

UNIVERZITET U BEOGRADU
FAKULTET ZA FIZIČKU HEMIJU

ALEKSANDRA D. SAMOLOV

**PRIMENA NEURONSKIH MREŽA ZA
PREDIKCIJU VREDNOSTI SPECIFIČNIH
AKTIVNOSTI ^7Be I ^{137}Cs U UZORCIMA
VAZDUHA**

DOKTORSKA DISERTACIJA

BEOGRAD, 2014.

UNIVERSITY OF BELGRADE
FACULTY OF PHYSICAL CHEMISTRY

ALEKSANDRA D. SAMOLOV

**NEURAL NETWORKS APPLICATION IN
 ^7Be AND ^{137}Cs SPECIFIC ACTIVITY
PREDICTION IN AIR SAMPLES**

DOCTORAL DISSERTATION

BELGRADE, 2014.

Mentor:

Prof. dr Goran Bačić
Fakultet za fizičku hemiju

Članovi komisije:

Doc. dr Marko Daković
Fakultet za fizičku hemiju

dr Snežana Dragović
naučni savetnik Instituta za nuklearne nauke Vinča

Datum odbrane : _____, Beograd

Eksperimentalni deo ove doktorske disertacije realizovan je u Vojnotehničkom institutu u Odeljenju za hemijsko-nuklearnu zaštitu Sektora za materijale i zaštitu, u Beogradu.

Ovom prilikom bih želela da se zahvalim mom mentoru dr Goranu Bačiću, redovnom profesoru Fakulteta za fizičku hemiju Univerziteta u Beogradu, na stručnoj i prijateljskoj pomoći i podršci u svim fazama izrade disertacije.

Dr Marku Dakoviću, docentu Fakulteta za fizičku hemiju Univerziteta u Beogradu, čije su znanje i sugestije pomogli u rešavanju problema sa kojima sam se susretala tokom rada na disertaciji, kao i velikom strpljenju tokom rada na njenoj izradi.

Dr Snežani Dragović, naučnom savetniku Instituta za nuklearne nauke Vinča, na savetima i pomoći u savladavanju problematike neuronskih mreža i iskrenoj podršci u toku izrade same disertacije.

Najveću zahvalnost, dugujem majci Radmili i iznad svega sestri Jeleni koje su moj najveći podstrek i podrška.

PRIMENA NEURONSKIH MREŽA ZA PREDIKCIJU VREDNOSTI SPECIFIČNIH AKTIVNOSTI ^7Be I ^{137}Cs U UZORCIMA VAZDUHA

Izvod

U radu je ispitana mogućnost primene neuronskih mreža u gamaspektrometrijskoj analizi uzoraka vazduha. Korišćen je nadgledani tip neuronske mreže, tačnije višeslojni perceptron sa propagacijom greške unazad, za predviđanje vrednosti specifičnih aktivnosti ^7Be i ^{137}Cs , u funkciji od meteoroloških parametara. Ispitana je prediktivna sposobnost neuronskih mreža poređenjem sa eksperimentalno dobijenim rezultatima, kao i njihove međusobne korelacije. Za optimizaciju parametara mreže korišćena je linearna statistička tehnika-analiza osnovnih komponenti. Da bi se pokazala prediktivna sposobnost neuronskih mreža, odnosno da se proverí da li je izvršen dobar izbor ulaznih parametara, izvršeno je poređenje sa drugom statističkom tehnikom-analizom nezavisnih komponenti.

Ključne reči: neuronska mreža, gamaspektrometrijska analiza, vazduh, ^7Be , ^{137}Cs .

Naučna oblast: Fizička hemija

Uža naučna oblast: Radiohemija (Nuklearna hemija. Hemija radioaktivnih nukleida)

UDK broj: 541.28

NEURAL NETWORKS APPLICATION IN ^7Be AND ^{137}Cs SPECIFIC ACTIVITY PREDICTION IN AIR SAMPLES

Abstract

The possible application of neural networks in gamma-ray spectrometric analysis of air samples was investigated in this work. The supervised neural network type, multilayer perceptron with back propagation algorithm was applied for prediction of ^7Be and ^{137}Cs specific activities as a function of meteorological parameters. Neural networks predictive ability was investigated and obtained results were compared to experimental by calculating correlation coefficients between them. Principal component analysis was used in order to optimise the neural network parameters, while other statistical procedure-independent component analysis was used for confirming good selection of input data for neural networks analysis.

Key words: neural network, gamma-ray spectrometric analysis, air, ^7Be , ^{137}Cs .

Scientific field: Physical Chemistry

Scientific discipline: Radiochemistry (Nuclear chemistry. Chemistry of radioactive nuclides)

UDK number: 541.28

SADRŽAJ

1. UVOD	9
2. TEORIJSKE OSNOVE.....	11
2.1. Radioaktivnost vazduha	11
2.2. Prenos radioaktivnih čestica kroz atmosferu	15
2.3. Veštačke neuronske mreže	17
2.4. Analogija biološkog i veštačkog neurona	19
2.5. Vrste i podela neuronskih mreža	23
2.6. Višeslojni perceptron sa propagacijom greške unazad.....	24
3. MATERIJALI I METODE	26
3.1. Uzorkovanje	26
3.2. Gama-spektrometrijska analiza	26
3.2.1. Kalibracija detektora	27
3.2.2. Određivanje aktivnosti	29
3.3. Optimizacija parametara mreže.....	30
3.4. Analiza osnovnih komponenti.....	33
3.5. Analiza nezavisnih komponenti	35
3.6. Softveri.....	36
4. REZULTATI.....	38
4.1. Predikcija vrednosti specifičnih aktivnosti ^7Be	38
4.1.1. Analiza osnovnih komponenti.....	38
4.1.2. Analiza nezavisnih komponenti	40
4.1.3. Obučavanje i testiranje neuronske mreže	44
4.1.4. Korelacioni koeficijenti.....	47
4.2. Predikcija vrednosti specifičnih aktivnosti ^{137}Cs	51
4.2.1. Analiza osnovnih komponenti i optimizacija parametara mreže	51
4.2.2. Korelacioni koeficijenti.....	56

5.	DISKUSIJA.....	61
6.	ZAKLJUČAK	64
7.	LITERATURA.....	65
8.	BIOGRAFIJA	71

1. UVOD

Izučavanje ponašanja radionuklida u životnoj sredini daje korisne podatke o procesima koji se odvijaju u njoj. Praćenjem njihovog ponašanja dobijamo značajne podatke o brzini nastanka određenih radionuklida u atmosferi, njihovoj razmeni kroz slojeve atmosfere i hidrosfere, obrascima cirkulacije vazduha, i sl. Gama spektrometrija se tom prilikom pokazala kao jednostavna i efikasna metoda za detektovanje različitih tipova radionuklida, bilo da se radi o kontinuiranom monitoringu ili o nekim akcidentnim situacijama.

Analiza uzoraka vazduha može da da veliki broj podataka koji se odnose na koncentraciju radionuklida na različitim geografskim lokacijama i za različite vremenske periode. Ova istraživanja otežava činjenica da vrednosti aktivnosti variraju zbog prirode samog vazduha i međusobne interakcije različitih parametara sredine [1].

Hemometrija se, između ostalog, bavi i ovim problemom i pokazala se veoma korisnom u analizi uzoraka životne sredine [2]. Ona koristi matematičke metode kako bi se dobio maksimalan broj informacija iz raspoloživih eksperimentalnih podataka. Postoji veliki broj hemometrijskih metoda koje mogu da daju odgovor na pitanje kako će se ponašati sistem u tačkama u kojima nije izvršeno merenje i povezane su sa tri glavna pristupa: deterministički, statistički i neuronske mreže. Neuronske mreže imaju prednost u odnosu na ostale metode zbog toga što mogu da koriste raspoložive podatke čak i kada su oni loše korelisani, na prvi pogled bez značaja ili podložni velikim fluktuacijama, kada je među njima izražena nelinearnost i kada su haotični u matematičkom smislu. Zanimljiv primer efikasnosti neuronskih mreža je bio slučaj analize radioaktivnih padavina nakon akcidenta u Černobilju, gde je u cilju poboljšanja prostornog predviđanja razvijen hibridni model neuronskih mreža koji kombinuje neuronske mreže i geostatičke metode [3]. Neuronske mreže imaju prednost u odnosu na linearnu regresiju, višestruku linearnu regresiju ili LDA (*linear discriminant analysis*), jer ne uvode pretpostavke o relacijama između promenljivih, a mogu da ih i identifikuju, što regresionim metodama nije moguće [4].

Pored rešavanje ekoloških problema, neuronske mreže su našle svoju primenu kod kalibracije instrumenata, razvoja novih mernih metodologija i kod analogno-digitalne obrade podataka [5]. Za detekciju defekata u senzorima koji kontrolišu rad rashladnih uređaja [6], za određivanje i praćenje nivoa gasova u raznim mehaničkim sistemima [7], za rešavanje geofizičkih problema i u naftnoj industriji [8].

U poslednjih dvadeset godina, u oblasti gama spektrometrije, neuronske mreže su primenjivane za automatsku identifikaciju spektara [9], za određivanje parametara u procesu obogaćenja urana [10], u portabl sistemima za brzu identifikaciju radionuklida [11-13] i za optimizaciju parametara gamaspektrometrijske analize [14-16].

Cilj ovog rada je ispitivanje mogućnosti primene neuronskih mreža u gama spektrometrijskoj analizi uzoraka vazduha u funkciji meteoroloških parametara. U radu su optimizovani parametri mreže za dva radionuklida, koji imaju različite fizičke i hemijske osobine, kao i različito ponašanje i poreklo u atmosferi. Prilikom procesa optimizacije korišćena je i linearna statistička tehnika-analiza osnovnih komponenti (PCA – principal component analysis). Pokazano je da se kombinovanom primenom dve statističke metode može napraviti model koji dobro predviđa vrednosti specifičnih aktivnosti radionuklida u vazduhu. Efikasnost predviđanja potvrđena je vrednostima korelacionih koeficijenata, kao i primenom linearne statističke tehnike-analize nezavisnih komponenti.

2. TEORIJSKE OSNOVE

2.1. Radioaktivnost vazduha

U prirodi se nalazi 63 radionuklida, koji se mogu svrstati u tri grupe: *primarni*, koji su bili prisutni u vasioni i pre nastanka Zemlje, *kosmogeni*, nastali u interakcijama sa kosmičkim zračenjem i *veštački (antropogeni)* radionuklidi potekli iz nuklearnih reaktora i atomskih bombi (fisioni i aktivirani nuklidi), koje je stvorio čovek. Ova poslednja grupa, u prirodi je prisutna u mnogo manjim količinama od radionuklida prirodnog porekla.

Primarni radionuklidi su široko rasprostranjeni i tipično dugoživeći. Prirodna radioaktivnost atmosfere u najvećoj meri zavisi od emisije radioaktivnih gasova radona ^{222}Rn , člana radioaktivnog niza ^{238}U , ^{220}Rn (toron-član niza ^{232}Th), i ^{219}Rn (aktinon-član niza ^{235}U). Zajedničko za ova tri niza je da roditelj svake porodice ima veliki period poluraspada 10^8 - 10^9 godina. Svaki od ova tri niza, završava se stabilnim izotopom olova (^{206}Pb , ^{207}Pb , ^{208}Pb) [17].

Kosmogeni radionuklidi nastaju u nuklearnim reakcijama, pod dejstvom zračenja koje dolazi van Sunčevog sistema, u najvišim slojevima atmosfere. Ovo zračenje u atmosferi Zemlje čini veliki broj čestica širokog dijapazona energija. Pri tome nastaju radionuklidi koji imaju relativno dugačka vremena poluraspada. Ipak, ta vremena poluraspada su znatno kraća nego kod primarnih.

^7Be ($t_{1/2}=53.3$ d) se formira u reakciji spalacije između kosmičkog zračenja i jezgara kiseonika i azota u stratosferi i gornjim slojevima atmosfere. Skoro odmah po nastajanju ^7Be atomi bivaju zahvaćeni aerosolnim česticama i slede njihove puteve kroz vazdušne mase. Aerosolne čestice prisutne u vazduhu sadrže u sebi većinu čestica zagađivača vazduha i ^7Be može da se koristi kao traser za vazdušne puteve cirkulacije vazdušnih masa, kao i puteve depozicije atmosferskih makro i mikro čestica [18, 19]. On se obično nalazi u formi BeO ili $\text{Be}(\text{OH})_2$. Većina atoma ^7Be , približno 70%, nastala je u troposferi a manja količina u stratosferi. U stratosferi aerosoli berilijuma ostaju

aproximativno godinu dana, a retenciono vreme berilijuma u troposferi je oko šest nedelja.

Dobro je poznato da produkcija ^7Be zavisi od intenziteta kosmičkog zračenja koje dolazi do gornjih slojeva atmosfere. Sezonske varijacije koncentracije ^7Be u nižim slojevima atmosfere zavise od tokova vazdušnih masa, vertikalnog i horizontalnog strujanja [19]. Vlažno zahvatanje, vertikalno strujanje i horizontalni atmosferski transport su faktori koji kontrolišu koncentraciju ^7Be u prizemnom sloju vazduha [20].

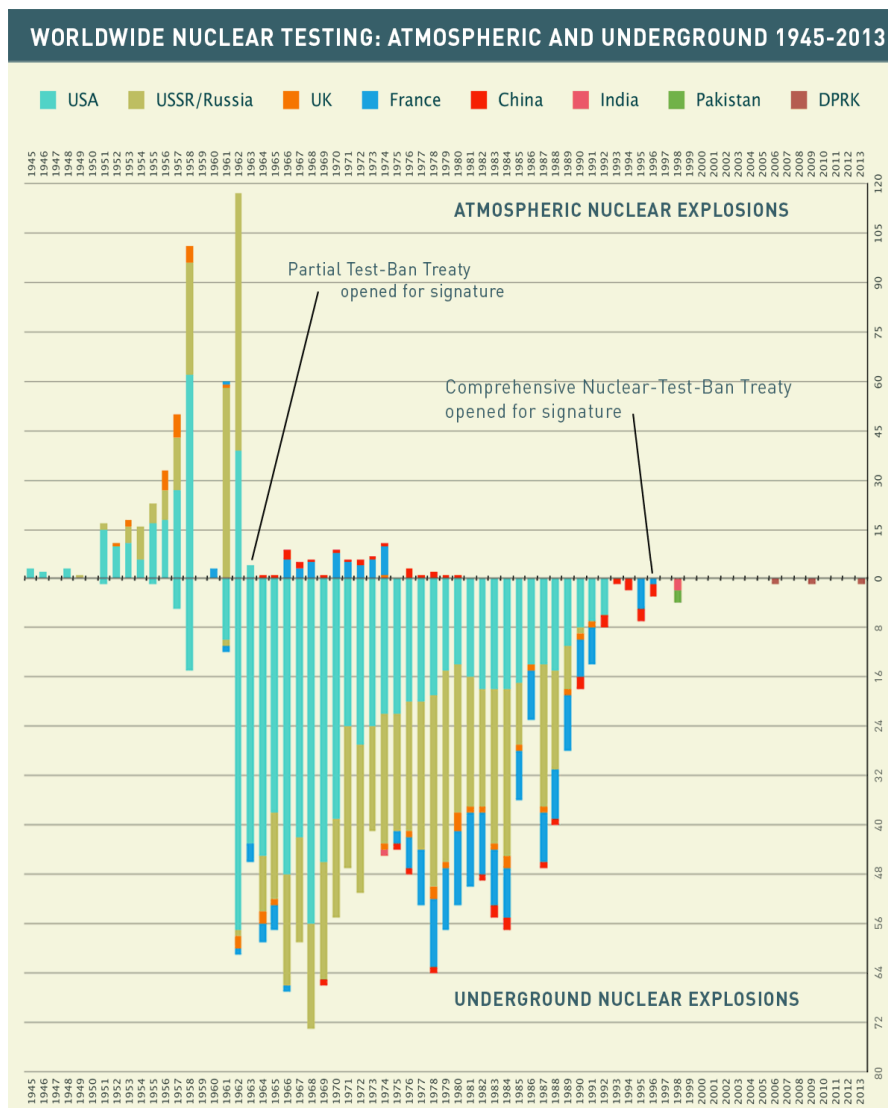
Produkcija kosmogenih radionuklida zavisi od jačine kosmičkog zračenja, koje prodire kroz gornje slojeve atmosfere i varira u zavisnosti od jačine sunčevog zračenja, koje je kontrolisano magnetnim poljem Sunca. Kontinualnim dnevnim praćenjem koncentracije ^7Be u površinskom sloju vazduha možemo dobiti podatke o sunčevoj aktivnosti koja je, trenutno, u 23. solarnom ciklusu. Takođe, koncentracija u vazduhu ^7Be je nezavisna od čovekovih aktivnosti, tj. nuklearnih proba i tehnološkog razvoja [21]. Trend je upravo posmatranje sunčeve aktivnosti pomoću jednostavnog gamaspektrometrijskog dnevnog određivanja koncentracije ^7Be u vazduhu [21].

Srednje mesečne koncentracije ^7Be u Evropi su obično nekoliko mBq/m^3 . Na primer, u Bratislavi (Slovačka), izmerene su srednje mesečne koncentracije u periodu od 1977 do 1990 u intervalu od 0.7 do 8.69 mBq/m^3 [22] i u Solunu (Grčka) u intervalu 1-10 mBq/m^3 [23] Ovi gradovi i zemlje su na sličnoj geografskoj dužini kao i naša zemlja.

Čovek sve više koristi veštačke radionuklide što je posledica sveopšteg tehnološkog razvoja. Kao rezultat nuklearnih proba, primene atomskog oružja, kao i akcidenata na nuklearnim postrojenjima u prirodi se nalazi i jedna manja količina *veštačkih radionuklida*.

Od 1945. god., kada je izvršena prva nuklearna eksplozija, pa do 1980., izvršeno je ukupno 809 atmosferskih eksplozija, od toga 352 na severnoj hemisferi. Do 1996. je, sa druge strane, izvršeno preko 2000 i atmosferskih i podzemnih nuklearnih proba. Kao posledica ovoga u atmosferu su dospeli radionuklidi različitih vremena poluraspada

(^{131}I , ^{137}Cs , ^{90}Sr itd.). Moratorijum o prestanku vršenja nuklearnih proba potpisan je 1962. godine, ali se kontaminacija atmosfere, ipak, nastavila. Naime, Kina je od 1964. pa sve do 1980. vršila nuklearne probe, dok je u ostalom delu planete početo sa gradnjom nuklearnih postrojenja, kako u eksperimentalne svrhe, tako i u svrhe proizvodnje nuklearne energije. Slika 1 prikazuje broj nadzemnih i podzemnih nuklearnih proba koje su izvršene na planeti u periodu od 1945 do 2013. god. [24].



Sl. 1. Broj atmosferskih i podzemnih nuklearnih proba u periodu 1945-2013. god. (izvor sajt Preparatory commission for the comprehensive nuclear test-ban treaty organisation, www.ctbto.org)

Do sada je registrovano šest nuklearnih akcidenata, pri čemu je došlo do kontaminacije većih razmera. Prvi se desio oktobra 1957. u Engleskoj (Windscale), drugi je bio u Ajdahu 1961. godine. Marta 1979. na Ostrvu Tri milje u Pensilvaniji, desio se treći akcident. Na reaktoru u Černobilju, sadašnja Ukrajna, 26. aprila 1986. dogodio se akcident ogromnih razmera. Tom prilikom ispušteno je oko 2 EBq aktivnosti, a s obzirom na snagu eksplozije i količinu toplote razvijene u toku požara, treba istaći da je ova aktivnost dostigla srednje slojeve troposfere, što je i uticalo na velike posledice ovog akcidenta. On nije bio trenutni događaj, već je sa različitim intenzitetom trajao do 6. maja. Peti akcident se odigrao u Kištinu, Zauralskom gradu u bivšem SSSR-u, približno u isto vreme kao i Windscale, ali je publikovan tek nedavno [25].

Usled zemljotresa i cunamija 11. marta 2011. godine došlo je do havarije u nuklearnoj elektrani Fukušima u Japanu. Sistem za hlađenje je prestao da radi usled čega je došlo do pregrevavanja reaktora, što je izazvalo najtežu nuklearnu katastrofu u poslednjih četvrt veka. Dizel agregati koji su pokretali pumpe za hlađenje reaktora su ostali bez dovoda električne energije (generatori su smešteni u podrumu, tako da je došlo do prelivanje vode preko generatora i nisu bili u funkciji), došlo je do delimičnog topljenja jezgra reaktora, kao i eksplozije vodonika. Posledica toga je bilo oštećenje kontejnera reaktora. Korišćena je i morska voda za hlađenje, što je trajno oštetilo reaktor, jer je došlo do korozijske unutar reaktora, a u bazenu sa istrošenim gorivom bilo je vatre. Usled svega ovoga došlo je do curenje radioaktivnog materijala, ^{131}I (isparenjem iz tečnog materijala), ^{134}Cs , ^{137}Cs , i po nekim podacima i plutonijuma [26].

^{137}Cs može veoma dugo da se zadrži u atmosferi i da učestvuje u procesu kruženja, što je posledica njegovog dugačkog vremena poluraspada ($t_{1/2}=30.14$ god). Takođe, ima hemijske i metaboličke osobine slične kalijumu, koji ulazi u sastav mišićnog tkiva [27]. Zbog ovih osobina, praćenje ponašanja i specifičnih aktivnosti je od izuzetnog značaja. U proteklih 25 godina cezijum je za populaciju ugroženih oblasti bio glavni činilac spoljašnje i unutrašnje izloženosti. Procenjene kumulativne prosečne efektivne doze za taj period iznose većinom 10-30 mSv u različitim oblastima Belorusije, Ukrajine i Rusije. Na pojedinim lokacijama doza je dostizala 50 mSv i više. Treba pomenuti da su stanovnici na ovim „kontaminiranim“ teritorijama uglavnom primili niže doze od onih

koje primaju žitelji oblasti s visokim nivoima prirodne radioaktivnosti (Brazil, Indija, Iran itd.) [28].

Vrednosti specifičnih aktivnosti ^{137}Cs varirale su tokom godina. U periodu vršenja nuklearnih proba, na teritoriji Evrope maksimalne srednje vrednosti su išle od 10^{-4} do 10^{-3} Bq/m^3 [25, 29-32]. Tokom akcidenta u Černobilju, vrednost specifične aktivnosti ^{137}Cs , dramatično raste i dostiže 10^2 Bq/m^3 [33]. U tadašnjoj SFRJ, maja 1986. vrednosti su išle od $1.4 \cdot 10^{-1} \text{ Bq/m}^3$ u Zadru do $3.2 \cdot 10^2 \text{ Bq/m}^3$ u Ljubljani [34]. Sledećih godina dolazi do smanjivanja koncentracije cezijuma, te vrednost specifične aktivnosti opada do 10^{-5} - 10^{-6} Bq/m^3 [17].

Posle akcidenta u Japanu, na severnoj hemisferi je zapažen skok u specifičnoj aktivnosti ^{137}Cs . Tako je u Sijetlu, država Vašington, zabeležena maksimalna aktivnost od oko $200 \mu\text{Bq/m}^3$, dok je u Grčkoj ova vrednost išla do $145 \mu\text{Bq/m}^3$ [35, 36]. Na teritoriji Beograda maksimalne vrednosti su se kretale između 40 i $160 \mu\text{Bq/m}^3$ [26, 37, 38]. Pored ^{137}Cs , tom prilikom bili su detektovani i drugi kratkoživeći, veštački, radioizotopi, u prvom redu ^{134}Cs , i ^{131}I . Red veličine specifičnih aktivnosti ^{134}Cs , bio je isti kao i ^{137}Cs , dok je ^{131}I imao specifične aktivnosti reda mBq/m^3 .

U vazduhu se mogu naći sve navedene vrste radionuklida, zavisno od vremena i načina uzorkovanja, kao i tipa uzoraka.

2.2. Prenos radioaktivnih čestica kroz atmosferu

Atmosfera se sastoji od azota 78.1%, kiseonika 21%, argona 0.9% i ugljen dioksida 0.03%. Sadrži i 1-3% vodene pare, kao i veliki broj gasova u tragovima, čija koncentracija ne prelazi 0.002% (neon, helijum, metan, kripton, vodonik, ksenon, amonijak, ugljen monoksid) [39]. Podeljena je u nekoliko slojeva: troposfera, stratosfera, mezosfera, termosfera, jonosfera i egzosfera. Za transport radioaktivnih čestica najznačajnije su troposfera i stratosfera. Troposfera se prostire do visine od 18

km, na ekvatoru, i do visine od 6-8 km na polovima. Stratosfera čini oblast od 11-32 km visine.

Sve glavne vremenske pojave se odigravaju u troposferi. Temperatura u tom sloju atmosfere opada sa visinom, a njena debljina varira u toku vremena i to najviše na umerenim geografskim širinama. Ograničena je tropopauzom sa gornje strane.

Sa druge strane, stratosfera ima konstantnu temperaturu, malu relativnu vlažnost i bez oblaka je. Vertikalna turbulencija joj je slabo izražena, tako da se deponovani radioaktivni materijal može zadržati duže vreme u njoj [40].

Postoji nekoliko teorija koje objašnjavaju izmene vazdušnih masa između stratosfere i troposfere. Po jednoj, na mestima prelaza, oko tropopauze, gde su turbulentna strujanja vazdušnih masa jako izražena, dolazi do uvlačenja vazduha iz stratosfere u troposferu, uz pojavu tzv. mlaznih struja. Tada dolazi do premeštanja vazduha iz viših u niže slojeve. Druga teorija se bazira na činjenici, da se visina tropopauze menja sa godišnjim dobom. U periodu kada je tropopauza najtanja, i troposfera najbliža stratosferi, može doći do zahvata vazdušnih masa iz stratosfere od strane troposfere [41]. Vremenske prilike, takođe, mogu da utiču na razmenu vazdušnih masa između ova dva sloja atmosfere, u prvom redu, formiranje fronta hladnog vazduha na pravcu severoistok-jugozapad. Zatim, pojava oblasti niskog vazdušnog pritiska i konstantne temperature, kao i postojanje prekida u tropopauzi [42].

Kako na stabilnost prizemnog sloja atmosfere, najveći uticaj imaju lokalni meteorološki uslovi, tako se i koncentracija radioaktivnog aerosol a menja u skladu sa njima. Turbulencija je najzaslužnija za mešanje vazdušnih masa, pa će tako imati najveći uticaj i na prenos radioaktivnih čestica kroz niže slojeve atmosfere. Ako se turbulencija javlja usled trenja i stvaranja vrtloga pri kretanju vazdušnih masa oko neravnina na zemljinoj kori, onda govorimo o dinamičkoj turbulenciji. Ako, sa druge strane, nastaje zbog neravnomerne raspodele temperature, govorimo o termičkoj turbulenciji. Za opisivanje ove dve vrste turbulencija koristimo vertikalni gradijent horizontalne brzine vetra i vertikalni gradijent temperature. Njihovim posmatranjem ocenjujemo stepen stabilnosti nižih slojeva atmosfere, odnosno posmatramo da li su u ovim slojevima atmosfere

vrednosti turbulentnih difuzija male. Sa druge strane, za kvantitativan opis stanja prizemnih slojeva atmosfere, koristimo Pasquill-ove kriterijume, koji zavise od brzine vetra na visini od 10 m, jačine sunčevog zračenja i oblačnosti [42]

Kao što se iz svega gore navedenog može videti, analiziranje stanja uzoraka vazduha i prisustvo radioaktivnih čestica u njemu, je od izuzetne važnosti. Praćenjem ponašanja radionuklida dobijaju se značajni podaci o procesima u atmosferi, te je predviđanje načina distribucije ovih čestica, ključno za optimizaciju analitičkog procesa.

2.3. Veštačke neuronske mreže

Veštačke neuronske mreže su sistemi napravljeni sa idejom da se iskoristi princip organizacije ljudskog mozga, sa ciljem da se konstruiše nova generacija informacionih procesionih sistema. Imaju prednost u pojedinim oblastima (podudaranje obrazaca, funkcionalna aproksimacija, vektorska kvantizacija, grupisanje podataka) u odnosu na klasične kompjutere zbog svoje arhitekture i efikasnosti rada u ovim granama obrade podataka. Nekoliko ključnih prednosti neuronskih mreža u odnosu na klasične kompjutere su [43]:

1. adaptivno učenje - sposobne su da uče i izvršavaju zadatke adaptivnim procedurama
2. samoorganizovanost - sposobne su da grade sopstvenu unutrašnju organizaciju ili reprezentaciju od podataka dobijenih tokom faze obučavanja
3. tolerancija greške - i pored delimične destrukcije mreže mogu da izvrše svoju funkciju
4. rad u realnom vremenu - arhitektura mreže je orjentisana na masivno paralelno procesuiranje podataka

jednostavnost dopunjavanja sa savremenom tehnologijom - ovi sistemi mogu jednostavno biti simulirani pomoću savremenih kompjutera, kao i implementirani u specifične neuronske hardvere koji omogućavaju njihovu modularnu integraciju u sadašnje sisteme.

Ipak, klasični kompjuteri su i dalje brži u algoritamskim proračunima i određenim aritmetičkim operacijama [44].

Prva istraživanja u ovoj oblasti datiraju još iz 1943. godine kada su i predloženi prvi sistemi koji rade na principima mehanizama nervnog sistema [45, 46]. Potom je usledio period intenzivnih istraživanja kada su izloženi prvi načini obučavanja neuronskih mreža [47-49]. Euforija koja je vladala početkom 60-ih godina prošloga veka, splasla je kada su Minsky i Papert u svojoj knjizi „*Perceptrons*“ dokazali ograničenja neuronskih mreža u radu sa XOR tipom funkcija [50]. Interesovanje za neuronske mreže vratilo se kada su nezavisno jedni od drugih Werbos [51], Rumelhart et al., [52] i Parker [53] predložili unapređeni algoritam sa propagacijom greške unazad, kao i kada je 1982. godine Hopfield uveo nelinearnost i povratno sparivanje ulaznih i izlaznih podataka, što je poboljšalo fleksibilnost arhitekture neuronske mreže [54].

Početkom 90-ih Bart Kosko [55] otvara novu oblast *soft computing* povezujući neuronske mreže i tzv. *fuzzy* logiku. Sve ovo je dovelo do ogromnog povećanja interesovanja za neuronske mreže koje se sada izučavaju i na univerzitetima širom sveta kao zaseban predmet, dok je za njihovu primenu u raznim oblastima, ne samo fundamentalnih nauka, razvijeno stotinak komercijalnih softverskih paketa [56, 57].

Neuronske mreže su paralelne, distributivne, informaciono-procesne strukture sa sledećim karakteristikama [44]:

1. matematički modeli koji sadrže neurone
2. imaju veliki broj međusobno povezanih procesnih elemenata
3. te veze između procesnih elemenata sadrže i čuvaju znanje
4. procesni element može da da dinamički odgovor na ulazni impuls koji zavisi samo od lokalnog podatka, tj. ulazni signal dolazi do procesnog elementa preko susedne veze i njenog težinskog faktora
5. ima sposobnost da uči, pamti i generalizuje podatke koji su joj prezentovani tokom obučavanja dodeljujući i prilagođavajući težinske koeficijente

6. nijedan zaseban neuron ne nosi određenu informaciju, pa se u tu i ogleda ukupnost računarske moći

Zbog svih ovih osobina veštačke neuronske mreže možemo sresti i pod sledećim nazivima: paralelno-distribicioni procesni modeli (*parallel distributed processing models*), samoorganizujući sistemi (*self-organizing systems*), neuroračunarski sistemi (*neurocomputing systems*), neuromorfni sistemi (*neuromorphic systems*) [44].

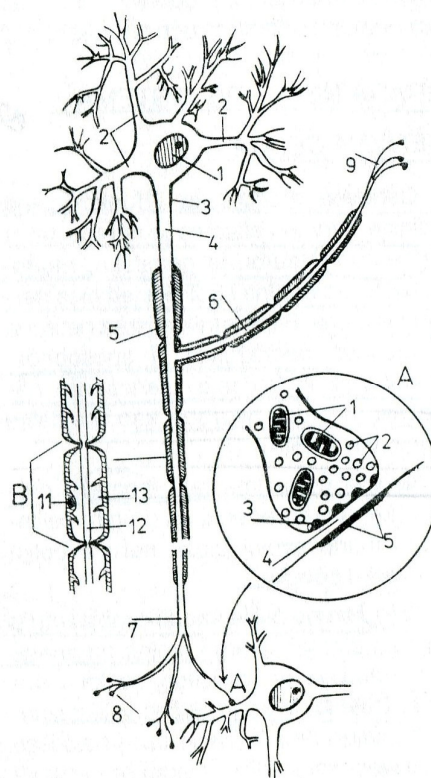
2.4. Analogija biološkog i veštačkog neurona

Ljudski mozak rešava probleme uz učešće miliona visoko povezanih procesnih elemenata koji se nazivaju *neuroni*. Oni su sposobni da bez ikakvog programiranja, i bez ikakve procesione jedinice uče, modifikuju se i adaptiraju, iako je brzina rada prirodnog sistema nekoliko redova veličine manja od brzine rada elektronskih sistema [43]. Ljudski mozak sadrži 10^{11} neurona različitog tipa [58]. Na slici 2 prikazan je ljudski neuron, koji je osnovna morfološka i funkcionalna jedinica nervnog sistema. Njegova bitna karakteristika je nadražljivost i sposobnost prenošenja ili kočenja prenošenja nadražaja na druge neurone. Sastoji od tela (*soma*) i produžetaka. Telo neurona sadrži citoplazmu sa jedrom i brojnim organelama. Citoplazma je okružena membranom od koje se odvajaju produžeci, kratki dendriti i dugi neuriti ili aksoni. *Dendriti* su nervna vlakna, razgranatog oblika nalik drvetu koji su povezani sa telom ćelije, i uvek prenose nadražaj prema telu neurona. *Akson* se širi iz ćelije, dugačak je i cilindričnog oblika. Zadužen je za prenos signala (impulsa) od tela nervne ćelije.

Terminalni deo aksona sa završnim grančicama tzv. *telodendron* na svojim završnim proširenjima stupa u kontakt sa susednim neuronima i na taj način uspostavlja funkcionalnu vezu koja se naziva *sinapsa* [59]. U ljudskom mozgu postoji 10^4 sinapsi po neuronu, koje mogu biti hemijske i električne [58]. Kod hemijskih prvi neuron luči neurotransmiter (hemijska supstanca) u sinapsu, koji zatim deluje na receptorske proteine u membrani sledećeg neurona, koji ovom supstancom može biti ekscitovan, inhibiran ili modifikovan na neki drugi način. Do sada je otkriveno preko 50

neurotransmitera od kojih su najpoznatiji acetilholin, noradrenalin, histamin itd. Sa druge strane, kod električnih sinapsi postoje kanali za provođenje električne struje sa jednog neurona na drugi. Ovi kanali su proteini tubularne strukture i nazivaju se pukotinskim vezama (*gap junctions*), koje dozvoljavaju slobodno kretanje jona između ćelija. Ključna razlika između ova dva tipa sinapsi je što hemijske uvek prenose signal u jednom smeru, dok električne to mogu da urade u oba [58]. Aktiviranje jedne ili više sinapsi istovremeno u kratkom vremenskom intervalu, dovodi do izlazne aktivnosti neurona.

Po poslednjim istraživanjima i proces učenja ima elektrohemijski mehanizam koji se odvija između susednih neurona. Po ovome se tokom učenja oslobađa azot (II) oksid, NO, takođe neurotransmiter, čiji su molekuli sposobni da prolaze kroz membranu i trasiraju put do susednog neurona kontrolišući efikasnost stvorene veze za hemijske reakcije koje se odvijaju u prvom neuronu. Efikasnost regulacije elektrohemijske veze između susednih neurona je odgovorna za proces učenja [43].

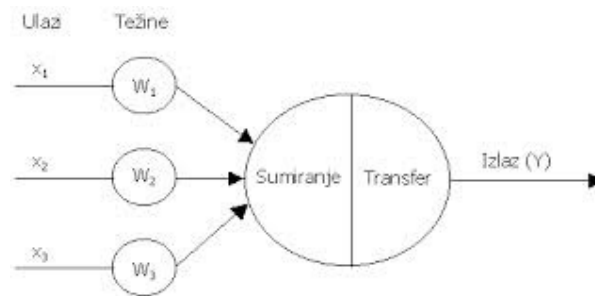


Sl. 2. Nervna ćelija-neuron. 1. jedro, 2. dendriti, 3. aksonski brežuljak, 4. inicijalni segment aksona, 5. mijelinski omotač, 6. kolateralni produžetak, 7. terminalni deo aksona sa završnim grančicama (telodendron), 8. terminalna proširenja, 9. terminalni deo kolateralnog nastavka, 10. susedni neuron; A. sinapsa. 1. mitohondrije, 2. vezikule, 3. presinaptička membrana, 4. sinaptička pukotina, postsinaptička membrana; B. deo aksona. 11. Schwan-ova ćelija, 12. akson, 13. mijelinski omotač [59].

Svaki tip neurona je zadužen za neku posebnu vrstu poslova. Svaka grupa koju čine neuroni jednog tipa, je unutar sebe povezana, i to tako da se na ulaz jednog neurona dovode izlazi drugih. Ovo je princip organizacije nervnog sistema, koji je, kako se iz izloženog vidi, sofisticiran, adaptivan, nelinearan procesioni sistem.

Veštački neuron je osmišljen kao imitacija biološkog (slika 3). Prima signale od susednih neurona, obrađuje ih i formira izlazni signal različitog intenziteta. Operacija na svakom nodu je nezavisna od operacija na ostalim nodovima, ali one sve utiču na mrežu

kao celinu, jer je izlazni signal jednog noda istovremeno ulazni signal drugog. Znanje se distribuira u aktivirano stanje neurona i memorija nije fiksirana. Neuronska mreža svojom arhitekturom pokušava da imitira osnovne nervne funkcije mozga i dizajnirana je tako da uči iz primera. Možemo je definisati kao strukturu koja povezuje jednostavne jedinice (obično adaptivne jedinice), hijerarhijski organizovane, koje pokušavaju da prave analogiju sa realnim objektima u biološkim sistemima.



Sl. 3. Veštački neuron - shema (x_i ulazni signali, w_i težinski koeficijenti, y izlazni signal)

Ukupan ulazni signal možemo predstaviti sledećom funkcijom, koju možemo nazvati baznom funkcijom:

$$u = w_0 + \sum_{j=1}^{n_i} w_j x_j \quad (1)$$

gde je w_0 granična vrednost aktivacije neurona, dok su w_j težinski koeficijenti koji su odgovorni za efekte ulaznih podataka na aktivacionu funkciju. Sa druge strane izlazna funkcija veštačkog neurona ima sledeći oblik:

$$y = f(x) = f(w_0 + \sum_{j=1}^{n_j} w_j x_j) \quad (2)$$

Težinski koeficijenti predstavljaju jačinu veze između dva noda. Ako je ovaj koeficijent pozitivan, sinapsa koja se formira između dva neurona ima pobuđujuću funkciju, a ako

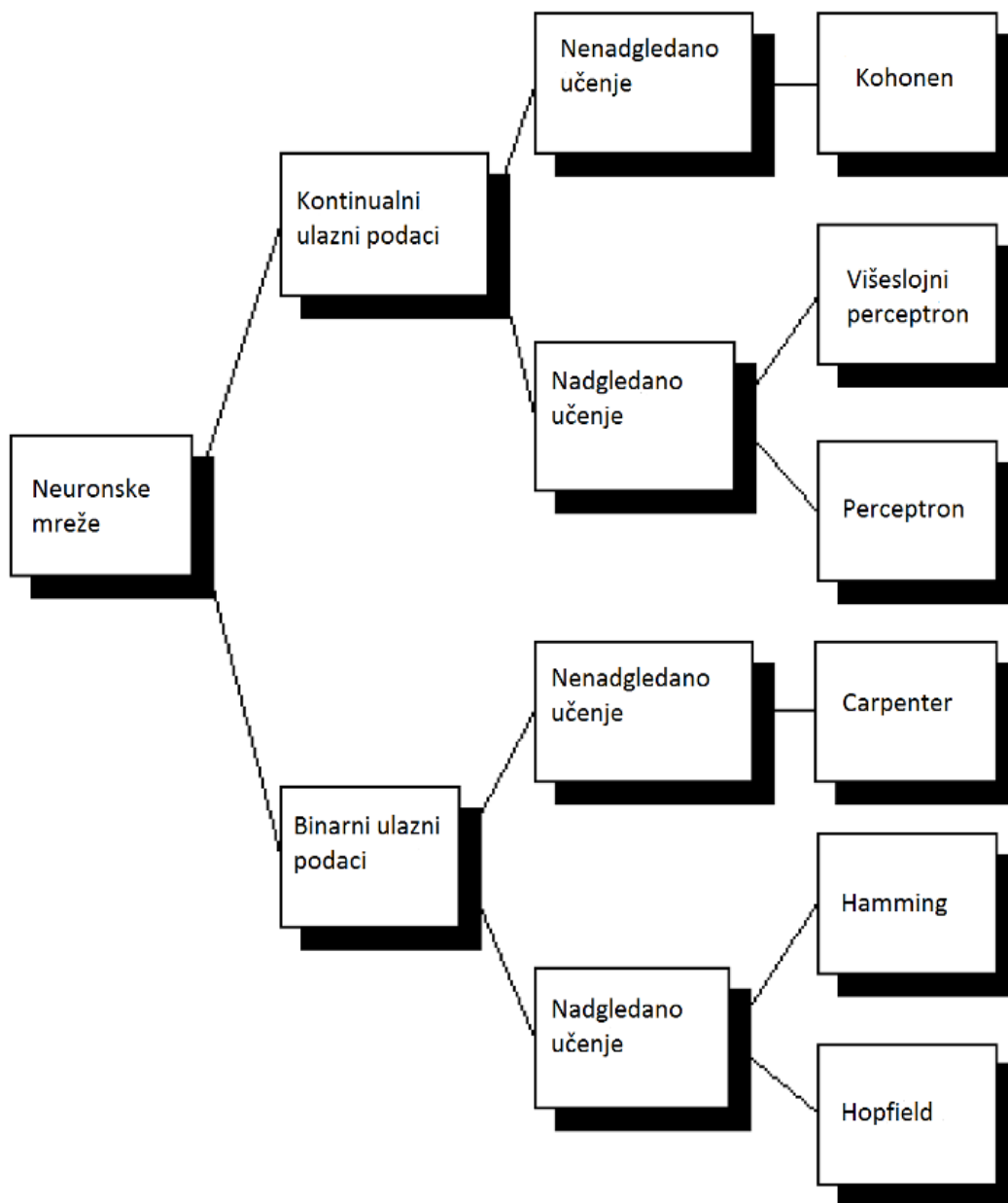
je negativan, inhibišući. Ako je težinski koeficijent jednak nuli, to je pokazatelj da između dva noda ne postoji nikakva povezanost.

Aktivaciona funkcija, odnosno transfer funkcija između neurona, koja definiše uticaj ulaznog na izlazni signal, najčešće može biti jedna od sledećih nelinearnih funkcija: odskočna, gausovska, eksponencijalna, logistička, tangens hiperbolični. Aktivaciona funkcija može biti i linearna i tada govorimo o specifičnoj vrsti veštačkog neurona tzv. linearnom neuronu, odnosno nodu.

2.5. Vrste i podela neuronskih mreža

Postoji nekoliko načina za klasifikaciju neuronskih mreža. Prema *broju slojeva* delimo ih na jednoslojne i višeslojne. Prema *vrsti veza* na slojevite, potpuno povezane i celularne mreže. Po *načinu obučavanja* dele se na nadgledane i nenadgledane. Prema *smeru prostiranja informacija* na rekurentne i nerekurentne, dok se poslednja podela prema *vrsti podataka* na analogne i diskretne retko koristi, zbog činjenice da su uglavnom sve mreže diskretnog tipa.

U literaturi postoji nekoliko različitih sistema klasifikacije neuronskih mreža predloženih od strane nekolicine autora [60, 61], dok slika 4 predstavlja osnovnu podelu predloženu od strane D. Andina i dr. [43].



Sl. 4. Osnovna taksonomija neuronskih mreža [43]

2.6. Višeslojni perceptron sa propagacijom greške unazad

Ovaj tip mreže je predstavnik nadgledane, nereкурентне vrste mreža. Algoritam sa propagacijom greške unazad je jedan od najznačajnijih u samom razvoju neuronskih

mreža [51, 62-65]. Uvođenjem ovog tipa algoritma neuronske mreže su doživele ponovnu ekspanziju u svom razvoju. Primjenjuje se kod mreža čiji procesni elementi imaju kontinualne, diferencijalne aktivacione funkcije [43]. Ova procedura omogućava promenu težinskih koeficijenata kako bi se izvršila tačna klasifikacija datih ulaznih podataka, odnosno svodi se na minimiziranje razlike između očekivanog i dobijenog izlaza [52].

Prvobitno razvijeni algoritam je imao dva nedostatka zbog kojih se za realne primene činio neupotrebljiv. Proces obučavanja mreže je bio spor, jer je korišćen metod opadajućeg gradijenta koji ima stepen konvergencije jedan. Drugi nedostatak se ogledao u pojavi lokalnih minimuma. Ovo je proisticalo iz činjenice da je mreža višeslojna i da se u bar jednom sloju nalaze neuroni sa nelinearnim aktivacionim funkcijama, što je za rezultat imalo nelinearnost zavistnosti greške odziva od težinskih koeficijenata.

Poboljšanja koja su uveli sami autori algoritma uvela su u proračun dva dodatna parametra [52]. Prvi je tzv. *moment*, koji povećava brzinu obučavanja tako što uzima u obzir promene težinskih koeficijenata u svakom vremenskom trenutku, a drugi je *brzina obučavanja* koji definiše uticaj prethodnih promena na sadašnju, i može imati vrednost od 0 do 1.

3. MATERIJALI I METODE

3.1. Uzorkovanje

Uzorci vazduha su sakupljeni u periodu od marta 2009 do decembra 2011. godine u Kumodražu, na periferiji Beograda. Uzorkovanje je vršenono sa dva digitalna uzorkivača tipa DH 604EV.2, proizvođača F&J Speciality Products, Inc. (Ocala, Florida, USA) [66] koji mogu da ostvare protok vazduha raspona 15-120 m³/h, sa početnom brzinom protoka od 50 ± 5 m³/h. Uzorkovanje je vršeno jednom nedeljno, na visini od 124 cm od tla. Ukupno je sakupljen 101 uzorak. Digitalni uzorkivači, koji su korišćeni ovom prilikom, su davali podatke i o temperaturi, pritisku i relativnoj vlažnosti vazduha. Podaci o brzini vetra, insolaciji (broju sunčanih sati tokom dana), globalnom Sunčevom zagrevanju i količini padavina su dobijeni od strane Republičkog hidrometeorološkog zavoda Srbije [67].

Korišćen je celulozni filter papir tipa FJ213340, debljine 1.770 mm i efikasnosti od 65% na DOP (dioktil ftalat) testu. DOP test utvrđuje efikasnost filtera površine 100 cm² za filtraciju vazduha ili nekog gasa koji ima brzinu protoka od 32 L/min kada je izložen česticama dioktil ftalata koncentracije 100 mg/L [68].

3.2. Gama-spektrometrijska analiza

Analiza uzoraka vršena je na gama-spektrometrometrijskom sistemu AMETEK-AMT (ORTEC, USA) sa p-tipom koaksijalnog germanijumskog detektora visoke čistoće (HPGe). Karakteristike ovog detektora su date u tabeli 1.

Tabela 1**Karakteristike germanijumskog detektora visoke čistoće**

Model detektora	ORTEC GEM50
Konfiguracija kriostata	SV-GEM
Model djuarovog suda	DWR-30
Dimenzije kristala	prečnik 69.7mm; dužina 58.9mm
Apsorbujući slojevi	aluminijum-1.50 mm neaktivni germanijum-700 μm
Preporučeni radni napon	+ 3700 V
Rezolucija (FWHM) na 1.33 MeV, ^{60}Co	1.90 keV (deklarisano) 1.78 keV (izmereno-VTI*)
Odnos pik – Kompton	66:1 (deklarisano) 76:1 (izmereno-ORTEC*)
Relativna efikasnost na 1.33 MeV, ^{60}Co	50% (deklarisano) 59.2% (izmereno-ORTEC*)
Oblik pika (FWTM/FWHM), ^{60}Co	1.90 (deklarisano) 1.90 (izmereno-ORTEC*)
Rezolucija (FWHM) na 122 keV, ^{57}Co	0.90 keV (deklarisano) 0.76 keV (izmereno-VTI*)

*prilikom merenja korišćena je vremenska konstanta (vreme oblikovanja) 6 μs .

3.2.1. Kalibracija detektora

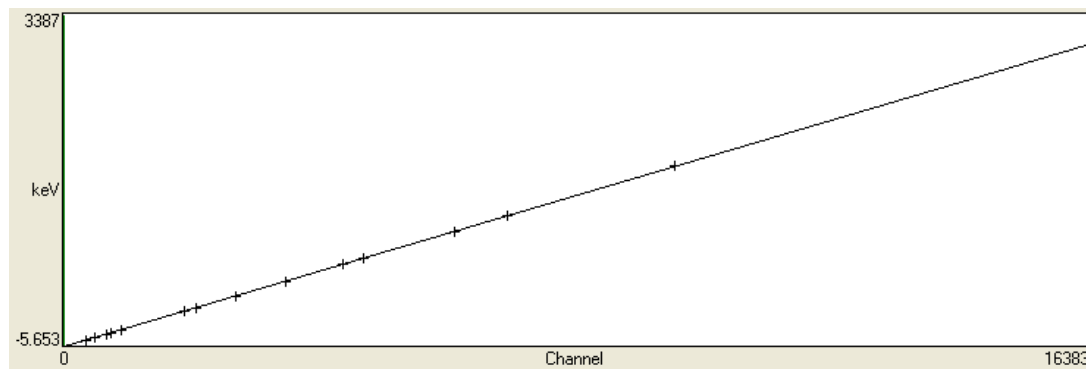
Za kvalitativnu i kvantitativnu analizu spektara gama zračenja iz nekog izvora potrebno je pre prvog merenja izvršiti energijsku kalibraciju gama spektrometra kao i kalibraciju efikasnosti. Prilikom merenja kalibracionog izvora odabrani su parametri akvizicije koji će biti korišćeni i u sledećim merenjima pri određivanju sadržaja radionuklida u uzorcima nepoznate aktivnosti. Merenje je vršeno u marineli geometriji od 1000 ml.

Detektor je bio smešten u olovnom kućištu debljine 11 mm koja je prekrivena bakarnim limom debljine 5 mm. Kao kalibracioni izvor korišćen je mikš standard tipa MBSS 2 Češkog metrološkog instituta. Tabela 2 predstavlja karakteristike kalibracionog izvora, a slike 5 i 6 energijsku kalibraciju i kalibraciju po efikasnosti detektora.

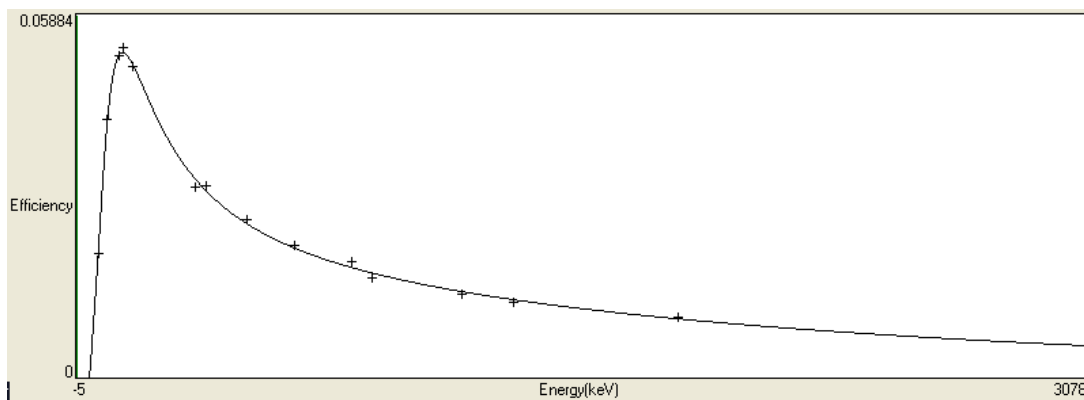
Tabela 2

Karakteristike kalibracionog izvora

Radionuklid	Vreme poluraspada (dani)	Aktivnost (kBq)	Nesigurnost merenja aktivnosti (%)
Am-241	157800	7.466	1.1
Cd-109	462.6	12.33	1.3
Ce-139	137.5	0.914	1.1
Co-57	271.26	0.657	1.2
Co-60	1925.4	2.221	1.1
Cs-137	11019	2.225	1.2
Hg-203	46.72	2.743	2.4
Sn-113	115.1	2.204	1.6
Sr-85	64.78	2.753	1.2
Y-88	106.6	4.436	1.2



Sl. 5. Kalibracioni grafik zavisnosti broja kanala od energije



Sl. 6. Kalibracioni grafik zavisnosti efikasnosti od energije

Odnos između efikasnosti ε i energije E , opisan je polinomskom funkcijom šestog reda:

$$\varepsilon = e \left(\sum_{i=1}^6 a_i E^{2-i} \right) \quad (3)$$

gde su a_i koeficijenti aproksimacije i iznose: $a_1 = -0.422328$, $a_2 = -4.057366$, $a_3 = 0.364437$, $a_4 = -0.033545$, $a_5 = 0.000797$, $a_6 = 0.000797$.

3.2.2. Određivanje aktivnosti

Specifična aktivnost $A_{E,i}$ (Bq/m³) radionuklida i na energiji E je izračunata po jednačini:

$$A_{E,i} = \frac{N_{E,i}}{\varepsilon_E t I_a V} \quad (4)$$

gde je $N_{E,i}$ površina vrha totalne apsorpcije na energiji E , ε_E efikasnost detektora na energiji E , t vreme merenja, I_a apsolutni intenzitet gama raspada na energiji E i V zapremina uzorka.

Gamaspektrometrijska analiza je sprovedena u sistemu kalibrisanom na filter geometriju. Kao standard korišćen je standard napravljen nakapavanjem radioaktivnog rastvora ^{241}Am , ^{109}Cd , ^{57}Co , ^{139}Ce , ^{203}Hg , ^{113}Sn , ^{85}Sr , ^{137}Cs , ^{88}Y i ^{60}Co na kružni filter papir u heksagonalnoj mreži. Nanešeno je 55 tačaka, od kojih je svaka imala zapreminu od 10 μl . Radioaktivni rastvor je dobijen razblaživanjem referentnog materijala IAEA.

Vreme merenja iznosilo je 250 000 s, a zapremina 5 000 m^3 . Specifična aktivnost ^7Be merena je na njegovoj liniji od 477.6 keV, sa relativnom standardnom devijacijom koja se kretala u opsegu od 0.6 to 7.6 %. Kod određivanja specifične aktivnosti ^{137}Cs korišćena je njegoa linija na energiji od 661 keV, sa relativnom standardnom devijacijom koja je imala vrednosti u opsegu od 8.8 to 13.7%. Tom prilikom korišćen je softverski paket Gamma Vision 32 [69].

3.3. Optimizacija parametara mreže

Neuronske mreže se primenjuju u slučajevima kada su relacije između promenljivih nepoznate ili kompleksne. Najčešći tip mreže koji se koristi u analizi uzoraka životne sredine je višeslojni perceptron. Troslojna i četvoroslojna perceptronska mreža [14-16, 70 - 73], su se pokazale kao najoptimalnije za ovu vrstu analiza. Koristeći se prethodnim iskustvom u primeni neuronskih mreža u gamaspektrometriji, primenili smo na naš slučaj troslojnu mrežu sa propagacijom greške unazad [14-16, 70].

Proces obučavanja ovakve mreže vrši se u dve faze. U prvoj fazi podaci koji se nalaze u ulaznom sloju se preko ulaznih nodova šalju u skriveni sloj. Nodovi iz skrivenog sloja

računaju sume težinskih faktora ulaznih podataka. Sve ove sume se preko aktivacione funkcije, zatim, šalju u izlazni sloj kao jedinstven krajnji podatak.

U našem slučaju, kao aktivaciona funkcija, korišćena je logistička funkcija koja je predstavnik sigmoidnih aktivacionih funkcija. Njen oblik je:

$$f_j = \frac{1}{1 + \exp\left(-\sum w_{ji}o_i + b\right)} \quad (5)$$

gde je w_{ji} težinski faktor čija vrednost spaja nod iz nižeg sloja i sa nodom iz višeg sloja j , o_i izlazna vrednost noda i , dok b predstavlja bias. Bias (granica aktivacije neurona) se koristi da bi se izračunala ukupna brojna vrednost svih nodova koji se nalaze u jednom sloju.

U drugoj fazi obučavanja mreže računa se greška između izračunatih i eksperimentalno dobijenih vrednosti u izlaznom sloju koristeći tzv. opšte delta pravilo. Po ovom pravilu nodovi koji se nalaze u izlaznom sloju se koriguju prema vrednostima nodova iz ulaznog sloja po jednačini:

$$w_{ji}^{n+1} = w_{ji}^n + \eta \delta_j o_j + \alpha w_{ji}^n \quad (6)$$

gde je δ_j greška signala na nodu j , o_j izlazna vrednost noda j , n broj iteracija, η brzina obučavanja, a α momenat. Brzina obučavanja utiče na veličinu koraka u prostoru težinskih koeficijenata i kontroliše brzinu kojom mreža uči. Momenat se uključuje u proračun da bi se dodale prethodne promene težinskih koeficijenata tekućoj promeni tokom procesa obučavanja. I u određivanju vrednosti brzine obučavanja i momenta koristili smo se prethodnim iskustvom u primeni neuronskih mreža u gamaspektrometriji [14], te je dobijeno da obe ove vrednosti iznose 0.1.

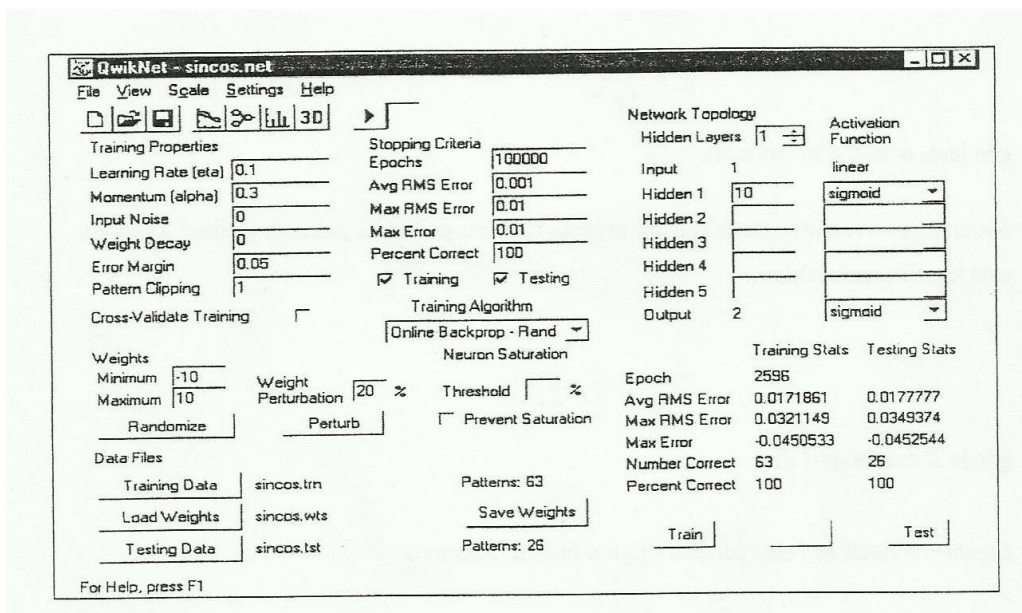
Ključni deo proračuna kod veštačkih neuronskih mreža je formiranje seta za obučavanje i testiranje mreže. Set za obučavanje služi za optimizaciju karakteristika modela, dok set

za testiranje služi za ocenu sposobnosti generalizacije date mreže. Radi provere rada mreže formira se još jedan set podataka koji se naziva set za vrednovanje čija je osnovna svrha da proceni rad formirane mreže. Ovaj poslednji deo se naziva procesom unakrsne validacije [74].

Za analizu vrednosti specifičnih aktivnosti oba ispitivana radionuklida, set za obučavanje je sadržavao logaritamske vrednosti meteoroloških parametara kao ulazne podatke, dok je za izlazni podatak korišćena logaritamska vrednost specifične aktivnosti datog radionuklida, iz 2009. godine. Set za testiranje je sadržavao iste ulazne i izlazne parametre ali iz 2010. godine, dok su u setu za vrednovanje korišćeni podaci iz 2011. godine.

Optimizacija mreže, kao proces podešavanja promenljivih koji se primenjuje zarad nalaženja nivoa sa najboljim odgovorom, nema razrađen sistemski pristup. Ona se izvodi metodom pokušaja i greške (*trial-and-error*), ili menjanjem jedne promenljive dok se pokušaji zadržani u simpleksu za određeni broj pokušaja ne reevaluiraju, ili dok se ne učine pokušaji izvan efektivnih granica promenljivih sistema. U ovom radu je korišćen pristup pokušaja i greške.

Analiza vrednosti specifičnih aktivnosti ^7Be i ^{137}Cs korišćenjem neuronskih mreža izvršena je u softverskom paketu QwickNet 2.23 [75], čiji je izgled dat na slici 7.



Sl. 7. Prozor programa QwickNet

3.4. Analiza osnovnih komponenti

Analiza osnovnih komponenti (*Principal Component Analysis*, PCA) je statistička metoda koja je proizašla iz multivarijantne statističke analize, i omogućava identifikovanje glavnih faktora unutar nekog višedimenzionog seta podataka, a sve na bazi smanjenja broja promenljivih unutar datog skupa. Koristi se kada u ispitivanom skupu postoji veliki broj promenljivih za koje smatramo da su na izvestan način korelisane. Smanjenjem broja svih komponenti u sistemu na tzv. osnovne komponente (*Principal Components*, PC) dobijamo bolju reprezentaciju datog skupa podataka.

Osnova ove analize je traženje linearne kombinacije početnih promenljivih koje imaju najveći doprinos u razlikovanju uzorka. Informacije koju nose sve promenljive u datom sistemu se projektuju na manji broj osnovnih komponenti, od kojih prva sadrži najveći deo varijacije u podacima. Druga komponenta je ortogonalna u odnosu na prvu i sadrži najveći deo ostatka varijacije itd.

Neka se skup podataka, datih matricom X , sastoji od I objekata koje možemo da predstavimo sa J promenljivih. PCA će je razložiti na matrice skorova T , zasićenja promenljivih određenom komponentom P i rezidualnih grešaka E dimenzija $I \times K$, $K \times J$ i $I \times J$, respektivno:

$$X = TP + E \quad (7)$$

gde je K broj osnovnih komponenti. Matrica P se sastoji od nekoliko vektora-osnovnih komponenti koji su dati kao linearna kombinacija početnih promenljivih i kao takva daje informacije o promenljivim. Sa druge strane, matrica T daje informacije o objektima, jer su oni opisani svojim projekcijama na osnovne komponente.

Matrica skorova se sastoji od serija vektora-kolona koji se obeležavaju sa t_a , a matrica zasićenja od serije vektora-redova najčešće obeleženim kao p_a , gde a predstavlja broj osnovnih komponenti. Obe ove matrice se sastoje od nekoliko ovakvih vektora, po jedan za svaku osnovnu komponentu. Prvi vektor skora i prvi vektor zasićenja se nazivaju svojstvenim-*eigen*-vektorima prve osnovne komponente. Svaka sledeća komponenta je okarakterisana jednim parom vektora.

Što je veća vrednost svojstvenog vektora to je i komponenta značajnija. Vrednost svojstvenog vektora se definiše kao suma kvadrata skorova:

$$g_a = \sum_{i=1}^I t_{ia}^2 \quad (8)$$

gde je g_a - ta svojstvena vrednost.

Suma svojstvenih vrednosti različitih od nule za matricu podataka jednaka je sumi kvadrata cele matrice podataka:

$$\sum_{a=1}^K g_a = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J x_{ij}^2 \quad (9)$$

gde je K manje od I ili J .

Ove svojstvene vrednosti možemo predstaviti i u obliku procenta:

$$V_a = 100 \frac{g_a}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J x_{ij}^2} \quad (10)$$

Za određivanje udela podataka za čije modelovanje može da se koristi PCA u ukupnom skupu podataka koristi se kumulativna procentualna svojstvena vrednost data kao

$$\sum_{a=1}^A g_a. \text{ Što se ova vrednost više približava } 100 \%, \text{ to je model bolji [76].}$$

U radu je PCA korišćena za redukovanje broja meteoroloških parametara koji su korišćeni kao ulazni podaci za formiranje neuronske mreže. Oni parametri koji su imali najveće korelacione koeficijente iskorišćeni su za dalju analizu. Ovo je rađeno u programskom paketu SPSS v 13 [77].

3.5. Analiza nezavisnih komponenti

Ne tako nov, ali prilično neobičan, statistički postupak u oblasti obrade signala je primena raznih algoritama baziranih na analizi nezavisnih komponenti (*Independent Component Analyses-ICA*). Prvobitno je korišćena u oblasti analize audio i video signala i mogućnosti rešavanja problema kod tzv. *coctail-party* efekta.

ICA [78, 79] je statistički model kod koga se analizirani podaci pretstavljaju linearnim kombinacijama ne-Gausovskim i međusobno nezavisnim promenljivima. Po Hyvarinen-u i Oj-i [80, 81] jedan od najkorisniji algoritama je FastICA, koja se pokazala efikasnom kako za ovaj tip analize, tako i za tzv. *blind source separation* koja predstavlja odvajanje osnovnih komponenti iz nekog složenog signala [82]. Našla je i primenu kod

analize ljudskog elektroencefalograma (EEG), kao i u analizi raznih oblika redukcije dimenzionalnosti u tzv. oblasti *image processing-a* [83].

ICA je tehnika koja izdvaja osnovne signale iz matriksa podataka bez *a priori* poznavanja ukupnog sadržaja analiziranog uzorka [83]. Dobijeni signal x može biti predstavljen linearnom kombinacijom međusobno nezavisnih komponenti s :

$$x_i = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{in}s_n \quad (11)$$

za svako i gde a_{in} predstavlja zastupljenost n -te komponente kompleksnog signala. Ovu jednačinu je jednostavnije prikazati matricom, pa tako kompleksni signal i nezavisne komponente možemo predstaviti u sledećem obliku: $x = [x_1 x_2 \dots x_n]$ i $s = [s_1 s_2 \dots s_n]$, dok se koeficijenti a_{in} predstavljaju matricom mešanja A :

$$x = As \quad (12)$$

Glavni problem u iznalaženju nezavisnih komponenti je dobijanje nezavisne matrice W koja zadovoljava sledeću jednačinu:

$$s = Wx \quad (13)$$

Postoji nekoliko različitih pristupa za dobijanje nezavisnih komponenti. FastICA algoritam koristi iteracione šeme sa fiksiranim tačkama za dobijanje maksimalnog broja ne-Gausovskih komponenti. MaxICA je, sa druge strane, bazirana na maksimalnom uvećanju izlazne entropije itd. U literaturi su ovi postupci detaljno obrađeni [84, 85].

3.6. Softveri

3.6.1. F&J Speciality Products, Inc. (Ocala, Florida, USA)-softver za sakupljanje uzoraka vazduha [66]

- 3.6.2. Gamma Vision 32, Verzija 5.3-softver za gamaspektrometriju, koji omogućava sakupljanje podataka, njihovo čuvanje i analizu [69].
- 3.6.3. QwickNet, Verzija 2.23-softver za simulaciju neuronske mreže. Za simulaciju je korišćen višeslojni perceptron bez povratnih veza, sa prostiranjem signala od ulaznog ka izlaznom sloju [75].
- 3.6.4. SPSS, Verzija 13.0-softver za statističku obradu podataka [77].
- 3.6.5. Matlab, verzija 2010a-softverski paket za generisanje, analizu i proračun različitih tipova signala [86].
- 3.6.6. FastICA za Matlab [87].

4. REZULTATI

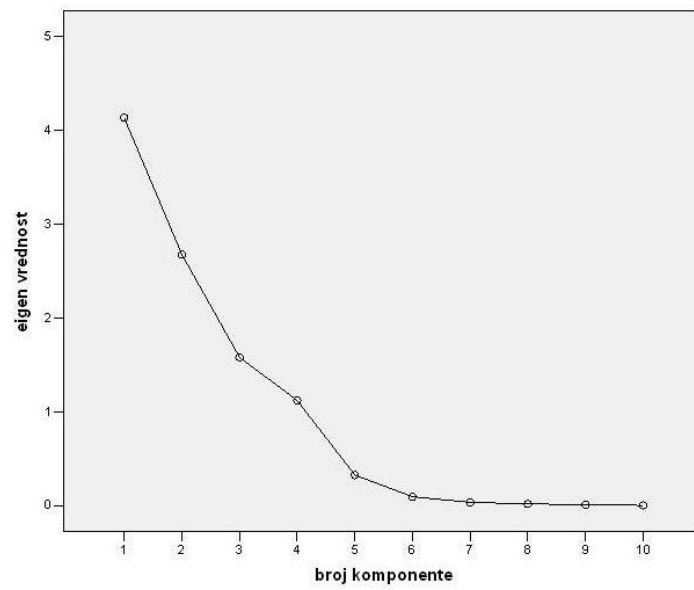
U ovom radu je razvijen kombinovani model za predviđanje specifičnih aktivnosti radionuklida u vazduhu, uz korišćenje analize osnovnih komponenti i neuronskih mreža. Ispitano je koji su optimalni meteorološki parametri potrebni da bi se izvršilo jedno ovakvo predviđanje analizom osnovnih komponenti, a zatim su dobijeni i optimalni parametri neuronske mreže za čije vrednosti je moguće dobiti maksimalnu korelaciju između eksperimentalno dobijenih i izračunatih vrednosti specifičnih aktivnosti.

4.1. Predikcija vrednosti specifičnih aktivnosti ^7Be

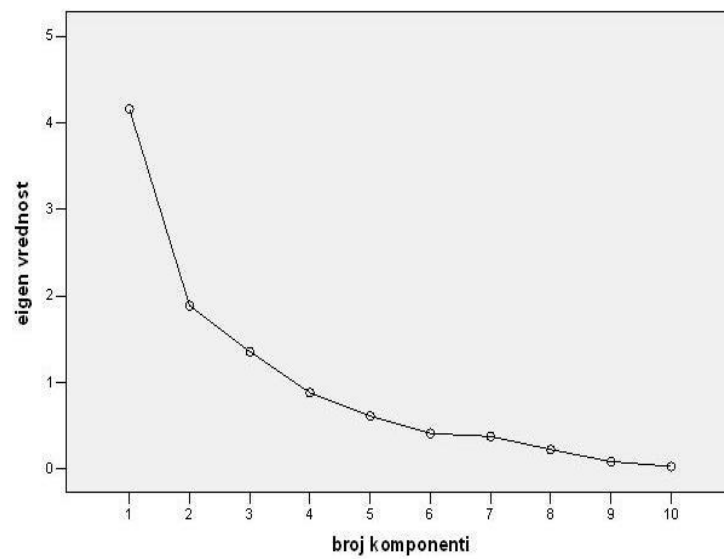
4.1.1. Analiza osnovnih komponenti

PCA analiza je izvedena na celokupnom setu podataka, koji je sadržavao vrednosti specifičnih aktivnosti ^7Be za period od marta 2009. do decembra 2011. godine, kao i sledeće meteorološke parametre za isti period: minimalna i maksimalna temperatura, minimalan i maksimalan pritisak, relativna vlažnost, brzina vetra, količina padavina, insolacija (broj sunčanih sati tokom dana) i globalno Sunčevo zagrevanje.

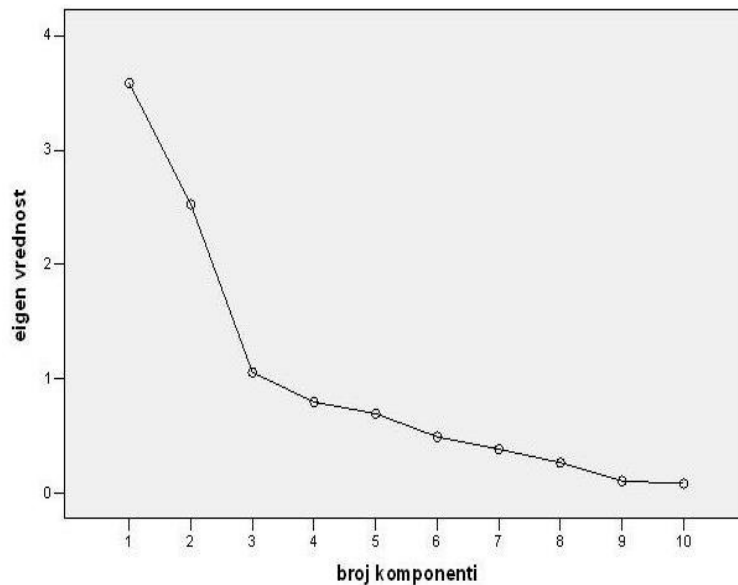
Analiza je rađena za svaku godinu ponaosob u programskom paketu SPSS v. 13.0 [77]. Rezultati su dati na slikama 8, 9 i 10, koje predstavljaju grafike zavisnosti *eigen* vrednosti u funkciji broja komponenti.



Sl. 8. *Screeplot za 2009. godinu*



Sl. 9. *Screeplot za 2010. godinu*



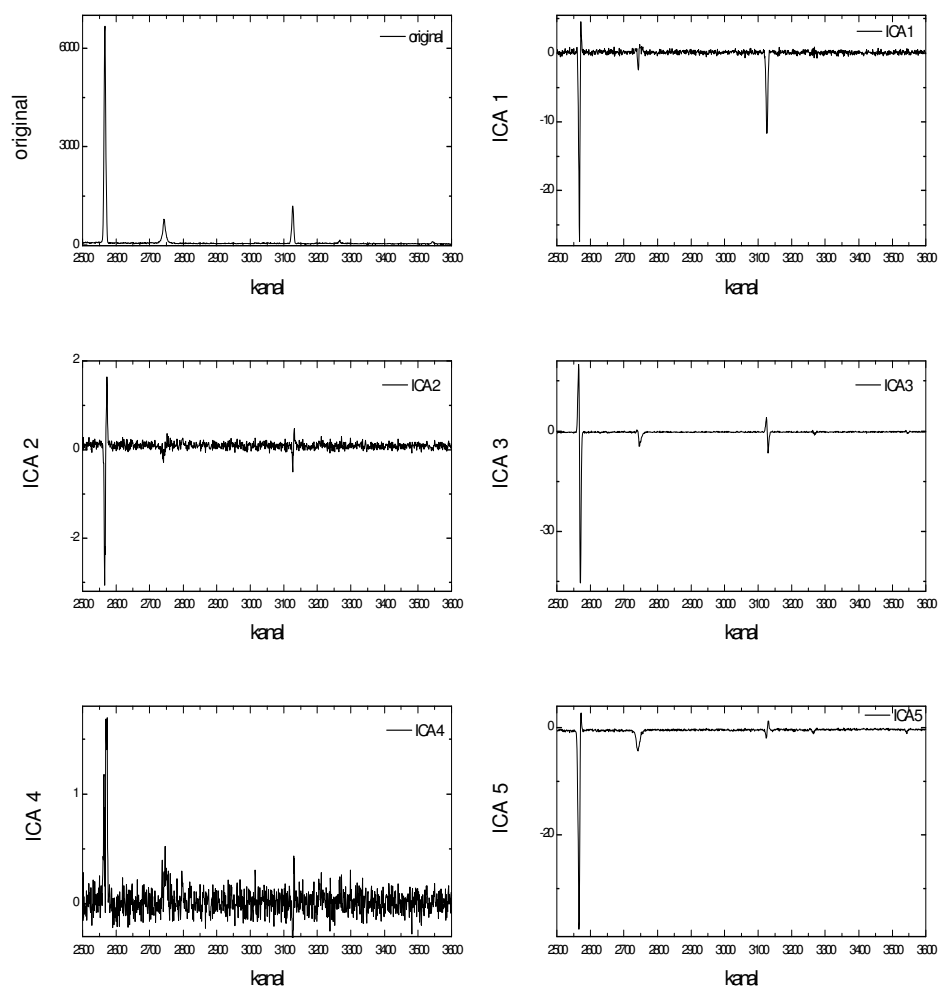
Sl. 10. *Screeplot za 2011. godinu*

Po Kaiserovom kriterijumu [88] zadržavaju se samo one komponente čija su *eigen* vrednosti veće od 1. Sa slika 8, 9 i 10 se vidi da ovaj kriterijum zadovoljavaju 4, odnosno 3 komponente. Na dalje je rađen proračun korelacija između meteoroloških parametara sa vrednostima osnovnih komponenti. Kako su najveće vrednosti korelacionih koeficijenata dobijene za maksimalnu temperaturu, insolaciju, globalno Sunčevo zagrevanje i količinu padavina, tako su ovi parametri poslužili za pravljenje adekvatne arhitekture neuronske mreže.

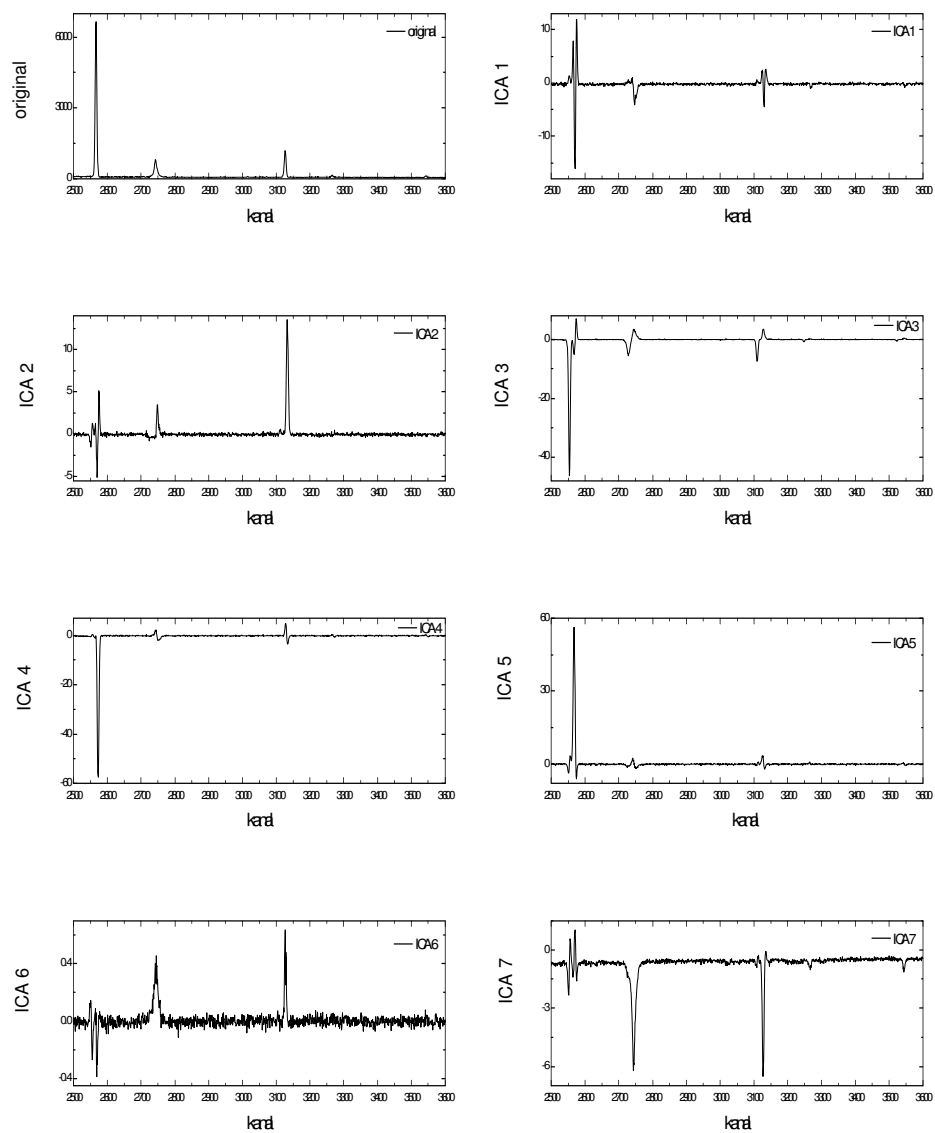
4.1.2. Analiza nezavisnih komponenti

Najznačajniji deo proračuna je bio izbor ulaznih parametara za obučavanje i testiranje neuronske mreže. Analiza osnovnih komponenti (PCA) daje komponente koje najviše doprinose varijaciji u spektrima. Da bi se proverila valjanost izbora ulaznih parametara za neuronsku mrežu korišćena je analiza nezavisnih komponenti (ICA). Ova tehnika ne zahteva prethodnu obradu podataka, te je i izvršena na originalnim gama spektrima. ICA daje najznačajnije nezavisne komponente čija linearna kombinacija daje spektar. Analiza je rađena po godinama u programskom paketu Matlab 2010a [86], uz korišćenje algoritma FastICA [87]. Na slikama 11, 12 i 13 su prikazani rezultati ove analize za

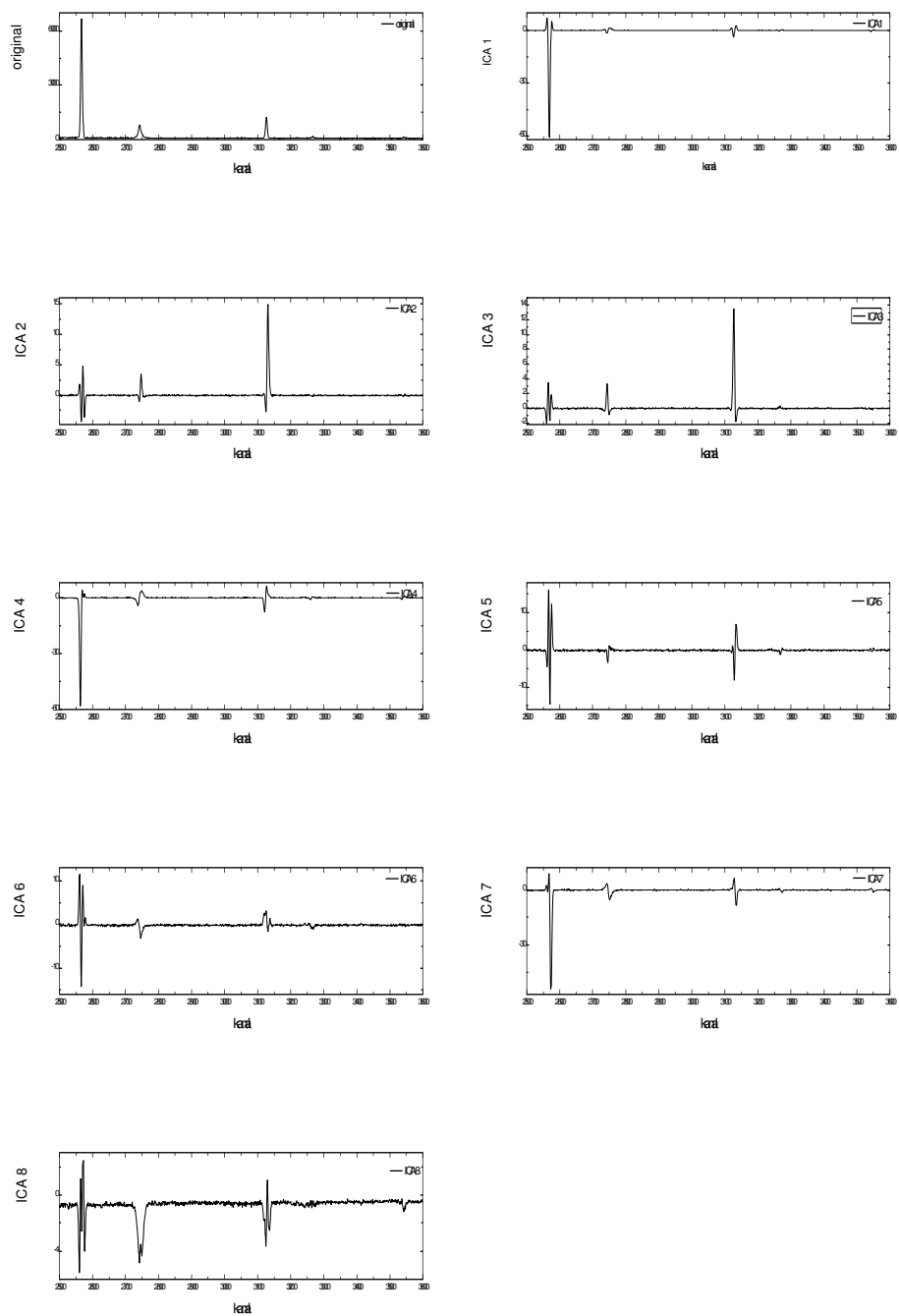
2009, 2010 i 2011. godinu, respektivno. Na graficima su prikazane oblasti spektara u kojima ^7Be i ^{137}Cs imaju gama linije.



Sl. 11. ICA analiza za 2009. godinu



Sl. 12. ICA analiza za 2010. godinu

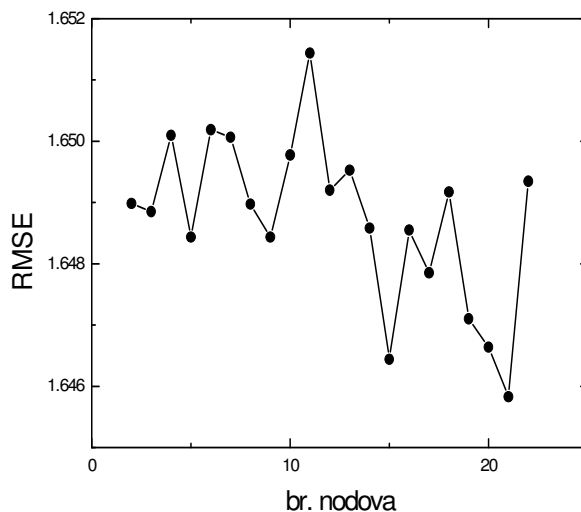


Sl. 13. ICA analiza za 2011. godinu

Kako ICA daje doprinose različitih uticaja na aktivnost, to se sa ovih slika vidi da za ^7Be postoji 3 parametra koji utiču na njegovu aktivnost, dok je kod ^{137}Cs primećena samo jedna uticajna komponenta.

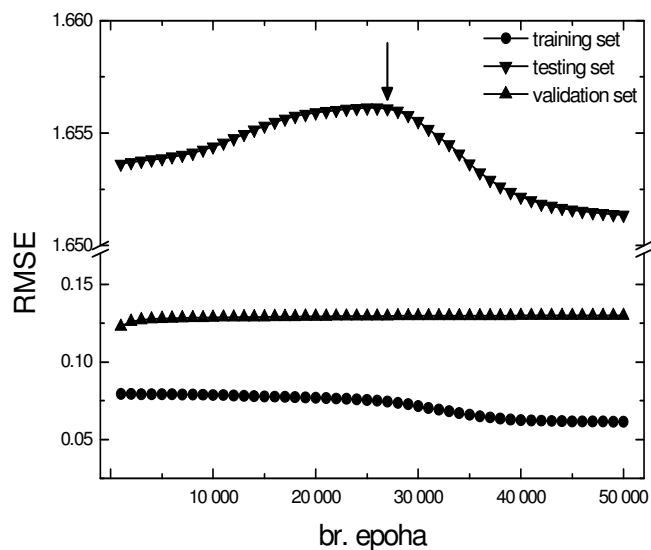
4.1.3. Obučavanje i testiranje neuronske mreže

Kao što je već rečeno, ključni deo proračuna je formiranje setova podataka koji nam služe za optimizaciju parametara mreže. U tom smislu u setu za obučavanje su korišćeni podaci iz 2009. godine, dok su u setu za obučavanje bili zastupljeni podaci iz 2010. godine. Za dobijanje optimalnog broja nodova u skrivenom sloju računane su vrednosti korena srednje kvadratne greške RMSE (*root mean square error*) za različit broj nodova, koji se kretao od 2 do 22, za 1 000, 5 000, 10 000, 20 000, 30 000, 40 000 i 50 000 epoha. Za svaki broj nodova i epoha ciklus obučavanja je ponovljen po pet puta, kako bi se sprečila slučajna inicijacija težinskih koeficijenata. Slika 14 predstavlja grafik zavisnosti korena srednje kvadratne greške (RMSE) u funkciji broja nodova u skrivenom sloju. Vidi se da je najmanja greška dobijena za 21 nod, te je u daljem postupku optimizacije parametara mreže ta vrednost i korišćena.

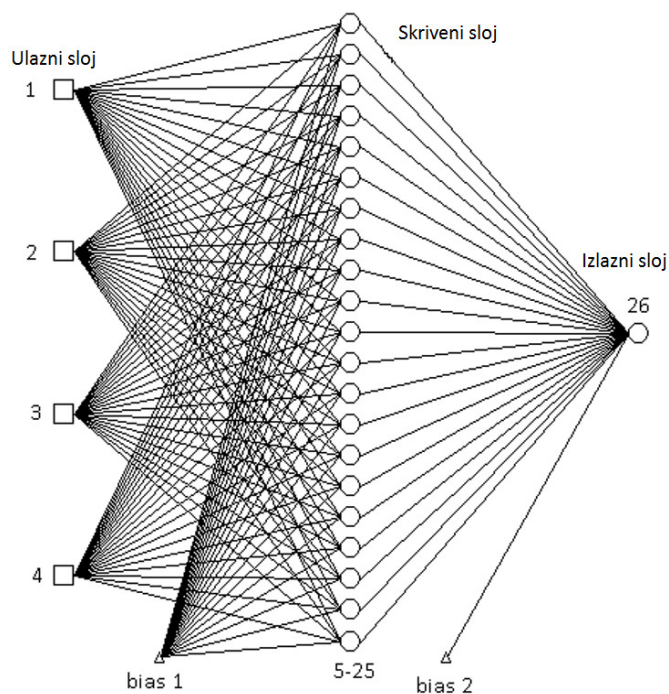


Sl. 14. Grafik zavisnosti RMSE od broja nodova u skrivenom sloju ^7Be

Da bi se utvrdio adekvatan broj epoha i verifikovala vrednost parametara mreže, primenjuje se metod ranog zaustavljanja. U tu svrhu u mrežu se ubacuje treći set podataka, set za vrednovanje. On je sadržavao podatke iz 2011. godine i korišćen je da bi se videlo da li je došlo do pojave preobučenosti (*over-fitting*) mreže. Preobučenost je pojava pogoršanja osobina podataka koji učestvuju u procesu obučavanja neuronske mreže [89]. Kod ovog postupka RMSE se računa periodično i kada greška seta za vrednovanje posle primetne konvergencije počne ponovo da raste, proces se zaustavlja. U našem slučaju je nađeno da je 27 000 epoha optimalno. Slika 15 predstavlja zavisnost RMSE od broja epoha svakog seta podataka, dok slika 13 predstavlja shematski prikaz dobijene, optimizovane mreže.



Sl. 15. RMSE seta za obučavanje, testiranje i vrednovanje modela u funkciji broja epoha za slučaj ${}^7\text{Be}$



Sl. 16. Shematski prikaz optimizovane mreže. Ulazni sloj-nodovi 1-4, skriveni sloj-nodovi 5-25, izlazni sloj-nod 26

Ulazni sloj mreže predstavljen je sa četiri noda, odnosno sa vrednostima četiri meteorološka parametra za koje je PCA dala najveće vrednosti korelacionih faktora. Izlazni sloj je predstavljen jednim nodom, vrednošću specifične aktivnosti ^7Be . Strukturu mreže čine još i bias 1 i bias 2, koji povezuju nodove u skrivenom i izlaznom sloju, respektivno.

U tabeli 3 su dati težinski koeficijenti optimizovane neuronske mreže. Ovi koeficijenti se na dalje čuvaju i koriste u procesu vrednovanja modela.

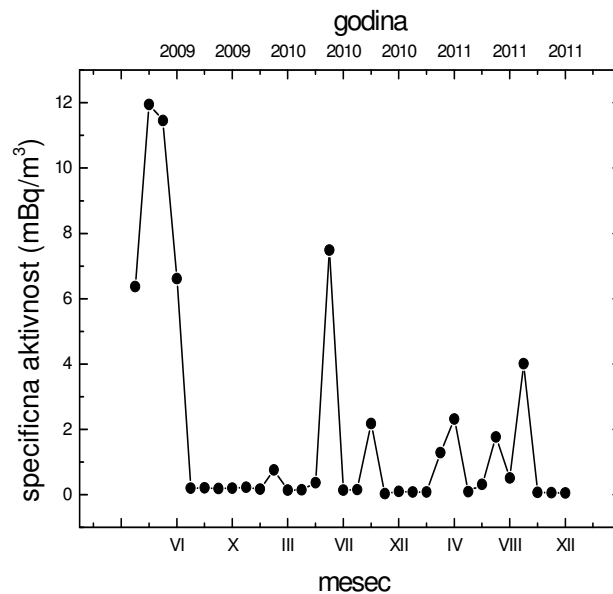
Tabela 3**Težinski koeficijenti optimizovane neuronske mreže ^7Be**

Skriveni sloj	Ulazni sloj				Bias 1	Izlazni sloj	Bias 2
nodovi	1	2	3	4		26	0.1463
5	0.4143	-0.1997	-0.0247	0.1804	-0.0354	-0.0083	
6	0.0106	-0.3612	0.5904	-0.2002	-0.0443	-0.4348	
7	-0.1924	-0.8574	-0.4121	-0.4295	-0.7897	-0.7433	
8	-0.3400	0.2490	0.2934	-0.1995	-0.0786	0.0574	
9	0.4107	0.4224	-0.2951	0.5296	-0.1073	0.5091	
10	0.2145	-0.5737	0.2077	0.0649	0.0504	-0.3385	
11	0.0411	-0.1272	0.0349	0.2966	-0.4926	-0.0523	
12	0.1218	-0.2915	0.3676	-0.1781	-0.3601	-0.3071	
13	0.4543	-1.4594	0.7556	2.0729	-1.0673	-1.9903	
14	-0.0304	-0.1299	0.5247	-0.4129	-0.5154	-0.4270	
15	-0.1857	-0.0533	0.9546	0.1325	-0.5449	-0.5437	
16	0.2512	-0.2689	0.0141	-0.0903	0.2945	-0.0832	
17	-0.3887	1.2554	1.8873	-1.6623	-0.6745	-2.0478	
18	0.3631	0.1922	0.4354	-0.1174	-0.0566	-0.0317	
19	0.1712	-0.1070	-0.2773	0.0977	-0.5684	0.0083	
20	-0.3803	0.0499	-0.3256	-0.0537	-0.4181	0.1594	
21	-0.0716	0.4822	-0.1403	0.0656	-0.0071	0.5226	
22	0.1761	0.0460	0.4157	0.0024	-0.2188	-0.1326	
23	-0.3437	-0.0806	-0.0108	-0.1433	-0.3841	-0.0268	
24	0.4399	-1.0157	0.6703	-0.0362	0.0253	-0.9345	
25	-0.3344	-0.3129	0.5658	0.0224	-0.2011	-0.4046	

Po završetku procesa optimizacije parametara mreže usledilo je testiranje modela. U ovu svrhu je korišćeno 38 merenja specifične aktivnosti ^7Be iz 2010. godine. Predikciona sposobnost mreže proverena je poređenjem eksperimentalno dobijenih i izračunatih vrednosti specifičnih aktivnosti.

4.1.4. Korelacioni koeficijenti

Prosečne mesečne vrednosti specifičnih aktivnosti ^7Be za period mart 2009.-decembar 2011. godine su date na slici 17, dok je prateća statistika svih korišćenih eksperimentalnih podataka data u tabeli 4.



Sl. 17. *Prosečne mesečne vrednosti specifičnih aktivnosti ^7Be za period mart 2009.-decembar 2011. izmerenih u Kumodražu, Beograd*

Tabela 4

Deskriptivna statistika eksperimentalnih podataka za period mart 2009-decembar 2011.

	2009.		2010.		2011.	
Eksperimentalni podaci	Sr. vrednost	Min/Max	Sr. vrednost	Min/Max	Sr. vrednost	Min/Max
Specifična aktivnost (mBq/m^3)	3.2 ± 4.7	0.2/13.6	0.9 ± 2.5	0.02/14.8	1.2 ± 1.8	0.02/6.7
Maksimalna temperatura ($^{\circ}\text{C}$)	25.4 ± 6.5	8.3/34.5	18.7 ± 10.0	-0.6/34.7	22.0 ± 9.5	0.8/36.1
Količina padavina (mm)	13.4 ± 15.4	0.0/42.9	13.0 ± 13.0	0.0/58.2	6.4 ± 8.1	0.0/26.0
Insolacija (h)	46.1 ± 18.6	6.1/74.9	28.0 ± 18.3	0.0/74.1	42.4 ± 23.4	0.0/88.3
Globalno sunčevo zagrevanje (W/cm^2)	1625.4 ± 604.8	301.3/2615.8	915.2 ± 621.3	1.0/2320.8	1285.3 ± 687.9	114.0/2475.2

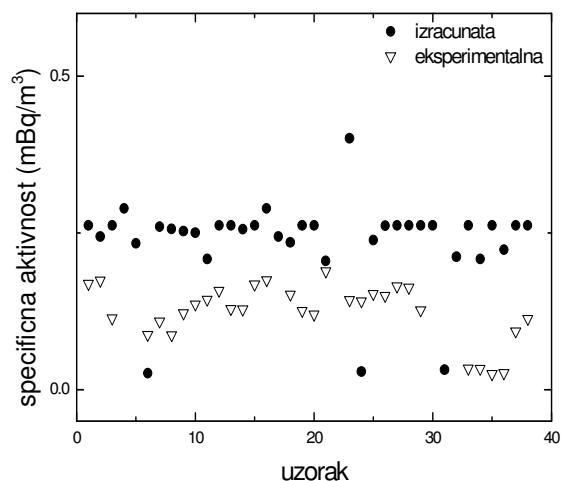
Kao što je već napomenuto, da bi se utvrdila predikciona sposobnost neuronske mreže vršen je proračun korelacionog koeficijenta između eksperimentalnih i izračunatih

vrednosti specifičnih aktivnosti ${}^7\text{Be}$. Korelacionim koeficijentom se izražava stepen linearne zavisnosti između promenljivih, a računa se po formuli:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N x_i y_i - N \bar{x} \bar{y}}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^N x_i^2 - N \bar{x}^2 \right) \left(\sum_{i=1}^N y_i^2 - N \bar{y}^2 \right)}} \quad (14)$$

gde je N broj promenljivih, a $\bar{x}$ i $\bar{y}$ srednje vrednosti promenljivih x i y , respektivno.

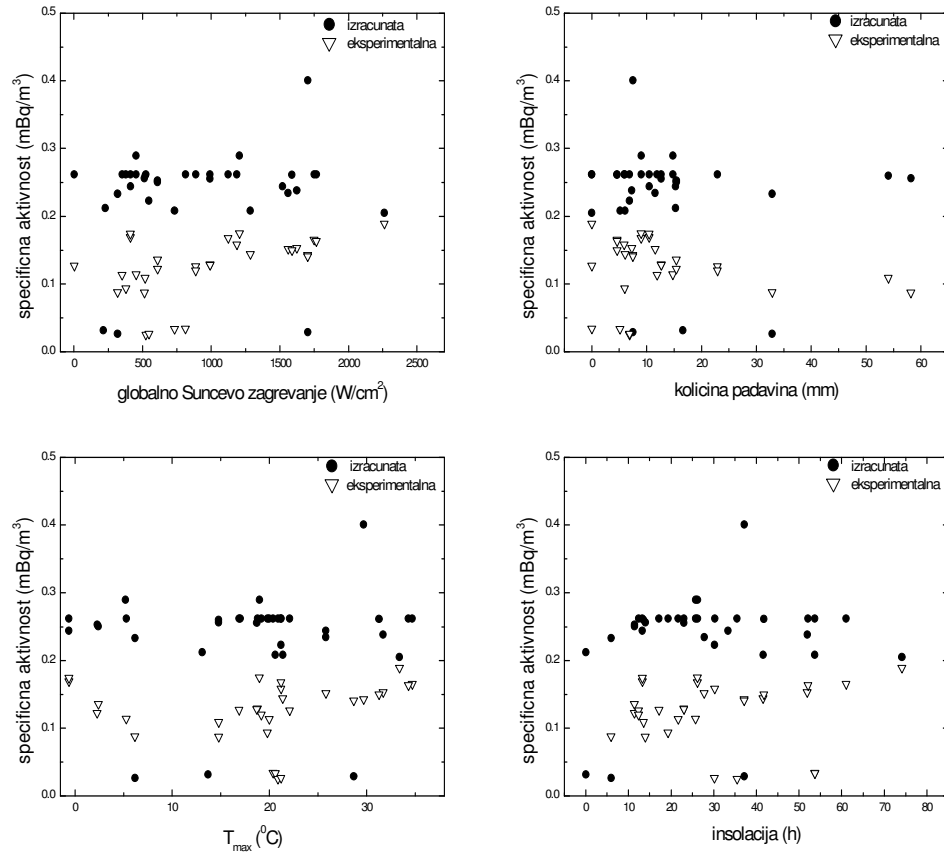
U ovom slučaju dobijena vrednost korelacionog koeficijenta iznosila je 0.91, dok je vrednost istog koeficijenta koji je izračunat korišćenjem podataka za topli deo godine (kasno proleće-rana jesen) iznosila 0.99. Slika 18 predstavlja vrednosti specifičnih aktivnosti izračunatih i eksperimentalno dobijenih, a korišćenih u procesu testiranja neuronske mreže.



Sl. 18. *Grafik zavisnost izračunatih (krugovi) i eksperimentalno dobijenih (trouglovi) srednjih nedeljnih vrednosti specifičnih aktivnosti ${}^7\text{Be}$ za uzorke merene tokom 2010. godine*

Slika 19 predstavlja grafike zavisnosti izračunatih i eksperimentalno dobijenih specifičnih aktivnosti ${}^7\text{Be}$ u funkciji meteoroloških parametara koji su korišćeni kao

ulazni parametri u neuronskoj mreži, za uzorke merene tokom 2010. godine. Korelacioni koeficijenti su izračunati i za eksperimentalno dobijene podatke, kao i za izračunate, a rezultati su dati u tabeli 5. Pozitivne korelacije su nađene između temperature, insolacije i globalnog Sunčevog zagrevanja, dok je inverzna korelacija dobijena za količinu padavina.



Sl. 19. *Grafik zavisnost izračunatih (krugovi) i eksperimentalno dobijenih (trouglovi) srednjih nedeljnih vrednosti specifičnih aktivnosti ^7Be u funkciji meteoroloških parametara. Prvi red-globalno Sunčevo zagrevanje i količina padavina, drugi red-maksimalna temperatura i insolacija.*

Tabela 5

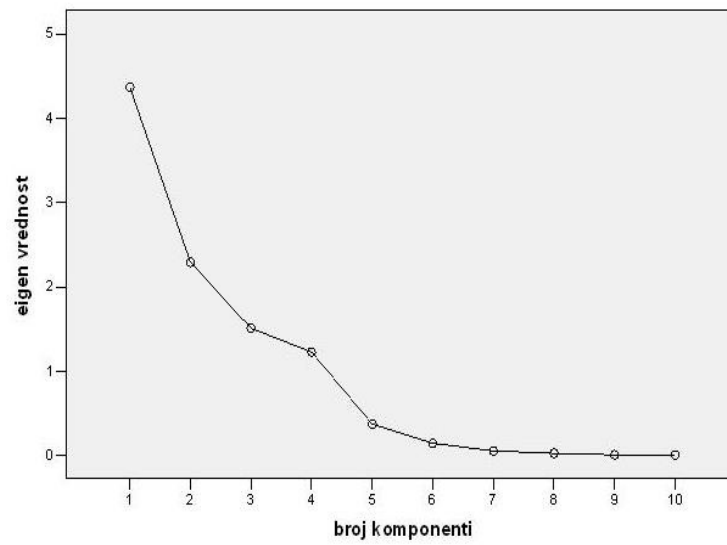
Korelacioni koeficijenti meteoroloških parametara vazduha i eksperimentalnih i izračunatih specifičnih aktivnosti ^7Be

Meteorološki parametar	Korelacioni koeficijent između eksperimentalnih vrednosti	Korelacioni koeficijent između izračunatih vrednosti
Insolacija (h)	0.20	0.35
Količina padavina (mm)	-0.17	-0.18
Globalno Sunčevo zagrevanje (W/cm^2)	0.23	0.39
Maksimalna temperatura ($^{\circ}\text{C}$)	0.16	0.26

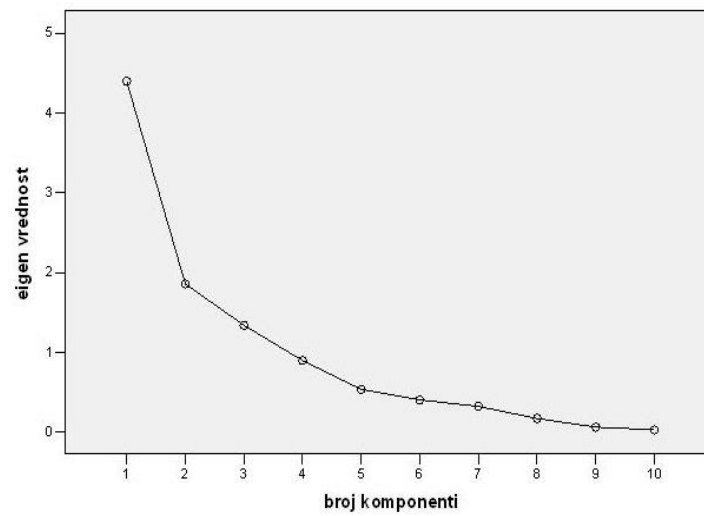
4.2. Predikcija vrednosti specifičnih aktivnosti ^{137}Cs

4.2.1. Analiza osnovnih komponenti i optimizacija parametara mreže

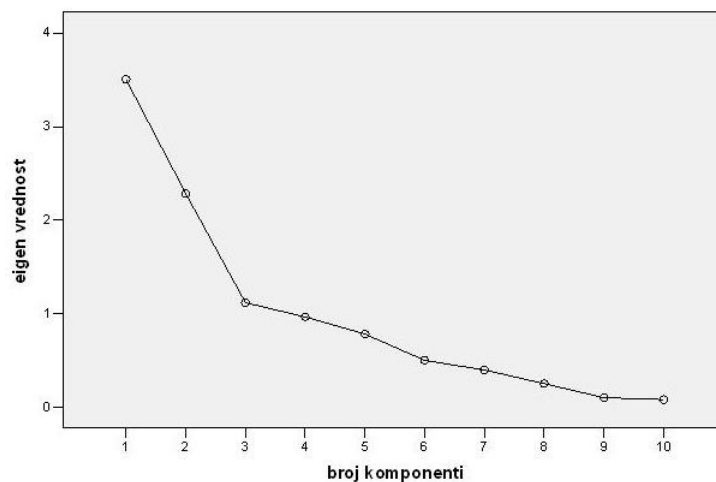
Analogno analizi ponašanja ^7Be , vršena je i analiza ponašanja ^{137}Cs u vazduhu. Prvo je uradjena PCA na celokupnom setu podataka, da bi se utvrdili ključni meteorološki parametri čije su vrednosti potom uvrštene u neuronsku mrežu. Rezultati, za svaku godinu ponaosob, su predstavljeni na slikama 20, 21 i 22. Iz rezultata se vidi da su odgovarajuće *eigen* vrednosti dobijene za tri komponente, koje su maksimalne korelacije dale za temperaturu, insolaciju i globalno Sunčevo zagrevanje.



Sl. 20. *Screeplot za 2009. godinu*

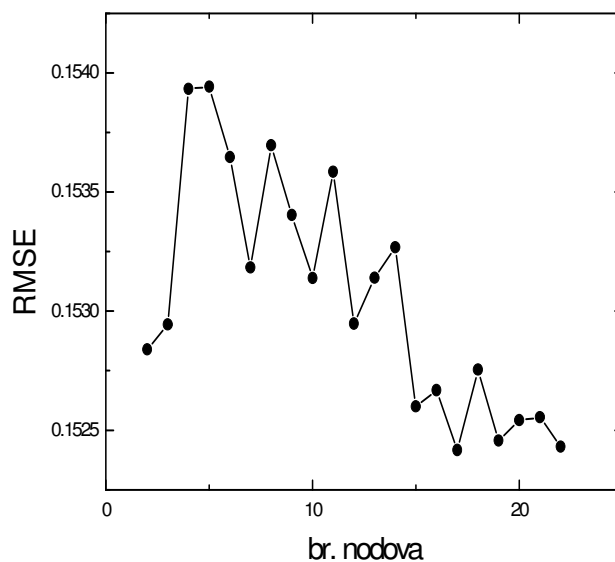


Sl. 21. *Screeplot za 2010. godinu*



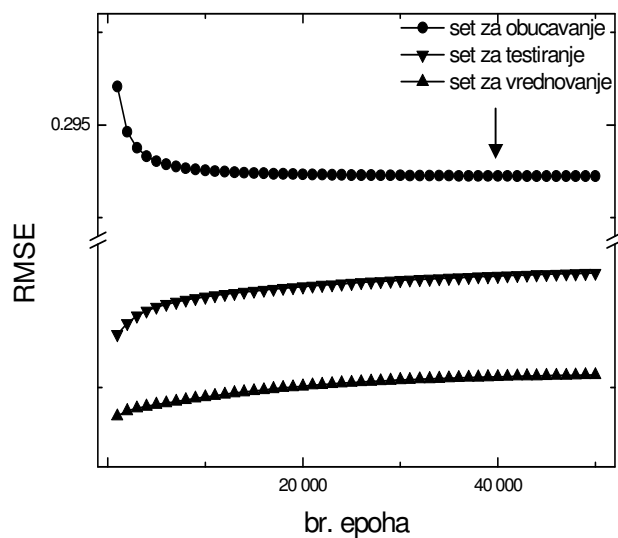
Sl. 22. *Screeplot za 2011. godinu*

Prilikom optimizacije parametara mreže primenjena je ista metodologija kao i kod analize ponašanja ^7Be u vazduhu. Prvo je određen optimalan broj nodova u skrivenom sloju, koji je iznosio 17, jer je za taj broj nodova RMSE imala najmanju vrednost, što se vidi i na slici 23.

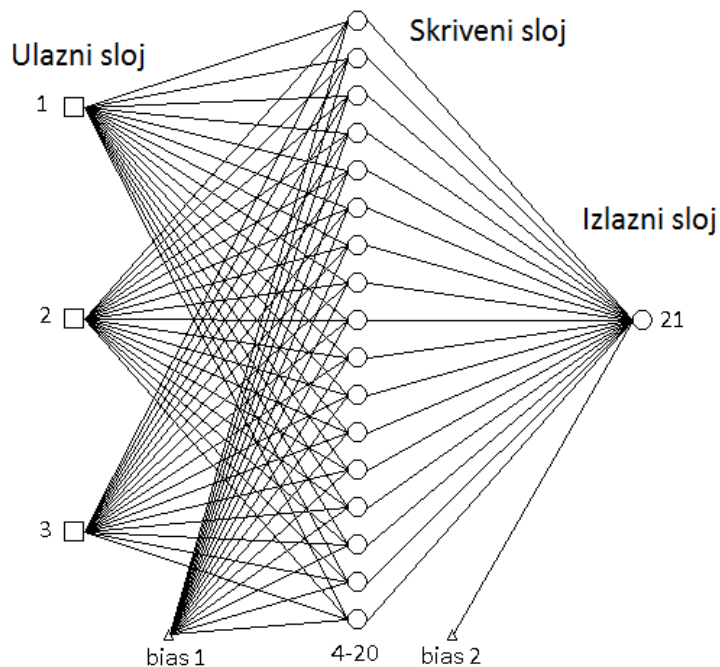


Sl. 23. *Grafik zavisnosti RMSE od broja nodova u skrivenom sloju ^{137}Cs*

Optimalan broj epoha dobijen je primenom metode ranog zaustavljanja, koja je kao optimalnu vrednost dala 40 000 epoha. Grafik zavisnosti RMSE od broja epoha sva tri seta podataka dat je na slici 24, dok slika 25 predstavlja shematski prikaz optimizovane mreže.



Sl. 24. *RMSE seta za obučavanje, testiranje i vrednovanje modela u funkciji broja epoha*¹³⁷ Cs



Sl. 25. Shematski prikaz optimizovane mreže. Ulazni sloj-nodovi 1-3, skriveni sloj-nodovi 4-20, izlazni sloj-nod 21

U ovom slučaju ulazni sloj je predstavljen sa tri noda-tri najznačajnija meteorološka parametra, dok je izlazni sloj kao i u slučaju ^7Be predstavljen sa jednim nodom-specifičnom aktivnošću, ovog puta ^{137}Cs . Bias 1 i bias 2 opet povezuju nodove u skrivenom i izlaznom sloju, respektivno. Tabela 8 sadrži težinske koeficijente koji su bili upotrebljeni u procesu vrednovanja modela.

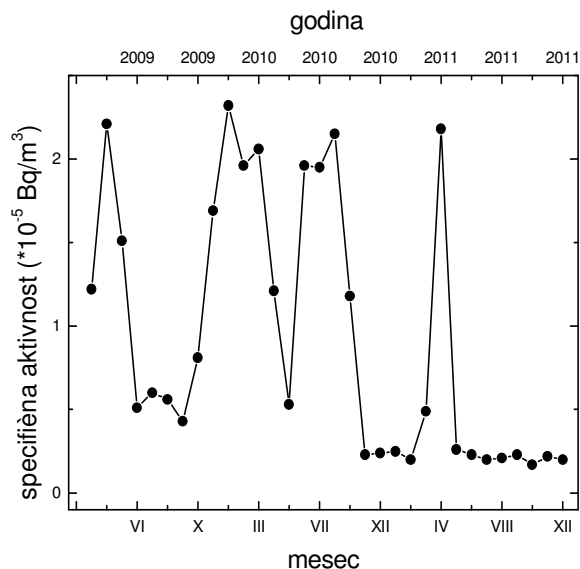
Tabela 8**Težinski koeficijenti optimizovane neuronske mreže ^{137}Cs**

Skriveni sloj	Ulazni sloj			Bias 1	Izlazni sloj	Bias 2
nodovi	1	2	3		21	-0.2432
4	0.6270	0.4608	-0.0932	-0.4106	-0.0840	
5	0.9835	-0.0586	0.2316	-0.0072	-0.2165	
6	0.1509	0.4725	0.5504	-0.3774	-0.1483	
7	-0.0415	0.4637	0.3431	-0.7367	-0.0260	
8	0.4963	0.0896	0.1393	-0.5250	-0.0334	
9	0.3911	0.1407	0.0055	-0.9571	0.0096	
10	-0.17	0.3302	0.7787	-0.3513	0.0139	
11	0.0153	0.6087	0.0482	-0.5716	-0.0224	
12	-0.1748	0.7967	0.2466	-0.4411	0.0369	
13	-0.0644	-0.0978	0.6657	-0.9148	0.0033	
14	0.5930	0.2624	0.5871	-0.3603	-0.0728	
15	0.0468	0.4933	0.3626	-0.6983	-0.0789	
16	0.0032	0.4404	0.0844	-0.6744	-0.0141	
17	0.8549	-0.2266	0.7421	0.0726	-0.1408	
18	0.239941	0.9732	-0.14	-0.2506	-0.0972	
19	0.559794	0.2522	0.4112	-0.5504	-0.0212	
20	-0.1147	0.2361	0.0811	-1.1635	0.0795	

4.2.2. Korelacioni koeficijenti

Testiranje modela je rađeno na isti način kao i kod ^7Be . Opet je korišćeno 38 merenja specifične aktivnosti iz 2010. godine. Predikciona sposobnost mreže proverena je poređenjem eksperimentalno dobijenih i izračunatih vrednosti specifičnih aktivnosti.

Prosečne mesečne vrednosti specifičnih aktivnosti ^{137}Cs za period mart 2009.-decembar 2011. godine su date na slici 26, dok je prateća statistika svih korišćenih eksperimentalnih podataka data u tabeli 9.



Sl. 26. Prosečne mesečne vrednosti specifičnih aktivnosti ^{137}Cs za period mart 2009.-decembar 2011. izmerenih u Kumodražu, Beograd

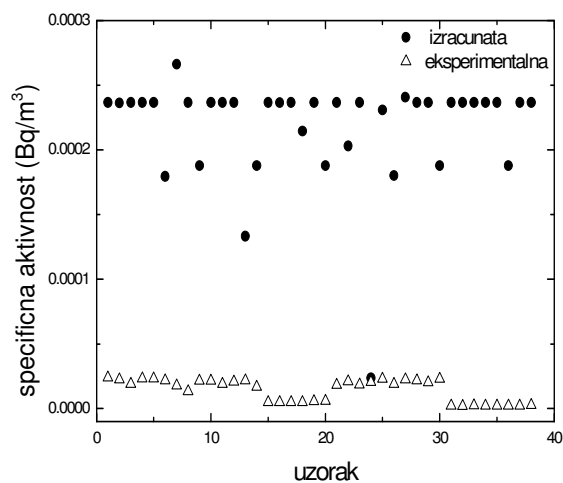
Tabela 9

Deskriptivna statistika eksperimentalnih podataka za period mart 2009.-decembar 2011.

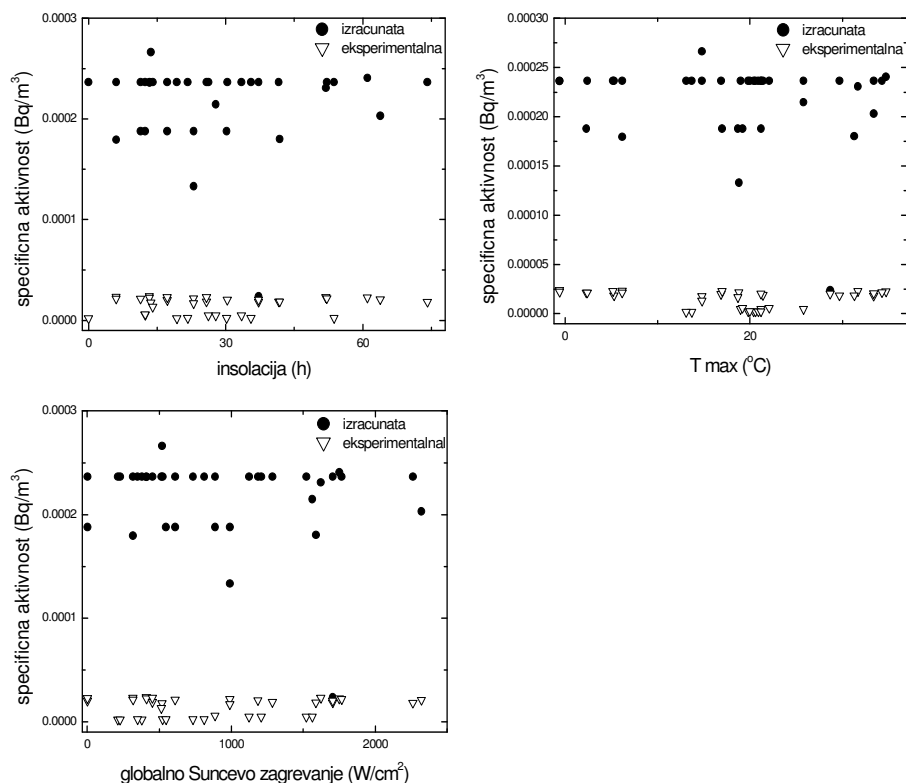
	2009.		2010.		2011.	
Eksperimentalni podaci	Sr. vrednost	Min/Max	Sr. vrednost	Min/Max	Sr. vrednost	Min/Max
Specifična aktivnost (mBq/m ³)	1.0±0.7	0.4/2.5	1.4±0.9	0.2/2.4	0.4±0.6	0.09/3.7
Maksimalna temperatura(°C)	25.4±6.5	8.3/34.5	18.7±10.0	-0.6/34.7	22.0±9.5	0.8/36.1
Insolacija (h)	46.1±18.6	6.1/74.9	28.0±18.3	0.0/74.1	42.4±23.4	0.0/88.3
Globalno sunčevo zagrevanje (W/cm ²)	1625.4±604.8	301.3/2615.8	915.2±621.3	1.0/2320.8	1285.3±687.9	114.0/2475.2

Dobijena vrednost korelacionog koeficijenta između eksperimentalnih i izračunatih vrednosti specifičnih aktivnosti ^{137}Cs iznosila je -0.20. Slika 27 predstavlja vrednosti

specifičnih aktivnosti izračunatih i eksperimentalno dobijenih, a korišćenih u procesu testiranja neuronske mreže, dok se na slici 28 nalaze grafici zavisnosti eksperimentalnih i izračunatih specifičnih aktivnosti u funkciji meteoroloških parametara.



Sl. 27. *Grafik zavisnost izračunatih (krugovi) i eksperimentalno dobijenih (trouglovi) srednjih nedeljnih vrednosti specifičnih aktivnosti ^{137}Cs za uzorke merene tokom 2010. godine*



Sl. 28. *Grafik zavisnost izračunatih (krugovi) i eksperimentalno dobijenih (trouglovi) srednjih nedeljnih vrednosti specifičnih aktivnosti ^{137}Cs u funkciji meteoroloških parametara. Prvi red- insolacija i maksimalna temperatura, drugi red-globalno Sunčevo zagrevanje.*

Analogno analizi ponašanja ^7Be , i za ^{137}Cs su urađene korelacije između eksperimentalno dobijenih specifičnih aktivnosti i korišćenih meteoroloških parametara, kao i korelacije između izračunatih vrednosti specifičnih aktivnosti ^{137}Cs i meteoroloških parametara (tabela 10). Vrednosti korelacionih koeficijenata za eksperimentalne vrednosti su niske. Vrednosti korelacionih koeficijenata za izračunate vrednosti se ne slažu dobro sa eksperimentalnim izuzev za maksimalnu temperaturu. Za ostale je čak i znak različit.

Tabela 10

Korelacioni koeficijenti meteoroloških parametara vazduha i eksperimentalnih i izračunatih specifičnih aktivnosti ^{137}Cs

Meteorološki parametar	Korelacioni koeficijent između eksperimentalnih vrednosti	Korelacioni koeficijent između izračunatih vrednosti
Insolacija (h)	0.10	-0.01
Maksimalna temperatura ($^{\circ}\text{C}$)	-0.15	-0.14
Globalno Sunčevo zagrevanje (W/cm^2)	0.17	-0.19

5. DISKUSIJA

Specifična aktivnost ^7Be kretala se u opsegu 0.03 mBq/m^3 - 11.95 mBq/m^3 (Sl. 17). Ovo se slaže sa rezultatima koje su dobili drugi autori za Beograd i okolinu, kod kojih su se vrednosti kretale u opsegu 0.6 mBq/m^3 - 7 mBq/m^3 [90] i 1.9 mBq/m^3 - 10.2 mBq/m^3 [68]. Za ^7Be je karakteristično da se maksimalne vrednosti opažaju na leto, a minimalne u zimu, što je i potvrđeno u svim ovim istraživanjima. Za srednju vrednost specifičnih aktivnosti ^7Be , za period od pet godina i na dve lokacije, Todorović i dr. (2010) su našli 2.54 mBq/m^3 (Vinča) i 2.73 mBq/m^3 (centar Beograda), dok je u ovom istraživanju za period kraći od tri godine i na jednoj lokaciji (Kumodraž) nađena vrednost od 1.8 mBq/m^3 .

Vrednosti parametara mreže (broj epoha, aktivaciona funkcija) koje su dobijene tokom procesa obučavanja su u saglasnosti sa prethodnim istraživanjem u kome su one primenjivane u gama spektrometriji [14], iako se radilo o drugom konceptu rada sa neuronskim mrežama (u izlaznom sloju je bilo više od jednog radionuklida, radilo se na predviđanju nesigurnosti merenja).

Korelacioni koeficijent koji je izračunat kao poređenje eksperimentalno dobijenih i izračunatih vrednosti specifičnih aktivnosti ^7Be bio je visok ($r=0.91$), što je potvrda valjanosti modela i njegove predikcione sposobnosti. Ovako visok korelacioni koeficijent, takođe potvrđuje i dobar izbor meteoroloških parametara koji je napravljen analizom osnovnih komponenti. Ovo je dodatno potkrepljeno još većom vrednošću korelacionog koeficijenta ($r=0.99$) koja je dobijena poređenjem eksperimentalnih i izračunatih vrednosti specifičnih aktivnosti za period godine od aprila do oktobra, kada temperatura i ostali meteorološki parametri koji su sa njom povezani imaju još veći uticaj na specifičnu aktivnost ^7Be . Slična metodologija kombinovane primene neuronskih mreža i analize osnovnih komponenti se pokazala korisnom i u rešavanju drugih problema u oblasti zaštite životne sredine, u prvom redu predviđanju vrednosti koncentracija zagađujućih supstanci [91, 92].

Korisnost kombinovanog statističkog pristupa za analizu ponašanja radionuklida u vazduhu, može se videti i kada se izračunaju i uporede korelacioni koeficijenti specifičnih aktivnosti i meteoroloških parametara (Tabela 5). Pozitivna vrednost korelacionog koeficijenta je nađena između temperature vazduha i specifične aktivnosti, što je u skladu sa rezultatima drugih autora [90, 93, 94]. Pošto su insolacija, globalno Sunčevo zagrevanje i temperatura vazduha srodne i međusobno povezane veličine, sasvim je i logično što su vrednosti korelacionih koeficijenata između njih i specifične aktivnosti pozitivne. Korelacioni koeficijent između količine padavina i specifične aktivnosti je, sa druge strane, negativan zbog činjenice da se ^7Be iz atmosfere gubi vlažnim zahvatanjem [21]. Bez obzira na sve ovo, vrednosti korelacionih koeficijenata su prilično male. U literaturi je sugerisano [94] da bi uzorkovanje trebalo da se vrši na dnevnoj osnovi, a ne na nedeljnoj kao u ovom slučaju. Ipak, teško je poverovati da bi drugačiji način uzorkovanja mogao značajnije da poveća vrednost korelacionih koeficijenata. Kombinovani statistički pristup, korišćenjem analize osnovnih komponenti i neuronskih mreža, je verovatno jedini način da se tretira veliki broj parametara čije su međusobne zavisnosti nepoznate i složene.

Specifična aktivnost ^{137}Cs kretala se u osegu $0.09\text{--}2.32 \cdot 10^{-5} \text{ Bq/m}^3$ (Sl. 26). Za period od 2004-2009. je nadjeno da je vrednost bila ispod detekcionog limita primenjene tehnike $1 \cdot 10^{-6}$ [90], dok se tokom 90-ih godina njegova vrednost kretala u opsegu $10^{-6}\text{--}10^{-5} \text{ Bq/m}^3$ [95]. Specifična aktivnost je bila istog reda veličine i u različitim delovima Evrope [96, 97]. Karakteristično za ^{137}Cs je pojava maksimuma aktivnosti tokom kasnog proleća i ranog leta i tokom zime, što je i ovde nađeno [95]. Maksimalne vrednosti aktivnosti koje se javljaju tokom proleća i leta su posledica razmene vazdušnih masa iz sloja stratosphere u sloj troposphere, dok je zimski maksimum uslovljen resuspenzijom prašine iz taloga Černobiljskog akcidenta [98, 99]. Kako ^{137}Cs ima relativno dugo vreme poluraspada, a kako se nuklearni akcidenti ne događaju često, njegova aktivnost može ostati ista ili slična dug vremenski period, što je i bio slučaj do nuklearnog akcidenta u Japanu. Tokom akcidenta u Fukušimi vrednost aktivnosti ^{137}Cs na području Beograda se kretala u opsegu od 4 do $16 \cdot 10^{-5} \text{ Bq/m}^3$ [26, 37, 38].

Korelacioni koeficijent između eksperimentalno dobijenih i izračunatih vrednosti je mali ($r = -0.20$), što pokazuje da ovaj model ne može dobro da predvidi vrednost aktivnosti ^{137}Cs . To se slaže sa nekim autorima koji tvrde da i nema korelacije [94], ali je u suprotnosti u odnosu na ^7Be , iako je primenjena ista metodologija. To ukazuje da se radionuklidi različitog porekla (kosmogeni vs antropogeni) u vazduhu ne mogu analizirati na isti način [100, 101].

Analiza nezavisnih komponenti kako je već rečeno, veliku primenu ima u oblasti obrade signala i nekim biomedicinskim oblastima [83]. Rezultati dobijeni korišćenjem ove tehnike su samo potvrdili prethodno dobijene rezultate. Naime, ICA je našla doprinose meteoroloških uticaja na specifičnu aktivnost oba radionuklida koja su ovde ispitivana, i potvrdila rezultate koje je dala analiza osnovnih komponenti, ali samo za slučaj ^7Be . Kod ^{137}Cs je kao rezultat dala jednu uticajnu komponentu, i time potvrdila tvrdnju da između meteoroloških parametara i njegove specifične aktivnosti ne postoji veza. Samim tim i predikcija vrednosti specifičnih aktivnosti korišćenjem neuronskih mreža nije mogla da da bolji rezultat.

Kada se posmatraju korelacioni koeficijenti između zasebnih meteoroloških parametara i specifičnih aktivnosti ^{137}Cs (Tabela 10), vidi se da je njihova vrednost pozitivna za insolaciju, globalno Sunčevo zagrevanje i specifičnu aktivnost, dok je između temperature vazduha i specifične aktivnosti on negativan. Negativna vrednost korelacionog koeficijenta između temperature i specifične aktivnosti je začuđujuća, zato što termička turbulencija i globalno Sunčevo zagrevanje utiču na mešanje vazdušnih masa koje je povazano sa stabilnošću prizemnog sloja atmosfere. Slično kao kod analize međusobne zavisnosti meteoroloških parametara i specifičnih aktivnosti ^7Be , i kod ^{137}Cs su vrednosti korelacionih koeficijenata male, samo što je ovde mala i statistička značajnost. Uzimajući u obzir prirodu ^{137}Cs i načine njegovog transporta kroz atmosferu, neuspeh kod predviđanja vrednosti specifičnih aktivnosti sugerise na relativnu nezavisnost ove veličine od meteoroloških parametara.

6. ZAKLJUČAK

U radu prikazani rezultati su ukazali na mogućnost primene neuronskih mreža za predviđanje vrednosti specifičnih aktivnosti radionuklida u uzorcima vazduha u funkciji meteoroloških parametara. Ovo je proveravano na primeru jednog kosmogenog (^7Be) i jednog antropogenog (^{137}Cs) radionuklida. Vršena je optimizacija parametara neuronske mreže za oba ova radionuklida ponaosob. U ovu svrhu je kao pomoćna tehnika korišćena analiza osnovnih komponenti (PCA), koja je poslužila za određivanje broja ulaznih parametara neuronske mreže.

Po završetku procesa optimizacije usledio je proces validovanja modela. Eksperimentalni podaci su bili upoređeni sa izračunatim, a zatim su računati i korelacioni koeficijenti. Korelacije su rađene kako između eksperimentalnih i izračunatih vrednosti specifičnih aktivnosti, tako i između specifičnih aktivnosti i meteoroloških parametara koji su korišćeni kao ulazni parametri u neuronskoj mreži. Na kraju je, radi potvrde dobijenih rezultata, korišćena još jedna statistička tehnika, analiza nezavisnih komponenti (ICA).

Na osnovu dobijenih rezultata, generalno može da se zaključi da je kombinovani pristup (PCA/NN) primenjiv za predviđanje ponašanja radionuklida u vazduhu. Visok korelacioni koeficijent za slučaj ^7Be ide u prilog ovoj tvrdnji. Sa druge strane, mala vrednost istog koeficijenta u slučaju ^{137}Cs ukazuje da prilikom gradjenja jedne neuronske mreže treba voditi računa o parametrima koji zaista utiču na vrednost specifične aktivnosti nekog radionuklida.

Korelacije dobijene između meteoroloških parametara i vrednosti specifičnih aktivnosti su u skladu sa literaturnim podacima i iako nemaju visoke vrednosti, nisu pokazale značajnije odstupanje od onoga što je već ustanovljeno kroz istraživanja drugih autora.

Na samom kraju je sve ovo potvrđeno rezultatima dobijenim analizom nezavisnih komponenti (ICA), jednostavnom i efikasnom statističkom tehnikom koja u budućnosti može da ima značajnu ulogu u gama spektrometrijskoj analizi različitih tipova uzoraka.

7. LITERATURA

1. S. Geiss, J. Sinax, *Chemom. Intell. Lab. Syst.* 32 (1996) 57.
2. J. W. Einax, H. W. Zwazinger, S. Geiss, *Chemometrics in Environmental Chemistry*, VCH, Weinham, Germany, 1997.
3. M. Kanevski, R. Arutyunyan, L. Bolshov, V. Demianov, *Geoinform.* 7 (1996) 5.
4. S. Mann, G. L. Benwell, *Comput. Geosci.* 22 (1996) 1003.
5. P. Daponte, D. Grimaldi, *Measurement.* 23 (1998) 93.
6. Z. Du, X. Jin, Y. Yang, *HVAC&R Research* 14 (2008) 959.
7. Azwar, M. M. Rashid and M. A. Hussain, *International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems* 12 (2008) 121.
8. M. Khandelwal , T. N. Singh, *Petroleum Science and Technology* 28 (2010) 1381.
9. P. Olmos, J. C. Diaz, J. M. Perez, P. Gomez, V. Rodellar, P. Aguayo, A. Bru, G. Garcia-Belmonte, J. L. de Pabios, *IEEE Trans. Nucl. Sci.* 38 (4) (1991) 971.
10. M. Martinez, V. Vigneron, *Advances in spectral analysis using artificial neural networks*, 7th International Symposium on Nuclear Reactor Surveillance and Diagnostics, Avignon, France, (1995) 8.
11. P. E. Keller, R. T. Kouzes, L. J. Kangas, *Three neural network based sensor systems for environmental monitoring*, IEEE Electro/94 International Conference, Boston, MA, USA, (1994) 378.
12. P. E. Keller, R. T. Kouzes, *Gamma spectral analysis via neural networks*, IEEE Nuclear Science Symposium, Norfolk, USA, (1994) PNL-SA-24177.
13. P. E. Keller, L. J. Kangas, G. Troyer, S. Hashem, R. T. Kouzes, *IEEE Trans. Nucl. Sci.* 42 (4) (1995) 709.
14. S. Dragović, A. Onija, *Applied Radiation and Isotopes* 63 (2005) 363.
15. S. Dragović, A. Onjia, G. Bačić, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* 564 (2006) 308.
16. S. Dragović, A. Onjia, S. Stanković, I. Aničin, G. Bačić, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* 540 (2005) 455.

17. D. Todorović, Distribucija prirodnih (^7Be , ^{210}Pb) i proizvedenih (^{137}Cs) radionuklida u prizemnom sloju atmosphere i slobodno nataloženoj prašini u urbanim sredinama, Doktorska disertacija, Beograd 2000.
18. C. Rodenas, J. Gomez, L. S. Quindos, P. L. Fernandez and J. Soto, Appl. Radiat. Isot. 48 (4) (1997) 545.
19. D. Todorović, D. Popović, G. Djurić, Environment International 25 (1) (1999) 59.
20. Gerasopoulos E., Zanis P., Stohl A., Zerefos C., S. Papastefanou C., Ringer W., Tobler L., Hubener S., Gaggeler H.W., Kanter H.J., Tositti L., Sandrini S., A climatology of ^7Be at four high altitude stations at the Alps and the Northern Apennines, Atmospheric Environment 35, pp.6347–6360, 2001.
21. S. Kikuchi, H. Sakurai, S. Gunji, F. Tokanai, Journal of Environmental Radioactivity 100 (2009) 515.
22. L. Durana, M. Chudy, L. Masarik, Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry 207 (1996) 345.
23. C. Papastefanou, A. Ioannidou, S. Stoulos, M. Manolopoulou, The Science of the Total Environment 170 (1995) 151.
24. Preparatory commission for the comprehensive nuclear-test-ban treaty organisation, <http://www.ctbto.org>
25. D. Todorović, Korelaciona analiza atmosferskih uticaja na promene koncentracija radioaktivnih materija u prizemnom sloju vazduha, Magistarska teza, Beograd 1994.
26. N. Pajić, A. Samolov, Ž. Senić, OTEH 2011, Military Technical Institute (2011) 583.
27. Z. Franic, G. Marovic, J. Sencar, Atmospheric Research 89 (2008) 391.
28. M. Jevremović, N. Lazarević, D. Rajić, Ekološka istina-EKOIST '09, Zbornik radova (2009) 236.
29. V. Lujanas, G. Lujaniene, International symposium on ionising radiation, Stockholm (1996) 578.
30. D. Todorović, R. Smiljanić, S. Kudra, Ecologika, 3 (10) (1996) 33.
31. A. Dirk, G. Rosner, H. Satorius and al., Strahlenschutzpraxis 4 (96) (1996) 62.

32. H. Hotzl, G. Rosner, R. Winkler, *The Science of Total environment*, 119 (1992) 231.
33. Yu. A. Izrael, V. N. Petrov, D. A. Severov, *Environmental contamination following a major nuclear accident*, *Proceedings* 1 (1990) 85.
34. Socijalistička Federativna Republika Jugoslavija, Savezni komitet za rad, zdrastvo i socijalnu politiku, *Radioaktivnost životne sredine u Jugoslaviji, podaci za 1986. godinu*, Beograd 1989.
35. J. Diaz Leon, D.A. Jaffe, J. Kaspar, A. Knecht, M.L. Miller, R.G. H. Robertson, A.G. Schubert, *Journal of Environmental Radioactivity* 102 (2011) 1032.
36. A. Bolsunovsky, D. Dementyev, *Journal of Environmental Radioactivity* 102 (2011) 1062.
37. M. Eremić Savković, I. Tanasković, Lj. Javorina, G. Pantelić, V. Vuletić, XXVI simpozijum Društva za zaštitu od zračenja Srbije i Crne Gore, Tara (2011) 120.
38. G. Pantelić, D. Todorović, J. Nikolić, M. Janković, XXVI simpozijum Društva za zaštitu od zračenja Srbije i Crne Gore, Tara (2011) 129.
39. S. E. Manahan, *Environmental Chemistry*, 7th ed., Boca Raton: CRC Press LLC, 2000.
40. K. L. Roland, *Radioactivity in the environment sources, distribution and surveillance*, Harwood academic publishers, 1984.
41. F. M. Frenkiel, *Атмосферная диффузия и загрязнение воздуха*, Москва, 1962.
42. C. Appenzeller, H. C. Davies, *Nature, Letters*, 358 (1992) 570.
43. D. Andina, D. T. Pham, *Computational Intelligence for Engeneering and Manufacturing*, Springer, 3300 AA Dordrecht, The Netherlands, 2007.
44. C.T. Ljn, C.S.G. Lee, *Neural Fuzzy Systems: a neuro-fuzzy synergism to intelligent*, Prentice-Hall PTR, Upper Saddle River, N J 07458, 1996.
45. W.S. McCulloch, W. Pitts, *Bull. Math Biophys.* 5 (1943) 115.
46. W. Pitts, W.S. McCulloch, *Bull. Math Biophys.* 9 (1947) 127.
47. D.O. Hebb, *Organization of Behaviour*, Science Editions, New York, 1961.
48. F. Rosenblatt, *Principles of Neurodynamics*, Science Editions, New York, 1962.
49. B. Widrow, M. E. Hoff, *Adaptive Switching Circuits*, In IRE WESCON Convention Record, pages 96–104, 1960.

50. M. Minsky, S. Papert, *Perceptrons*, MIT press, Cambridge, MA, 1969.
51. P.J. Werbos, *Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioural Sciences*, PhD thesis, Harvard University, Boston, 1974.
52. D.E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, *Learning Internal Representations by Error Propagation*, In D. E. Rumelhart, J. L. McClelland and the PDP Research Group, editors, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, volume 1: Foundations, pages 318–362, MIT Press, Cambridge, MA, 1986.
53. D.B. Parker, *Learning Logic*, Technical report, Technical Report TR-47, Cambridge, MA: MIT Center for Research in Computational Economics and Management Science, 1985.
54. J.J. Hopfield, *Proc. Natl. Acad. Sci.* 79 (1982) 2554.
55. B. Kosko, *Neural Networks and Fuzzy Systems, A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence*, Prentice Hall, Inc., Englewood Cliffs, NJ 07632, 1992.
56. R.K. Miller, T.C. Walker, A.M. Ryan, *Neural Net Applications and Products*, SEAI Technical Publications, Graeme Publications, USA, 1990.
57. D. Hammerstrom, *IEEE Spectrum* (1993) 26.
58. A.C. Gayton, J.E. Hall, *Medicinska fiziologija, Savremena administracija*, Beograd, 1999.
59. A. Ilić, M. Blagoić, S. Malobavić, V. Radonjić, M. Prostran, J. Toševski, *Anatomija centralnog nervnog sistema, Savremena administracija, a.d., Beograd*, 2002.
60. R.P. Lippmann, *IEEE ASSP Magazine* (1987) 4.
61. A. Maren, C. Harston, R. Pap, *Handbook of Neural Computing Applications*, Academic Press Inc., San Diego, 1990.
62. A.E. Bryson, Y.C. Ho, *Applied Optimal Control*. New York: Blaisdell, 1969.
63. Y. LeCun, *A learning procedure for asymmetric network*, *Cognitiva* 85, Paris, 1985.
64. D.B. Parker, *Learning logic*. Technical Report TR-47, Center for Computational Research in Economics and Management Science, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, 1985.
65. D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams, *Nature* 323 (1986) 533.

66. F&J Speciality Products, Inc. (Ocala, Florida, USA)
67. Republički hidrometeorološki zavod Srbije,
http://www.hidmet.gov.rs/ciril/meteorologija/klimatologija_godisnjaci.php
68. N. Lazarević, D. Rajić, M. Jevremović, A. Nouri, A. Jamhour, Sci. Tech. Review 3-4 (2009) 65.
69. Gamma Vision 32, Gamma-Ray Spectrum Analysis and MCA Emulation, Version 5.3., ORTEC, Oak Ridge, USA, 2001.
70. V. Pilato, F. Tola, J. M. Martinez, M. Huver, Nuclear Instruments and Methods, A 422 (1999) 423
71. Videnova, D. Nedialkov, M. Dimitrova, S. Popova, App. Artificial Intell. 20 (2006) 493.
72. Kumar Gautam, A. B. Chelani, V. K. Jain, S. Devotta, Atmos. Environ. 42 (2008) 4409.
73. Air Pollution Modeling and Its Application XIV, in S. E. Gryning and F. A. Schiermeier (Ed.), Kluwer Academic/Plenum Publishers, New York, 2001.
74. H. R. Maier, G. C. Dandy, Math. Comp. Model. 33 (2001) 669.
75. QwikNet Version 2.23, Craig Jensen, Redmond, USA, 1999,
<http://www.qwiknet.home.comcast.net/>.
76. R.G. Brereton, Data Analysis for the Laboratory and Chemical Plant, John Wiley & Sons, Ltd, West Sussex, 2003.
77. SPSS Version 13.0, SPSS Inc., Chicago, USA, 2003.
78. P. Comon, Signal Processing 36 (1994) 287.
79. C. Jutten and J. Herault, Signal Processing 24 (1991) 1.
80. A. Hyvarinen, IEEE Transactions on Neural Networks 10 (3) (1999) 626.
81. A. Hyvarinen and E. Oja, Neural Computation 9 (1997) 1483.
82. E. Bingham and A. Hyvarinen, International Journal of Neural Systems 10 (1) (2000) 1.
83. A. Hyvärinen, E. Oja, Neural Networks 13 (2000) 411.
84. D.J.-R. Bouveresse, H. Benabid, D.N. Rutledge, Analytica Chimica Acta 589 (2007) 216.
85. G. Wang, Q., Z. Ding, Hou, TrAC Trends in Analytical Chemistry 27 (2008) 368.

86. MatLab R2010a, The Mathworks Inc., Natick, Massachusetts, USA, 2010.
87. FastICA
88. H.F. Keiser, Educ. Psychol. Meas. 20 (1960) 141.
89. A. P. Piotrowski, J. J. Napiorkowski, J. Hydrol. 476 (2013) 97.
90. D. Todorovic, D. Popovic, J. Nikolic, J. Ajtic, Radiat. Prot. Dosimetry 142 (2010), 308.
91. D. Voukantsis, et al., Sci. Total. Environ. 409 (2011) 1266
92. K. D. Karatzas, S. Kaltsatos, Simul. Model. Pract. Theory 15 (2007) 1310.
93. M. Raneli, S. Rizzo, E. Tomarchio, IAEA-CN-145/174P (2007).
94. E. Krajny, L. Osrodka, M. Wojtylak, B. Michalik, J. Skowronek, Nukleonika 46 (2001), 189.
95. M. M. Janković, D. J. Todorović, Water Air Soil Pollut 223 (7) (2012), 4471.
96. H. Hotzl, G. Rosner, R. Winkler, The Science of Total Environment 119 (1992), 231.
97. H. Cabanekova, M. Vldar, N. Dobiašova, F. Durec, in Proceedings IRPA Regional Symposium, Prague (1997), 358.
98. R. J. Larsen, C. Sanderson, J. Kada, EML Surface Air Sampling Programme. New York: US Energy Dept., (1995).
99. G. Manic et al., Environment International 32 (2006), 533.
100. A. Samolov, S. Dragović, M. Daković, G. Bačić, Analysis of ^7Be behaviour in the air by using a multilayer perceptron neural network, J. Environ. Radioactiv. 137 (2014) 198.
101. A. Samolov, S. Dragović, M. Daković, G. Bačić, Neural networks in analysing of ^{137}Cs behaviour in the air in Belgrade area, Nuclear Technology and Radiation Protection, *In Press*

8. BIOGRAFIJA

Aleksandra Samolov je rođena sam 1978. godine u Beogradu. Osnovnu i srednju školu završila je, takođe u Beogradu. Fakultet za fizičku hemiju, Univerziteta u Beogradu, upisala je 1997. godine, gde je i diplomirala juna 2006. Tom prilikom je odbranila rad pod nazivom „Veza akustike i kvantne mehanike kod žica na violini“, i stekla zvanje diplomirani fizikohemičar. Na istom fakultetu juna 2007., završila je master studije, odbranivši master rad pod nazivom „Metode za detekciju slobodnih radikala u biohemijskim sistemima“ i stekavši zvanje mastera fizičke hemije. Školske 2007/2008. upisala je doktorske studije, na Fakultetu za fizičku hemiju, tokom kojih je objavila petnaest radova.

Pored bavljenja naučnim radom, intenzivno se bavi muzikom. Svira violinu, i tokom godina je nastupala u više muzičkih ansambala, u kojima je sarađivala sa velikim brojem renomiranih muzičara. Trenutno vodi ansambl rane muzike „Orferion“ i nastupa u etno pop sastavu „Zlatopis“. Bavila se pedagoškim radom u nekoliko osnovnih i srednjih škola. Od aprila 2010. je zaposlena u Vojnotehničkom institutu, u Odeljenju za hemijsko-nuklearnu zaštitu Sektora za materijale i zaštitu, gderadi i na projektu Ministarstva prosvete, nauke i tehnološkog razvoja TR 34034 „Inovativni doprinos unapređenju respiratorne i perkutane zaštite čoveka u uslovima ekološkog disbalansa izazvanog radioaktivnom, hemijskom i biološkom kontaminacijom“.

PRILOG

Naucni radovi i saopštenja u kojima su publikovani rezultati iz doktorske disertacije

Rad u vrhunskom međunarodnom časopisu M₂₁

A. Samolov, S. Dragović, M. Daković, G. Bačić, Analysis of ^7Be behaviour in the air by using a multilayer perceptron neural network, J. Environ. Radioactiv. 137 (2014) 198.

Rad u istaknutom međunarodnom časopisu M₂₂

A. Samolov, S. Dragović, M. Daković, G. Bačić, Neural networks in analysing of ^{137}Cs behaviour in the air in Belgrade area, Nuclear Technology and Radiation Protection, *In Press*

Saopštenje sa međunarodnog skupa štampano u celini M₃₃

A. Samolov, S. Dragović, M. Daković, Correlations between meteorological parameters and ^7Be specific activity measured at ground level air in Belgrade, Serbia, 12th International Conference on Fundamental and Applied Aspects of Physical Chemistry

Прилог 1.

Изјава о ауторству

Потписани-а Александра Самолов

број индекса 308/07

Изјављујем

да је докторска дисертација под насловом

Примена неуронских мрежа за предикцију вредности специфичних активности ^7Be и ^{137}Cs у узорцима ваздуха

- резултат сопственог истраживачког рада,
- да предложена дисертација у целини ни у деловима није била предложена за добијање било које дипломе према студијским програмима других високошколских установа,
- да су резултати коректно наведени и
- да нисам кршио/ла ауторска права и користио интелектуалну својину других лица.

Потпис докторанда

У Београду, 15.09.2014.

Прилог 2.

**Изјава о истоветности штампане и електронске верзије
докторског рада**

Име и презиме аутора Александра Самолов

Број индекса 308/07

Студијски програм _____

Наслов рада Примена неуронских мрежа за предикцију вредности специфичних активности ^7Be и ^{137}Cs у узорцима ваздуха

Ментор др Горан Бачић, редовни професор, Факултет за физичку хемију,
Универзитет у Београду

Потписани/а _____

Изјављујем да је штампана верзија мог докторског рада истоветна електронској верзији коју сам предао/ла за објављивање на порталу **Дигиталног репозиторијума Универзитета у Београду**.

Дозвољавам да се објаве моји лични подаци везани за добијање академског звања доктора наука, као што су име и презиме, година и место рођења и датум одбране рада.

Ови лични подаци могу се објавити на мрежним страницама дигиталне библиотеке, у електронском каталогу и у публикацијама Универзитета у Београду.

Потпис докторанда

У Београду, 15.09.2014.

Прилог 3.

Изјава о коришћењу

Овлашћујем Универзитетску библиотеку „Светозар Марковић“ да у Дигитални репозиторијум Универзитета у Београду унесе моју докторску дисертацију под насловом:

Примена неуронских мрежа за предикцију вредности специфичних

активности ^7Be и ^{137}Cs у узорцима ваздуха

која је моје ауторско дело.

Дисертацију са свим прилозима предао/ла сам у електронском формату погодном за трајно архивирање.

Моју докторску дисертацију похрањену у Дигитални репозиторијум Универзитета у Београду могу да користе сви који поштују одредбе садржане у одабраном типу лиценце Креативне заједнице (Creative Commons) за коју сам се одлучио/ла.

1. Ауторство
2. Ауторство - некомерцијално
3. Ауторство – некомерцијално – без прераде
4. Ауторство – некомерцијално – делити под истим условима
5. Ауторство – без прераде
6. Ауторство – делити под истим условима

(Молимо да заокружите само једну од шест понуђених лиценци, кратак опис лиценци дат је на полеђини листа).

Потпис докторанда

У Београду, 15.09.2014.