

Menadžment avio preduze a: Odre ivanje potrebnog broja zaposlenih u avio-kompaniji primenom alata vešta ke inteligencije

DRAGAN M. PETROVI Direkcija za civilno vazduhoplovstvo Bosne i Hercegovine

Stru ni rad

Banja Luka, Bosna i Hercegovina

UDC:658.8:656.7]:005

MIRJANA A. PUHARIC, Univerzitet u Beogradu,

DOI: 10.5937/tehnika1506039P

Tehnološko metalurški fakultet, Inovacioni centar, Beograd

TOMISLAV Ž. JOVANOVI , Institut „Kirilo Savi “, Beograd

U radu je prikazan model za preliminarno utvr ivanje broja zaposlenih u aviokompaniji upotrebom alata vešta ke inteligencije. Pretpostavljeno je da se alati vešta ke inteligencije mogu primenjivati i kod složenih zadataka kao što je definisanje broja zaposlenih u aviokompaniji. Rezultati koji su dobijeni mogu se koristiti za planiranje broja zaposlenih, tj. planiranje potrebnih nov anih ulaganja u ljudske resurse, a tako e mogu biti upotrebljivi za preliminarnu analizu u aviokompanijama koje odlu uju da vrše prestrukturiranje ili planiraju pove anje/smanjenje broja operacija. Rezultati su upore eni sa rezultatima dobijenim regresionom analizom.

Ključne reči: alati vešta ke inteligencije, avion, menadžment avio kompanije, ljudski resursi, analiza

1. UVOD

Upravljanje i planiranje ljudskim resursima je jedan od ključnih problema sa kojima se susreće svaka kompanija ili preduzeće bez obzira da li se bavi proizvodnjom, pružanjem usluga ili i jednim i drugim. Definisanje potrebnog broja zaposlenih je kompleksan problem koji zavisi od mnogo faktora, zato je neophodno dobro poznavanje grane privrede u kojoj određeno preduzeće posluje, kompletnog procesa poslovanja, tehnologije i tehnike poslovanja, zatim infrastrukture koja podrazumjeva tehnička sredstva, objekte i operativnu organizaciju poslovanja.

Data Mining je proces pronalaženja, veza, pravila i zakonitosti u skupu podataka. Data Mining se može koristiti za stvaranje prediktivnih modela, pronalaženje značajnih faktora u skupovima podataka, definisanje baze pravila za ekspertne sisteme. Data Mining označava automatizovani analitički proces oblikovan za efektivno i efikasno istraživanje u velikim bazama podataka sa ciljem otkrivanja, validacije i crpljenja vrednih, skrivenih informacija koje se tiču do tada nepoznatih činjenica, slučajeva i modela. Neke od osnovnih tehnika i metoda Data Mining-a baza podataka su:

- Neuronske mreže
- Fuzzy logika
- Statistički metodi
- Genetski algoritmi
- Genetsko programiranje

Pošto nagli rast količine podataka u mnogim oblastima pretekovog delovanja prevazilazi mogućnost obrade klasičnim sredstvima obrađuje i analizira tako veliki broj podataka nastala je potreba za tehnikama automatske analize podataka, a upravo na novu generaciju takvih tehnika i sredstava analize je usredsređeno pro-avanje u oblasti otkrivanja znanja u velikim bazama podataka.

U [7], [8], [9], [10], [13] i [16] prikazana je primena genetskog programiranja i NM u različitim oblastima vazduhoplovstva od projektovanja vazduhoplova, preko upravljanja do finansijskih pokazatelja. Ovaj rad je logičan nastavak tih istraživanja.

2. VEŠTA KE NEURONSKE MREŽE

Postoje dve kategorije neuronskih mreža: veštačke i biološke neuronske mreže [2] i [4]. 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

Adresa autora: Dragan Petrović, Direkcija za civilno vazduhoplovstvo Bosne i Hercegovine, Banja Luka, Vojvode Pere Kreće bb, Bosna i Hercegovina

Rad primljen: 01.09.2015.

Rad prihvaćen: 24.11.2015.

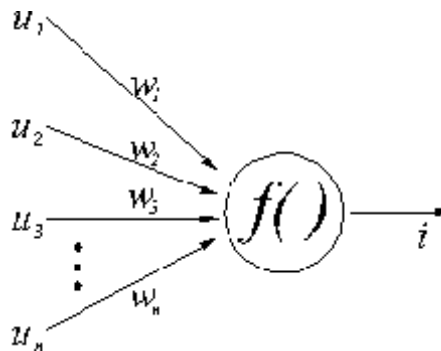
tradicionalnim pristupom teško rešavaju, kao što su govor i prepoznavanje oblika. Jedna od važnijih osobina neuronskih mreža je njihova sposobnost da u e na ograni enom skupu primera. U ovom radu, kada se govori o neuronskim mrežama, misli se prvenstveno na “vešta ke neuronske mreže” (engleski termin Artificial Neural Networks skraćeno ANN), zbog toga što se uglavnom govori o modelima neuronskih mreža (skraćeno NM), realizovanim na računarima. NM predstavljaju sistem sastavljen od veoma velikog broja jednostavnih elemenata za obradu podataka. Ovakvi sistemi su sposobni za prikupljanje, memorisanje i korištenje eksperimentalnog znanja. Ne postoji jedinstvena definicija NM.

Međutim, NM bi mogle biti definisane na sledeći način: Neuronska mreža je sistem sastavljen od više jednostavnih procesora (jedinica, neurona), svaki od njih ima lokalnu memoriju u kojoj pamti podatke koje obrađuje. Te jedinice su povezane komunikacionim kanalima (vezama). Podaci koji se ovim kanalima razmenjuju su obično numerički. Jedinice obrađuju samo svoje lokalne podatke i ulaze koje primaju preko konekcije.

Ograničenja lokalnih operatora se mogu otkloniti tokom treninga. NM su kolekcija matematičkih modela koji simuliraju neke od posmatranih osobina bioloških nervnih sistema i povlače sličnosti sa prilagodljivim biološkim sistemom. Sadržane su od velikog broja međusobno povezanih neurona (obrađuju ih elementi) koji su, slično biološkim neuronima, povezani svojim vezama koje sadrže propusne (težinske) koeficijente, koje su po ulozima sinapsama. U NM se kod bioloških sistema obavlja putem regulisanja sinaptičkih veza koje povezuju aksoni i dendrite neurona. U NM tipični događaji putem primera se ostvaruju preko treninga ili otkrića do tačnih setova podataka ulaza-izlaza koji treniraju algoritam ponavljanjem podešavaju i propusne (težinske) koeficijente veza (sinapse). Ove veze memorišu znanje neophodno za rešavanje specifičnih problema. Većina NM ima neku vrstu pravila za “obučavanje”, čime se koeficijenti veza između neurona podešavaju na osnovu ulaznih podataka.

Drugi rešenje ima, NM “uču” preko primera (kao što deca uču da prepoznaju konkretan predmet, objekat, proces ili pojavu preko odgovarajućih primera) i poseduju sposobnost za generalizaciju posle treninga podataka. Veštački neuroni (slika 1), kao i biološki, imaju jednostavnu strukturu i imaju slične funkcije kao i biološki neuroni. Telo neurona se naziva ćelija ili jedinica (unit).

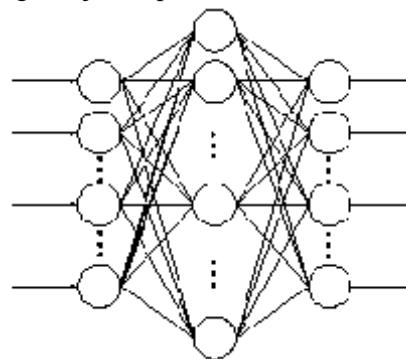
Arhitekturu NM predstavlja specifično uređenje i povezivanje neurona u obliku mreže. Po arhitekturi, NM se razlikuju prema broju neuronskih slojeva.



Slika 1 - $u_{1..n}$ – ulazni podaci $w_{1..n}$ – težinski koeficijenti $f()$ – aktivaciona funkcija i – izlazni podatak

Obično svaki sloj prima ulaze iz prethodnog sloja, a svoje izlaze šalje narednom sloju (slika 2). Prvi sloj se naziva ulazni, poslednji je izlazni, ostali slojevi se obično nazivaju skrivenim slojevima. Jedna od najčešćih arhitektura NM je mreža sa tri sloja. Prvi sloj (ulazni) je jedini sloj koji prima signale iz okruženja. Prvi sloj prenosi signale sledećem sloju (skriveni sloj) koji obrađuje ove podatke i izdvađa osobine i šeme iz primljenih signala. Podaci koji se smatraju važnim se upućuju izlaznom sloju, poslednjem sloju mreže. Na izlazima neurona trećeg sloja se dobijaju konačni rezultati obrade. Složenije NM mogu imati više skrivenih slojeva, povratne petlje i elemente za odlaganje vremena, koji su dizajnirani da omoguće što efikasnije odvajanje važnih osobina ili šema sa ulaznog nivoa.

Učenje NM se svodi na učenje iz primera kojih bi trebalo da bude što više da bi mreža mogla da se ponaša preciznije u kasnijoj eksploataciji. Proces učenja dovodi do korigovanja sinaptičkih težina.



Slika 2 – Arhitektura NM sa 3 sloja

Kada uzorci koji se predstavljaju mreži ne dovode više do promene ovih koeficijenata, smatra se da je mreža obučena. Postoji veliki broj različitih realizacija NM, a samim tim postoji i mnogo podela. NM se mogu klasifikovati prema:

- broju slojeva,
- vrsti veza između neurona,
- vrsti obučavanja neuronskih mreža,
- prema smeru prostiranja informacija,
- prema vrsti podataka.

Postoji veliki broj različitih tipova NM. Jedna od najopštijih podela NM je prema broju slojeva. Mreže mogu podeliti na jednoslojne i višeslojne. Danas se uglavnom izuavaju i primenjuju višeslojne NM koje pored ulaznih i izlaznih slojeva sadrže neurone na srednjim (skrivenim) slojevima.

3. GENETSKO PROGRAMIRANJE

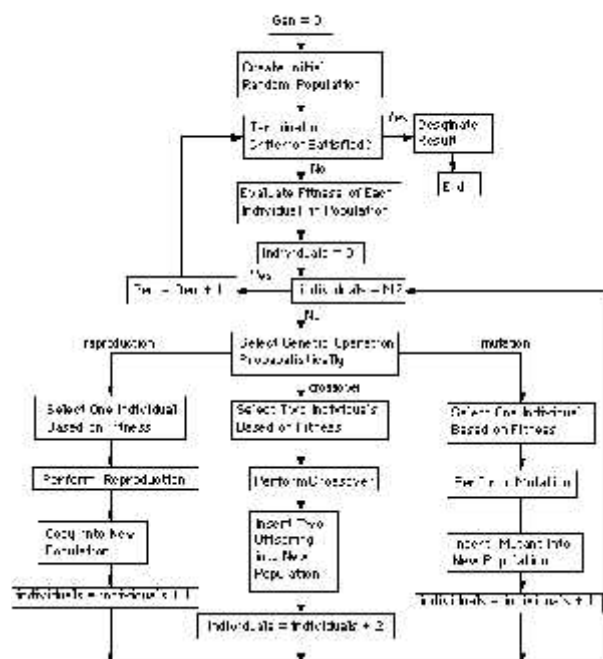
Genetski algoritmi (genetic algorithms) predstavljaju tehniku stohastičkog pretraživanja zasnovanu na analogiji sa prirodnim procesima [5]. Osnovu genetskog algoritma čini analogija sa procesom evolucije u prirodi [1]. Genetski algoritmi rade sa populacijom individua koje se često nazivaju stringovi ili hromozomi [3]. U praktičnoj primeni svaki string (hromozom) predstavlja jedno rešenje konkretnog problema.

Svaki string se sastoji od konačnog broja elemenata koji se nazivaju genima. Geni su u stvari promenljive veličine razmatranog problema. Geni mogu uzimati vrednosti iz nekog konačnog skupa vrednosti koji se naziva alfabet. Proces nalaženja rešenja primenom genetskog algoritma sastoji se iz više etapa evolucije. U okviru svake etape formira se jedna generacija rešenja. Iz jedne generacije u sledeću se prelazi tako što se na rešenja koja ovu generaciju čine primene genetski operatori. Da bi se formirala populacija rešenja naredne generacije, neophodno je nad predhodnom generacijom primeniti tri genetska operatora: reprodukciju, ukrštanje i mutaciju.

Genetsko programiranje je grana genetskih algoritama [12] i [14]. Glavna razlika između genetskog programiranja i genetskih algoritama je predstavljanje rešenja. Genetsko programiranje generiše računarski program kao rešenje u nekom od programerskih jezika, dok genetski algoritmi rešenje daju u obliku niza brojeva. Genetsko programiranje koristi četiri koraka da reši posmatrani problem [3]:

- 1) generisanje inicijalne populacije kompozicija funkcija koje su na slučajna sastavljene i računarskih programa
- 2) izvršava svaki program u populaciji i utvrđuje njegov fitness prema tome koliko dobro rešava problem
- 3) stvara novu populaciju programa
 - kopira najbolji postojeći program
 - stvara nove programe mutacijama
 - stvara nove programe ukrštanjem (seksualna reprodukcija)
- 4) najbolji računarski program koji se pojavi u bilo kojoj generaciji, najbolje rešenje do tog momenta, je rezultat genetskog programiranja.

Algoritam genetskog programiranja je predstavljen na slici 3.



Slika 3 – Algoritam genetskog programiranja

4. DEFINISANJE I IZBOR ULAZNIH PARAMETARA

Kao što je već pomenuto cilj ovog rada je da se prona u određenoj zavisnosti između veličina koje su vezane za utvrđivanje broja zaposlenih i veličina koje su pokazatelji kapaciteta usluga aviokompanije. Osim toga utvrdiće se da li je pretpostavka da se primenom alata veštačke inteligencije može doći do kvalitetnih i upotrebljivih rezultata, koji bi se mogli primeniti u planiranju potrebnog broja zaposlenih.

Pošto je u ovom radu akcenat na broju zaposlenih u aviokompaniji, neophodno je da i veličine koje su pokazatelji kapaciteta i mogu nositi avioprevozioca da pruži usluge budu u logičkoj vezi sa brojem zaposlenih, tj. da broj zaposlenih zavisi od tih veličina. Dva parametra koji se mogu dovesti u vezu sa brojem zaposlenih su:

- broj aviona u floti i
- broj raspoloživih sedišta-kilometara.

Broj aviona u floti je pokazatelj kapaciteta i mogu nositi avioprevozioca da pruži svoje usluge, međutim on sam nije dovoljan da se iskaže ukupni kapacitet flote avioprevozioca.

Broj aviona u floti direktno utiče na definisanje dela od ukupnog broja zaposlenih koji se odnosi na ukupni broj članova posada i tehničko osoblje. Ovaj deo zaposlenih je u direktnoj proporciji sa brojem aviona, jer svaka aviokompanija definiše broj posada koje se rotiraju na određenom avionu, sa druge strane jednu letaku posadu čine dva člana (pilot i kopilot).

Tako je svaki avion ima jasno definisan broj letova i brojevi kabinskog osoblja itd.

Broj raspoloživih sedišta-kilometara je relativni parametar koji jasno definiše kapacitet i mogući nosivi teret avio prevoznika da izvrši usluge prevoza putnika sa veći definisanom flotom (broj aviona u floti, konfiguracije putničkih kabina itd.) na unapred utvrđenoj mreži linija. Pretpostavka u ovom radu je da su broj aviona u floti i broj raspoloživih sedišta-kilometara u direktnoj

vezi sa brojem zaposlenih u aviokompaniji. Upotrebljeni podaci 29 različitih aviokompanija su preuzeti iz njihovih godišnjih izveštaja za 2012. godinu. Ti podaci su dati u tabeli 1, gde su:

- Fleet (No) - broj aviona u floti
- AsK (000) - broj raspoloživih sedišta-kilometara u hiljadama i
- NoE - broj zaposlenih

Tabela 1. Ulazni podaci

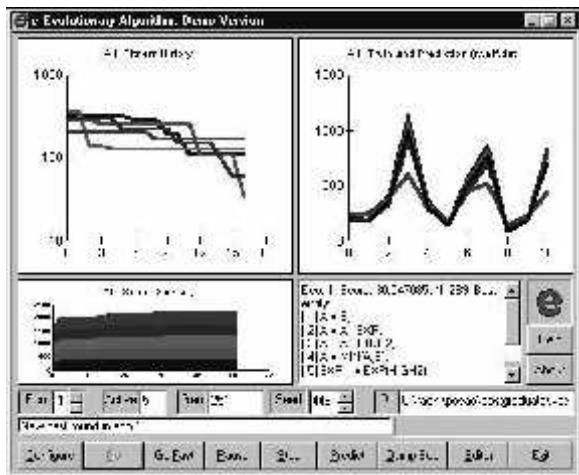
Aviokompanija	Fleet (No)	AsK (000)	NoE (No)
Aeroflot	128	64880000	16418
Air Canada	351	124582188	24000
Air China	461	161382140	25269
ANA	226	56756000	32884
Austrian	74	23154000	6236
Avianca	147	36545000	18000
British Airways	273	158247000	43213
Cathay Pacific	138	129595000	21986
Croatia Airlines	13	2086000	1128
Delta	717	426728580	73561
Easy Jet	214	72182000	8446
El Al	24	20905000	5575
Emirates	169	200687000	33634
Ethiopian Airlines	48	22394000	6559
JAL	216	81189000	30882
Kenya Airways	34	13875000	4834
KLM	203	100727000	31189
Latam Airlines	311	31621000	22489
Lufthansa	627	259861000	116957
RyanAir	294	131750724	8438
SAS	184	36126000	14897
Singapore Airlines	100	113409700	13893
South African Airways	60	32423000	11044
TAP	71	35451000	7476
Thai Airways	101	79231000	25323
Turkish Airlines	202	96124000	15857
US Airways	433	163763100	30170
Virgin	94	39800000	8367
WestJet	100	40862528	7742

5. UPOTREBLJENI SOFTWARE-I I DOBIJENI REZULTATI

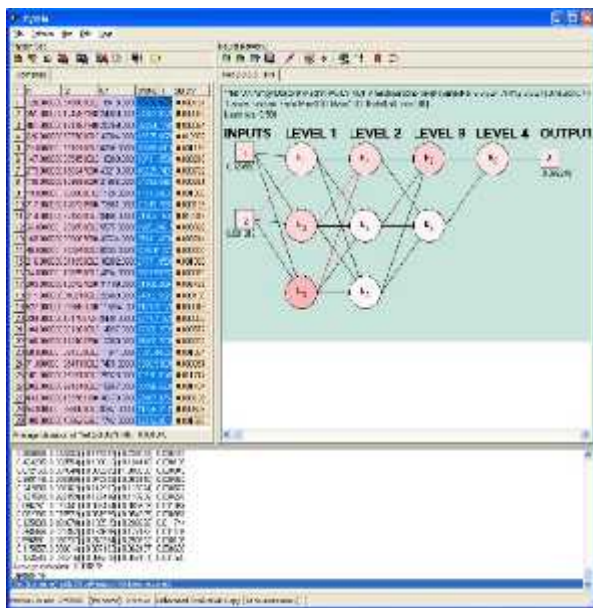
Za regresionu analizu korišteni su profesionalni software-ski alati DataFit version 8.1.69 i CurveExpert version 1.4, dok je za genetsko programiranje korišten Evolutionary Algorithm Program version 1.3 [15], a za NM Pythia – The Neural Network Designer version

1.02 [11]. Software-i DataFit i CurveExpert su upotrebljeni zato što se radi o profesionalnim alatima koja je validacija urađena u odnosu na StRD (Statistical Reference Datasets Project) Nacionalnog instituta za standarde i tehnologiju (National Institute of Standards and Technology, U.S. Department of Commerce) [6]. Software za genetsko programiranje je Evolutionary

Algorithm Program je korišten jer su rezultati u enja predstavljeni pseudokodom i jednostavni su za dalju primjenu. Pythia – The Neural Network Designer je korišten zbog praktične grafike reprezentacije rezultata. Programski paketi za genetsko programiranje i NM nisu „user-friendly” i za njihovo korištenje je potrebno prethodno znanje iz navedenih oblasti. Interface ovih paketa su prikazani na slikama 4. i 5.



Slika 4 – Interface programskog paketa e

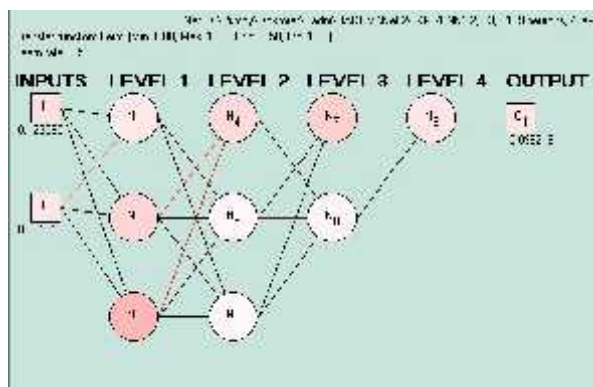


Slika 5 – Interface programskog paketa Pythia

Rezultat u enja dobijen genetskim programiranjem je slijedeći i pseudokod:

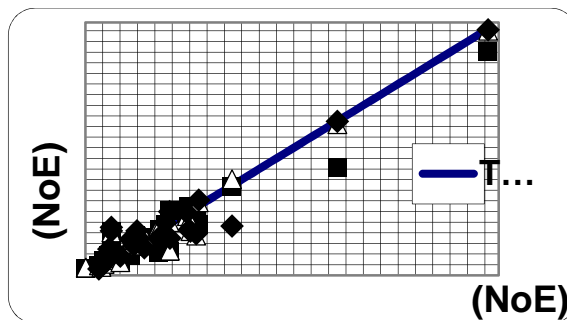
- [1] NoE = LOW1;
- [2] NoE = NoE * 6.21155;
- [3] NoE = NoE * 3.18256;
- [4] NoE = NoE * 3.18256;
- [5] NoE = NoE + (-1);
- [6] NoE = NoE + F;
- [7] TEMP2 = NoE;
- [8] COS = cos(TEMP2);
- [9] NoE = NoE * (-1);

- [10] NoE = NoE * LOW1;
- [11] NoE = NoE * COS;
- [12] NoE = MAX(NoE,9.81);
- [13] NoE = NoE - 61.2159;
- [14] NoE = NoE * 2.71828;
- [15] NoE = NoE - 61.2159;
- [16] NoE = NoE - 61.2159;
- [17] NoE = NoE - 61.2159;
- [18] NoE = NoE - 61.2159;
- [19] NoE = NoE / F;
- [20] NoE = NoE * 6.21155;
- [21] NoE = NoE + 3.14159;
- [22] NoE = NoE + COS;
- [23] NoE = NoE * 3.18256;
- [24] NoE = NoE + HIGH2;
- [25] NoE = NoE - 61.2159;
- [26] NoE = NoE * COS;
- [27] NoE = NoE + LOW1;
- [28] NoE = MAX(NoE,61.2159);
- [29] NoE = NoE + (-1);
- [30] NoE = NoE - 3.18256;
- [31] NoE = NoE + LOW1;
- [32] NoE = NoE * 61.2159;



Slika 6 – Struktura rezultujuće NM

Na slici 6. vidimo da se NM sastoji od ulaznog, 3 skrivena i izlaznog sloja, tj. ukupno 12 neurona. Pokazalo se da veći broj neurona od 12 u NM ne utiče na krajnje rezultate analize i da u enjima NM sa većim brojem neurona ne daje značajna poboljšanja u odnosu na rezultate dobijene u enjima mreže od 12 neurona.



Slika 7 – Rasipanje dobijenih rezultata

Na slici 7. je prikazano rasipanje dobijenih podataka u odnosu na stvarne podatke.

Sa dijagrama se može uočiti da rezultati dobijeni NM imaju najbolje poklapanje sa stvarnim podacima.

U Tabeli 2. su dati rezultati dobijeni primjenom genetskog programiranja, NM i regresione analize.

Tabela 2. Rezultati dobijeni primenom genetskog programiranja

Inputs		Truth	GP	NM	Reg
Fleet (No)	AsK (000)	NoE	NoE	NoE	NoE
128	64880000	16418	16421	15128	18488
351	124582188	24000	24978	24983	25843
461	161382140	25269	31712	26195	31116
226	56756000	32884	29855	19735	20722
74	23154000	6236	8021	10188	8123
147	36545000	18000	18950	19711	14074
273	158247000	43213	42730	46326	24354
138	129595000	21986	11939	24094	18571
13	2086000	1128	4287	4791	371
717	426728580	73561	51727	72250	73561
214	72182000	8446	16592	21302	22006
24	20905000	5575	4961	4985	5827
169	200687000	33634	25002	35442	36572
48	22394000	6559	6430	6599	7044
216	81189000	30882	33489	27171	22512
34	13875000	4834	5573	5802	4194
203	100727000	31189	28054	21906	21941
311	31621000	22489	22530	24064	18319
627	259861000	116957	106200	116179	116685
294	131750724	8438	21489	9271	23739
184	36126000	14897	14755	17680	15209
100	113409700	13893	10665	15889	17948
60	32423000	11044	7164	7319	10139
71	35451000	7476	7838	8307	11268
101	79231000	25323	12107	12771	18606
202	96124000	15857	15857	20197	22045
433	163763100	30170	29998	28968	30603
94	39800000	8367	9246	11226	13072
100	40862528	7742	10665	12273	13514

U tabeli 3. su prikazani koeficijenti korelacije (R) i standardne greške (S) dobijeni regresionom analizom (Reg), genetskim programiranjem (GP) i primenom veštačkih neuronskih mreža (NM).

Tabela 3. Korelacija i standardna greška rezultata

		GP	NM	Reg
NoE	R	0.9644	0.976	0.9552
	S	5412.28	5035.67	6748.71

Može se primetiti da su rezultati dobijeni primenom NM i genetskim programiranjem bolji, tj. koeficijenti korelacije su veći nego kod rezultata dobijenih regresionom analizom. Ovakvi rezultati potvrđuju da

zavisnost između parametara postoji i da je ona značajna.

6. ZAKLJUČAK

Na osnovu rezultata dobijenih primenom NM i genetskog programiranja može se zaključiti da ima osnovna pretpostavka da se alat veštačke inteligencije mogu primenjavati i kod složenih zadataka kao što je upravljanje i planiranje ljudskih resursa u aviokompanijama. Rezultati koji su dobijeni mogu se koristiti za planiranje broja zaposlenih, tj. planiranje potrebnih novih ulaganja u ljudske resurse, a takođe mogu biti upotrebljivi za preliminarnu analizu u aviokompanijama koje odlučuju da vrše prestrukturiranje ili planiraju

pove anje/smanjenje broja operacija. S obzirom da avikompanije redovno objavljuju godišnje izveštaje o poslovanju u prethodnoj godini, menadžment može da vrši analizu i pore enje ostvarenih rezultata sa rezultatima koje su ostvarile aviokompanije sa sli nom flotom i mrežom na kojoj pružaju uslugu prevoza putnika. Korištenjem NM i genetskog programiranja u toj analizi može se do i do me uzavisnosti koje nisu o igledne na prvi pogled. Ovo naro ito u uslovima jake konkurencije i razli itih modela poslovanja.

Za kvalitetne rezultate, odnosno za dobro obuvanje NM i genetskih algoritama neophodan je kvalitetan i veliki izvor podataka. Osim toga potrebno je dobro poznavanje teorijskih i prakti nih zavisnosti ulaznih i izlaznih parametara, jer se time veoma skra uje vreme obrade podataka i izbegava kretanje u mestu zbog eventualne slabe povezanosti nekih parametara ili ak njihove nepovezanosti. Tako e se pokazalo da NM i genetsko programiranje daju bolje rezultate od klasi nih modela koji su zasnovani na statisti koj i regresionoj analizi. Pravi kvalitet dobijenih rezultata bi se pokazao sa ve im brojem obra enih podataka.

7. ZAHVALNOST

Ovaj rad je rezultat istraživanja realizovan u okviru projekata TR-34028 i TR-35045, Ministarstva za prosvetu i nauku RS. Zahvaljujemo se Ministarstvu za prosvetu i nauku Republike Srbije i PD TE - KO Kostolac, za finansijsku podršku u okviru projekta TR-34028.

LITERATURA

- [1] A. Ghorbany and M.B. Malaek, Airplane Conceptual Design Based on Genetic Algorithm, *Mechanical & Aerospace Engineering Journal*, Vol. 1, No. 1, August 2005.
- [2] Carsten Peterson and Thorsteinn Rögnvaldsson, An introduction to artificial neural networks, *Proc. 1991 CERN Summer School of Computing*, CERN Yellow Report 92-02, 113-170, 1992.
- [3] Daniel Delahaye, Clément Peyronne, Marcel Mongeau, Stéphane Puechmorel, Aircraft Conict Resolution by Genetic Algorithm and B-Spline Approximation, *EIWAC 2010, 2nd ENRI International Workshop on ATM/CNS*, Tokyo, Japan, November 2010.
- [4] David Kriesel, A Brief Introduction to Neural Networks, 2007, available at <http://www.dkriesel.com>
- [5] Michael Buonanno and Dimitri Mavris, A Method for Aircraft Concept Selection Using Multicriteria Interactive Genetic Algorithms, *Aerospace Systems Design Laboratory*, Georgia Institute of Technology, Final report for GSRP Grant NGT-1-02006, June 2005.
- [6] StRD (Statistical Reference Datasets Project), National Institute of Standards and Technology, U.S. Department of Commerce, available at <http://www.itl.nist.gov/div898/strd/index.html>
- [7] Petrovi Dragan, i Miroslavljevi Petar, Odre ivanje geometrijskih parametara transportnog aviona alatima genetskog programiranja, *XXVII Jugoslovenski simpozijum o operacionim istraživanjima SYM-OP-IS 2000*, Vrnja ka Banja, 10-13. oktobar 2000.
- [8] Petrovi Dragan, Odre ivanje brzine stalling-a transportnog aviona primenom vešta kih neuronskih mreža, *XXVIII Jugoslovenski simpozijum o operacionim istraživanjima SYM-OP-IS 2001*, Beograd, 02-05. oktobar 2001.
- [9] Petrovi Dragan, Preliminarno definisanje letnotehni kih karakteristika transportnog aviona sa turbomlaznom pogonskom grupom uz primenu alata genetskog programiranja, *Magistarski rad*, Saobraajni Fakultet, Univerzitet u Beogradu, Beograd, 2001.
- [10] Puhari Mirjana, Lu anin Vojkan, i Petrovi Dragan, Projektovanje i održavanje tehni kih sistema sa osvrtom na održavanje šinskih vozila i vazduhoplova, *monografija*, Institut Goša, Beograd, 2013.
- [11] Pythia – The Neural Network Designer, Version 1.02, Runtime Software, 2000.
- [12] Riccardo Poli, William B. Langdon, and Nicholas F. McPhee, A field guide to genetic programming, Published via <http://lulu.com> and freely available at <http://www.gp-field-guide.org.uk>, 2008. (With contributions by John R. Koza)
- [13] Soumitra Paul, Kunal Kapoor, Devashish Jasani, Rachit Dudhwewala, Vijay Bore Gowda and T. R. Gopalakrishnan Nair, Application of Artificial Neural Networks in Aircraft Maintenance, Repair and Overhaul Solutions, *International Conference on, Total Engineering, Analysis & Manufacturing Technologies - Team Tech 2 (Team Tech 2008)*, Bangalore, India, 22. To 24. September 2008.
- [14] Una-May O'Reilly and Franz Oppacher, An Experimental Perspective on Genetic Programming, *Parallel Problem Solving from Nature II*, Brussels, Belgium, October, 1992.
- [15] "User's Manual, e Evolutionary Algorithm Program for MS-DOS, Windows 3.1, Windows 95, Windows NT, UNIX, and OS/2 Operating Systems", System Dynamics International, Inc., V980303, 1998

[16] Zhixian Yanga, Guobin Yangb, Optimization of Aircraft Maintenance plan based on Genetic Algorithm, International Conference on Medical Physics and

Biomedical Engineering, 2012, Available online at www.sciencedirect.com

SUMMARY

AIRLINE COMPANY MANAGEMENT: “DEFINING OF NECESSARY NUMBER OF EMPLOYEES IN AIRLINE BY USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TOOLS”

In this paper the model for preliminary estimation of number of employees in airline by using of artificial intelligence tools. It is assumed that the tools of artificial intelligence can be applied even for complex tasks such as defining the number of employees in the airline. The results obtained can be used for planning the number of employees, ie. planning the necessary financial investments in human resources, and may also be useful for a preliminary analysis of the airlines that choose to do restructuring or plan to increase/decrease the number of operations. Results were compared with those obtained by regression analysis..

Key words: *artificial intelligence tools, aircraft, airline company management, human resources, analysis*