**Analiza vremenskih serija neuronskim mrežama i predviđanje krize**

**Zita Bošnjak,** Ekonomski fakultet Subotica

**Olivera Grljević,** Ekonomski fakultet Subotica

**Apstrakt:** Polazeći od poimanja krize kao prelomne tačke ili tačke preokreta u vremenu posmatranja određene pojave, u radu se ukazuje na mogućnosti inteligentnih metoda analize podataka neuronskim mrežama u predviđanju nastanka krize i mogućih posledica. Pri tome se u fokus istraživanja stavlja ekonomsko-finansijska kriza, a neuronske mreže se koriste za predviđanje vremenskih serija.

Analizom istorijskih podataka o poslovanju preduzeća, inteligentnim metodama, može se izgraditi prediktivni model, sa ciljem da se uoči bazična struktura podataka i na osnovu nje predvidi buduće kretanje pojedinih pokazatelja poslovanja. Kvantitativna metoda koja je veoma često korišćena u zadacima predviđanja, bazirana na istorijskim podacima, je analiza vremenskih serija. Karakteristika vremenskih serija jeste da pokazuju razvoj pojedine pojave u jedinici vremena. Međutim, ništa manje važna za poslovanje nije mogućnost blagovremenog nagoveštavanja neočekivanih ishoda ili dešavanja, a naročito nepovoljnih. Ovo se postiže nadgledanim obučavanjem neuronskih mreža sa višeslojnom arhitekturom, u funkciji prediktora.

Podaci nad kojima se neuronska mreža obučava treba da potiču iz reprezentativnog vremenskog intervala i da su prethodno preprocesirani (oslobođeni od trenda i sezonosti, te normalizovani). Zadatak mreže je da na osnovu ulaznih istorijskih podataka tačno predvidi obim posmatrane poslovne aktivnosti za naredni period, što čini izlaznu promenljivu. Neuronske mreže su naročito pogodne za modelovanje uticaja onih faktora koji se na prvi pogled ne mogu uočiti ili su slučajnog karaktera. Takve su eksterne promenljive sa svojim nelinearnim interakcijama, koje se u neuronskim mrežama uzimaju u obzir i zbog toga se mogu rešavati i složeni problemi iz ekonomskih domena.

## Metodologija izgradnje prediktivnog modela neuronske mreže za pravovremeno uočavanje upozoravajućih poslovnih outputa je u radu objašnjena kroz inteligentnu analizu podataka u Data Engine softveru, na seriji podataka koja pokriva period od 10 godina. Opisana je i konfiguracija izgrađene neuronske mreže dobijena ERBP algoritmom učenja i prikazani su outputi izgrađenog modela kao i rezultati komparacije predikcije sa stvarnim podacima.

**Ključne reči:** kriza, predviđanje, neuronske mreže, analiza vremenskih serija

1. **Uvod**

Jedna od najkorisnijih poslovnih aplikacija neuronskih mreža je zarobljavanje relacija potrebnih za predviđanje vremenskih serija. Saznanja o kretanjima na tržištu ili identifikovanje vodećeg proizvoda pre no što to učine konkurenti imaju očigledne implikacije na poslovanje. Takođe i predviđanje prodaje i određivanje optimalnog obima zaliha predstavljaju ključna pitanja svake maloprodaje i veleprodaje (Ref. [1]). Međutim, ništa manje važna za poslovanje nije mogućnost blagovremenog nagoveštavanja neočekivanih, neslućenih, a naročito nepovoljnih ishoda ili dešavanja. Ukoliko prihvatimo formulaciju koja pod „stanjem nestabilnosti i opasnosti, kako u socijalnim, ekonomskim, političkim ili međunarodnim dešavanjima, koje vodi odlučnim promenama“[[1]](#footnote-2) podrazumeva kriznu situaciju, pri čemu se kriza može posmatrati i kao „stadijum u nizu događaja na kojem je određen preokret u trendu svih budućih događaja; tačka preokreta.“[[2]](#footnote-3), tada možemo reći da se obučavanjem neuronskih mreža na vremenskim serijama, u funkciji prediktora, može postići blagovremeno uočavanje mogućnosti nastanka krize.

Neuronske mreže su naročito pogodne za modelovanje uticaja onih nezavisnih faktora koji se na prvi pogled ne mogu uočiti, ili su slučajnog karaktera. Takve su eksterne promenljive sa svojim nelinearnim interakcijama, koje se u neuronskim mrežama uzimaju u obzir i modeluje se njihov uticaj na izlaznu veličinu. Zbog toga se neuronskim mrežama mogu rešavati i složeni problemi iz ekonomskih domena. U narednom poglavlju je opisan mehanizam kojim neuronske mreže modeluju uzročno-posledične veze u podacima i obavljaju zadatke kao što je predviđanje vremenskih serija.

Analizom podataka o poslovanju pomoću neuronskih mreža možemo izgraditi tačan model za predviđanje vrednosti pokazatelja poslovanja. Cilj modela predviđanja jeste da se uoči bazična struktura podataka kako bi se moglo predvideti buduće kretanje posmatrane izlazne promenljive. Podaci nad kojima se neuronska mreža obučava treba da potiču iz reprezentativnog vremenskog intervala i da su prethodno pripremljeni za analizu. Treće poglavlje se bavi adekvatnom pripremom podataka za obučavanje neuronske mreže i testiranje modela.

Poglavlje koje sledi opisuje fazu dizajna arhitekture neuronske mreže, kroz niz eksperimenata. U ovom odeljku je opisana najbolja konfiguracija višeslojne neuronske mreže koja modeluje odnos ulaznih i posmatrane izlazne veličine, i vrši predviđanje budućih ishoda.

Peto poglavlje ilustruje način na koji se obučena mreža može koristiti za predviđanje budućih ishoda, na primeru studije slučaja u Data Engine alatu, na seriji javno dostupnih podataka o prevezenom teretu u avionskom saobraćaju, koja pokriva period od 10 godina. Prezentovani su rezultati evaluacije rada neuronske mreže koja predviđa buduće kretanje količine prevezenog tereta i mogućnosti generalizacije postupka.

Rad završava zakljičnim razmatranjima o primenljivosti nalaza istraživanja.

1. **Predviđanje vremenskih serija neuronskim mrežama**

*Analiza vremenskih serija* je kvantitativna metoda koja je veoma često korišćena u zadacima predviđanja. Zasniva se na hronološki uređenim istorijskim podacima, prikupljenim uzastopnim merenjem kroz sekvencu uniformnih vremenskih intervala, tzv. *vremenskom serijom*. Analizom podataka se uočavaju karakteristike kao što je razvoj pojedine pojave u jedinici vremena. Pod *predviđanjem vremenskih serija* podrazumevamo upotrebu modela za prognoziranje budućih vrednosti na osnovu prethodno uočenih. *Model* vremenske serije oslikava činjenicu da su vremenski bliske opservacije više povezane nego vremenski udaljene opservacije, a da je vrednost u određenom periodu derivirana iz vrednosti u prošlosti. Tako prediktivni model izgrađen za vremensku seriju opisuje najverovatniji output u neposrednoj budućnosti za poznate vrednosti prethodećih outputa.

Modeli podataka vremenske serije mogu imati različitu formu, a u radu je prikazan model (veštačkih) neuronskih mreža (u oznaci NM), kao matematički-računarski model inspirisan strukturom i funkcionalnošću bioloških neuronskih mreža. NM se sastoji od međusobno povezanih grupa neurona i obrađuje informacije konekcionističkim pristupom kompjutacije, u procesu adaptacije sistema. Adaptacija se ogleda u promeni strukture NM pod uticajem eksternih i internih informacija koje prolaze kroz mrežu za vreme njenog obučavanja. Najveću pažnju NM su dobile upravo zbog sposobnosti učenja, koje podrazumeva modelovanje kompleksne relacije između ulaza i izlaza NM matematičkim modelom kojeg čini *klasa funkcija* koje preslikavaju ulaze NM u izlaze. Na slici 1 su ulazni podaci prikazani u prvih 12 kolona, sa zaglavljem ti i=1,...,12, a označeni su rednim brojem meseca posmatranja. Izlazni podatak je zapisan u 13. koloni tabele (f13). Pripadnici klase funkcija se dobijaju variranjem parametara NM, težine konekcija ili specificirane arhitekture. NM je obučena kada se na osnovu skupa opservacija koja se jedno po jedno prezentuju mreži, pronađe *optimalna* funkcija iz klase koja rešava postavljeni zadatak – da se ekstrapolira identifikovana zavisnost izlaza od ulaznih vrednosti kako bi se predvidelo buduće stanje izlaza. Svaki red tabele na slici 1 predstavlja jedan „vremenski režanj“ (neki ga nazivaju „prozorom“), koji je zapravo skup podataka koji su primer za obučavanje NM, a govori o vrednosti izlazne promenljive za zadatih 12 vrednosti ulaza. Sve izlazne vrednosti u primerima za obučavanje NM su takođe odranije poznate. Poslednji red tabele opisuje zadatak obučene NM: da za poslednjih 12 izmerenih vrednosti ulaza, predvidi nepoznatu buduću vrednost izlaza.

“vremenski režnjevi”

prognoza

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| t1 | t2 | t3 | t4 | t5 | t6 | t7 | t8 | t9 | t10 | t11 | t12 | f13 |
| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 |
| 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 |
| 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15  16  17  18  19  20 |
| 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15  16  17  18  19  20 | 16  17 |
| 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15  16  17  18  19  20 | 16  17 | 17 |
| 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15  16  17  18  19  20 | 16  17 | 17 | 18 |
| 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15  16  17  18  19  20 | 16  17 | 17 | 18 | 19 |
|  |  |  |  |  | . | . | . |  |  |  |  |  |
| 71 | 72 | 73 | 74 | 75 | 76 | 77 | 78 | 79 | 80 | 81 | 82 | 83 |
| 72 | 73 | 74 | 75 | 76 | 77 | 78 | 79 | 80 | 81 | 82 | 83 | 84 |
| 73 | 74 | 75 | 76 | 77 | 78 | 79 | 80 | 81 | 82 | 83 | 84 | **?** |

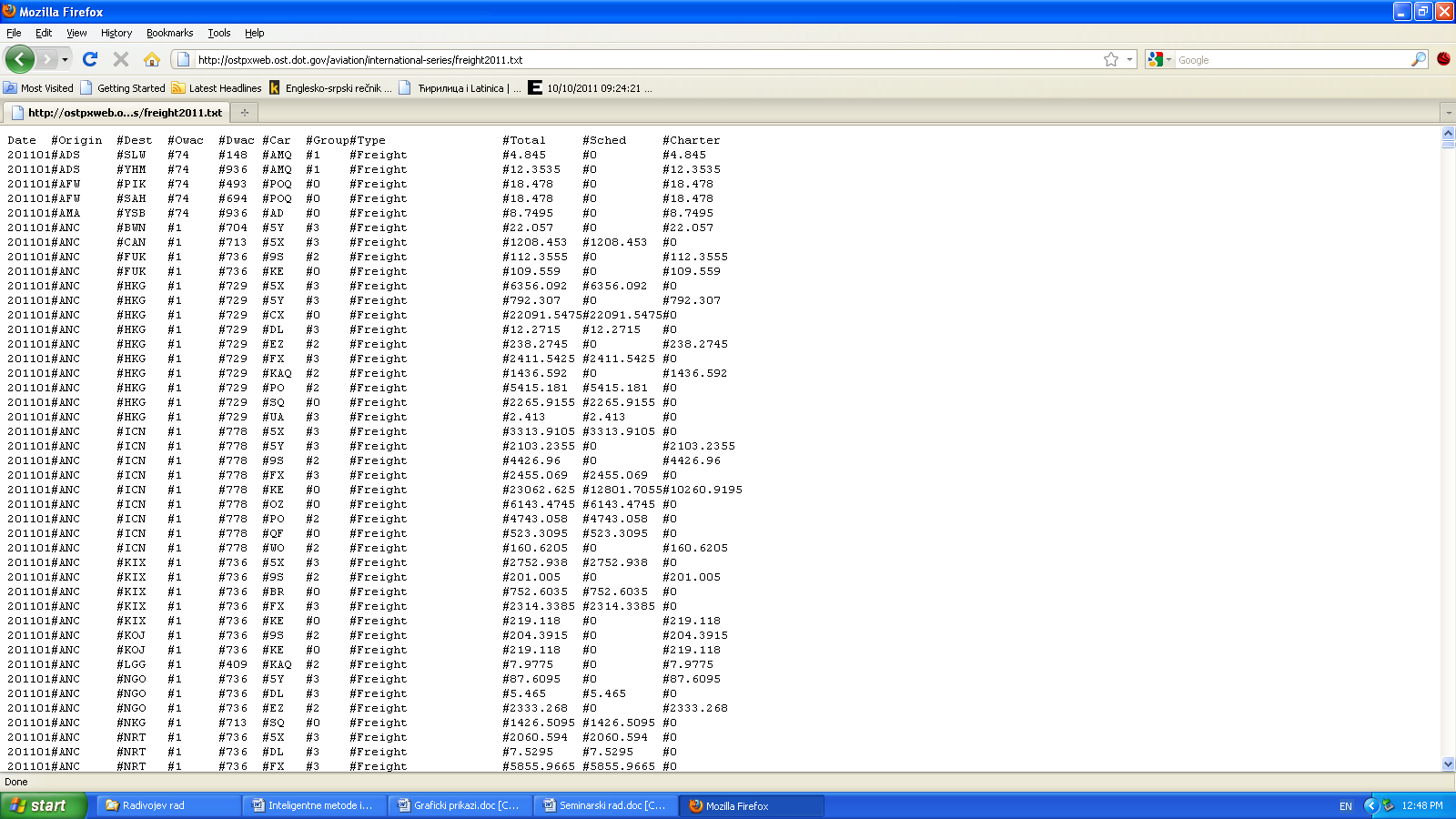
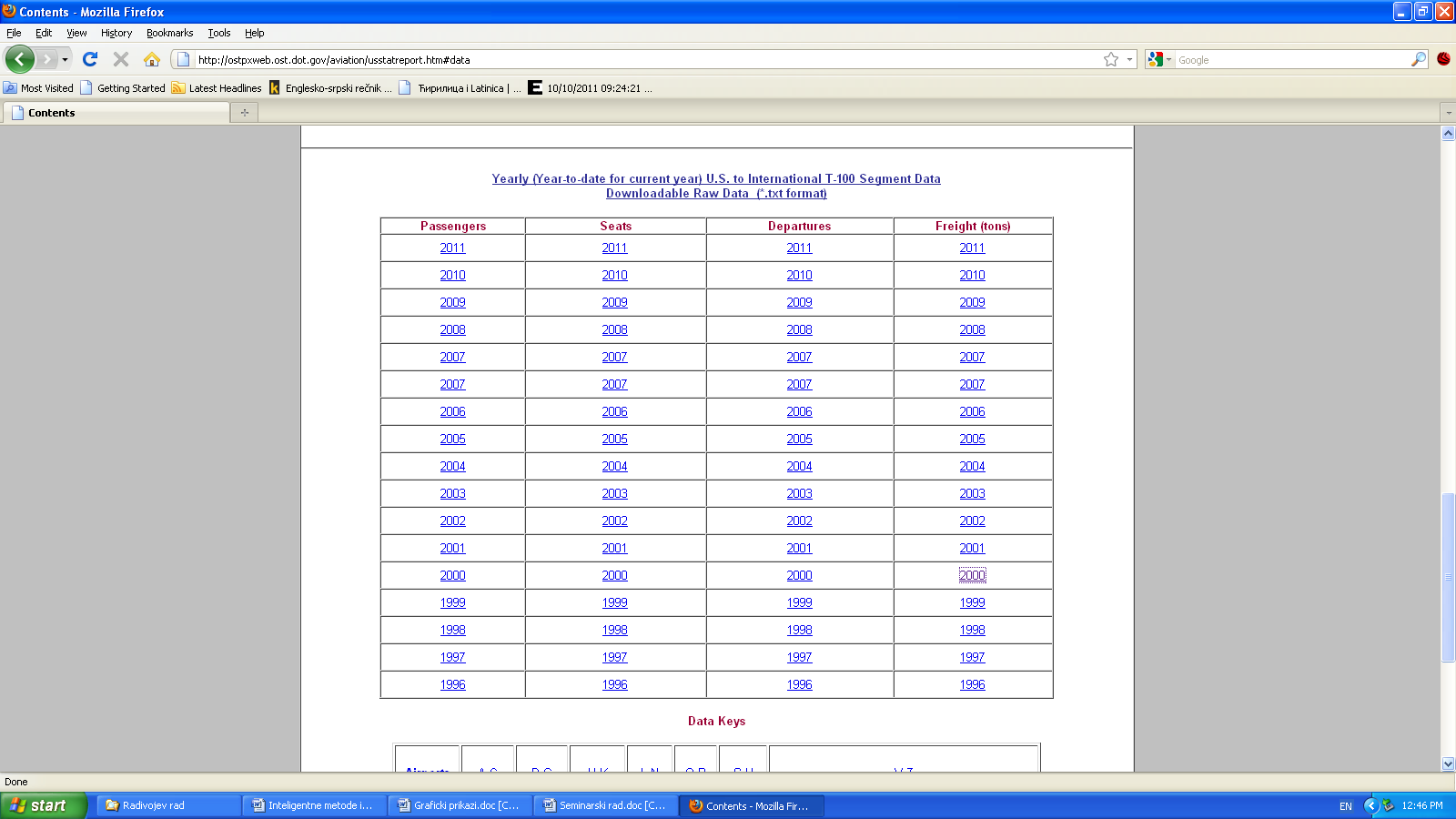
Slika 1: Zadatak predviđanja vremenske serije neuronskom mrežom

1. **Priprema podataka za predviđanje vremenskih serija neuronskom mrežom**

Podaci nad kojima se neuronska mreža obučava treba da potiču iz reprezentativnog vremenskog intervala i da su prethodno pripremljeni za prezentovanje neuronskoj mreži. Za potrebe rada smo koristili javno dostupnu bazu podataka[[3]](#footnote-4) o prevezenom teretu u avionskom saobraćaju (slika 2), koja je iz tekstualnog formata prebačena u Excel tabelu. Struktura baze podataka je prikazano na slici 3. Značenje zaglavlja tabele „VAZDUŠNI SAOBRAĆAJ“ je sledeće: Month – datum u formatu GGGGMM; Origin – polazni aerodrom; Destination – dolazni aerodrom, OWAC – svetski šifarnik pola-znog područja (akronim od: Origin World Area Code); DWAC – svetski šifarnik polaznog područja (od: Destination World Area Code); Carrier – provajder usluge (0=strani; 1=domaći regionalni; 2=domaći nacionalni; 3= vodeći domaći); Group – klasifikacija prevoznika (teretni ili putnički. Poštanske pošiljke nisu uključene); Type – vrsta zapisa; Total – suma svih podataka; Schedule – broj regularnih letova; Charter – broj čarter letova.

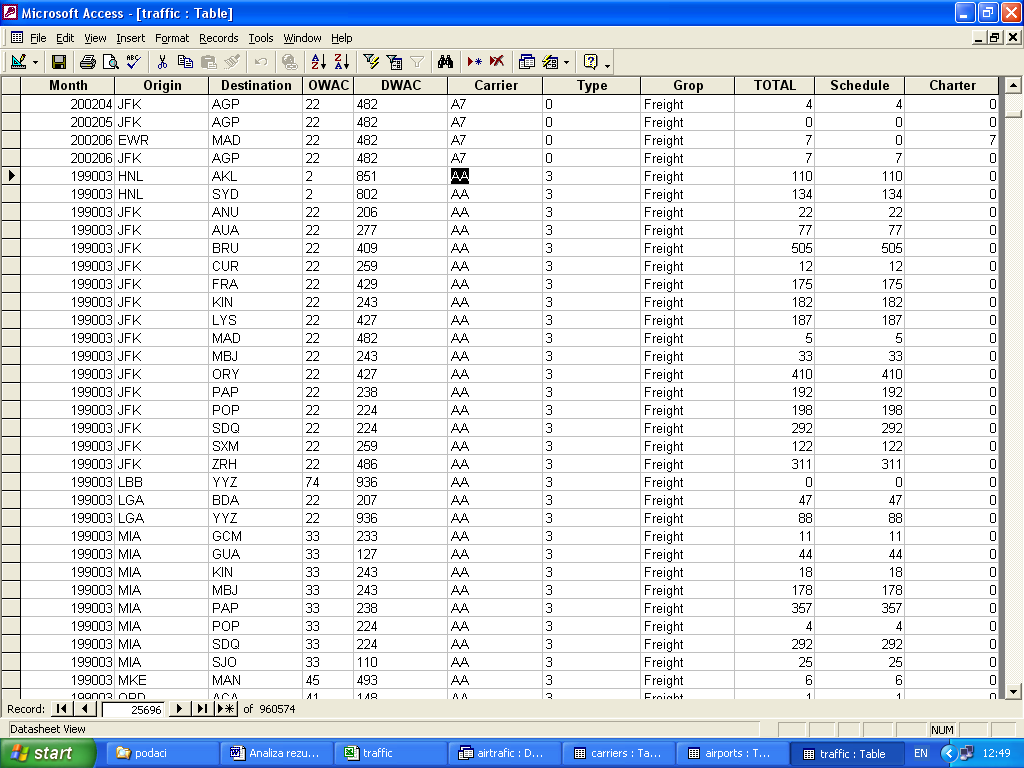
Postupak pripreme podataka, tzv. preprocesiranje, podrazumeva da su podaci oslobođeni od trenda (npr. oduzimanjem izračunatog pokretnog proseka za prethodnih 12 meseci od originalnih podataka), tako da je model za predviđanje nezavisan od apsolutne skale. Izvorni podaci pre i nakon ovog postupka, urađenog u DataEngine alatu za inteligentnu analizu podataka, su prikazani na slici 4. Takođe je potrebno ukloniti i sezonske varijacije koje se povećavaju tokom vremena (npr. izračunavanjem pokretne standardne devijacije). Podaci oslobođeni trenda i sezonosti, nakon postupka skaliranja na interval [0,1], tzv. normalizacije, mogu biti ulazi za obučavanje neuronske mreže. Trend i sezonost će se pre završetka predviđanja ponovo inkorporirati u model.

Zadatak mreže je da na osnovu istorijskih podataka tačno predvidi obim posmatranog outputa za naredni period, npr. za sledeću nedelju, narednih 14 dana, ili čak narednih 6 meseci ili godinu.

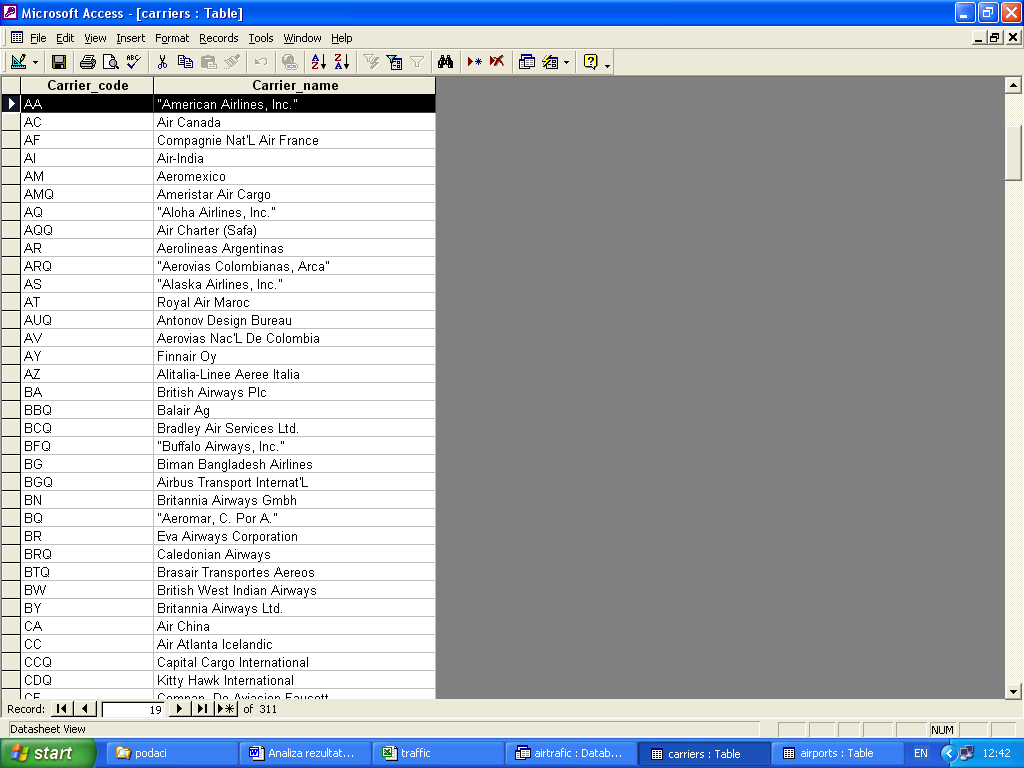
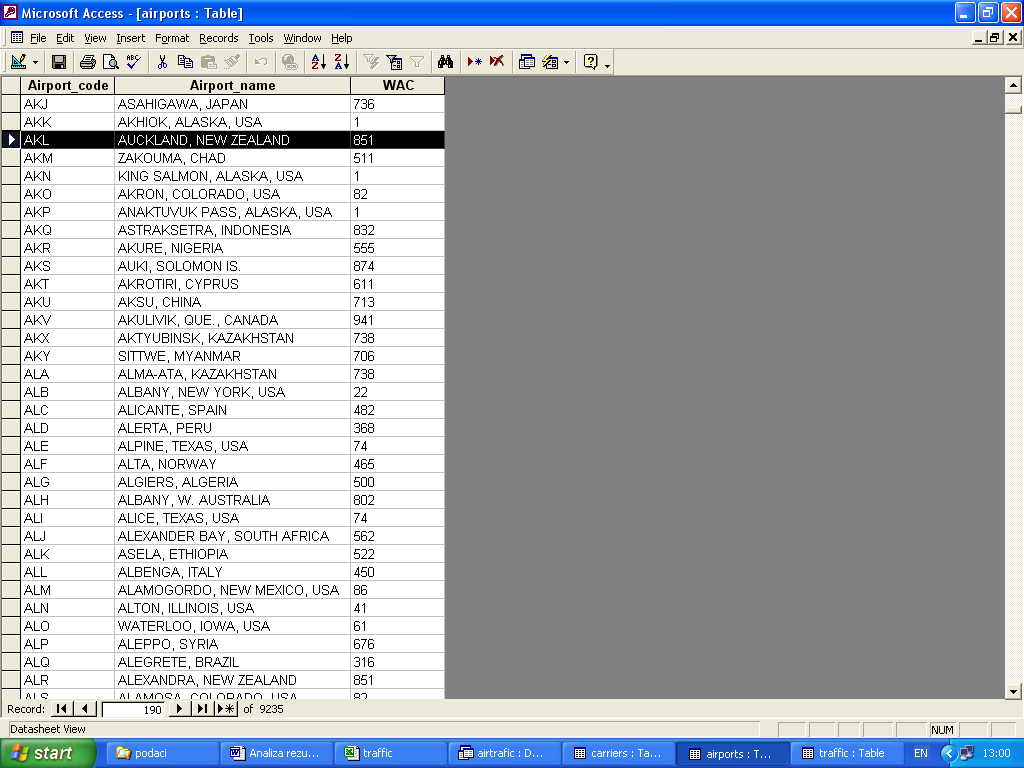
****

Slika 2.: Mogućnost pristupa javno dostupnim podacima i njihova forma

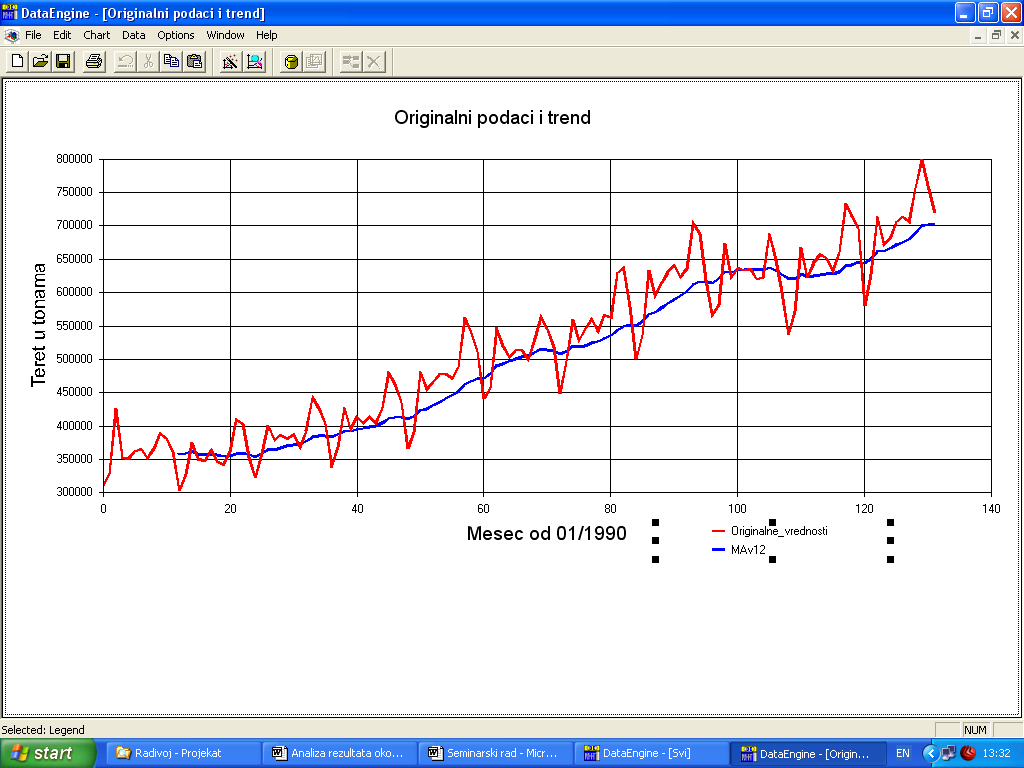
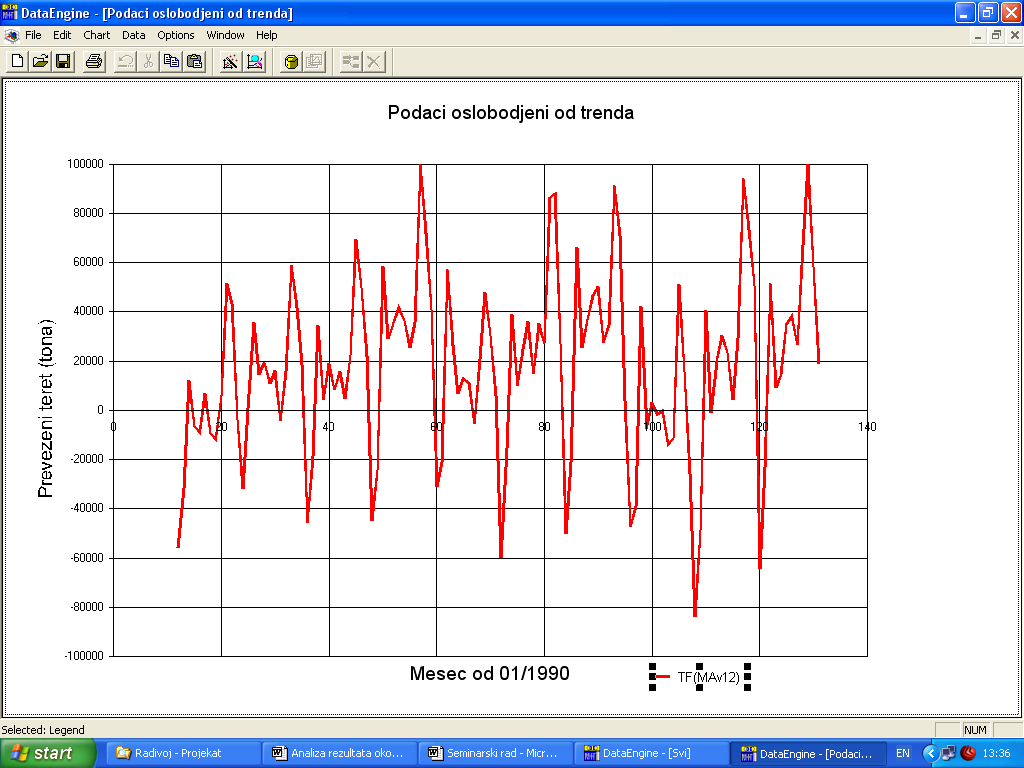
“VAZDUSNI SAOBRAĆAJ”



“AERODROMI” “PREVOZNICI”



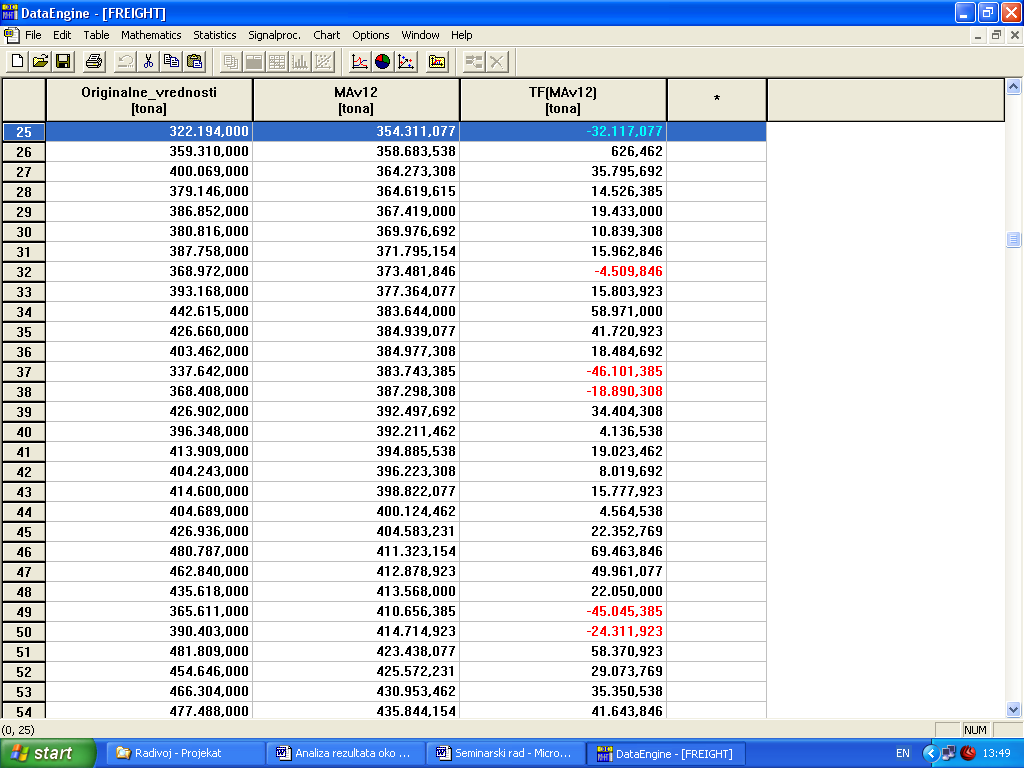
Slika 3: Struktura baze podataka



Slika 4: Uporedni prikaz podataka sa trendom (levo) i bez trenda (desno)

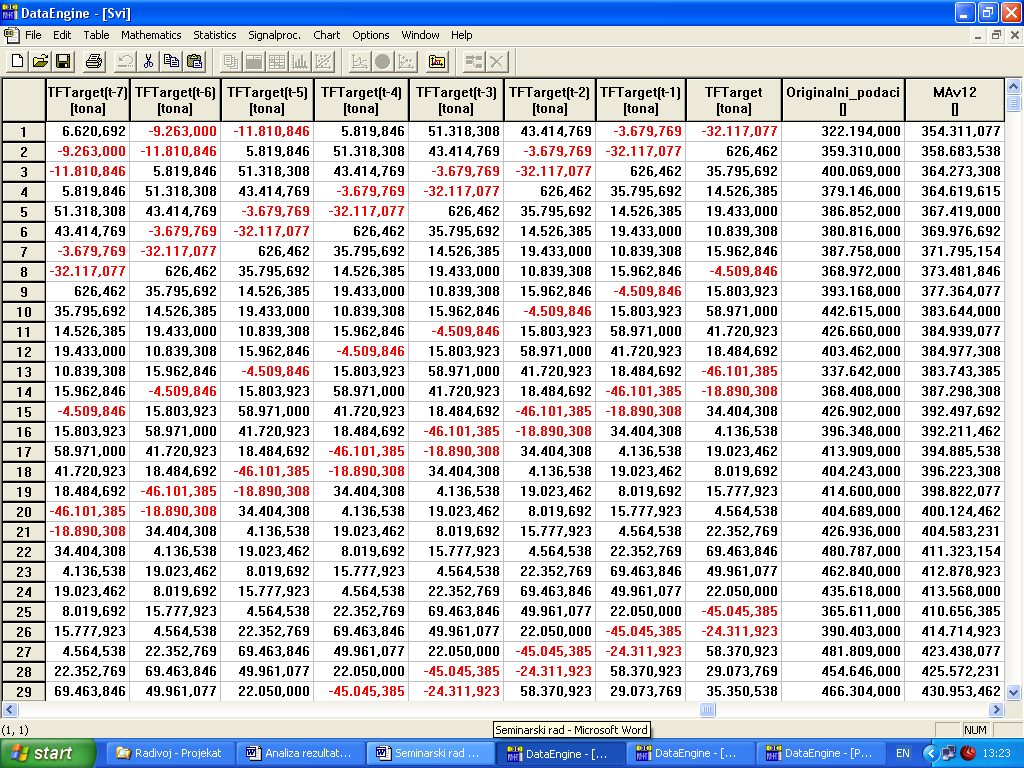
Ulazni podaci u NM su iz serije podataka od januara 1990. do decembra 2000. g. Ujedno to implicira da se prvih 12 slogova izvorne datoteke mora ukloniti, jer su usled vremenskog pomeranja (offset od 12 meseci) postali nekompletni, kao i poslednjih 12 slogova, te ostaje 96 slogova datoteke sa predprocesiranim podacima za obučavanje i testiranje modela, što je prikazano na slici 5.

I Datoteka sa izvornim podacima, izračunatim pokretnim prosecima i podacima oslobođenim od trenda



II Datoteka sa podacima pripremljenim za obučavanje

(offset =12 kolona)



Slika 5: Vremenski pomak pri pripremi podataka vremenske serije za ulaz u NM

1. **Dizajn arhitekture neuronske mreže**

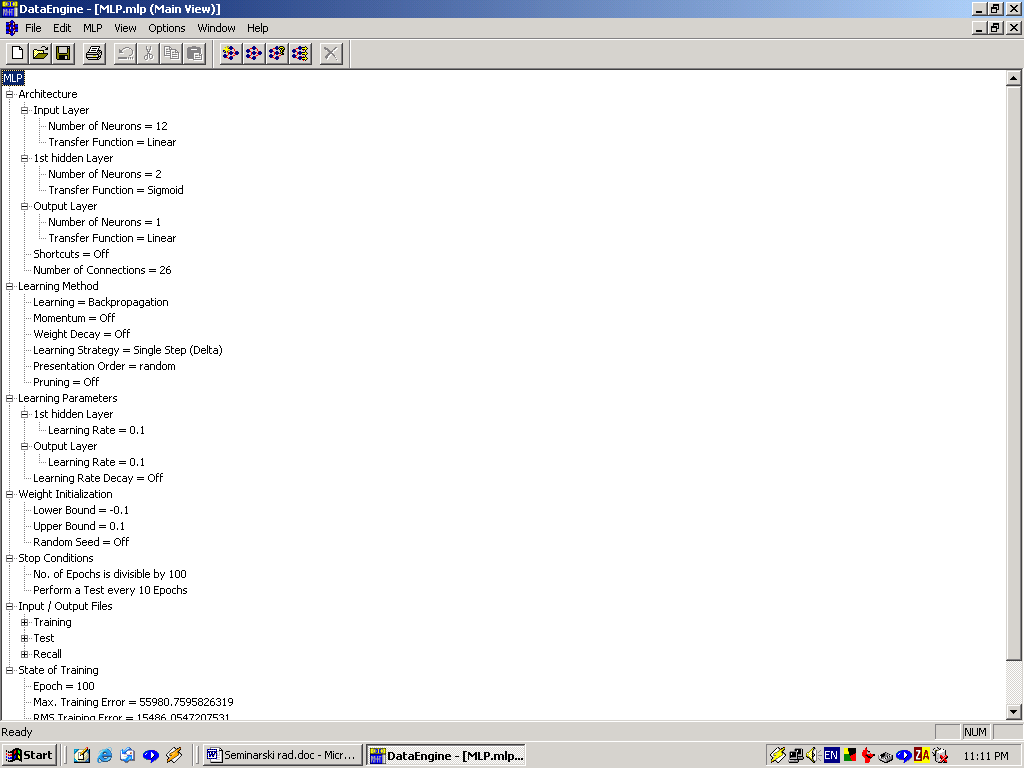
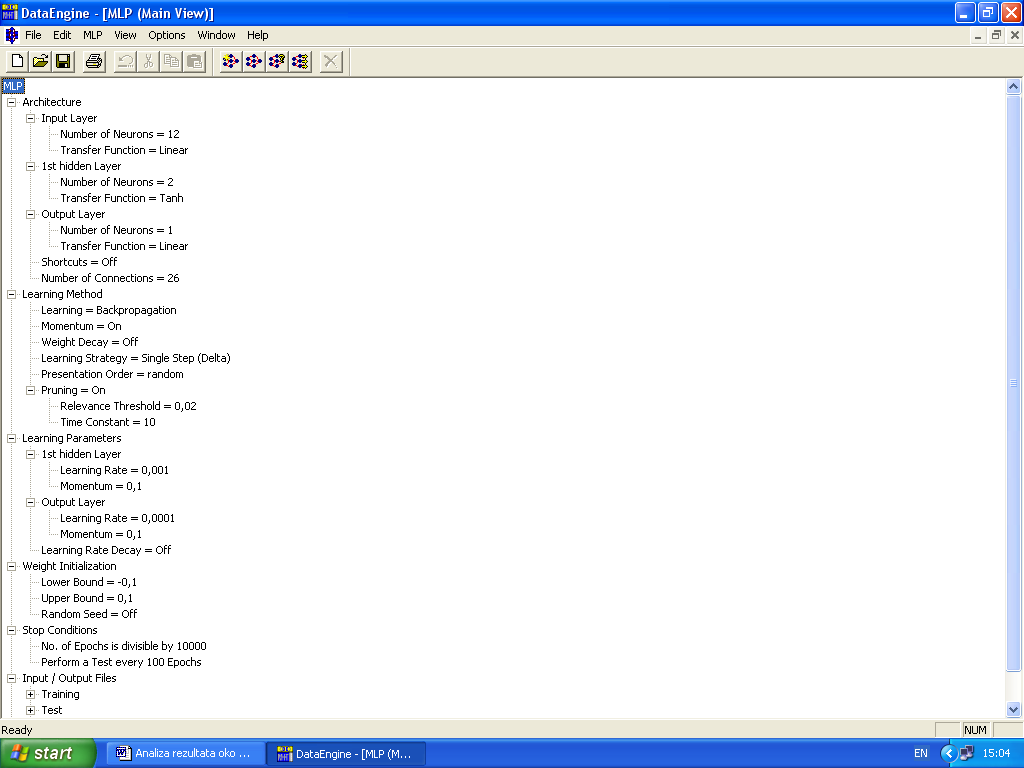
Svaka NM je određena sa tri vrste parametara, vezanih za: a) način povezivanja neurona u različitim slojevima u mreže, b) algoritam adaptacije težina konekcija u procesu učenja i c) aktivacionim funkcijama neurona, kojima se ponderisani ulazi neurona transformišu u izlaze.

Kada govorimo o NM, termin *mreža* se odnosi na postavljene konekcije među neuronima u različitim slojevima, pri čemu broj slojeva može da varira od dva na više, a broj neurona u svakom sloju je takođe proizvoljan, uz ograničenje nametnuto zadatkom koji se rešava. U primeru koji koristimo u radu, zadatak NM je predviđanje. Podaci iz perioda od 12 meseci neposredno pre vremena za koje se vrši predviđanje se koriste kao ulazi u NM, tako da će mreža imati 12 ulaznih neurona, a predviđena buduća vrednost će se očitavati sa izlaznog neurona.

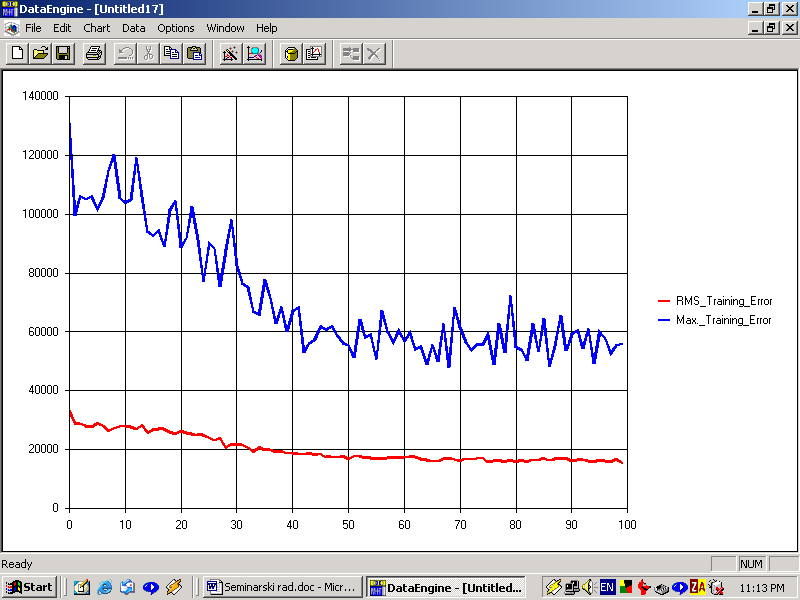
Učenje NM za predviđanje vremenskih serija se obavlja induktivno, sekvencijalnom on-line prezentacijom jedne po jedne ulazne instance („vremenskog režnja“) mreži. Cilj učenja je da za svaki ulaz, mreža pridruži adekvatnu izlaznu veličinu. Dok traje obučavanje, pridružena izlazna veličina se upoređuje sa istorijski poznatim, tačnim rezultatom. Informacija o odstupanju se koristi za poboljšanje mreže, kroz adaptaciju težina konekcija, tako da u iterativnom procesu učenja mreža rezultuje sve tačnijim predviđanjima. Ovaj mehanizam učenja je poznat kao ERBP (od: ERror Back Propagation) algoritam. On minimizira kriterijum performantnosti, koji se u zadacima predviđanja izračunava kao kvadratni koren sume svih kvadriranih distanci između predviđenih i stvarnih vrednosti, u oznaci RMSE (Root Mean Squered Error). Zbog kontinualnog feedback-a, NM je pri ovakvom učenju sposobna da se adaptira i „nauči“ funkcije koje preslikavaju ulaze u izlaz i u složenim situacijama.

Matematička funkcija koja omogućava da neuron procesira svoje ulaze, kao nelinearnu ponderisanu sumu i proizvede odgovarajuću reakciju, kao izlaz iz neurona, je tzv. funkcija aktivacije. U posmatranoj studiji slučaja je aktivaciona funkcija neurona ulaznog sloja linearna, dok su u potrazi za najboljim modelom, tj. optimalnom funkcijom iz klase funkcija koja rešava postavljeni zadatak predikcije, aktivacione funkcije neurona skrivenog i izlaznog sloja posmatrane kao sigmoidna funkcija i hiperbolički tangens.

Prikaz inicijalne i krajnje konfiguracije NM za predviđanje vremenskih serija, zajedno sa istaknutim parametrima koji su bili predmet modifikacije u eksperimentalnom radu, je prikazan na slici 6. Uticaj ovih parametara na učenje, praćen kroz kretanje maksimalne i RMS greške obučavanja, je prikazan na slici 7.



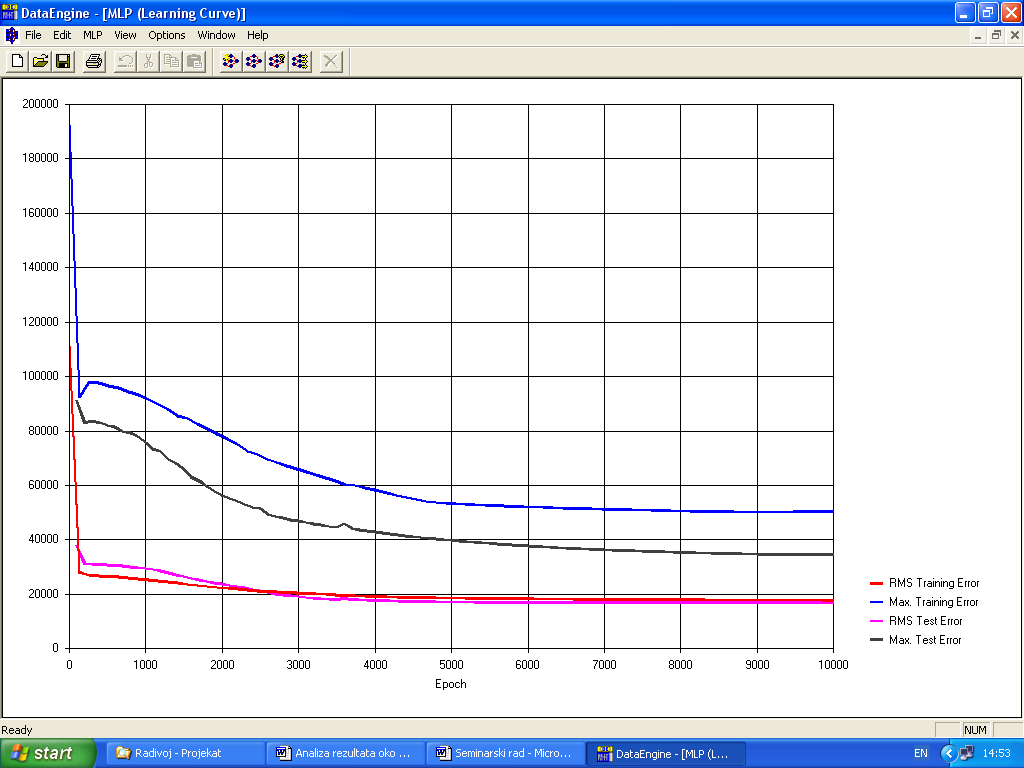
Slika 6: Prikaz inicijalne (levo) i krajnje konfiguracije NM (desno) za predviđanje vremenskih serija sa istaknutim parametrima koji su bili predmet modifikacije u eksperimentalnom radu



RMS greška obučavanja

Maksimalna greška obučavanja

Slika 7: Kretanje maksimalne i RMS greške obučavanja NM pri početnoj konfiguraciji



RMS greška testiranja

RMS greška obučavanja

Maksimalna greška obučavanja

Maksimalna greška testiranja

Slika 8: Kretanje maksimalne i RMS greške obučavanjai testiranja NM pri finalnoj konfiguraciji

Obučavanje neuronske mreže, tj. izgradnju prediktivnog modela smo vršili u alatu DataEngine nad prvih 84 slogova datoteke sa predprocesiranim podacima, a testiranje modela je obavljeno na poslednjih 12 slogova, koji su propušteni kroz finalnu konfiguraciju NM. Na slici 8 su prikazani rezultati evaluacije, kroz kretanje maksimalne i RMS greške modela nad test podacima, dok slika 9 prikazuje komparaciju stvarnih količina prevezenog tereta i izlaznih, prognoziranih vrednosti, nad test podacima.

Slika 9: Komparacija stvarnih i predviđenih vrednosti nad test podacima

Budući da je nad test podacima NM uspešno predviđala kretanje količine prevezenog tereta u avionskom saobraćaju, primenili smo izgrađeni model u svojstvu prediktora na vremenske serije po 3 avio-prevoznika iz Amerike i Evrope, i po jednog iz Kanade, Kine i Japana. Slika 10 redosledno prikazuje rezultate primene modela, pa i vizuelno potvrđuje da NM dobro replicira kretanje izvornih podataka.



Amerika 3

Amerika 1

Amerika 2

****

Kina

Kanada

Japan



Evropa 1

Evropa 2

Evropa 3

orginalne vrednosti predviđene vrednosti

Slika 10.: Komparacija izvornih podataka oslobođenih trenda i izlaznih vrednosti predviđenih modelom

1. **Uočavanje posledica krizne situacije neuronskim mrežama**

U narednom koraku istraživanja smo izgrađeni model NM primenili na predviđanje u periodu koji je pokrivao krizni momenat u domenu avio-transporta, 11.09.2001., kada se zbio teroristički napad na Svetski trgovinski centar u Njujorku. Mada se pomoću izgrađenog modela nije mogao predvideti nemili događaj, kao ni njegove posledice na avio-transport, predviđanjem smo mogli uočiti posledice krize i sagledati vremenski horizont njenog (negativnog) uticaja.

Najpre su kroz izgrađeni model NM propušteni podaci prikupljeni u poslednjih 12 meseci pre incidenta, što je rezultovalo ekstrapolacijom uočene relacije između ulaza i izlaza modela na naredni period posmatranja, tj. prognoza je govorila o potencijalno očekivanim količinama prevezenog tereta za naredni mesec (slika 11). Zatim je prva prognozirana vrednost, zajedno sa vrednostima prevezenog tereta u prethodnih 11meseci, korišćena za

11. septembar 2001

Amerika 2

Amerika 1

-60000

-40000

-20000

0

20000

40000

60000

1

2

3

4

5

6

7

8

9

10

11

12

**Months**

Amerika 3

-500000

-400000

-300000

-200000

-100000

0

100000

200000

300000

1

2

3

4

5

6

7

8

9

10

11

**Months**

Kanada

Japan

-15000

-10000

-5000

0

5000

10000

15000

1

2

3

4

5

6

7

8

9

10

11

**Months**

Kina

-200000

-150000

-100000

-50000

0

50000

100000

150000

200000

250000

300000

350000

1

2

3

4

5

6

7

8

9

10

11

**Months**

Evropa 1

-5000

0

10000

20000

1

2

3

4

5

6

7

8

9

10

11

**Months**

Evropa 2

Stvarni podaci

Primena modela na stvarne podatke

Očekivane vrednosti dobijene ekstrapolacijom

Actual values

Evropa 3

Slika 11: Komparacija predviđanja sa stvarnim vrednostima

dalju ekstrapolaciju na naredne mesečne intervale. Na taj način smo, koristeći NM model podataka, bili u mogućnosti da za analizirane avio-prevoznike anticipiramo potencijalno kretanje količine prevezenog tereta u avio-saobraćaju, pod pretpostavkom da nije došlo do pojave kritičnog događaja. To smo učinili za narednih šest meseci nakon incidenta. Iz današnje perspektive posmatrano, kada posedujemo realne podatke o kretanju prevezenih količina tereta u avio-saobraćaju u posmatranom vremenskom periodu, u mogućnosti smo da uporedimo podatke koje je predvideo model sa stvarnim podacima avio-prevoznika, te da procenimo uticaj incidenta na poslovanje ovih organizacija, kroz evaluaciju eventualnih gubitaka/dobitaka zbog promenjenog obima poslovanja u odnosu na očekivani.

U posmatranoj studiji slučaja najveće negativno odstupanje od očekivanog obima (predviđenog NM modelom) je uočeno kod prevoznika iz Kanade, u prva dva meseca neposredno nakon incidenta. To je najverovatnije posledica usporenog saobraćaja između Amerike i Kanade zbog preduzmimanja i sprovođenja dodatnih mera bezbednosti iz straha od ponavljanja terorističkog napada. Međutim, možemo primetiti i da je nakon početnog smanjivanja količine prevezenog tereta došlo do nepredviđenog skoka u obimu poslovanja, kojim se zapravo izbalansiralo poslovanje oko modelom predviđenih vrednosti. Upoređivanjem podataka sa predviđanjima modela, uočava se da je obim prevezenog tereta kod trećeg američkog avio-prevoznika u prvih par meseci nakon incidenta porastao, što je moguće objasniti preusmeravanjem domaćeg saobraćaja iz područja koje je bilo na meti terorističkog napada u bezbednije erije. Međutim, taj rast je bio privremen i pozitivno odstupanje od modelom predviđenih veličina je i u ovom slučaju iščezlo nakon dva meseca i poslovanje se vratilo u modelom predviđene okvire. Ono što je zanimljivo primetiti jeste da se poslovanje kompanija pogođenih incidentom već dva do tri meseca nakon nemilog događaja počelo normalizovati, a kod većine je taj oporavak bio kraći od šest meseci. Kod ostalih analiziranih avio-prevoznika je takođe uočen pad obima prevezenog tereta nakon 11.09.2001.g, ali je zapravo ovaj negativni trend počeo već ranije i predviđanje neuronskom mrežom je na njega ukazivalo.

1. **Zaključak**

Polazeći od mogućnosti da se inteligentnim tehnikama, kakve su i neuronske mreže, otkriju interesantne relacije u bazama podataka velikog obima, u radu se razmatra potencijalna upotreba prediktivnih modela u analizi posledica nepredviđenih i/ili nepoželjnih događaja, na primeru terorističkog napada na Svetski trgovinski centar u Njujorku i njegovog uticaja na avio-transport.

U radu je najpre opisana izgradnja *feed-forward* modela neuronske mreže koja se koristi u svojstvu prediktora. Kao što je najčešće slučaj, mreža je obučena pomoću „vremenskih režnjeva“ kreiranih u nizu ulaznih podataka, koji su predočavali istorijske podatke iz prozora od 12 sukcesivnih intervala mreži. Frekvencija uzorkovanja podataka je bila diktirana granularnošću zapisa u bazi podataka (podaci o prevezenom teretu u avio-saobraćaju su mereni na mesečnom nivou), dok je interval posmatranja empirijski utvrđen i postavljen na 12 meseci. Model podataka kreiran pomoću neuronske mreže oslikava kretanje obima prevezenog tereta i predviđa buduće količine sa prihvatljivim odstupanjem.

Suština primene neuronskih mreža u predviđanju vremenskih serija je u uočavanju zavisnosti izlazne veličine od ulaznih podataka (istorijskih podataka iz vremenskog „prozora“). Ova zavisnost se modeluje arhitekturom neuronske mreže, koja vrši ekstrapolaciju ulaznih podataka na buduće vremenske intervale i na taj način omogućava jasno sagledavanje i razumevanje budućih ishoda. Na odabranom primeru smo pokazali kako se NM modelom mogu predvideti količine prevezenog tereta u avio-transportu za naredni mesec, ili pak duži vremenski period. Horizont posmatranja u prikazanom primeru je bio 6 meseci. Obzirom da je u tom periodu došlo do nepredviđenog incideta koji je mogao uplivisati poslovanje avio-prevoznika, proverili smo u kojem stepenu odstupaju očekivane vrednosti obima prevezenog tereta od stvarnih vrednosti, koje su izmerene. Predviđanjem NM modelom se mogu uočiti posledice krize i sagledati vremenski horizont njenog uticaja.

Therefore, a suitable, distributed data mining infrastructure and research centers should be built in Europe. It also appears appropriate to build a network of Crisis Observatories. They can be imagined as laboratories devoted to the gathering and processing of enormous volumes of data on both natural systems such as the Earth and its ecosystem, as well as on human techno-socio-economic systems, so as to gain early warnings of impending events. Reality mining provides the chance to adapt more quickly and more accurately to changing situations. Further opportunities arise by individually customized services, which however should be provided in a privacy-respecting way.

The data mining engine in [Comarch ALTUM](http://www.comarch.com/erp/comarch_altum) helps you predict future sales levels through various in-depth data analyses. As a result, you have a powerful tool at hand that helps you tailor your resources by preparing your sales force, optimizing stock levels and effectively planning sales orders. This allows you to both **increase revenues** in the future and **optimize costs** (i.e. storage costs), as well as reduce the effects of missed business decisions. Moreover, a forecast of sales volume and sales profit is one of the main factors that enable the **planning of a long-term business strategy**.

**Literatura:**

1. Grljević, O., Bošnjak, Z. (2011).Analiza vremenskih serija neuronskim mrežama kao podrška strategijskog planiranja. *International Journal of Strategic Management and Decision Support Systems in Strategic Management*. *16*(2).
2. Bošnjak, Z., Jakovljević, R. (2005). *Application of Neural Networks in the Analysis of Business Losses Due to Unexpected Market Disturbances*. Referat saopšten na skupu IFORS International Triennial Conference, Honolulu, Hawaii, 15-16.

*DataEngine –Tutorials and Theory.* (1997). Aachen, Germany:MIT GmbH.

Plummer, E.A. (2000). *Time Series Forecasting with Feed Forward Neural Networks: Guidelines and Limitations,* Master of Science in Computer Science thesis, Laramie, Wyoming.

1. Jiawei, H., Kamber, M. (2001). *Data Mining Concepts and Techniques*. San Francisco: Morgan Kaufman Publishers.
2. Smith, K.A., Gupta, J.N.D. (2002). *Neural Networks in Business: Techniques and Application*s, London, England: IRM Press.

1. Grčka reč *krísis*  označava odluku; ekvivalentno sa *kri-*  skraćenom varijantom od *krī́nein*  - odlučiti, razlučiti, prosuditi + *-sis* Dostupno na <http://dictionary.reference.com/browse/crisis>, referencirano 25.01.2012. [↑](#footnote-ref-2)
2. Dostupno na <http://dictionary.reference.com/browse/crisis>, referencirano 25.01.2012. [↑](#footnote-ref-3)
3. Podaci su javno dostupni na adresi: <http://ostpxweb.ost.dot.gov/aviation/reports.htm>, pod naslovom „U.S. International Air Passenger and Freight Statistics Report“. Url adresa do korišćenih tekstualnih datoteka je: <http://ostpxweb.ost.dot.gov/aviation/international-series/> [↑](#footnote-ref-4)