\} \quad (2)$$

gde je:

$$con_j = \sum_{i=1}^p (M_{ij} - m_{ij}) \quad (3)$$

$$net_j(\underline{x}_t) = \sum_{i=1}^p \max(M_{ij} - m_{ij}, x_{it} - m_{ij}, M_{ij} - x_{it}) \quad (4)$$

$\underline{x}_t$  predstavlja ulazni vektor podataka nad kojima mreža uči  $\underline{x}_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{pt})^T$ ,  $p$  je dimenzija ulaznih promenljivih;  $M_{ij}$  i  $m_{ij}$  vrednost sinaptičke težine i označavaju gornju i donju granicu između  $i$ -tog i  $j$ -tog skrivenog čvora, ( $j = 1, 2, \dots, n_h$ ), gde  $n_h$  predstavlja broj skrivenih čvorova;  $m_j$  je funkcija članstava;  $S_j$  predstavlja faktor senzitivnosti funkcije članstva;  $w_{jk}$  predstavlja težinu između  $j$ -tog skrivenog čvora i  $k$ -tog izlaza, gde je  $k = 1, 2, \dots, n_{out}$ ,  $n_{out}$  je broj izlaza u neuronskoj mreži;  $\theta_{jk}$  je greška za  $j$ -ti skriveni čvor i  $k$ -ti izlazni čvor;  $y_k(\underline{x}_t)$  predstavlja  $k$ -ti izlaz i  $m(\cdot)$  znak funkcije članstva.

### 2.1.3. Simulirano kaljenje

Predloženi algoritam simuliranog kaljenja (Purushothama i ostali, 2003; Tsai i ostali, 2004; Parda i ostali, 2004) može se opisati u 9 sledećih koraka:

- **Korak 1:** Inicijalizacija. Izlazne parametre koje je dala fazi neuro mreža se prihvataju za početno rešenje  $b_0$ . Postavlja se početna temperatura  $T_0$  i brojač iteracija  $r$  na jedan;
- **Korak 2:** Izračunavamo funkcije cilja generacije roditelja  $O_{b_0} = f(b_0)$  gde je  $f(b_0)$  funkcija cilja za jedinku  $b_0$ ;
- **Korak 3:** Mutacija potomstva. U ovom koraku koristimo Gausovi raspodelu:  $b_n = b_0 + N(0, \alpha T_r)$  gde je  $b_0$  roditelj,  $b_n$  potomak,  $\alpha$  je konstanta,  $T_r$  je temperatura koja se dobija na osnovu pravila:  $T_r = C^{r-1} \times T_0$  gde je  $T_0$  početna temperatura,  $r$  je broj iteracija,  $C$  stepen hlađenja,  $0 < C < 1$ ;
- **Korak 4:** Izračunavamo funkciju cilja za potomstvo  $O_{b_n} = f(b_n)$ ;
- **Korak 5:** Odabira se nova generacija. Pre toga se proverava da li su zadovoljeni uslovi za to:
  - a)  $\Delta O = (O_{b_n} - O_{b_0}) < 0$ , prihvata se funkcija  $h(\Delta O, T_r)$ ;
  - b)  $\Delta O = (O_{b_n} - O_{b_0}) > 0$ , koristi se sledeća verovatnoća prihvatanja rešenja
 
$$h(\Delta O, T_r) = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{\Delta O}{T_r}\right)}$$
- **Korak 6:** Izračunava se temperatura. Za svaku temperaturu broj pretraživanja ima standardan broj pretraživanja. Ako je zadovoljen standard ide se na Korak 7, u suprotnom na Korak 3;

- **Korak 7:** Kriterijum zaustavljanja. Ako je temperatura zadovoljila standard prihvatamo resenja i završava se algoritam. U suprotnom ide se na Korak 8.
- **Korak 8:** Smanjuje se temperatura  $T_r$  prema pravilu simuliranog kaljenja.
- **Korak 9:** Povećava se iteracija za jedan  $r = r + 1$  i ide se na Korak 3.

## 2.2. Arima modeli

Box i ostali (2013) razvili su ARIMA metod. Ovaj metod predstavlja jednu od najčešće korišćenih tehnika za modelovanje univarijantnih vremenskih serija. Svaki ARIMA model obuhvata autoregresivni model (AR), model pokretnih sredina (MA) i kombinaciju AR i MA modela, ARMA (Suhartono, 2011). AR model obuhvata vremenski pomerene članove vremenske serije, dok MA model obuhvata pomerene članove šuma ili rezidualne. Preduslov za primenu ARIMA modela je stacionarnost vremenske serije. Prema tome, simbol „I“ (Integrirano) u nazivu ukazuje na to da je diferenciranje prvog reda primenjeno za transformisanje vremenske serije u stacionarnu. Ako vremenska serija poseduje trend, sezonalnost ili kratkoročne korelacije tada je neophodno koristiti Sezonski ARIMA ili SARIMA model. U tom slučaju neophodno je takođe i sezonsko diferenciranje kako bi se sezonska serija načinila stacionarnom. Prema tome, SARIMA model ima četiri komponente:

1. Nesezonsku AR komponentu reda  $p$  i sezonsku AR komponentu reda  $P$  :

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (5)$$

$$\Phi_P(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_P B^{Ps} \quad (6)$$

2. Nesezonsku MA komponentu reda  $q$  i sezonsku MA komponentu reda  $Q$  :

$$\theta_q(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q \quad (7)$$

$$\Theta_Q(B^s) = 1 + \Theta_1 B^s + \Theta_2 B^{2s} + \dots + \Theta_Q B^{Qs} \quad (8)$$

3. Nesezonski operator diferenciranja  $(1 - B)^d$  reda  $d$  koji se koristi za eliminisanje polinomialnih trendova.
4. Sezonski operator diferenciranja  $(1 - B^s)^D$ , reda  $D$  koji se koristi za eliminisanje sezonskih obrazaca.

Analiza i modelovanje SARIMA modela zasniva se na Box-Jenkins metodu koji obuhvata tri koraka (Prista i ostali, 2011):

- Identifikacija modela;
- Estimacija modela;
- Validacija modela.

Identifikacija modela se zasniva na poređenju funkcija autokorelacije (ACF) parcijalne autokorelacije (PACF) sa teorijskim profilima ovih funkcija. Identifikaciju modela karakteriše značajna subjektivnost. U cilju minimiziranja subjektivnosti i poboljšanja procesa određivanja redova ARIMA procesa u radu će biti korišćen neki od

kriterijuma za izbor modela. Najpoznatiji su informacioni kriterijumi kao što je Akaike informacioni kriterijum (AIC) ili Bajesovski informacioni kriterijum (BIC) i normalizovana verzija BIC-a. Svi kriterijumi se zasnivaju na proceni fita nelinearnih modela uzimajući u obzir i broj parametara modela. Sastoje se od prirodnog logaritma greške najmanjih kvadrata i kazne za broj parametara koji su estimovani (Yaffee i McGee, 2000):

$$AIC = T \ln(MSE) + 2k \quad (9)$$

$$BIC = T \ln(MSE) + k \ln(T) \quad (10)$$

$$Normalized\ BIC = \ln(MSE) + k \frac{\ln(T)}{T} \quad (11)$$

Pri čemu  $T$  predstavlja broj opservacija,  $k$  je broj parametara u modelu  $k = p + q + P + Q + 1$   $MSE$  je srednja kvadratna greška. Izlaz koraka identifikacije predstavlja odgovarajuća struktura modela  $(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$ . Estimacija modela zasniva se na fitovanju modela odabranog u prethodnom koraku i određivanje parametara modela. Ovaj korak zasniva se na metodama nelinearnih najmanjih kvadrata i maksimalne verodostojnosti.

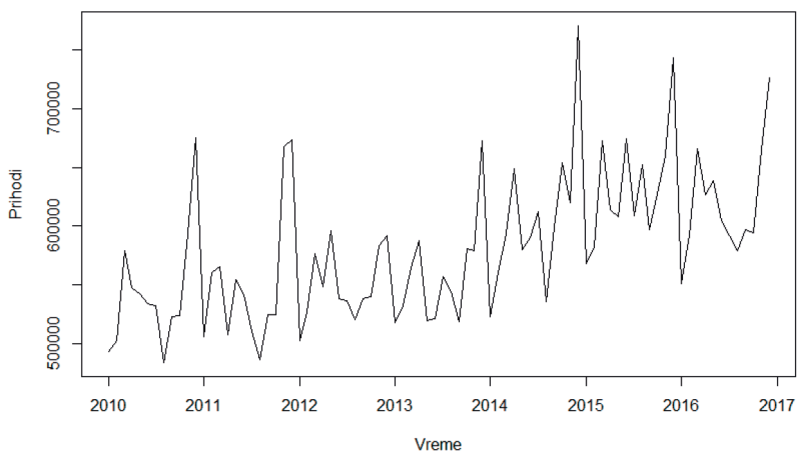
Validacija modela kao poslednji korak Box-Jenkins metodologije obuhvata analizu stacionarnosti, invertibilnosti i redundantnosti u parametrima modela (Milenković i ostali, 2016). Ako su reziduali, kao razlika između aktuelnih vrednosti i onih procenjenih od strane modela, slučajni, model je zadovoljavajući. U suprotnom neophodno je ponoviti process identifikacije i estimacije model i pronaći bolji model.

### 3. Primena i rezultati

Ukupan prihod od poštanskih usluga u Republici Srbiji poslednjih nekoliko godina beleži stalan rast. Javni poštanski operator u ukupno ostvarenom prihodu od poštanskih usluga učestvuje sa više od 60%. Sa druge strane stopa učešća u ukupnom prihodu privatnih operatora konstantno raste i, prema podacima RATEL-a, sa oko 32% koliko je iznosila u 2012. g u 2016. g. dostigla je 40%. Kada je reč o prihodu od univerzalne poštanske usluge on posle trenda rast i dostizanja maksimuma 2015.g beleži stagnaciju poslednjih nekoliko godina.

Prihod od pismonosnih pošiljaka u Republici Srbiji učestvuje u ukupnom prihodu od poštanskih usluga oko 80%. Samim tim nameće se potreba ne samo kontinuiranog praćenja tj. evidentiranja već ostvarenog prihoda već i predviđanje kretanja budućeg prihoda od pismonosnih usluga kao jedne od ključnih determinanti poslovnih performansi.

Vremenska serija sastavljena je od mesečnih opservacija o prihodu od pismonosnih pošiljaka ostvarenom u periodu od Januara 2010. do Decembra 2017. sa ukupno 96 mesečnih opservacija (Slika 1.). Prvih 84 mesečnih opservacija su upotrebljene za obuku, dok je preostalih 12 opservacija, kao test skup, iskorišćeno za verifikaciju prediktivne sposobnosti izabranih modela.



**Slika 3.** Vremenska serija mesečnih opservacija o prihodima od pismonosnih pošiljaka

Vremenska serija pokazuje nestacionarni karakter sa jakim sezonskim obrascem i rastućim trendom. Rastući trend je dokazan i značajnim vrednostima autokorelacije na prvih devet pomaka (0.372, 0.211, 0.297, 0.237, 0.329, 0.384, 0.260, 0.300, 0.257, 0.626, 0.321).

Godišnji pomaci takođe imaju značajne vrednosti (12: 0.626, 24: 0.321). Sezonalnost je dodatno dokazana korišćenjem TBATS funkcije (De Livera i ostali, 2012). ADF (Augmented Dickey Fuller) test takođe daje vrlo visoku p-vrednost (0.3944). Samim tim, u cilju eliminisanja trenda i sezonskog obrasca, razlika na prvom pomaku i sezonskom pomaku je obuhvaćena modelom.

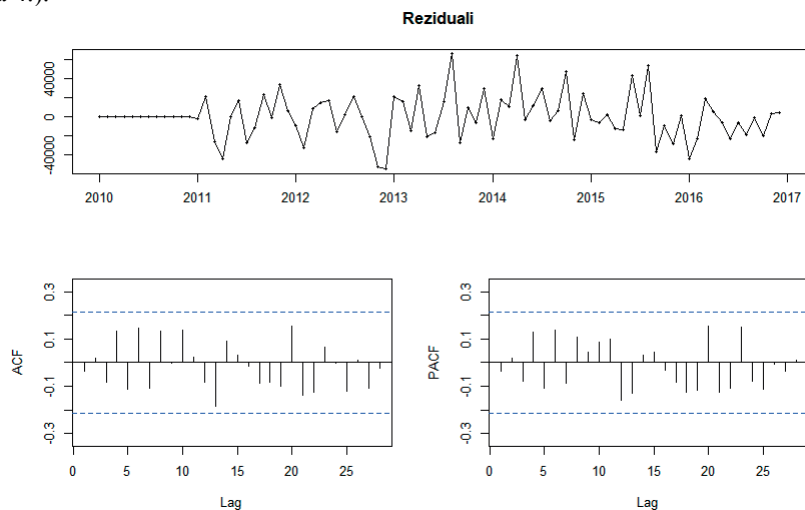
Ljung-Box test dokazuje stacionarnost diferencirane i sezonski diferencirane vremenske serije (p-vrednost =  $1.362e-10$ ). Na osnovu ovih zaključaka  $SARIMA(p,1,q) \times (P,1,Q)_{12}$  je izabrana kao osnovna struktura alternativnih SARIMA modela. Između više alternativnih statističkih modela (Tabela 1.)  $SARIMA(4,1,3) \times (2,1,1)_{12}$  model je izabran kao najpodesniji sa najnižom vrednošću AIC od 1688.04.

**Tabela 1.** Akaike Informacioni Kriterijum (AIC) alternativnih SARIMA modela

Modeli	AIC
$SARIMA(4,1,3) \times (2,1,1)_{12}$	1688.04
$SARIMA(4,1,3) \times (2,1,2)_{12}$	1689.09
$SARIMA(4,1,3) \times (3,1,3)_{12}$	1692.00
$SARIMA(4,1,3) \times (3,1,4)_{12}$	1693.36

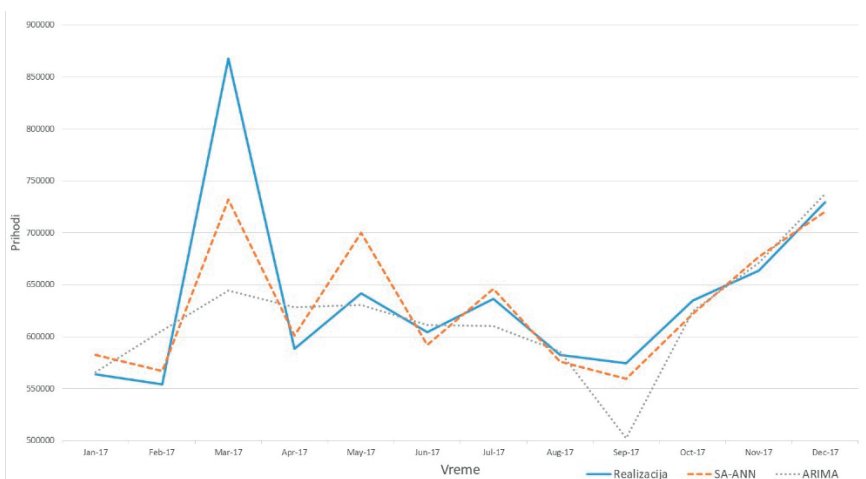
Dijagnostičke provere dokazuju da je izabran odgovarajući SARIMA model. Vremenski plot reziduala pokazuje relativno konstantnu varijaciju tako da se varijansa reziduala se može smatrati konstantnom (Slika 3.). Ljung-Box Q test (P-vrednost= $0.5064 > 0.05$ ) ukazuje na to da reziduali predstavljaju beli šum i samim tim ne

postoji značajna autokorelacija između reziduala u različitim vremenskim pomacima (Slika 4.).



**Slika 4.** Vremenski plot reziduala, funkcije autokorelacije (ACF) i parcijalne autokorelacije (PACF)

Neuronska mreža ima 84 ulaznih čvorova (mesečnih opservacija), dok preostalih 12 opservacija predstavlja čvorove izlaza. Broj čvorova u skrivenom sloju kreće se od 15 sa korakom 8 do 63. Kod simuliranog kaljenja temperatura je postavljena na 500. Arhitektura fazi neuronske mreže koja je dala najmanju grešku je sa 39 čvorova u skrivenom sloju. Obe tehnike su primenjene za proračun predviđenih vrednosti prihoda od pismonosnih pošiljaka za test period od Januara 2017. do Decembra 2017. Naredna slika pokazuje aktuelne opservacije i predikcije generisane od strane predloženih modela.



**Slika 5.** Prihodi od pismonosnih pošiljaka – Performanse fitovanja SA-ANN i SARIMA modela



U cilju testiranja performansi prognoziranja izabrane su srednja kvadratna greška (Mean Average Error – MAE) srednja apsolutna procenutalna greška (Mean Average Percent Error -MAPE) i koren srednje kvadratne greške (Root mean Squared Error – RMSE):

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_t)}{n} \quad (12)$$

$$MAPE = \frac{100 \sum_{t=1}^n \left| 1 - \frac{\bar{Y}_t}{Y_t} \right|}{n} \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_t)^2}{n}} \quad (14)$$

Gde su  $Y_t$  and  $\bar{Y}_t$  aktuelne i predikovane vrednosti vremenske serije u periodu  $t$ .

Tabela 2. sadrži poređenje prediktivne sposobnosti predloženih metoda za razmotrenu vremensku seriju. Vrednosti MAE, MAPE, i RMSE ukazuju na to da ARIMA model pokazuje znatno niži nivo performansi u odnosu na SA-ANN.

**Tabela 2.** Performanse predloženih metoda za prognoziranje prihoda od pismonosnih pošiljaka

	Prihod od pismonosnih pošiljaka		
	MAE	MAPE	RMSE
SA-ANN	5525	3.76	44197.33
ARIMA	34987.69	4.89	68433.42

#### 4. Zaključak

U ovom radu predložena je hibridna metodologija zasnovana na metaheuristici za dizajn optimalne ANN arhitekture za modelovanje prihoda od pismonosnih pošiljaka u JP „Pošta Srbije“. Predloženi pristup kombinuje neuronske mreže i simulirano kaljenje za razvoj arhitekture neuronske mreže. Performanse predloženog SA-ANN metoda su poređene sa tradicionalnim ARIMA tehnikom. Predloženi neparаметarski metod pokazuje značajno bolje prediktivne performanse u odnosu na ARIMA tehniku. Kako su prihodi od pismonosnih pošiljaka pod uticajem većeg broja neizvesnih faktora, buduća istraživanja biće usmerena na razvoj složenih viševarijantnih alata tehnika zasnovanih na veštačkoj inteligenciji.

Ovaj rad je rezultat istraživanja na projektu III 044006 "Razvoj novih informaciono - komunikacionih tehnologija, korišćenjem naprednih matematičkih metoda, sa primenama u medicini, energetici, telekomunikacijama, e-upravi i zaštiti nacionalne baštine" i projektu TR 36022 "Upravljanje kritičnom infrastrukturom za održivi razvoj u poštanskom, komunikacionom i železničkom sektoru Republike Srbije" koje finansira Ministarstvo prosvete, nauke i tehnološkog razvoja Republike Srbije

## Literatura

- [1] Box, G.E., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C., "Time Series Analysis, Forecasting and Control", New Jersey, John Wiley and Sons, 2008.
- [2] Chaytoniuk, W., Chen, M.S., "Very short-term load forecasting using artificial networks", IEEE Trans. Power Syst., 15, pp. 263–268, 2000.
- [3] De Livera, A.M., Hyndman R.J., Snyder R.D., Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing, Journal of the American Statistical Association, 106(496), pp. 1513-1527, 2011.
- [4] Milenković, M., Bojović, N., "Railway Demand Forecasting", In: Rai, U. ed. Handbook of Research on Emerging Innovations in Rail Transportation Engineering. USA: IGI Global, pp. 100-129, 2016.
- [5] Parda, V., Ferland, J.A., Arias, M., Daniels, K., "Optimization of electrical distribution feeders using simulated annealing", IEEE Trans. Power Del., 19(3), pp. 1135–1141, 2004.
- [6] Prista, N., Diawara, N., Jose Costa, M., Jones, C. "Use of SARIMA models to assess data poor fisheries: a case study with a sciaenid fishery off Portugal, Fishery Bulletin 109(2), pp. 170-185, 2011.
- [7] Purushothama, G. K., Jenkins, L., "Simulated annealing with local search—A hybrid algorithm for unit commitment", IEEE Trans. Power Syst., vol. 18, no. 1, pp. 273–278, Feb. 2003.
- [8] Tsai, J.T., Liu, T.K., Chou, J.H., "Hybrid Taguchi-genetic algorithm for global numerical optimization", IEEE Trans. Evol. Comput. 8(4), pp. 365–377, 2004.
- [9] Wang, J.S., Lee, C.S.G., "Self-adaptive neuro-fuzzy inference systems for classification applications", IEEE Trans. Fuzzy Syst., 10(6), pp. 790–802, 2002.
- [10] Yaffee, R.A., McGee, M., "Introduction to time series analysis and forecasting: With applications in SAS and SPSS", Academic Press, USA, 2000.

**Abstract:** *Postal operators try their best to increase their revenue via different measures one of which is to set a target amount of revenue. Since an accurate forecast of revenues has an important role in target revenue setting, in this paper a method of artificial neural networks based on metaheuristic is developed for forecasting of revenues from letterheads in PE Post of Serbia. By applying some of the relevant criteria for performance evaluation a comparison with traditional ARIMA techniques has been made. Based on obtained data, we derived a conclusion that method of artificial neural networks significantly outperforms traditional ARIMA method and represents better choice for forecasting the revenues from letterheads in PE Post of Serbia.*

**Ključne reči:** *fuzzy neural networks, simulated annealing, ARIMA, letterheads*

## NEURAL NETWORKS BASED ON METAHEURISTICS FOR FORECASTING THE REVENUE OF POSTAL SERVICES

Nikola Knežević, Nataša Milosavljević, Miloš Milenković, Nebojša Bojović