

UNIVERZITET U BEOGRADU
TEHNOLOŠKO-METALURŠKI FAKULTET

Vladimir M. Adamović

**PREDVIĐANJE INDIKATORA ZA
UPRAVLJANJE ČVRSTIM OTPADOM NA
NACIONALNOM NIVOU PRIMENOM
VEŠTAČKIH NEURONSKIH MREŽA**

doktorska disertacija

Beograd, 2018.

UNIVERSITY OF BELGRADE
FACULTY OF TECHNOLOGY AND METALLURGY

Vladimir M. Adamović

**PREDICTION OF INDICATORS FOR
SOLID WASTE MANAGEMENT ON
NATIONAL LEVEL USING ARTIFICIAL
NEURAL NETWORKS**

Doctoral Dissertation

Belgrade, 2018

Podaci o mentoru i članovima komisije

Mentor:

Dr **Viktor Pocajt**, vanredni profesor
Univerzitet u Beogradu, Tehnološko-metalurški fakultet

Članovi komisije:

Dr **Mirjana Ristić**, redovni profesor
Univerzitet u Beogradu, Tehnološko-metalurški fakultet

Dr **Aleksandra Perić Grujić**, redovni profesor
Univerzitet u Beogradu, Tehnološko-metalurški fakultet

Dr **Davor Anatanasijević**, naučni saradnik
Inovacioni centar Tehnološko-metalurškog fakulteta

Dr **Aleksandar Ćosović**, naučni saradnik
Centar za čistiju proizvodnju Tehnološko-metalurškog fakulteta

Datum odbrane: _____

Zahvalnica

Ova doktorska disertacija je urađena na Katedri za inženjerstvo zaštite životne sredine Tehnološko-metalurškog fakulteta Univerziteta u Beogradu, u periodu od 2014. do 2018. godine.

Pre svega, želim da se zahvalim mentoru, prof. dr Viktoru Pocajtu na trudu, izdvojenom vremenu, idejama, savetima, entuzijazmu i vedrom duhu koji je pratio našu saradnju tokom čitave izrade ove disertacije.

Posebnu zahvalnost dugujem dr Davoru Antanasijeviću, naučnom saradniku Inovacionog Centra Tehnološko-metalurškog fakulteta, koji je dao nemerljiv doprinos u formulisanju teme i izradi svih segmenata ove doktorske disertacije.

Dugujem zahvalnost i prof. dr Mirjani Ristić, na saradnji, sugestijama i stručnoj pomoći tokom izrade ove disertacije.

Zahvaljujem se i prof. dr Aleksandri Perić-Grujić na saradnji, sugestijama i podršci kada je bilo najpotrebnije.

Veliko hvala i dr Aleksandru Ćosoviću, naučnom saradniku Centra za čistiju proizvodnju Tehnološko-metalurškog fakulteta, na dugogodišnjoj saradnji i nesebičnim savetima. Njegov iskreni sud mi je uvek jako mnogo značio.

Veliku pomoć iz oblasti ekonometrije mi je pružio dr Emir Zildović na čemu mu se najsrećnije zahvaljujem.

Zahvaljujem se i svim kolegicama i kolegama sa Instituta za tehnologiju nuklearnih i drugih mineralnih sirovina, a pre svega mojim najbližim saradnicama dr Tatjani Šoštarić, dr Zorici Lopičić, dr Mariji Đošić i dr Mariji Petrović, kao i rukovodiocu projekta TR 33007 dr Vladanu Miloševiću.

Najveću zahvalnost dugujem svojim roditeljima, pokojnom ocu Milosavu Adamoviću i majci Ljiljani na ogromnom strpljenju, savetima, podršci, veri i neizmernoj ljubavi.

Hvala bratu Milošu, koji je uvek tu kada mi treba i snaji Tamari na povremenim korekcijama prevoda.

I na kraju, hvala mojoj porodici, Katarini, Petru i mojoj Sanji, na strpljenju, ljubavi i inspiraciji kojima sam obasipan svih ovih godina.

Predviđanje indikatora za upravljanje čvrstim otpadom na nacionalnom nivou primenom veštačkih neuronskih mreža

REZIME

Problem upravljanja otpadom postoji od nastanka najranijih ljudskih naseobina, ali je posebno izražen u današnjim urbanim sredinama. Sa povećanjem gustine naseljenosti do koje dolazi usled porasta broja stanovnika i njihovog gravitiranja ka velikim gradovima, kao i sa ubrzanim napredovanjem industrije, savremeni čovek stvara daleko više otpada nego ikada u istoriji ljudskog društva. Napredak nauke i tehnologije dovodi do stvaranja novih, najraznovrsnijih proizvoda, koji, usled porasta životnog standarda i izmenjenih potrošačkih navika, imaju znatno kraći životni vek nego raniji proizvodi, samim tim i mnogo ranije postaju otpad. Sve ovo značajno usložnjava sakupljanje i tretman otpada. Sa druge strane, kao nikad do sada, otpad predstavlja značajan resurs koji može da se iskoristi za dobijanje energije ili novih proizvoda raznovrsne namene.

S obzirom da mnogi podaci vezani za otpad nisu uvek dostupni, njihovo predviđanje različitim statističkim modelima i simulacijama dobija na značaju, kako za planiranje sistema upravljanja otpadom, tako i za proučavanje različitih scenarija vezanih za sakupljanje, transport i tretman otpada. U poslednje vreme, sa razvojem računarske tehnologije, veštačke neuronske mreže (ANN) postaju sve zastupljenije u rešavanju širokog spektra različitih pitanja vezanih za otpad.

U ovoj doktorskoj disertaciji prikazan je razvoj modela koji su zasnovani na veštačkim neuronskim mrežama za predviđanje količina generisanog komunalnog čvrstog otpada i količina opasnog hemijskog i medicinskog otpada na nacionalnom nivou, kao i modela za predviđanje primarne proizvodnje energije iz otpada i njegove primene na balkanske države, kako bi se odredilo koliki je potencijal ovih država za dobijanje energije iz otpada.

ANN model, koji je razvijen za predviđanje količina komunalnog čvrstog otpada koje se generišu na godišnjem nivou, obuhvatio je 44 države iz Evrope, Azije, Severne i Južne Amerike, kao i Australiju. Pored razvoja modela kojim bi moglo uspešno da se predvide količine generisanog otpada u državama na 5 kontinenata

različitim po veličini, broju stanovnika, stepenu ekonomskog razvoja, kulturi, klimi itd., a ispitivan je i potencijalni uticaj svetske ekonomske krize sa kraja prve decenije XXI veka na količine generisanog otpada na nacionalnom nivou. Uticaj krize se ogleda u eventualnoj pojavi tzv. strukturnog loma, ekonometrijskog indikatora čije prisustvo je ispitivano Čau (Chow) testom i Kuand-Andrjuz (Quandt-Adrews) testom. Nakon što je za svaku državu određeno da li se i kada dogodio strukturni lom, razvijena su dva ANN modela: jedan koji je zanemarivao efekte svetske ekonomske krize i drugi koji ih je uzimao u obzir. Modeli su razvijani pomoću široko dostupnih socio-ekonomskih, demografskih i industrijskih indikatora, kao i indikatora održivog razvoja. Poređenje ova dva modela izvršeno pomoću odgovarajućih statističkih indikatora performansi modela ukazalo je na to da su primenom modela koji je uzimao u obzir efekte svetske ekonomske krize dobijena tačnija predviđanja količina generisanog komunalnog čvrstog otpada na nacionalnom nivou, što ukazuje na to da njene efekte ne bi trebalo zanemarivati i u razvoju modela za predikciju ostalih indikatora održivog razvoja.

Za predviđanje godišnjih količina generisanog opasnog hemijskog i medicinskog otpada na nacionalnom nivou razvijena su dva zasebna ANN modela, pri čemu su korišćena dva različita seta ulaznih nezavisnih promenljivih. Vrednosti za izlazne promenljive (opasan hemijski i opasan medicinski otpad) za države Evropske unije bile su dostupne samo za parne godine u periodu od 2004. do 2014. godine. Ulazne promenljive su optimizovane primenom korelacione analize, a zatim i analize osetljivosti. Za obe vrste otpada razvijena su po dva modela: po jedan kod koga su nakon korelacione analize uklonjene visokokorelisane ulazne promenljive i po jedan kod koga je, nakon uklanjanja visokokorelisanih promenljivih, primenjena analiza osetljivosti, na osnovu koje su uklonjene promenljive koje nemaju značajan uticaj na izlazne promenljive - količina generisanog opasnog hemijskog i količina generisanog opasnog medicinskog otpada. U oba slučaja je krajnji model, kod koga su ulazni podaci selektovani nakon obavljene i korelacione analize i analize osetljivosti, pokazao bolje karakteristike, što se ogleda u činjenici da u oba slučaja ni za jednu državu nije bilo predviđanja sa greškama većim od 25%. Ova istraživanja su pokazala da je indeks ljudskog razvoja čak i bolji indikator socio-ekonomskih uslova na nacionalnom nivou nego bruto domaći proizvod.

Model za predviđanje primarne proizvodnje energije iz komunalnog čvrstog otpada za 16 država Evropske unije i Norvešku je razvijen sa idejom da se primeni na balkanske države, kako bi se procenio njihov potencijal za dobijanje energije iz ove vrste otpada, s obzirom na to da se među ovim državama otpad gotovo uopšte ne koristi za dobijanje energije. Kao i u prethodnim slučajevima, za razvoj modela korišćene su veštačke neuronske mreže. Kako se očekivao značajan uticaj količine generisanog komunalnog čvrstog otpada i stope njegovog recikliranja na primarnu proizvodnju energije iz komunalnog otpada, za odabrane EU države i Norvešku, kao i za balkanske države, ovi podaci su predstavljani boks plot dijagramima, kako bi se ispitala primenljivost modela na države Balkana. S obzirom na sličnosti u količini generisanog komunalnog čvrstog otpada i stopi recikliranja između istočnoevropskih država i država Balkana, zaključeno je da je model primenljiv i na balkanske države. Optimizacijom pomoću korelacione analize i analize značajnosti broj ulaznih promenljivih je sa početnih 13, smanjen na samo 4, pri čemu su karakteristike modela poboljšane. Dobijeni model je primenjen na iste 4 ulazne promenljive balkanskih država za period od 2006 do 2015. godine, a dobijeni rezultati ukazuju da i na Balkanu postoji značajan potencijal za proizvodnju energije iz komunalnog otpada, što bi moglo da dovede do značajnih ušteda goriva, prvenstveno lignita, koji je najzastupljenije fosilno gorivo među državama Balkana. Rezultati dobijeni u okviru ove disertacije ukazuju na to da se razvijena ANN metodologija, uz primenu široko dostupnih socio-ekonomskih, demografskih, industrijskih i drugih indikatora, može koristiti za predviđanje različitih indikatora vezanih za upravljanje otpadom.

Ključne reči: nelinearno modelovanje, opasan otpad, hemijski otpad, medicinski otpad, proizvodnja energije iz otpada, strukturni lom, neuronska mreža sa opštom regresijom

Naučna oblast: Tehničko-tehnološke nauke

Uža naučna oblast: Inženjerstvo zaštite životne sredine

UDK broj:

Prediction of indicators for municipal solid waste management on national level using artificial neural networks

SUMMARY

Dealing with waste is a problem since the emergence of the earliest human settlements, but it is particularly pronounced in contemporary urban areas. With the increase in population density due to population growth and their gravitation towards big cities, as well as with the rapid advancement of industry, modern man creates far more waste than ever in the history of human society. Big progress of science and technology leads to the creation of new, more diversified products, which, due to the rise in living standards and altered consumer habits, have a much shorter life expectancy than earlier products, thus becoming much earlier a waste. All mentioned significantly complicates the collection and treatment of waste. On the other hand, as never before, waste represents a significant resource that can be used to generate energy or new products.

Since much of data related to waste is not always available, its prediction using different statistical models and simulations becomes an imperative, both for planning the waste management system, as well as for studying different scenarios related to the collection, transportation and treatment of waste. Lately, with the development of computer technology, artificial neural networks (ANNs) have become increasingly represented in addressing a wide range of different waste issues.

In this doctoral dissertation, the development of models based on artificial neural networks for predictions related to waste management is presented. These models were used for the prediction of the amount of generated municipal solid waste (MSW) and the amounts of hazardous chemical and medical waste at the national level, as well for the prediction of primary production of energy from municipal solid waste and its application to the Balkan countries.

The ANN model, developed to predict the amount of municipal solid waste generated annually, included 44 countries from Europe, Asia, North and South America, as well as Australia. In addition to developing a model that can

successfully predict the amount of generated MSW in the countries on 5 continents different by size, population, economic development, culture, climate, etc., potential impact of the global economic crisis from the first decade of the 21st century on the quantities of generated MSW at the national level was examined. The influence of the crisis is reflected in a phenomenon called “structural break”, an econometric indicator whose presence was tested using the Chow and Quandt-Andrews tests. After the determination whether and when a structural break occurred in each of the observed countries, two ANN models were developed: one that neglected the influence of the global economic crisis and others that took them into account. Models have been developed using widely available socio-economic, demographic and industrial indicators, as well as with indicators of sustainable development. A comparison of the performance of these two models demonstrated that the model that took into account the effects of the global economic crisis resulted in more precise forecast of the amount of generated MSW at the national level, which indicates that the effects of crisis should not be ignored for the development of a model for the prediction of other indicators of sustainable development.

Two separate ANN models were developed to predict annual quantities of generated hazardous chemical and medical waste at the national level, using two different sets of independent input variables. The values of the output variables (hazardous chemical and hazardous medical waste) for EU countries were available only for the even years in period 2004 - 2014. Input variables were optimized using correlation analysis and then sensitivity analysis. For both types of waste, two models were developed: in the first models highly correlated input variable were removed after the correlation analysis, while in the second models, after removing of high correlated variables, sensitivity analysis was applied and variables that have no significant effect on the output variables (amount of generated hazardous chemical medical waste) were removed. In both cases, the final models, in which the input data were selected after correlation and sensitivity analysis, showed better performance. That is reflected in the fact that, in both cases, for all observed countries, there were no predictions with an error greater than 25%. The study has shown that the human development index (HDI) is even a

better indicator of socio-economic conditions at the national level than the gross domestic product (GDP).

An ANN model was developed for the prediction of primary production of energy from municipal solid waste (MSW) for 16 EU countries and Norway, with an idea of applying it to the Balkan countries, who currently do not use waste in that respect, in order to assess their potential for obtaining energy from this type of waste. Since a significant impact of the amount of municipal solid waste generated and its recycling rate on the primary energy production from MSW was expected, for the selected EU countries and Norway, as well as for Balkan countries, this data was presented with box plot diagrams, in order to examine the applicability of the model to Balkan countries. Due to the similarity in the generated amount and the recycling rate of MSW between eastern European countries and the Balkan countries, it was assumed that the model is also applicable to the Balkan countries. The number of the input variables was reduced from initial thirteen to only four input variables using correlation and sensitivity analyses. The obtained model was applied to the same four input variables of the Balkan countries from 2015, and the obtained results indicate that there is a significant potential for the production of energy from MSW in the Balkans. This could lead to significant fuel savings, primarily lignite, which is the most commonly used fossil fuel among the Balkan countries.

The results obtained by in this dissertation indicate that the developed ANN methodology, which uses widely available socio-economic, demographic, industrial and other indicators, can be effectively used for the prediction of various indicators related to waste management.

Key words: nonlinear modelling, hazardous waste, chemical waste, healthcare and biological (medical) waste, waste-to-energy, structural break, general regression neural network

Scientific area: Technical-technological sciences

Scientific sub-area: Environmental Engineering

UDK number:

Sadržaj

Lista simbola i skraćenica	I
Spisak slika	VIII
Spisak tabela	X
1. Uvod.....	1
Teorijski deo	4
2. Otpad.....	4
2.1 Definicija i vrste otpada	4
2.2 Upravljanje otpadom i odgovarajuća zakonska regulativa	7
2.3 Indikatori upravljanja otpadom	10
2.3.1 Količina generisanog komunalnog čvrstog otpada (KČO)	11
2.3.2 Količine generisanog opasnog otpada	14
2.3.3 Primarna proizvodnja energije iz komunalnog čvrstog otpada	17
2.4 Prikaz modela koji se koriste za procenu indikatora upravljanja otpadom	20
2.4.1 Modelovanje količina generisanog KČO.....	21
2.4.2 Modelovanje količina generisanog opasnog hemijskog i medicinskog otpada	26
2.4.3 Modelovanje primarne proizvodnje energije iz KČO	30
3. Veštačke neuronske mreže (ANNs)	33
3.1 Veze između bioloških i veštačkih neuronskih mreža.....	33
3.2 Funkcionisanje veštačkih neuronskih mreža	34
3.3 Podele veštačkih neuronskih mreža.....	39
3.4 Neuronske mreže sa opštom regresijom (GRNN)	43
4. Metode primenjene za selekciju ulaznih promenljivih.....	49
4.2.1 Korelaciona analiza.....	49
4.2.2 Analiza osetljivosti (značajnosti).....	50
4.2.3 Strukturni lom.....	51
Eksperimentalni deo	54
5. Materijali i metode.....	54
5.1 Razvoj modela korišćenjem veštačkih neuronskih mreža.....	54

5.1.1	Definisanje promenljivih i prikupljanje podataka.....	55
5.1.2	Ekspertska analiza podataka.....	57
5.1.3	Izbor arhitekture neuronske mreže.....	58
5.1.4	Obučavanje veštačke neuronske mreže, validacija i testiranje modela.....	60
5.1.5	Redizajniranje i promena parametara veštačke neuronske mreže	62
5.2	Primenjeni statistički indikatori performansi modela.....	63
Rezultati i diskusija.....		68
6.	Predviđanje količine generisanog KČO na nacionalnom nivou....	68
6.1	Ulazni i izlazni parametri.....	69
6.2	Razvoj i optimizacija GRNN modela za predviđanje količine generisanog KČO.....	74
6.3	Analiza rezultata razvijenih modela.....	79
7.	Predviđanje količina generisanja opasnog hemijskog i opasnog medicinskog otpada na nacionalnom nivou.....	83
7.1	Izlazne promenljive.....	83
7.2	Ulazne promenljive.....	88
7.3	Primenjena metodologija.....	91
7.4	Analiza rezultata CHW i HCBHW modela.....	95
8.	Predviđanje primarne proizvodnje energije iz KČO na nacionalnom nivou.....	102
8.1	Primarna proizvodnja energije iz KČO.....	102
8.2	Ulazni parametri.....	103
8.3	Razvoj modela za predviđanje primarne proizvodnje energije na nacionalnom nivou i njihove karakteristike.....	108
8.4	Mogućnosti primene razvijenog modela za predviđanje primarne proizvodnje energije na države Balkana.....	114
8.5	Analiza potencijalnih ušteta korišćenjem primarne proizvodnje energije iz KČO u državama Balkana.....	118
9.	Zaključak.....	122
Literatura.....		127
Biografija autora		
Prilozi		

Lista simbola i skraćenica

- ABH - Raspoloživi kreveti u bolnicama (*Available beds in hospitals*)
- AHP - Analitički hijerarhijski proces (*Analytic hierarchy process*)
- AHS – Prosečan broj članova domaćinstva (*Average household size*)
- ALC – Potrošnja alkohola među populacijom koja ima 15 ili više godina
- AMN – Asocijativna memorija (*Associative memory network*)
- ANFIS – Adaptivni neuro-fazzy sistem zaključivanja (*Adaptive neuro-fuzzy inference system*)
- ANN - Veštačka neuronska mreža (*Artificial neural network*)
- ANOVA – Analiza varijansi (*Analisis of variance*)
- ARIMA – Autoregresivni integrisani model pokretnih proseka (*Autoregressive integrated moving average*)
- ART - Teorija adaptivne rezonance (*Adaptive resonance theory*)
- BDH - Broj bolesničkih dana u bolnici (*Bed-days in hospital*)
- BIH - Bosna i Hercegovina
- BJRM - Bivša Jugoslovenska Republika Makedonija
- BPNN – Neuronska mreža sa propagacijom greške unazad (*Backpropagation neural network*)
- CA - Korelaciona analiza (*Correlation analysis*)
- CA-GRNN (CHW) model - Model za predviđanje opasnog hemijskog otpada koji je dobijen optimizacijom ulaznih promenljivih pomoću korelacione analize
- CA-GRNN (HCBHW) model - Model za predviđanje opasnog medicinskog otpada koji je dobijen optimizacijom ulaznih promenljivih pomoću korelacione analize
- CF - brojač otisaka (*counter footprint*)
- CFNN – Kaskadne neuronske mreže (*Cascade-forward neural network*)
- CHW - Opasan hemijski otpad (*Chemical hazardous waste*)
- D_i - rastojanje vrednosti ulaznih podataka od vrednosti predviđenih mrežom u višedimenzionom prostoru
- DMC - Domaća materijalna potrošnja (*Domestic material consumption*)

DRC - Opšta stopa smrtnosti (*Death rate, crude*)

E_f – Naš-Satklifov (*Nash–Sutcliffe*) koeficijent efikasnosti modela

EF - Procena ekološkog otiska (*Ecological Footprint*)

EI - Indeks obrazovanja (*Education index*)

EIA - Procena uticaja na životnu sredinu (*Environmental impact assessment*)

EKC - Kuznjecova kriva životne sredine (*Environmental Kuznets Curve*)

EP - Energetska produktivnost (*Energy productivity*)

EPMSH - Cena električne energije za domaćinstva prosečne veličine (*Electricity prices by medium size household*)

EPMSI - Cena električne energije za industrijska postrojenja srednje veličine (*Electricity prices by medium size industries*)

ET - Energetske takse (*Energy taxes*)

EU - Evropska unija

EV_i - Ugrađena energija (*Embodied energy*)

EYSI - Indeks očekivanog broja godina školovanja (*Expected years of schooling index*)

FA1.1 - Udeo predviđanja sa greškom u okviru $\pm 10\%$.

FC - Potrošnja đubriva (*Fertilizer consumption*)

FEC - Finalna potrošnja energije (*Final energy consumption*)

FECCPI - Finalna potrošnja energije u hemijskoj i petrohemijskoj industriji (*Final energy consumption in chemical and petrochemical industry*)

F_j - faktor ekvivalentnosti za tip zemljišta j

FL - Rasplinuta (ili fazi) logika (*Fuzzy logic*)

GC - Grupna poređenja (*Group comparison*)

GDP - Bruto domaći proizvod (*Gross domestic product*)

GIS - Geografski informacioni sistem

GMDH - Grupna metoda upravljanja podacima (*Group method of data handling*)

GNI_{pc} - Bruto nacionalni prihod po paritetu kupovne moći po glavi stanovnika (*Gross national income at purchasing power parity per capita*)

GRNN – Neuronska mreža sa opštom regresijom (*General regression neural network*)

GRNN-CA model - Model za predviđanje PPEMSW koji je dobijen optimizacijom ulaznih promenljivih pomoću korelacione analize

GRNN-CA/SA model - Model za predviđanje PPEMSW koji je dobijen optimizacijom ulaznih promenljivih pomoću korelacione analize i analize značajnosti

Gross EF - bruto ekološki otisak

GPS - Sistem globalnog pozicioniranja

GT – Gama test (Gamma test)

HCBHW - Opasan medicinski otpad (*Healthcare and biological hazardous waste*)

HDI - Indeks ljudskog razvoja (*Human development index*)

HE - Troškovi za zdravstvo (*Health expenditure*)

HFCE – Ukupna potrošnja domaćinstva (*Household final consumption expenditure*)

IA – Indeks slaganja (*Index of agreement*)

IFUFE - Nemogućnost suočavanja sa neočekivanim troškovima (*Inability to face unexpected financial expenses*)

II - Indeks prihoda (*Income index*)

IM - Udeo dece vakcinisane protiv boginja (*Immunization, measles*)

IOA - Analiza ulaza i izlaza (*Input-output analysis*)

IPCC - Međuvladin panel o klimatskim promenama (*Intergovernmental Panel on Climate Change*)

IPPC - Integrisano sprečavanje i kontrola zagađenja (*Integrated Pollution Prevention and Control*)

ISF - Pojedinačni faktor ujednačavanja (*Individual smoothing factor*)

ISWM - Integrisano upravljanje čvrstim otpadom (*Integrated solid waste management*)

IT - Učestalost pojave tuberkuloze (*Incidence of tuberculosis*)

k - broj parametara

KČO - Komunalni čvrst otpad

kgoe pc - Kilogrami ekvivalenta nafte po glavi stanovnika (*kilograms of oil equivalent per capita*)

kNN – k-najbližih suseda (*k-nearest neighbours*)

LCA - Analiza životnog ciklusa (*Life Cycle Assessment*)

LEB - Očekivani životni vek pri rođenju (*Life expectancy at birth*)

LEI - Indeks očekivanog životnog veka (*Life expectancy index*),

LES – Linearni sistem troškova (*Linear expenditure system*)

LSP – Životni vek proizvoda (*Lifespan product*)

MAE – Srednja vrednost apsolutnih grešaka (*Mean absolut error*)

MAPE - Srednja apsolutna procentualna greška (*Mean absolute percentage error*)

MCA - Višekriterijumska analiza (*Multicriteria analysis*)

MIMO – ANN sa više ulaza i više izlaza (*Multiple input and multiple output*)

MISO – ANN sa više ulaza i jednim izlazom (*Multiple input and single output*)

MLP - Višeslojna percptron mreža (*Multilayer perceptron*)

MLR – Višestruka linearna regresija (*Multiple linear regression*)

MNL – Višenomialna logika (*Multinomial logic*)

MRA - Višestruka regresiona analiza (*Multiple regression analysis*)

MYSI - indeks srednjeg broja godina školovanja (*Mean years of schooling index*)

n - broj merenja ili predviđanja

NDI - Broj doktora na 100.000 stanovnika (*Number of doctors per 100.000 inhabitants*)

Net EF - neto ekološki otisak

NMER - Broj glavnih distributera električne energije (*Number of main electricity retailers*)

NP_i – Prirodna produktivnost

O_i - stvarna (izmerena) vrednost neke izlazne promenljive veličine

\bar{O} - srednja vrednost stvarnih (izmerenih) izlaznih promenljivih veličina

OECD - Organizacija za ekonomsku saradnju i razvoj (*The Organisation for Economic Co-operation and Development*)

OLS – Metoda najmanjih kvadrata (*Ordinary least squares*)

P_i - vrednost izlazne promenljive veličine koja je dobijena predikcijom modela

\bar{P} - srednja vrednost izlaznih promenljivih koje su dobijene predviđanjem razvijenog modela

PAHO - Sveamerička zdravstvena organizacija (*Pan-American Health Organisation*)

PCA – Analiza glavnih komponenti (*Principal component analysis*)

PCB - Polihlorovani bifenili

PD – Gustina stanovništva (*Population density*)

PLS – Metoda parcijalnih najmanjih kvadrata (*Partial least squares*)

PHLSIHP - Udeo ljudi koji dugoročno imaju zdravstvenih problema (*People having a long-standing illness or health problem*)

PMI – Parcijalna zajednička informacija (*Partial mutual information*)

PNN - Probabilističke mreže (*Probabilistic neural network*)

POP – Udeo populacije starosti između 20 i 65 godina

PPEAP - Primarna proizvodnja energije iz svih produkata (*Primary production of energy from all products*)

PPEMSW - Primarna proizvodnja energije iz KČO (*Primary production of energy from MSW*)

PPS - Standard kupovne moći (*Purchasing power standard*)

r - Pirsonov (*Pearson*) koeficijent korelacije

R^2 - Koeficijent determinacije (*coefficient of determination*)

RBFN – Neuronske mreže sa radijalnim aktivacionim funkcijama (*Radial basis function network*)

RCRA - Zakon o zaštiti i obnavljanju resursa (*The Resource Conservation and Recovery Act*)

RF – Metoda nasumične šume (*Random forest*)

RFID - Radio-frekventna identifikacija

RMSE – Koren srednje kvadratne greške (*Root mean squared error*)

RP - Produktivnost resursa (*Resource productivity*)

RRMSW - Stopa recikliranja KČO (*Recycling rate of MSW*)

σ_f - Faktor ujednačavanja (*smoothing factor*)

SA-CA-GRNN (CHW) model - Model za predviđanje opasnog hemijskog otpada koji je dobijen optimizacijom ulaznih promenljivih pomoću korelacione analize i analize značajnosti

SA-CA-GRNN (HCBHW) - Model za predviđanje opasnog medicinskog otpada koji je dobijen optimizacijom ulaznih promenljivih pomoću korelacione analize i analize značajnosti

SAD - Sjedinjene Američke Države

SAL - Udeo poljoprivrednog zemljišta (*Share of agriculture land*)

SB - Strukturni lom (*Structural break*)

SB-GRNN model - GRNN model kod koga je uzeta u obzir pojava strukturnog loma

SD - Analiza dinamičnosti sistema (*System dynamics*)

SDA – Metoda analize dinamičkih sistema (*System dynamic analysis*)

SDI - Indikatori održivog razvoja (*Sustainable Development Indicators*)

SES – Tehnika sezonskog eksponencijalnog ujednačavanja (Seasonal exponential smoothing techniques)

SOM - Kohonenove samoorganizujuće mape (*Selforganizing map*)

SPA65+ - Udeo populacije starosti 65 i više godina (*Share of population of the ages 65 and above*),

SRA - Pojedinačna regresiona analiza (*Single regression analysis*)

SREGFEC - Udeo obnovljive energije u bruto finalnoj potrošnji energije (*Share of renewable energy in gross final energy consumption*)

SSE - Udeo naučnika i inženjera u ukupnoj populaciji (*Share of scientist and engineers*)

SSS_R - Suma kvadrata reziduala

SSS_{UR} - Ukupna suma kvadrata reziduala

SUP – Udeo urbanog stanovništva (*Share of urban population*)

SVM - Metoda potpornih vektora (*Support vector machine*)

SWDA - Zakon o odlaganju čvrstog otpada (*The Solid Waste Disposal Act*)

T - ukupan broj opservacija

TIRDE - Ukupni institucionalni troškovi na istraživanje i razvoj (*Total indramural research and development expenditure*)

toe - Tona ekvivalenta nafte (*Tonnes of oil equivalent*)

TUR – Potrošnja inostranih turista (*Tourism expenditure in the country*)

UK - Ujedinjeno kraljevstvo Velike Britanije i Severne Irske

UN - Ujedinjene nacije

UNDESA – Odeljenje za ekonomska i socijalna pitanja Ujedinjenih nacija (*United Nation Department of Economic and Social Affairs*)

UNDP - Program Ujedinjenih nacija za razvoj (*United Nations Development Programme*)

UNR – Stopa nezaposlenosti (*Unemployment rates*)

USEPA - Američka agencija za zaštitu životne sredine (*United States Environmental Protection Agency*)

VAA - Dodata vrednost u poljoprivredi (*Value added in agriculture*)

VAI - Dodata vrednost u industriji (*Value added in industry*)

VRA - Žrtve saobraćajnih nesreća (poginuli i povređeni) (*Victims in the road accidents*)

WHO - Svetska zdravstvena organizacija (*World Health Organisation*)

WT - Malotalasne (vejvlet) transformacije (*Wavelet transformations*)

w_i - težinski koeficijenti

Σ - sabirač ulaznih signala i aktivacione funkcije

x_i - ulazna promenljiva

w_i - težinski koeficijent

Y' - izlazni signal iz sabirača

Y - izlazni signal iz neurona

Spisak slika

Slika 3.1 Šematski prikaz osnovnih elemenata veštačkog neurona.....	34
Slika 3.2 Šematski prikaz struktura neuronskih mreža	36
Slika 3.3 Klasifikacija neuronskih mreža	39
Slika 3.4 Veštačke neuronske mreže prema toku signala.....	40
Slika 3.5 Vizuelizacija funkcionisanja GRNN arhitekture	47
Slika 3.6 Uticaj faktora ujednačavanja na odziv GRNN mreže.....	48
Slika 5.1 Šematski prikaz razvoja veštačke neuronske mreže	55
Slika 6.1 Struktura država obuhvaćenih istaživanjem.....	70
Slika 6.2 GRNN arhitektura korišćena za razvoj modela za prognozu količina generisanog KČO	75
Slika 6.3 Rezultati testiranja pojave strukturnog loma (SB)	77
Slika 6.4 Poređenje stvarnih i predviđenih količina KČO, uz njihove odgovarajuće odnose relativnih grešaka za a) GRNN model i b) SB-GRNN model	80
Slika 6.5 Relativne greške GRNN i SB-GRNN modela sa podacima za testiranje za pojedinačne države	81
Slika 7.1 Struktura indeksa ljudskog razvoja (HDI).....	89
Slika 7.2 Opšta GRNN arhitektura za razvoj modela za prognozu količina generisanog CHW i HCBHW	93
Slika 7.3 Poređenje stvarnih i predviđenih godišnjih vrednosti generisanja CHW (a i b, respektivno) i godišnjih vrednosti generisanja HCBHW (c i d)	97
Slika 7.4 Odnosi relativnih grešaka CA-GRNN (CHW) i SA-CA-GRNN (CHW) modela i CA-GRNN (HCBHW) i SA-CA-GRNN (HCBHW)	99
Slika 7.5 Poređenje stvarnih vrednosti sa prognoziranim vrednostima dobijenim pomoću SA-CA-GRNN (CHW) modela za pojedinačne države	100
Slika 7.6 Poređenje stvarnih vrednosti sa prognoziranim vrednostima dobijenim pomoću SA-CA-GRNN (HCBHW) modela za pojedinačne države	100
Slika 8.1 Boks-plot grafici za: a) količinu generisanog KČO i b) stopu recikliranja za države Evropske unije i Norveške, za period 2006 - 2015. godine.....	106

Slika 8.2 Boks-plot grafici za: a) količinu generisanog KČO i b) stopu recikliranja za države Balkana, za period 2006 - 2015. godine.....	108
Slika 8.3 Odnos relativnih grešaka GRNN-CA i GRNN-CA/SA modela	112
Slika 8.4 Poređenje stvarnih i predviđenih PPMSW za a) GRNN-CA model i b) GRNN-CA/SA model.....	113
Slika 8.5 Potencijali za PPMSW (u ktOE i kgoE/st) za države Balkana dobijeni primenom GRNN-CA/SA modela na podatke iz 2015. godine	116

Spisak tabela

Tabela 2.1 Obnovljivi izvori energije i otpad - klasifikacija	19
Tabela 2.2 Metodologije i performanse odabranih modela za predviđanje generisanja KČO	24
Tabela 2.3 Metodologije i performanse odabranih modela za predviđanje generisanja opasnog medicinskog otpada	28
Tabela 2.4 Metodologije i performanse odabranih modela za predviđanje primarne proizvodnje energije iz KČO	31
Tabela 3.1 Prikaz nekih od najčešće korišćenih aktivacionih funkcija	38
Tabela 3.2 Arhitekture neuronskih mreža prema toku signala	40
Tabela 6.1 Statistički pokazatelji količina generisanog KČO (kg/st)	71
Tabela 6.2 Statistički pokazatelji ulaznih promenljivih korišćenih za modelovanje količina generisanog KČO (kg/st) (2000-2012)	74
Tabela 6.3 Rezultati korelacione analize ulaznih promenljivih za modelovanje količina generisanog KČO	76
Tabela 6.4 Broj korišćenih serija podataka za razvoj i evaluaciju modela.....	78
Tabela 6.5 Vrednosti statističkih pokazatelja performansi razvijenih modela.....	79
Tabela 7.1 Statistički pokazatelji količina generisanog opasnog hemijskog otpada (kg/st) (2004-2014. godina - parne godine).....	86
Tabela 7.2 Statistički pokazatelji količina generisanog opasnog medicinskog otpada (kg/st) (2004-2014. godina - parne godine)	87
Tabela 7.3 Ulazne promenljive koje su korišćene za razvoj CHW i HCBHW modela.....	91
Tabela 7.4 Podaci o razvoju CHW i HCBHW modela.....	95
Tabela 7.5 Vrednosti statističkih pokazatelja performansi razvijenih modela.....	96
Tabela 8.1 Statistički pokazatelji primarne proizvodnje energije iz KČO za period 2006-2015. godina u kg ekvivalenta nafte po glavi stanovnika.....	103
Tabela 8.2 Statistički pokazatelji ulaznih promenljivih korišćenih za modelovanje primarne proizvodnje energije iz KČO za period 2006-2015. god.....	105

Tabela 8.3 Stope recikliranja KČO u posmatranim istočnoevropskim državama u periodu od 2006. do 2015. godine.....	107
Tabela 8.4 Rezultati korelacione analize promenljivih korišćenih za modelovanje primarne proizvodnje energije iz KČO	109
Tabela 8.5 Pojedinačni faktori ujednačavanja (<i>ISF</i>) ulaznih promenljivih korišćenih za razvijanje GRNN-CA i GRNN-CA/SA modela.....	111
Tabela 8.6 Statistički pokazatelji performansi GRNN-CA i GRNN-CA/SA modela za predviđanje PPEMSW u EU državama i Norveškoj testiranih sa podacima iz 2015. god.....	111
Tabela 8.7 Statistički pokazatelji ulaznih promenljivih za 2015. godinu, za balkanske države.....	114
Tabela 8.8 Primarna proizvodnja energije iz svih produkata (<i>PPEAP</i>) i iz KČO (<i>PPEMSW</i>) i njihovi međusobni odnosi (2015. godina)	117
Tabela 8.9 Potencijalne uštede lignita po balkanskim državama na osnovu primene GRNN-CA/SA modela na podatake iz 2015. godine.....	121

1. Uvod

Otpad, uz klimatske promene i kontinuiran gubitak biodiverziteta, predstavlja jedan od najvećih problema savremenog čovečanstva. Ono što otpad izdvaja od ostalih zagađujućih materija je činjenica da ga, u većoj ili manjoj meri, stvara (generiše) svaki stanovnik naše planete.

Sastav i količine otpada značajno se razlikuju u zavisnosti od geografskih i klimatskih karakteristika, ekonomskog stanja, vrste i obima industrijskih aktivnosti, društvenih i demografskih karakteristika zajednice, doba godine itd. Usled raznolikosti sastava, koji se usložnjava sa razvojem novih proizvoda i novih materijala, sakupljanje i metode tretmana otpadnih materija su svakim danom sve kompleksniji.

Aktivnosti vezane za prikupljanje i tretman otpada su od velikog značaja, a ukoliko nisu pravilno sprovedene, mogu dovesti i do brojnih problema. Iz tog razloga je veoma važno predvideti količine generisanog otpada, mogućnosti tretmana, kao i benefite i eventualne posledice koje iz toga proizilaze. Kako ovi podaci u mnogim državama još uvek nisu dostupni, ili su veoma nepouzdana, javila se potreba za razvojem modela kojima bi se ovaj problem mogao prevazići. Za ove potrebe se mogu koristiti različiti matematički modeli. Međutim, klasični matematički modeli su prilično složeni i zahtevaju veoma veliki broj podataka koji ili nisu dostupni, ili su u međusobno kompleksnim, nelinearnim zavisnostima koje se ne mogu jednostavno objasniti, niti matematički prikazati. Primenom veštačkih neuronskih mreža, uz korišćenje lako dostupnih socioloških, ekonomskih, demografskih, industrijskih i indikatora životne sredine, ovaj problem se znatno pojednostavljuje, pri čemu se dobijaju modeli koji su tačniji od konvencionalnih modela.

Osnovni cilj istraživanja opisanih u ovoj doktorskoj disertaciji je ispitivanje primene veštačkih neuronskih mreža za razvoj modela kojima će moći da se predvide količine različitih vrsta otpada koje se generišu na nacionalnom nivou, kao i za razvoj modela koji će omogućiti da se predvide efekti i benefiti primene odgovarajućih načina tretmana otpada.

Kao polazna hipoteza pretpostavljeno je da postoji matematička povezanost količina otpada koji se generišu na nacionalnom nivou sa socio-ekonomskim, demografskim, industrijskim i indikatorima životne sredine, kao i da je ova zavisnost nelinearna. Identifikacija parametara koji značajno utiču na generisanje i upotrebu otpada na nacionalnom nivou omogućava razvoj i optimizaciju modela primenom veštačkih neuronskih mreža. Pored toga, jedna od hipoteza je da je na generisanje komunalnog čvrstog otpada uticaj imala i svetska ekonomska kriza koja se odigrala 2007/2008. godine. Iz tog razloga vršeno je poređenje performansi modela prilikom čijeg razvijanja su uzeti u obzir efekti svetske ekonomske krize, sa performansama modela koji su dobijeni bez razmatranja ovih uticaja.

Hipoteza koja je takođe ispitivana je da se primenom veštačkih neuronskih mreža mogu dobiti pouzdani podaci o benefitima korišćenja komunalnog čvrstog otpada kao energenta, na nacionalnom nivou, sa aspekta očuvanja životne sredine i neobnovljivih resursa. Takođe, ispitivana je i primena dobijenog modela na države koje ne koriste otpad za dobijanje energije, kako bi se utvrdila potencijalna količina energije koja bi se mogla dobiti iz otpada, kao i eventualne uštede konvencionalnih goriva koje bi se mogle ostvariti.

Očekuje se da istraživanja mogućih primena dobijenih modela za predviđanje različitih indikatora vezanih za upravljanje otpadom mogu biti od velike koristi za nadležne institucije u procesu donošenja odluka koje se odnose na upravljanje otpadom, kao i za optimalno funkcionisanje samog sistema u praksi.

Shodno navedenim hipotezama, definisanog predmeta i naučnih ciljeva ispitivanja, ova doktorska disertacija je podeljena na devet poglavlja.

U uvodnom poglavlju disertacije definisan je predmet, cilj i značaj istraživanja. U ovom poglavlju su u kratkim crtama opisane polazne hipoteze i metode koje će biti korišćene za njihovo ispitivanje, kao i struktura predmetne disertacije.

Sledeća tri poglavlja su data u okviru Teorijskog dela disertacije. U drugom poglavlju su opisane vrste otpada i vrste njegovog tretmana, generisanje različitih vrsta otpada i potencijalni energetske benefiti koji bi mogli da se ostvare korišćenjem otpada za dobijanje energije. U ovom poglavlju su ukratko opisani i modeli koji su upotrebljavani za predviđanje generisanja različitih tipova otpada,

karakteristika otpada i emisija koje potiču od otpada. U trećem poglavlju, opisani su osnovni principi funkcionisanja neuronskih mreža, njihove arhitekture i metodologija razvoja modela zasnovanih na neuronskim mrežama sa opštom regresijom, koja je korišćena za ispitivanja u okviru ovog doktorata. Na kraju ovog teorijskog dela, u okviru poglavlja 4, opisana su metode koje su primenjene na selekciju ulaznih promenljivih.

U okviru Eksperimentalnog dela, u petom poglavlju, je prikazan razvoj modela kroz odabir ulaznih promenljivih i obučavanje mreže, odabir odgovarajućih ulaznih promenljivih, kao i statistički pokazatelji koji su korišćeni za ispitivanje performansi modela.

Rezultati i diskusija su dati od šestog do osmog poglavlja, gde su predstavljeni rezultati koji su publikovani u naučnim časopisima. Oni obuhvataju razvoj modela zasnovanih na veštačkim neuronskim mrežama i to:

- modela za predviđanje količina generisanja komunalnog čvrstog otpada na nacionalnom nivou, pri čemu su razmatrani i efekti svetske ekonomske krize na performanse modela za predviđanje količina generisanog otpada,
- modela za predviđanja generisanja opasnog otpada na nacionalnom nivou, kojim su obuhvaćeni hemijski i medicinski opasan otpad,
- modela za predviđanje proizvodnje primarne energije iz komunalnog čvrstog otpada i njegove primene na balkanske zemlje u cilju ispitivanja potencijala za dobijanje energije na ovaj način,
- upotreba rezultata modela za predviđanje primarne proizvodnje energije iz komunalnog čvrstog otpada primenjenog na balkanske zemlje u cilju izračunavanja potencijalnih ušteda konvencionalnog goriva, a pre svega lignita koji je dominantan energetska izvor na Balkanskom poluostrvu.

U devetom poglavlju dati su zaključci koji su proizašli iz ovih istraživanja i predloženi su eventualni pravci budućih istraživanja.

Teorijski deo

2. Otpad

2.1 Definicija i vrste otpada

Otpad je složena smeša pretežno čvrstog otpada koji sačinjavaju materijali različitog sastava i trajnosti.

Prema evropskoj direktivi o otpadu – (*Directive 2008/98/EC*) [1], kao i prema zakonskoj regulativi Republike Srbije [2], otpad je definisan kao bilo koja materija ili predmet koji je vlasnik odbacio, namerava ili mora da odbaci. Tako posmatrano, otpad predstavlja gubitak materije i energije, jer je potrebna i dodatna energija za prikupljanje, tretman i deponovanje otpada. Međutim, otpad se sa druge strane može posmatrati i kao značajan izvor resursa, kako materijalnih, tako i energetskih.

U skladu sa Zakonom o upravljanju otpadom [2], otpad se prema mestu nastanka može podeliti na:

- komunalni otpad - otpad iz domaćinstva (kućni otpad), kao i drugi otpad koji je po svojoj prirodi ili sastavu sličan otpadu iz domaćinstva;
- komercijalni otpad - otpad koji nastaje u preduzećima, ustanovama i drugim institucijama koje se u celini ili delimično bave trgovinom, uslugama, kancelarijskim poslovima, sportom, rekreacijom ili zabavom;
- industrijski otpad - odnosi se na otpad iz bilo koje industrije ili sa lokacije na kojoj se nalazi industrija, osim jalovine i pratećih mineralnih sirovina iz rudnika i kamenoloma.

Prema opasnim karakteristikama koje utiču na zdravlje ljudi i životnu sredinu, otpad može biti [2]:

- inertni otpad - otpad koji nije podložan fizičkim, hemijskim ili biološkim promenama, ne rastvara se, ne sagoreva, niti na drugi način fizički ili hemijski reaguje, nije biorazgradljiv i ne dovodi do zagađenja životne sredine, niti ugrožava zdravlje ljudi i životinja;
- neopasan otpad - otpad koji nema karakteristike opasnog otpada;

- opasan otpad - otpad koji po svom poreklu, sastavu ili koncentraciji opasnih materija može prouzrokovati opasnost po životnu sredinu i zdravlje ljudi i ima najmanje jednu od opasnih karakteristika utvrđenih posebnim propisima, uključujući i ambalažu u kojoj je opasan otpad bio upakovan.

Po svom poreklu, otpad se takođe može podeliti i na organski i neorganski otpad.

Iako postoje i druge podele otpada, evidentno je da se sve vrste otpada mogu svrstati u neku od pomenutih grupa. U sastav otpada ulaze: staklo, plastika, papir i karton, metal, ostaci hrane, tekstil, drvo i dr. U posebne tokove otpada se ubrajaju: gume, proizvodi koji sadrže azbest, baterije i akumulatori, otpadna ulja i električni i elektronski uređaji. Sastav otpada umnogome zavisi od različitih faktora, kao što su: ekonomski razvoj, kulturne norme, geografska lokacija, izvori energije koji se koriste, kao i klimatski faktori. Generalno, kod ekonomski razvijenih i srednje razvijenih država veći je procenat otpada kao što su: papir, plastika i aluminijum, a kod slabije razvijenih zemalja značajnije je učešće organskog biorazgradivog otpada (od 40%, pa čak i do 85%) [3].

Otpad se razvrstava prema katalogu otpada, koji je propisan Pravilnikom o kategorijama, ispitivanju i klasifikaciji otpada (Sl. glasnik RS, br. 56/10) [4]. Katalog otpada predstavlja zbirnu listu neopasnog i opasnog otpada prema kojoj se vrši razvrstavanje otpada u dvadeset grupa u zavisnosti od mesta nastanka i porekla.

Grupe otpada su označene dvocifrenim brojevima, od 01 do 20, a pojedinačne vrste otpada su označene šestocifrenim brojevima, tzv. indeksnim brojevima. Prve dve cifre označavaju aktivnost iz koje nastaje otpad, treća i četvrta cifra označavaju proces u kojem otpad nastaje, a peta i šesta cifra određuju deo procesa u kojem otpad nastaje. Opasan otpad je označen zvezdicom (*) koja se stavlja iza indeksnog broja.

Otpad se prema katalogu otpada razvrstava na sledeće grupe [4]:

- 01. Otpad koji nastaje u istraživanjima iz rudnika ili kamenoloma i fizičkom i hemijskom tretmanu minerala,
- 02. Otpad iz poljoprivrede, hortikulture, akvakulture, šumarstva, lova i ribolova, pripreme i prerade hrane,

- 03. Otpad od prerade drveta i proizvodnje papira, kartona, pulpe, panela i nameštaja,
- 04. Otpad od kožne, krznarske i tekstilne industrije,
- 05. Otpad od rafinisanja nafte, prečišćavanja prirodnog gasa i pirolitičkog tretmana uglja,
- 06. Otpad od neorganske hemijske prerade,
- 07. Otpad od organske hemijske prerade,
- 08. Otpad od proizvodnje, formulacije, snabdevanja i upotrebe premaza (boje, lakovi i staklene glazure), lepкова, zaptivača i štamparskih boja,
- 09. Otpad iz fotografske industrije,
- 10. Otpad iz termičkih procesa,
- 11. Otpad od hemijskog tretmana površine i zaštite metala i drugih materijala; hidrometalurgija obojenih metala,
- 12. Otpad od oblikovanja i fizičke i mehaničke površinske obrade metala i plastike,
- 13. Otpad od ulja i ostataka tečnih goriva (osim jestivih ulja i ulja u poglavljima 05, 12 i 19),
- 14. Otpadni organski rastvarači, sredstva za hlađenje i potisne gasove (osim 07 i 08),
- 15. Otpad od ambalaže, apsorbente, krpe za brisanje, filterske materijale i zaštitne tkanine, ako nije drugačije specificirano,
- 16. Otpadi koji nisu drugačije specificirani u katalogu,
- 17. Građevinski otpad i otpad od rušenja (uključujući i iskopanu zemlju sa kontaminiranih lokacija),
- 18. Otpad od zdravstvene zaštite ljudi i životinja i/ili s tim povezanog istraživanja (isključujući otpad iz kuhinja i restorana koji ne dolazi od neposredne zdravstvene zaštite),
- 19. Otpad iz postrojenja za obradu otpada, pogona za tretman otpadnih voda van mesta nastajanja i pripremu vode za ljudsku potrošnju i korišćenje u industriji,
- 20. Komunalni otpad (kućni otpad i slični komercijalni i industrijski otpad), isključujući odvojeno sakupljene frakcije.

Proces određivanja indeksnog broja otpada započinje identifikacijom izvora nastajanja otpada, pri čemu se otpad svrstava u jednu od grupa od 01 do 12 i od 17 do 20, a zatim se dodeljuje šestocifrena oznaka otpada, izuzimajući oznake koje se završavaju sa 99 u navedenim grupama. Tek, ako se ne može odrediti odgovarajuća oznaka otpada u grupama 01 do 12 i 17 do 20, razmatraju se grupe 13, 14 i 15. Ako se ni tada ne može identifikovati grupa, otpad se mora identifikovati u grupu 16, tj. „otpad koji nije drugačije specifikovan u katalogu“. Ukoliko se otpad ne identifikuje u grupu 16, koristi se oznaka 99 („otpad koji nije drugačije specificiran“) prema grupi koja se odnosi na aktivnost identifikovanu kao izvor nastajanja otpada [4].

2.2 Upravljanje otpadom i odgovarajuća zakonska regulativa

Antropogene aktivnosti oduvek su bile povezane sa proizvodnjom otpada, a enormno povećanje broja stanovnika, ekonomski rast, kao i promene u životnom stilu i potrošačkim navikama, glavni su pokretači progresivnog rasta količina generisanog otpada [5].

Međutim, zakonodavstvo kojim je regulisano upravljanje otpadom se razvija tek u poslednjih četrdeset godina. Prvi zakon vezan za upravljanje otpadom je Zakon o odlaganju čvrstog otpada (*The Solid Waste Disposal Act - SWDA*), koji je usvojen u Sjedinjenim Američkim Državama (SAD) 1965. godine. Njega je 1976. godine zamenio Zakon o zaštiti i obnavljanju resursa (*The Resource Conservation and Recovery Act - RCRA*), koji u prvi plan ističe recikliranje i upravljanje opasnim otpadom. Osnovni ciljevi ovog zakona su bili: zaštita ljudskog zdravlja i životne sredine od potencijalnih rizika koji se javljaju odlaganjem otpada, očuvanje energije i prirodnih resursa, smanjenje količina generisanog otpada i da se obezbedi da se upravljanje otpadom obavlja tako da ne ugrožava životnu sredinu [6]. Ovaj Zakon je 1984. godine dopunjen amandmanima vezanim za opasan otpad i čvrst otpad, kojima je uvedeni strožiji kriterijumi i povećana su ovlašćena Američke agencije za zaštitu životne sredine (USEPA).

Specifična regulativa za oblast upravljanja otpada u Evropi nije postojala sve do 1974. godine, već je upravljanje otpadom uglavnom regulisano kroz zakone iz

oblasti zaštite javnog zdravlja. Jedan od retkih specifičnih zakona vezanih za otpad bio je engleski Zakon o odlaganju opasnog otpada (*Deposit of poisonous wastes Act*) iz 1972. godine. Zakonom o kontroli zagađivanja (*Control of pollution Act*) iz 1974. godine u Engleskoj je po prvi put uvedeno licenciranje aktivnosti u oblasti upravljanja otpadom, što je vrlo brzo transponovano i kroz zakonodavstvo Evropske unije (EU), koja je 1975. godine usvojila Okvirnu Direktivu o otpadu (*Waste Framework Directive*) i Direktivu o opasnom otpadu (*Hazardous Waste Directive*). Cilj ovih direktiva je bio usaglašavanje aktivnosti koje pojedinačne države članice preduzimaju po pitanju upravljanja otpadom [1,7]. U direktivama su propisani minimalni uslovi, a nacionalnim propisima pojedinačnih država članica su mogli biti nametnuti i strožiji kriterijumi.

Nekontrolisan izvoz opasnog otpada u nerazvijene i zemlje u razvoju uslovio je usvajanje međunarodnog sporazuma UN o ograničenju trgovine opasnim otpadom 1989. godine, poznatijim kao Bazelska konvencija, kojom su regulisane norme postupanja, tj. kriterijumi za upravljanje opasnim otpadom, kao i postupci prekograničnog kretanja opasnog i drugog otpada. Bazelskim amandmanom iz 1995. godine zabranjen je izvoz opasnog otpada u zemlje koje nemaju odobrene kapacitete za postupanje sa ovom vrstom otpada [8]. Direktiva o integrisanom sprečavanju i kontroli zagađenja (*Directive on Integrated Pollution Prevention and Control - IPPC*) koja je usvojena 1996. godine, uvela je sistem dozvola koje su se između ostalog odnosile i na aktivnosti vezane za upravljanje otpadom [9].

Upravljanje otpadom u EU počinje da se posmatra kroz sedam načela [10]:

- Načelo samodovoljnosti - podrazumeva organizovanje mreže postrojenja koja omogućavaju da jedna država može da samostalno u potpunosti rešava problem svog otpada;
- Načelo najboljih dostupnih tehnologija koje ne uključuju prekomerne troškove - smanjenje emisija na najekonomičniji način, uz umerene troškove;
- Načelo blizine i regionalnog pristupa upravljanju otpadom - tj. da se otpad tretira što je moguće bliže mestu nastanka;
- Načelo hijerarhije upravljanja otpadom - redosled prioriteta u praksi upravljanja otpadom: najpoželjnija je prevencija, pa priprema za ponovnu

upotrebu, zatim reciklaža, pa ostale operacije ponovnog iskorišćenja (npr. iskorišćenje u cilju dobijanja energije i dr.) i kao najnepoželjnija opcija, odlaganje;

- Načelo predostrožnosti - nedostatak određenih naučnih saznanja ne može da bude izgovor na činjenje ili nečinjenje koje ima za posledicu ugrožavanje životne sredine;
- Načelo odgovornosti - proizvođači, uvoznici, distributeri i prodavci proizvoda koji utiču na generisanje otpada su odgovorni za otpad koji nastaje usled njihovih aktivnosti;
- Načelo „zagađivač plaća“ - zagađivač snosi pune troškove posledica svojih aktivnosti, pri čemu se moraju uključiti u cenu proizvoda troškovi nastajanja, tretmana i odlaganja otpada.

Direktivom 2008/98/EC o otpadu i stavljanju van snage određenih direktiva, Evropski parlament stavio je van snage odredbe Okvirne Direktive o otpadu iz 1975. godine i njenih izmena i dopuna iz 1991. i 2006. godine, kao i Direktive o opasnom otpadu i njene izmene iz 1991. godine [1]. Ovom Direktivom je uspostavljen pravni okvir za upravljanjem otpadom na celoj teritoriji Evropske unije. Zemlje članice su ovom Direktivom obavezane da donesu nacionalne programe prevencije nastajanja otpada sa ciljem da se prekine veza između ekonomskog rasta i uticaja na životnu sredinu u smislu generisanja otpada.

U poslednje vreme, može se primetiti da linearnu ekonomiju, koja je smatrana dugo vremena kao veoma uspešan ekonomski model, a koju karakteriše proizvodnja zasnovana na ekstrakciji sirovina i njihovoj preradi u veliki broj proizvoda po niskoj ceni, koja podstiče potrošnju uz generisanje velikih količina otpada, sve više potiskuje cirkularna ekonomija, kod koje se svi iskorišćeni materijali ponovo koriste u beskonačnom broju ciklusa [11]. Direktivom 2008/98/EC je zacrtan cilj da ponovna upotreba i reciklaža otpada dostignu nivo od 50% od ukupno generisanog otpada, dok je cilj Evropske komisije da čak 70% svog otpada u EU do 2030. godine bude ponovo iskorišćeno ili reciklirano [12].

U procesu pridruživanja Evropskoj uniji, Republika Srbija usklađuje svoje zakonodavstvo sa zakonodavstvom EU, pa je s tim u vezi 2009. godine usvojen Zakon o upravljanju otpadom, koji je do sada pretrpeo dve izmene i dopune [2].

Pored ovog zakona, usvojen je još čitav set zakonskih i podzakonskih akata kojima su regulisani različiti aspekti upravljanja otpadom i različite vrste otpada.

Karakter i uloga otpada u društvu značajno su se menjali sa razvojem društva, a važnost adekvatnog upravljanja otpadom u savremenom društvu najbolje odslikava činjenica da se danas u jednoj toni odbačenih mobilnih telefona može naći i do 350 grama zlata, a u toni kompjuterskih štampanih ploča do 250 grama zlata. U isto vreme, u jednoj toni rude iz površinskih kopova uobičajeno je da se nađe između 1 i 5 grama zlata, tako da se može reći da danas elektronski otpad predstavlja pravi „urbani rudnik“ mineralnih sirovina [13].

2.3 Indikatori upravljanja otpadom

Polazna osnova za obezbeđivanje uslova za racionalno i održivo upravljanje otpadom na nivou Republike Srbije postavljena je usvajanjem Strategije upravljanja otpadom za period 2010 - 2019. godine (Sl. glasnik RS, br. 29/10) [14], a njeno sprovođenje je predviđeno preko indikatora za praćenje sprovođenja Strategije. Indikatori se odnose na: nastajanje otpada, infrastrukturu (objekti, privredni subjekti), upravljanje otpadom i prekogranično kretanje otpada. Indikatori su pripremljeni na osnovu potreba za podacima na nacionalnom nivou i usaglašeni su i uporedivi sa međunarodnim indikatorima [15].

Indikatori upravljanja otpadom bi trebalo da pruže širu sliku problema upravljanja otpadom i da pojednostave izbor metode tretmana otpada time što će obezbediti niz neophodnih informacija kojima će se pratiti efekti pojedinih vrsta tretmana. Pored pritisaka na životnu sredinu, do kojih dolazi generisanjem različitih vrsta otpada, koji se ogledaju u zauzimanju prostora i zagađivanju osnovnih medijuma životne sredine (voda, vazduh i zemljište), primena odgovarajućih tretmana otpada može da dovede i do različitih benefita, od obezbeđivanja sirovinske baze do dobijanja energije iz otpada.

U toj nameri je izvršen i izbor indikatora koji su predmet modelovanja u ovoj doktorskoj disertaciji, a koji su predstavljeni u delu koji sledi.

2.3.1 Količina generisanog komunalnog čvrstog otpada (KČO)

Komunalni čvrst otpad (KČO) predstavlja složenu smešu pretežno čvrstog otpada koju sačinjavaju materijali različitih karakteristika. KČO čini samo oko 10 % ukupno generisanog otpada, jer daleko veći udeo imaju rudarski i industrijski otpad [15]. Međutim, zbog složenosti sastava KČO i njegove distribucije (prikupljanja, transporta i tretmana), upravljanje otpadom je veoma komplikovano, posebno sa stanovišta zaštite životne sredine.

Otpad danas generiše preko 7,5 milijardi ljudi, a sastav mu se značajno razlikuje, pre svega u zavisnosti od stepena ekonomskog razvoja, stepena industrijalizacije i urbanizacije, potrošačkih navika, lokalnih klimatskih karakteristika i od perioda godine, što sve zajedno znatno usložnjava mogućnosti za integrisano upravljanje otpadom. Poznato je, npr. da gradsko stanovništvo generiše oko dva puta više KČO od seoskog [3], tako da uticaj na životnu sredinu i rizici postaju mnogo ozbiljniji u najvećim gradovima sa velikom gustinom naseljenosti i skućenim prostorom za odlaganje. Sa druge strane, geografski položaj je usko vezan za lokalne klimatske karakteristike, na čiji sastav otpada može znatno da utiče sastav građevinskih materijala (npr. drvo naspram cigle, cementa i čelika), sastav pepela (najčešće ostaci goriva koje se prvenstveno koristi za zagrevanje domaćinstava), udeo otpada od čišćenja ulica (ovaj otpad može činiti i do 10 % komunalnog otpada), kao i različiti udeli otpada od aktivnosti vezanih za hortikulturu. Tip energetskog izvora na lokaciji može imati značajan uticaj na sastav generisanog KČO, što se posebno odnosi na države sa niskim prihodima ili na regione gde se energija za kuvanje, grejanje i osvetljenje ne obezbeđuje iz zajedničkih termoenergetskih postrojenja, niti iz zajedničke električne mreže.

Za upravljanje KČO su najčešće zadužena lokalna komunalna preduzeća. Termin „komunalni čvrst otpad“ još uvek globalno ne uključuje uniformne vrste otpada, a do razlike u korišćenju ovog termina dolazi zbog različitih vrsta organizovanja upravljanja otpadom. Čak i različite međunarodne organizacije daju različite definicije KČO [3]:

- OECD (*The Organisation for Economic Co-operation and Development* - Organizacija za ekonomsku saradnju i razvoj): KČO se sakuplja i tretira od

strane ili za potrebe opštine (lokalne zajednice) i obuhvata otpad iz domaćinstava, uključujući i kabasti otpad, kao i sličan otpad iz poslovnih objekata i trgovina, kancelarija, institucija i malih preduzeća, dvorišta i bašta, čišćenja ulica i sadržaja korpi za otpatke i čišćenja pijaca. Otpad iz gradske kanalizacije i njenog tretmana, kao i građevinski otpad nisu uključeni u ovu kategoriju;

- PAHO (*Pan-American Health Organisation* - Sveamerička zdravstvena organizacija): KČO je čvrst ili polučvrst otpad generisan u naseobinama, koji čine kućni i komercijalni otpad, kao što su oni koji potiču od malih preduzeća i institucija (uključujući i bolnice i klinike), čišćenja ulica i javnih čistionica;
- IPCC (*Intergovernmental Panel on Climate Change* - Međuvladin panel o klimatskim promenama): KČO predstavlja otpad od hrane, otpad iz bašta, dvorišta i parkova, papir i karton, drvo, tekstil, pelene za jednokratnu upotrebu, guma i koža, plastika, metal, staklo (keramika i porculan) i drugo (npr. pepeo, prljavština, prašina, zemlja, elektronski otpad).

Prema Zakonu o upravljanju otpadom (Službeni glasnik Republike Srbije, broj 36/09, 88/10 i 14/16) [2] komunalni otpad jeste otpad iz domaćinstva (kućni otpad), kao i drugi otpad koji je zbog svoje prirode ili sastava sličan otpadu iz domaćinstva.

Količina otpada koji se odlaže je generalno proporcionalna porastu dohotka i broja stanovnika. Ipak, iako količina generisanog KČO prati ekonomski razvoj, obično u nekom momentu dolazi do smanjenja generisanja otpada i pored daljeg porasta ekonomskih pokazatelja. Ovo se odigrava prema obrnutoj „U“ krivoj Kuznjecova. „U“ kriva predstavlja vezu između ekonomskog razvoja i životne sredine, koja podseća na obrnut oblik krive slova „U“. To je veza dobijena validacionim testom hipoteze Kuznjecove krive životne sredine (EKC – *Environmental Kuznets Curve*), koju su prvi predložili Grossman i Krueger [16]. Njeno značenje je da nivo zagađenja životne sredine (u šta spada i količina generisanog otpada) raste sa razvojem države, ali sa rastućim prihodima u jednom momentu počinje da opada. Ovo se dešava iz razloga što sa razvojem ekonomije, između ostalog, dolazi i do promena u zakonodavstvu koje se odnosi na oblast upravljanja životnom

sredinom, što dalje prati poboljšanje sistema upravljanje otpadom, a zatim i promene u potrošačkim navikama [17]. Međutim, veći nacionalni dohodak ne mora uvek da garantuje i veće napore za suzbijanje emisija zagađujućih materija, jer veći ekonomski razvoj zahteva više energije, a efikasnije korišćenje energije obično je vezano za još veći nivo ekonomskog razvoja. U novije vreme sve su zastupljenija ispitivanja dinamičnih odnosa između ekonomskog rasta, potrošnje i zagađivanja životne sredine [18].

Procenjuje se da danas celokupno svetsko stanovništvo generiše oko 1,3 milijarde tona KČO godišnje, a do 2025. godine se očekuje porast do oko 2,2 milijardi tona. Najveći porast u količini generisanog otpada se očekuje u slabije razvijenim zemljama. Ono što je karakteristično za generisanje KČO je da je stepen rasta količine generisanog komunalnog otpada veći nego stepen rasta urbanizacije [3]. Iz tog razloga, jedan od najvećih izazova za lokalne zajednice u 21. veku predstavlja efikasno upravljanje komunalnim otpadom, odnosno prikupljanje, recikliranje, tretman i odlaganje otpada.

Adekvatno upravljanje komunalnim čvrstim otpadom je od suštinske važnosti za svaku zajednicu kako bi se, pre svega, sprečilo zagađenje životne sredine, a zatim i iskoristili materijalni i energetske potencijali otpada. Da bi sistem upravljanja otpadom bio efikasan mora biti prihvaćen od stanovništva, a da bi bio održiv mora biti efikasan sa stanovišta zaštite životne sredine, ekonomski pristupačan i socijalno prihvatljiv. Brojna istraživanja [19–26] ukazuju na važnost podataka koji su neophodni za planiranje i dobru organizaciju sistema za upravljanje otpadom, pre svega, za razvoj strategija upravljanja otpadom, planiranje organizacije prikupljanja otpada, neophodne infrastrukture, broja radnika i transportnih sredstava, investicionih i operativnih troškova, planiranje vrste tretmana, postrojenja i kapaciteta, procena potrebnih površina zemljišta za odlaganje ili za određenu vrstu tretmana otpada itd.

Iz tog razloga, precizno predviđanje količina komunalnog čvrstog otpada dobija na značaju. U poslednje vreme, veštačke neuronske mreže (*Artificial neural networks - ANNs*) se, uz ostale regresione metode, veoma često primenjuju za predviđanje količina generisanog otpada [27–32].

2.3.2 Količine generisanog opasnog otpada

Zakonodavstvo Republike Srbije [2] definiše opasan otpad kao otpad koji po svom poreklu, sastavu ili koncentraciji opasnih materija može prouzrokovati opasnost po životnu sredinu i zdravlje ljudi i ima najmanje jednu od opasnih karakteristika utvrđenih posebnim propisima. U opasan otpad je uključena i ambalaža u koju je opasan otpad bio ili jeste upakovan. Otpad se smatra opasnim ukoliko poseduje makar jednu od sledećih karakteristika: eksplozivnost, oksidabilnost, visoka zapaljivost, nadražljivost, toksičnost, kancerogenost, korozivnost, infektivnost, toksičnost po reproduktivnost, mutagenost, eko-toksičnost i reaktivnost, kao i ako ispušta toksične gasove u kontaktu sa vodom, vazduhom ili u kiselini [1,33,34]. Opasan otpad se generiše iz svih sektora, od običnog domaćinstva do sekundarnog otpada iz postrojenja za tretman otpada, a u opasan otpad ne spadaju radioaktivni otpad, neeksplozivni eksplozivni materijali, otpadne vode i životinjski bio-produkti (osim onih koji su namenjeni za spaljivanje, deponovanje ili za upotrebu u postrojenjima za bio gas ili za kompostiranje) [34].

Iako su količine opasnog otpada koji se generiše na godišnjem nivou veoma male u poređenju sa ukupnim godišnjim količinama generisanog otpada, zbog njegove potencijalne štetnosti po životnu sredinu i ljudsko zdravlje, opasan otpad podleže znatno strožijoj zakonskoj regulativi i kontroli. Loše upravljanje opasnim otpadom može da dovede do degradacije zemljišta, zagađenja podzemnih voda, ugrožavanja zdravlja ljudi i životinja i jako lošeg uticaja na životnu sredinu u celini [35,36].

Generisanje opasnog otpada pripada setu indikatora održivog razvoja (*SDI - the Sustainable Development Indicators*) i pomoću njega se ocenjuje napredak u ispunjenju ciljeva Strategije održivog razvoja [37].

Opasan otpad je činio samo 3,8% (95,0 miliona tona) ukupnog otpada generisanog u EU 2014. godine. U odnosu na 2010. godinu 2,8% opasnog otpada manje je generisano u 2014. godini, dok je u istom periodu procenat generisanja neopasnog otpada porastao za 2,2% [15]. Osim Estonije, koja je u 2014. godini generisala 47,7% opasnog otpada u odnosu na neopasan, ni u jednoj drugoj državi članici EU nije taj procenat prelazio 9% od ukupnog otpada. Ovako velike količine opasnog otpada u Estoniji nastaju prilikom proizvodnje energije iz naftnih škriljaca. Od svih

evropskih zemalja, posle Estonije procentualno najviše opasnog otpada se generiše u Srbiji, čak 27,4%, što je posledica aktivnosti vezanih za preradu mineralnih sirovina [38].

Prema Eurostatu, koji predstavlja Zavod za statistiku Evropske unije, ukupan opasan otpad obuhvata mineralne i solidifikovane otpade (mineralni otpad od izgradnje i rušenja, otpad od sagorevanja, zemlja i iskopani materijali, mineralni otpad iz tretmana i stabilizovanja otpada i drugi mineralni otpadi), hemijski i medicinski otpad (otpad iz zdravstvene zaštite), reciklabilne otpade (metalni otpad, gvožđe, papirni i kartonski otpad, gumu, plastiku i drugo), opremu i delove opreme (otpad koji sadrži polihlorovane bifenile - PCB, odbačenu opremu i vozila, baterije i akumulatore) i mešavine običnog kućnog otpada (otpad iz domaćinstva i sličan otpad, mešani i nerazdvojeni materijali, mulj itd.) [39]. Očigledno je da je usled ovolike raznorodnosti opasnog otpada gotovo neizvodljivo tačno predviđanje količina generisanja ukupnog opasnog otpada.

U okviru ove doktorske disertacije izvršeno je modelovanje količina generisanog opasnog hemijskog i opasnog medicinskog otpada iz razloga što hemijski i medicinski otpad predstavljaju najznačajniju i, posle mineralnog i solidifikovanog otpada, najveću kategoriju opasnog otpada. Opasni hemijski i medicinski otpad zajedno čine oko 40% ukupnog opasnog otpada u Evropskoj uniji [38].

Opasan hemijski otpad čine: iskorišćeni rastvarači, kiseli, alkalni i fiziološki otpadi, upotrebljena ulja, hemijski otpad u užem smislu (ostaci hemikalija i ostaci i otpad od hemijske pripreme), mulj iz industrijskih otpadnih voda, kao i mulj i tečni otpad iz tretmana otpada [40].

Postoji više definicija medicinskog otpada, a prema zakonodavstvu Republike Srbije [2,41] medicinski otpad je svrstan u poglavlje 18 Kataloga otpada i definisan je kao „Otpadi od zdravstvene zaštite ljudi i životinja i/ili sa tim povezanog istraživanja (isključujući otpad iz kuhinja i restorana koji ne dolazi od neposredne zdravstvene zaštite)“. Podeljen je na dve grupe: 18 01 – „Otpadi iz porodilišta, dijagnostike, tretmana ili prevencije bolesti ljudi“ i 18 02 – „Otpadi od istraživanja, dijagnostike, tretmana ili prevencije bolesti životinja“. U prvu grupu svrstano je 9 vrsta otpada, od kojih se 4 smatra opasnim otpadom, a u drugu grupu 7 vrsta otpada, od kojih je 3 klasifikovano kao opasan otpad [4].

Opasan medicinski otpad je otpad koji zahteva posebno postupanje, odnosno koji ima jednu ili više opasnih karakteristika koje ga čine opasnim otpadom [41], i to:

- patoanatomski otpad, tj. tkiva, organi, delovi tela, ljudski fetusi i kese sa krvlju;
- oštri predmeti, odnosno predmeti ili materijali koji mogu izazvati posekotine ili ubodne rane, bez obzira da li su bili u kontaktu sa pacijentom ili infektivnim materijalom;
- farmaceutski otpad u koji spadaju svi lekovi, uključujući i primarnu ambalažu, kao i sav pribor korišćen za primenu takvih proizvoda, a koji su postali neupotrebljivi zbog isteka roka upotrebe, neispravnosti u pogledu njihovog propisanog kvaliteta, kontaminirane ambalaže, prolivanja, rasipanja, pripremljeni pa neupotrebljeni, vraćeni od strane krajnjih korisnika, ili se ne mogu koristiti iz drugih razloga;
- otpad zagađen krvlju i telesnim tečnostima - otpad koji je zagađen ljudskom krvlju, sekretima i drugim izlučevinama i koji zbog mogućeg prisustva patogenih mikroorganizama može biti potencijalno infektivni otpad (npr. zavoji, gipsevi, posteljina, odeća za jednokratnu upotrebu, špric bez igle, pelene);
- infektivni i visoko infektivni otpad, odnosno opasan otpad koji, zbog patogenosti i broja mikroorganizama, predstavlja rizik po zdravlje ljudi, kao što su: kulture i materijal iz laboratorija koji sadrži infektivne agense; oprema, materijal i pribor koji je bio u kontaktu s krvlju, derivatima krvi, ostalim telesnim tečnostima, izlučevinama od klinički potvrđenih inficiranih pacijenata, uključujući hirurške zahvate i obdukcije; otpad iz odeljenja za patologiju i izolaciju infektivnih pacijenata; otpad od dijalize, infuzije i sličnih zahvata, uključujući sav pribor i materijal za jednokratnu upotrebu; zarazni otpad koji je bio u dodiru sa inficiranim pacijentima, kao i visoko infektivan otpad iz medicinskih laboratorija;
- ostali opasan medicinski otpad - otpad iz objekata u kojima se obavlja zdravstvena zaštita i/ili sa drugih mesta u kojima se pružaju zdravstvene usluge, iz dijagnostike, eksperimentalnog rada, laboratorija, čišćenja,

održavanja i dezinfekcije prostora i opreme (hemijski otpad, otpad sa visokim sadržajem teških metala i otpadne boce pod pritiskom).

Osim bolnica, domova zdravlja i ambulanti, izvori medicinskog otpada su i zubarske ordinacije, vojne bolnice, veterinarske ordinacije, tatoo saloni i razne privatne klinike za razne vrste zdravstvenih usluga.

Medicinski otpad bi trebalo razdvajati na mestu generisanja na opasan i neopasan otpad, sa kojim se može postupati kao sa KČO. Prema Svetskoj zdravstvenoj organizaciji (WHO - the World Health Organisation) samo između 10 i 25% ukupnog medicinskog otpada je potencijalno opasan otpad [42–44].

Sposobnost tačnog predviđanja količina hemijskog i medicinskog otpada je izuzetno važna za planiranje i razvijanje strategija upravljanja otpadom kako na lokalnom, tako i na nacionalnom nivou [45,46]. Za razliku od KČO za koje postoji veliki broj modela za predviđanje količina koje se generišu [21], naučni radovi koji se bave modelovanjem generisanja opasnog otpada su izuzetno retki [46]. U ovim radovima je opisan razvoj modela za predviđanje količina generisanja opasnog otpada iz bolnica na lokalnom [47], regionalnom [48–50] i na nacionalnom nivou [50,51]. Takođe, u poslednje vreme se može primetiti da se za predviđanje količina generisanja opasnog otpada sve više primenjuju veštačke neuronske mreže [48,50].

2.3.3 Primarna proizvodnja energije iz komunalnog čvrstog otpada

Primarna energija je iskoristivi deo energije koja je uzeta iz prirode bez ikakve transformacije. U primarnu energiju se, pre svega, ubrajaju fosilna goriva (ugalj, nafta, gas), pa zatim i obnovljivi izvori energije, kao što su: energija vode (hidropotencijal), solarna energija, energija vetra, energija geotermalnih izvora itd. Da bi se dobio tehnički iskoristivi oblik energije moraju se primarni oblici energije podvrgnuti energetske transformacijama. Za svaki oblik primarne energije postoji odgovarajuća transformacija. Tako su fosilna goriva i drvo (pa i otpad) nosioci hemijske energije, jer sagorevanjem kroz hemijsku reakciju daju drugi oblik energije, uran i torijum su nosioci nuklearne energije, jer reakcijama

fisije oslobađaju energiju, snaga vode i talasa, plima i oseka su nosioci potencijalne energije koja se turbinama pretvara u mehanički rad, vetar je nosioc kinetičke energije koja se u rotoru vetroturbinne pretvara u mehanički rad, Sunce je nosioc energije zračenja koja se može u solarnom kolektoru pretvoriti u toplotu ili u fotonaponskoj ćeliji u električnu energiju itd.

Prirarna proizvodnja energije iz KČO predstavlja toplotu koja se može dobiti njegovim sagorevanje i odgovara kalorijskoj vrednosti određenog KČO. U slučaju anaerobne digestije vlažnog otpada, proizvodnja primarne energije odgovara kalorijskoj vrednosti (sadržaju toplote) proizvedenog biogasa, uključujući i gas koji je utrošen u instalaciji u kojoj se odigrao proces fermentacije, ali ne i gasa koji se troši na baklji [52]. Najčešće se izražava u tonama ekvivalenta nafte (*toe - tonnes of oil equivalent*) ili u teradžulima (TJ), kako bi se omogućilo poređenje sa drugim tipovima goriva. Tona ekvivalenta nafte je standardizovana jedinica energije definisana kao neto kalorijska vrednost od 10^7 kcal, odnosno 41.868 MJ, što je neto energetska ekvivalent toni sirove nafte.

Povećanje potrošnje energije širom sveta usko je povezano sa globalnim porastom broja stanovnika i još većim rastom industrijalizacije i rastom broja stanovnika naseljenih u urbanim sredinama.

Međutim, kao i u prethodnim decenijama, energetske potrebe se i dalje, najvećim delom, zadovoljavaju sagorevanjem fosilnih goriva. Prema podacima iz 2015. godine [53] 86,02% globalne potrošnje primarne energije otpada na fosilna goriva i to: 33,12% na naftu, 28,88% na ugalj i 24,01% na prirodni gas. Ovolika potrošnja povezuje se sa porastom emitovanja gasova staklene bašte i što se dovodi u vezu sa klimatskim promenama usled porasta globalnog zagrevanja [54].

Na Okvirnoj konvenciji Ujedinjenih Nacija o klimatskim promenama koja je održana u Parizu u decembru 2015. godine 196 država potpisalo je sporazum kojim se definiše kao globalni cilj ograničenje rasta srednje globalne temperature na ispod 2°C. Takođe, Evropska unija je usvojila klimatski i energetska okvir do 2030. godine čiji je cilj smanjenje emisija gasova staklene bašte na 40% u odnosu na nivo iz 1990. godine. Ovo se može postići samo upotrebom goriva sa nižom emisijom ugljen-dioksida (CO₂) i povećanjem energetske efikasnosti [55]. Korišćenjem obnovljivih izvora energije značajno se mogu smanjiti emisije CO₂.

U tabeli 2.1 prikazana je klasifikacija obnovljivih izvora energije i otpada Međunarodne Agencije za energiju (*International Energy Agency*) [56].

Tabela 2.1 Obnovljivi izvori energije i otpad - klasifikacija

Obnovljivi izvori energije i otpad			
Nesagorivi obnovljivi izvori energije		Goriva	
Proizvodnja električne energije	Proizvodnja toplote i električne energije	Obnovljivi	Neobnovljivi
Hidropotencijal	Geotermalna energija	KČO	KČO
Vetar	Solarna termalna energija	Čvrsta biogoriva	Industrijski otpad
Plima, talasi		Biogas	
Solarna fotonaponska energija		Tečna biogoriva	

Kao što se iz tabele 2.1 vidi, KČO je zbir obnovljivog i neobnovljivog otpada. U obnovljivi spadaju materijali koji su bio-razgradljivi, a u neobnovljive oni koji nisu bio-razgradljivi [52].

Korišćenje otpada za generisanje energije je korisno iz više razloga, kao što su smanjenje energetske zavisnosti od fosilnih goriva, redukcija emisija gasova staklene bašte, smanjenje zapremine otpada koja se odlaže na deponijama, a samim tim i smanjenje površina koje otpad zauzima, smanjenje zagađenja zemljišta, površinskih i podzemnih voda itd. Različita istraživanja su pokazala da prilikom insineracije otpada u cilju dobijanja energije dolazi do manjih emisija gasova staklene bašte, oksida sumpora, azotovih oksida i suspendovanih čestica nego prilikom sagorevanja metana sa deponija [57,58] ili prilikom sagorevanja uglja [58]. Pa ipak, u mnogim državama ne samo što se otpad ne koristi u svrhu dobijanja energije, nego se čak i ne raspolaže podacima o postojećim potencijalima (količini i sastavu otpada, njegovoj donjoj toplotnoj moći i sl.).

Takođe, i ostali statistički podaci vezani za proizvodnju, snabdevanje, transformaciju i potrošnju energije, koji su osnova za donošenje pravilnih energetske strategije, često nisu dostupni ili su nepouzdana. Neki od razloga za to

su smanjenje budžeta i manjak osoblja za statističku obradu podataka, uz istovremeno povećanje broja potrebnih podataka, zatim liberalizacija tržišta energenata što dovodi do diverzifikacije tržišta čime je otežano prikupljanje podataka itd. Jedno od mogućih rešenja za prevladavanje problema vezanih za smanjenje kvaliteta podataka iz energetskog sektora je razvoj modela kojima se može pratiti snabdevanje [59,60], transformacija energije u druge oblike [61] i potrošnja energije [62].

Sa druge strane, potrebno je obratiti pažnju na to da je KČO nehomogeno gorivo, pa mu kao takvom, kalorijska vrednost (donja toplotna moć) mnogo više varira nego što je to slučaj kod konvencionalnih goriva, pa je i određivanje kalorijske vrednosti znatno komplikovanije nego kod goriva koja se uobičajeno koriste. To sve nameće potrebu za razvijanjem metodologija za predviđanje energetskih potencijala otpada, kao i proizvodnje i transformacije energije dobijene iz ovog izvora. I u ovoj oblasti se sve više koriste veštačke neuronske mreže, čijom su primenom dobijena relativno tačna predviđanja potrošnje energije [63–65], kao i predviđanja različitih aspekata primene KČO za dobijanje energije [66–68].

2.4 Prikaz modela koji se koriste za procenu indikatora upravljanja otpadom

Razvoj modela za upravljanje otpadom je počeo 70-tih godina XX veka [69]. Prvi modeli su se uglavnom bavili nekim od konkretnih aspekata upravljanja (kao što su izbor rute, lokacije za transfer stanicu i sl.). Rani modeli su se uglavnom suočavali sa nekoliko mana, npr. to što su se odnosili samo na jedan period, recikliranje je retko bilo uključivano u razmatranje, imali su samo jednu procesnu opciju za sve tipove ili su imali samo jedan izvor generisanja otpada, itd. Ovo ih je činilo nepogodnim za primenu za dugoročna planiranja.

Modeli iz 80-tih godina XX veka su obuhvatali upravljanje komunalnim čvrstim otpadom na nivou celokupnog sistema, što znači da su posmatrane relacije između svih faktora u sistemu upravljanja otpadom, a sa razvojem kompjuterskih tehnika razvijeni su i mnogo sofisticiraniji modeli upravljanja otpadom. Modeli razvijeni

80-tih prošlog veka su uglavnom za cilj imali smanjenje troškova upravljanja mešanim otpadom, a u neke je bila uključena i reciklaža. Jedna od karakteristika ovih ranih modela je da su oni pažnju obraćali na otpad koji je generisan, a nisu uključivali aspekte prevencije, odnosno minimiziranja [69].

Tokom 90-tih godina XX veka u većinu modela za planiranje upravljanja komunalnim čvrstim otpadom je uključena i reciklaža i ostale tehnike zasnovane na integrisanom upravljanju čvrstim otpadom (*ISWM – Integrated solid waste management*) [69]. *ISWM* razmatra ceo spektar tokova otpada kojima treba upravljati i načine dostupnih tehnologija upravljanja otpadom. Iz velikog broja opcija bira se najprikladnija opcija na osnovu ekoloških specifičnosti lokacije, uzimajući u obzir ekonomske aspekte.

Mnogi noviji modeli uključuju ceo životni ciklus proizvoda sa ciljem pravljenja sveobuhvatnog ocenjivanja uticaja na životnu sredinu, uključujući sve značajne aktivnosti tokom životnog ciklusa, a u analizu se sve više uključuju i socijalni aspekti [70].

Stalno rastući pritisak na regulatorna tela, planere i rukovodioce koji se bave rešavanjem problema otpada, doveo je do nastanka čitavog spektra tehnologija tretmana i strategija upravljanja otpadom, čime je omogućeno efikasnije upravljanje kvalitetom životne sredine u sadašnjosti i dostizanje ciljeva održivog razvoja za buduća pokolenja.

2.4.1 Modelovanje količina generisanog KČO

U naučnoj literaturi prikazan je veliki broj istraživanja koja su se bavila problemom generisanja KČO na lokalnom, regionalnom ili nacionalnom nivou [21].

Međutim, uprkos tome što obrađuju isti ili sličan problem ovi modeli su međusobno veoma heterogeni. Svi oni se mogu klasifikovati u četiri grupe, prema načinu na koji obrađuju problem generisanja KČO [21,71] i to:

- *prema uzorku koji obrađuju*: ovi modeli mogu da obrađuju od pojedinačnog domaćinstva, preko lokalnog nivoa koji može da obuhvata deo naselja ili ceo grad, pa do oblasti koje čini veći broj gradova, i na kraju do nacionalnog, pa

- čak i do međunarodnog i globalnog nivoa. Modelovanjem može biti obuhvaćen veći broj zemalja grupisanih po geografskoj osnovi (regionalno: balkanske, skandinavske, baltičke zemlje i sl. i kontinentalno) ili na osnovu pripadnosti nekoj organizaciji (npr. OECD, EU i dr.) ili po osnovu ekonomskog razvoja (visoko razvijene, zemlje u razvoju, nerazvijene);
- *prema otpadnim strujama kojima se bave*, pri čemu se dele na modele koji se odnose na odvojene struje otpada (tj. vrste otpada, npr. papir i karton, plastika, metal, staklo i dr.), modele vezane za određene načine sakupljanja (pomešan otpad, otpad razdvojen po vrstama na mestu nastanka i ostali tokovi otpada koji obuhvataju nelegalne deponije, neformalno sakupljanje i druge načine odlaganja otpada) i na modele zasnovane na analizi frakcija iz pomešanog kućnog otpada;
 - *prema nezavisnim promenljivim veličinama koje se koriste*, pri čemu mogu biti ulazno-izlazni modeli zasnovani na protoku materijala ka generatoru otpada (ulaz) ili od generatora otpada (izlaz) i faktorski modeli koji koriste faktore koji opisuju procese nastajanja otpada. Dok je prvi model fokusiran na čisto deskriptivnu karakterizaciju otpada preko faza u životnom ciklusu proizvoda, drugi model ima za cilj otkrivanje uzročnih odnosa između faktora za predviđanje proizvodnje otpada. Promenljive koje se koriste se generalno mogu podeliti na one koje se odnose na proizvodnju i prodaju, zatim na potrošnju i na kraju na one koje se odnose na odlaganje;
 - *prema metodi modelovanja* mogu biti podeljeni u veći broj grupa: korelacione analize (*CA – Correlation analysis*), grupna poređenja (*GC – Group comparison*), višestruka regresiona analiza (*MRA – Multiple regression analysis*), pojedinačna regresiona analiza (*SRA – Single regression analysis*), analiza ulaza i izlaza (*IOA – Input-output analysis*), analiza vremenskih serija (*TSA – Time-series analysis*), analiza dinamičnosti sistema (*SD – System dynamics*), metoda potpornih vektora (*SVM – Support vector machine*), malotalasne (vejvlet) transformacije (*WT – Wavelet transformations*), rasplinuta ili fazi logika (*FL – Fuzzy logic*), analitički hijerarhijski proces (*AHP – Analytic hierarchy process*), geografski informacioni sistemi (*GIS – Geographical information system*), veštačke

neuronske mreže (*ANN – Artificial neural networks*). Ovi modeli su različitog nivoa složenosti, a razlike se generalno ogledaju u broju nezavisnih promenljivih koje se koriste, primenjenih metoda validacije i primenjivosti modela za predviđanje.

Za predviđanje generisanja otpada u naučnoj literaturi je opisan veliki broj nezavisnih promenljivih, a neke od njih su [71]: dohodak ili bruto domaći proizvod (GDP – Gross domestic product), domaća materijalna potrošnja (*DMC – Domestic material consumption*), produktivnost resursa (*RP – Resource productivity*), gustina stanovništva, broj članova domaćinstva, udeo urbanog stanovništva, obrazovni nivo, potrošačke navike, starosna struktura stanovništva, očekivani životni vek, smrtnost odojčadi, stopa nezaposlenosti, udeo zaposlenih u poljoprivredi ili u industriji, broj proizvodnih postrojenja, komunalne takse po glavi stanovnika, udeo domaćinstava sa sistemima za grejanje na čvrsto gorivo, potrošnja različitih energenata, broj noćenja, sezonske varijacije, lokalne vremenske karakteristike (temperatura vazduha, količina padavina i sl.), procenat asfaltiranih puteva, broj automobila (motornih vozila) na 10.000 stanovnika, emisija gasova staklene bašte i mnogi drugi. Zanimljivo je, na primer, da se stopa smrtnosti odojčadi pokazala čak kao značajniji faktor za predviđanje generisanja otpada od bruto domaćeg proizvoda (GDP) zbog toga što bolje odslikava socijalnu i ekonomsku nejednakost [72].

Može se zaključiti da se razlike u istraživanjima modelovanja KČO najjasnije ogledaju u korišćenim nezavisnim promenljivim, metodama validacije i primenjivosti predviđanja. U tabeli 2.2 prikazani su odabrani modeli za predviđanje količine generisanja KČO, sa primenjenim metodologijama, uzorkom na koje se odnose, vremenskim periodima koje obrađuju i nezavisnim promenljivim koje su korišćene. U tabeli su predstavljeni i statistički parametri odabranih modela koji su poslužili za poređenje sa performansama modela koji je razvijen u okviru predmetnih istraživanja. Različite vrste statističkih pokazatelja performansi modela koje su korišćene u ovim ispitivanjima su predstavljene u poglavlju 5.2 ove disertacije.

Tabela 2.2 Metodologije i performanse odabranih modela za predviđanje generisanja KČO

Autori	Primenjena metoda	Nivo	Obuhvaćeni vremenski period	Nezavisne promenljive	Performanse
Antanasijević sa saradnicima [31]	Veštačke neuronske mreže (BPNN i GRNN)	Nacionalni - 26 država EU	6 godina (2000-2005. god)	GDP, DMC i RP	BPNN: $R^2=0,61-0,65$ GRNN: $R^2=0,80-0,84$
Noori sa saradnicima [28]	ANN model optimizovan pomoću PCA i GT	Lokalni – grad Mashhad u Iranu	12 meseci	Broj kamiona za odnošenje otpada	GT-ANN: $R^2=0,81$
Rimaitytė sa saradnicima [73]	Kombinacija ARIMA i SES tehnika	Lokalni – grad Kaunas, Litvanija	8 godina (2000-2007. god)	% osoba između 15 i 59 godina, prosečni broj članova domaćinstva, smrtnost odojčadi, očekivani životni vek pri rođenju, GDP, % zaposlenih u poljoprivredi	ARIMA+SES: $R^2=0,55$
Benítez sa saradnicima [74]	Linearni regresioni model sa 4 promenljive (3 ulazne promenljive i 1 izlazna)	Pojedinačni - odabrana domaćinstva u gradu Mexicali, Meksiko	3 puta po dva meseca u različitim delovima godine	Nivo obrazovanja članova domaćinstva, broj članova domaćinstva i prihod po domaćinstvu	$R^2 = 0,51$
Gu sa saradnicima [75]	Sistem modela: LES, MNL, OLS, LSP	Lokalni: gradovi Okayama i Otsu, Japan	35 godina (1981–2015. god)	Procenjivan je uticaj različitih socio-ekonomskih faktora na generisanje KČO. Najznačajniji su troškovi koji se odnose na: hranu, obrazovanje, kulturu i rekreaciju, robe i usluge	Srednje vrednosti pojedinačnih uticaja na generisanje KČO: $R^2 = 0,809$ Okayama, $R^2 = 0,803$ Otsu
Intharathirat sa saradnicima [25]	GMC (1,5) - Gray (sivi) model sa konvulzionim integralom	Nacionalni - Tajland	10 godina (2000-2009)	Ukupni troškovi domaćinstva, broj članova domaćinstva, % zaposlenih, gustina stanovništva, % urbane populacije	MAPE = 1,16

Autori	Primenjena metoda	Nivo	Obuhvaćeni vremenski period	Nezavisne promenljive	Performanse
Abbasi i Hanandeh [26]	SVM, ANFIS, ANN i kNN	Lokalni – grad Logan, Australija	Mesečni podaci za 18 god. prikupljeni u periodu od 1996. do 2014. godine	Izlaz – generisani otpad je funkcija ulaza – generisanog otpada u prethodnom periodu	ANFIS: $R^2=0,98$ SVM: $R^2=0,71$ kNN: $R^2=0,51$ ANN: $R^2=0,46$
Ali Abdoli sa saradnicima [29]	MLP sa BP (propagacijom greške unazad)	Lokalni – grad Mashhad u Iranu	Na bazi mesečnih podataka za 10 godina (2001-2010. god) razvijen model za prognozu generisanja KČO do 2032. godine	Prosečni dohodak domaćinstava, broj stanovnika i prosečna maksimalna temperatura	$R^2=0,86$ $MAPE = 4,6$
Batinić sa saradnicima [30]	ANN model sa logaritamskom sigmoidnom funkcijom kao aktivacionom funkcijom	Lokalni – 10 različitih opština u Srbiji	Merenja obavljena tokom tri različita godišnja doba u 2008. godini. Na osnovu modela date projekcije o količini i sastavu otpada za period 2010-2026. god.	Realni ekonomski indikator (prosečan dohodak domaćinstva i procenat zaposlenih u opštini); prosečna starost stanovnika; % visoko obrazovanog stanovništva; uslovi stanovanja (urbani ili seoski)	$R^2=0,96$ za trening set
Shamshiry sa saradnicima [32]	MRA i BPNN	Lokalni – Langkawi ostva u Maleziji	Nedeljni podaci prikupljeni od 2004. do 2009. godine	Broj i vrsta kamiona za otpad, broj zaposlenih radnika na prikupljanju i transportu otpada i količina utrošenog goriva	BPNN: $R^2=0,98$

GRNN – *General regression neural network* (Neuronska mreža sa opštom regresijom), BPNN – *Backpropagation neural network* (Neuronska mreža sa propagacijom greške unazad), PCA – *Principal component analysis* (Analiza glavnih komponenti), GT – Gamma test (Gama test), ARIMA – *Autoregressive integrated moving average* (Autoregresivni integrisani model pokretnih proseka), SES – *Seasonal exponential smoothing techniques* (Tehnika sezonskog eksponencijalnog ujednačavanja), LES – *Linear expenditure system* (Linearni sistem troškova), MNL – *Multinomial logic* (Višenominalna logika), OLS – *Ordinary least squares* (Metoda najmanjih kvadrata), LSP – *Lifespan product* (Životni vek proizvoda), MLP – *Multilayer perceptron* (Višeslojna perceptron mreža), SVM – *Support vector machine* (Metoda potpornih vektora), ANFIS – *Adaptive neuro-fuzzy inference system* (Adaptivni neuro-fuzzy sistem zaključivanja), kNN – *k-nearest neighbours* (k-najbližih suseda), MRA – *Multiple regression analysis* (Višestruka regresiona analiza), MAPE – *Mean absolute percentage error* (Srednja apsolutna procentualna greška).

2.4.2 Modelovanje količina generisanog opasnog hemijskog i medicinskog otpada

Problematika modelovanja količina generisanog opasnog otpada je daleko manje zastupljena u naučnoj literaturi od modelovanja količina generisanog KČO. Razloge za ovo prvenstveno treba tražiti u tome što su podaci o opasnom otpadu veoma slabo dostupni i još uvek su prilično nepouzdati. Eurostatova baza podataka sadrži podatke o opasnom otpadu za države Evropske unije, koji datiraju od 2004. godine i objavljuju se svake druge godine, tj. trenutno postoje samo podaci za parne godine od 2004. do 2014. godine [76]. Sa druge strane, Eurostat raspolaže podacima o količinama generisanog KČO za svaku godinu počevši od 1995. godine, pa do 2016. godine [77].

Čak i za dobar deo država EU u periodu od 2004. do 2014. godine nedostaje veliki broj podataka koji se odnose na opasan otpad, dok su podaci za neke države veoma nepouzdati, pa se često javljaju velika odstupanja u podacima o opasnom otpadu za istu državu u različitim godinama. Razlozi za ovako velika odstupanja mogu nastati usled promena u metodologijama prikupljanja podataka do kojih je u međuvremenu dolazilo, ali mogu da budu takođe i posledica slabog upravljanja opasnim otpadom ili nedostataka u sistemu prikupljanja informacija o otpadu.

Zbog isuviše heterogenog sastava i porekla opasnog otpada [78] modelovanje ukupnog opasnog otpada, pored toga što je veoma teško izvodljivo, je i nesvrishodno, iz razloga što eventualno dobijeni rezultati ne bi bili od pomoći u planiranju upravljanja opasnim otpadom, zato što ne bi pružili nikakve informacije o poreklu i sastavu tog otpada, što je u ovom slučaju od izuzetnog značaja. Kao primer se može uzeti jalovina sa određenim procentom cijanida u sebi, koja se smatra opasnim otpadom, kao što se opasnim otpadom smatraju i rashodovani delovi opreme koji su kontaminirani PCB-om i npr. lekovi kojima je prošao rok. Osim što sva tri navedena otpada spadaju u opasan otpad, nemaju ni jednu drugu zajedničku tačku, počev od mesta generisanja, načina sakupljanja i odlaganja, preko transporta, do tretmana, tako da informacija o njihovim ukupnim količinama ne bi bila od koristi za bilo kakvo planiranje vezano za upravljanje opasnim otpadom.

S tim u vezi, u okviru ove disertacije je za ispitivanje izabran opasan hemijski i medicinski otpad, koji zajedno čine oko 40% ukupnog opasnog otpada u EU [38].

Hemijski otpad na način na koji ga je definisala Evropska komisija [40] veoma je slabo zastupljen u naučnoj literaturi. Istraživanja vezana za opasan hemijski otpad uglavnom su se bavila nekim pojedinačnim problemima, kao što su razvoj informacionog sistema namenjenog fakultetima i drugim institucijama u cilju upravljanja hemikalijama i otpadom koji nastaje nakon njihove upotrebe [79], razvoj metoda za procenu životnog veka delova opreme insineratora za spaljivanje hemijskog otpada [80], razvoj novih kompozitnih materijala na bazi fosfogipsa, hemijskog opasnog otpada koji se može koristiti za proizvodnju čvrstih građevinskih blokova [81], ispitivanje potencijalnih zdravstvenih rizika i rizika za životnu sredinu do kojih dolazi prilikom upravljanja otpadom u univerzitetskim i istraživačkim laboratorijama [82] itd.

Opasan medicinski otpad je u naučnoj literaturi znatno zastupljeniji nego opasan hemijski otpad, ali je broj radova na ovu temu i dalje višestruko manji od broja radova u kojima se ispituju mogućnosti za što tačnije predviđanje generisanja KČO. U tabeli 2.3 prikazani su odabrani modeli za predviđanje količine generisanja medicinskog otpada, sa primenjenim metodologijama, uzorkom na koje se odnose, vremenskim periodima prikupljanja uzoraka, nezavisnim promenljivim koje su korišćene i statističkim performansama za ocenu modela. Modeli su uglavnom razvijeni u cilju predviđanja generisanja otpada u pojedinim bolnicama i na nivou gradova [47,49,83,84] ili na regionalnom nivou [44,48,50,85], a ređe na nivou celih država [50,51]. Najviše su zastupljeni višestruka linearna regresija (MLR) [47,48,50,83,86,87] i ANN [48,50,85].

Za modelovanje količina generisanog medicinskog otpada najčešće korišćene nezavisne promenljive su: ukupan broj bolesničkih kreveta, broj zauzetih bolesničkih kreveta, broj pacijenata na ambulantnom lečenju, tip bolnice i sl. Većina istraživanja je obavljena na osnovu egzaktnih podataka o medicinskom otpadu i ostalim medicinskim podacima, koji su dobijeni ili merenjima u zdravstvenim ustanovama ili popunjavanjem anketa od strane ovlašćenih osoba u zdravstvenim ustanovama.

Tabela 2.3 Metodologije i performanse odabranih modela za predviđanje generisanja opasnog medicinskog otpada

Autori	Primenjena metoda	Nivo	Obuhvaćeni vremenski period	Nezavisne promenljive	Performanse
Sabour sa saradnicima [51]	Linearni regresioni model sa dve ulazne nezavisne promenljive	Nacionalni – Iran	Godišnji podaci tokom 12 godina (1991 - 2002. god)	Broj bolnica i broj aktivnih (zauzetih) bolničkih kreveta	-
Jahandideh sa saradnicima [48]	BPNN i MLR modeli za predviđanje ukupnog medicinskog i pojedinačnih otpada (infektivni i oštri predmeti)	Regionalni – 50 bolnica u provinciji Fars u Iranu	Dati su dnevni proseci ali nije navedeno za koji vremenski period	Kapacitet bolnica i broj zauzetih bolničkih kreveta su ocenjeni kao najznačajniji faktori	ANN: $R^2 = 0,99$ MLR: $R^2 = 0,66$
Eleyan sa saradnicima [49]	Metoda analize dinamičkih sistema (SDA)	Lokalni – 3 bolnice u gradu Jenin, Palestina	Na osnovu podataka za jednu godinu formiran model za dugoročno predviđanje medicinskog otpada (20 god)	Broj stanovnika i broj dostupnih bolničkih kreveta	Validacija urađena primenom modela na podatke iz 3 oblasti u Iranu i dobijena su dobra slaganja
Al-Khatib sa saradnicima [47]	MLR analiza	Lokalni – 4 od 6 bolnica koje se nalaze u gradu Nablus u Palestini	Podaci o otpadu prikupljeni tokom 14 uzastopnih dana u 2013. godini	Ukupan broj pacijenata, pacijenti koji leže u bolnici, broj bolničkih kreveta	$R^2 = 0,984$ za opasan medicinski otpad
Karpušenkaitė sa saradnicima [50]	ANN, MLR, PLS, SVM, GANPR – <i>General additive non-parametric regression</i> (Opšta dodatna neparamet. regresija) i SSNPR – <i>Smoothing splines non-parametric regression</i> (neparametarska regresija ujednačenog splajna)	Nacionalni – Litvanija, Regionalni – svih 10 pojedinačnih litvanskih regiona	Godišnji podaci: 2004-2013. nacionalni nivo (dugoročni podaci) 2008-2013. nacionalni nivo (kratkoročni podaci) 2012-2013. regionalni nivo	Br. poseta bolnicama, br. dece, br. bolesničkih kreveta, prosečan životni vek, br. poseta doktora	Regionalni: GANPR $R^2 = 0,905$ Nacionalni: dugorični: SSNPR $R^2 = 0,986$ Kratkoročni: ANN $R^2 = 0,611$

Autori	Primenjena metoda	Nivo	Obuhvaćeni vremenski period	Nezavisne promenljive	Performanse
Al-Shayea i El-Refea [85]	Pomoću GRNN modela procenjivan je uticaj različitih vrsta otpada koji nastaje u medicinskim ustanovama na akutni hepatitis i na pojavu tifusne groznice	Regionalni – Hashemite, Jordan	Godišnji podaci za period 2002 – 2009. godina	Ljudski ostaci, otpadne vode, otpad od hemikalija i medikamenata, fluidi iz jedinica za dijalizu, ostaci laboratorijskih ispitivanja, medicinski otpad	$R^2=0,43$ uticaj ljudskih ostataka na akutni hepatitis $R^2=0,88$ uticaj medicinskog otpada na pojavu tifusne groznice
Bdour sa saradnicima [83]	MLR model	Lokalni – grad Irbid u Jordanu: 4 bolnice i 10 kliničkih laboratorija	Podaci na dnevnom nivou prikupljeni tokom 50 dana u periodu od marta do septembra 2004. godine	Broj zauzetih bolesničkih kreveta, broj ležećih pacijenata, broj pacijenata koji se ne zadržavaju duže u ustanovi, tip medicinske ustanove	$R^2 = 0,918$ za razvijeni model
Komilis i Katsafaros [84]	Ispitivanje korelacije između količine generisanog medicinskog otpada i ostalih medicinskih parametara	Pojedinačni – bolnica sa dva odeljenja i klinikom sa 40 ležajeva u bolnici u Ikariji, Grčka	Dnevni podaci, 42 dana u periodu od decembra 2008. do maja 2009. godine	Broj bolničkih kreveta, broj zauzetih kreveta, broj pacijenata, broj testova	$R^2=0,75$ u laboratoriji za biopatologiju
Tesfahun sa saradnicima [86]	MLR analiza sa korelacionom analizom i analizom varijansi (ANOVA)	Regionalni – izabrano 9 reprezentativnih od 24 bolnica u državi Amhara u Etiopiji	Podaci prikupljeni na dnevnoj bazi u novembru i decembru 2013. god. (period bez padavina) i junu i julu 2014. god. (kišoviti period)	Broj bolesnika koji leže u bolnici i broj bolesnika na ambulantnom lečenju	$R^2=0,965$ uticaj ležećih pacijenata na generisanje medicinskog otpada
Sartaj i Arabgol [87]	MLR analiza	Regionalni: 58 medicinskih centara u provinciji Isfahan u Iranu	Dati su dnevni proseci ali nije navedeno za koji vremenski period	Zauzeti bolnički kreveti, broj zaposlenih u bolnicama	$R^2 = 0,97$ za predviđene i izmerene vrednosti

MLR – *Multiple linear regression* (Višestruka linearna regresija), SDA – *System dinamic analysis* (Metoda analize dinamičkih sistema), ANOVA – *Analisis of variance* (Analiza varijansi), SVM – *Support vector machine* (Metoda potpornih vektora), PLS – *Partial least squares* (Metoda parcijalnih najmanjih kvadrata)

2.4.3 Modelovanje primarne proizvodnje energije iz KČO

I pored nastojanja da se spreči ili minimizuje generisanje otpada, savremeni način života dovodi do nastanka ogromnih količina otpada koje se ne mogu ponovo upotrebiti. Kao preostale alternative odlaganju otpada na deponije nameću se recikliranje i iskorišćavanja energetske potencijala otpada. Međutim, reciklaža često iz raznih razloga nije izvodljiva ili nije ekonomski isplativa, pa se iskorišćavanju energetske potencijala komunalnog čvrstog otpada sve više poklanja pažnja širom sveta. Neki od mogućih načina za dobijanje energije iz otpada su: korišćenje procesa anaerobne digestije [88,89] i anaerobne digestije otpada od hrane uz pre-fermentaciju etanola [90], korišćenje deponijskog gasa sa sanitarnih deponija [91,92], piroliza KČO [93], kao i postupci insineracije KČO uz dobijanje energije [94,95].

Ipak, u mnogim državama, posebno među nerazvijenim i državama u razvoju, još uvek ne postoje podaci o eventualnim potencijalima za dobijanje energije iz otpada. Ovo posebno dolazi do izražaja s obzirom na to da je, za razliku od većine ostalih energenata, KČO nehomogeno gorivo, što znatno otežava određivanje i usrednjavanje njegove kalorijske vrednosti.

S obzirom da su za prikupljanje ovih podataka potrebna znatna materijalna sredstva i kvalifikovani stručni kadar, kao jedno od rešenja se nameće i razvoj metoda i modela kojima bi se pouzdano predvideli potrebni podaci.

Istraživanja vezana za razvoj prognostičkih modela u ovoj oblasti su uglavnom vezana za mogućnosti predviđanja kalorijske vrednosti otpada [66,96,97], dok se ređe bave procenama potrebne količine energije za pojedine vrste tretmana KČO i njihovih uticaja na životnu sredinu [98,99], pri čemu su ANNs u poslednje vreme jedna od najčešće primenjivanih tehnika [68,98–100].

Tabela 2.4 daje prikaz odabranih modela pomoću kojih je vršeno predviđanje kalorijskih vrednosti KČO, sa primenjenim metodologijama, uzorkom na koje se odnose, vremenskim periodima prikupljanja uzoraka, nezavisnim promenljivim koje su korišćene i statističkim performansama za ocenu modela.

Tabela 2.4 Metodologije i performanse odabranih modela za predviđanje primarne proizvodnje energije iz KČO

Autori	Primenjena metoda	Nivo	Obuhvaćeni vremenski period	Nezavisne promenljive	Performanse
Akkaya i Demir [97]	MRA	Nacionalni – podaci za Kolumbiju, Francusku, Meksiko i SAD	Podaci preuzeti iz literature [101]	Maseni % ugljenika, vodonika, azota, kiseonika, sumpora i sadržaj vlage	$R^2=0,9826$
Dong sa saradnicima [66]	Troslojna BPNN mreža sa standardnom (<i>Feed-forward</i>) vezom za predviđanje donje toplotne moći KČO	Lokalni – grad Nanjing u Kini	108 uzoraka je uzeto tokom 1999. godine	Maseni procenat sledećih frakcija otpada: plastika, papir, hrana, trava i tekstil	-
Kathiravale sa saradnicima [96]	Poređenje rezultata dobijenih iz empirijskih jednačina korišćenjem podataka o KČO dobijenih elementarnom analizom i gornje toplotne moći dobijene u kalorimetrijskoj bombi	Lokalni – grad Kuala Lumpur, Malezija	30 uzoraka uzetih od marta do avgusta 2000. godine	Maseni procenat pojedinih frakcija otpada: ostataka hrane, papira, plastike, drveta, gume, tekstila, otpad iz dvorišta, staklo, aluminijum, gvožđe i ostaci prosejani kroz fino sito od 20 mm	$R^2=0,625-0,779$ za različite empirijske jednačine
Lin sa saradnicima [102]	Empirijski model za predviđanje donje toplotne moći KČO na osnovu fizičkih karakteristika vlažnog KČO	Lokalni – 31 grad u Kini	103 uzorka KČO iz kineskih gradova prikupljenih u periodu od 1994. do 2012. god.	Maseni procenat otpadne plastike, papira, otpadnog drveta i tekstila	$MAPE = 18,16$
Shu sa saradnicima [67]	MLP (<i>Multilayer perceptron</i> - višeslojna perceptron mreža) za određivanje donje toplotne moći KČO	Nacionalni – uzorci uzeti sa 55 lokacija koje obuhvataju gradove, sela i ostrva na Tajvanu	Godinu dana od aprila 2002. do marta 2003. godine	Model I: elementarni sastav (C, H, O, N, S i Cl) Model II/III: fizički sastav suvog/mokrog otpada Model IV: proksimativna analiza (vlažnost, zapaljive materije i pepeo)	Poređenje predviđene i izmerene donje toplotne moći otpada Model I: $R^2=0,93$; Model II: $R^2=0,87$; Model III: $R^2=0,84$; Model IV: $R^2=0,83$.

Autori	Primenjena metoda	Nivo	Obuhvaćeni vremenski period	Nezavisne promenljive	Performanse
Nabavi-Pelesaraei sa saradnicima [98,99]	BPNN sa kretanjem signala unapred (<i>Feed-forward</i>), zasnovane na Levenberg-Marquardt algoritmu i životni ciklus proizvoda (<i>LCA</i>) za transport, insineraciju i deponovanje [98] i recikliranje [99]	Lokalni – grad Teheran, Iran	90 dana od marta do juna 2016. godine	Ljudski rad izražen u radnim satima, potrošeno dizel gorivo u L, transport u t/km i električna energija u kWh [98] i sve to i još potrošnja prirodnog gasa u m ³ i vode u m ³ [99]	Test set: $R^2=0,948-1$ [98] $R^2=0,935-0,980$ [99]
Ogwueleka i Ogwueleka [68]	MLP (<i>Multilayer perceptron</i> - višeslojna perceptron mreža) trenirana sa BP (propagacijom greške unazad)	Lokalni – grad Abuja, Nigerija	60 uzoraka otpada uzeto od jula do oktobra 2008. godine	Maseni udeli plastike, papira, stakla, tekstila i hrane u otpadu	$R^2=0,993$ pri poređenju dobijene donje toplotne moći pomoću ANN modela i merenjem u kalorimetarskoj bombi
Pandey sa saradnicima [100]	MIMO ANN I MISO ANN modeli za određivanje donje toplotne moći gasa, produkata gasifikacije, uključujući čađ i katran i prinose sintetisanog gasa tokom procesa gasifikacije KČO u fluidizovanom sloju	Eksperiment u reaktoru sa fluidizovanim slojem	Eksperiment	Procesni parametri: % ugljenika, % vodonika, % azota, % sumpora, % kiseonika, % sadržaj vlage, % pepela, ekvivalentni odnos vazduha i goriva, temperatura u uređaju za gasifikaciju	Test set MIMO sa jednim slojem: $R^2=0,899-0,979$ MIMO sa jednim slojem: $R^2=0,982$ MIMO sa dva sloja: $R^2=0,961-0,997$ MIMO sa dva sloja: $R^2=0,977$
You sa saradnicima [103]	ANN (MLP), ANFIS, SVM i RF za predviđanje donje toplotne moći KČO spaljenog u insineratoru sa cirk. fluidizovanim slojem	Eksperiment u reaktoru sa cirkulacionom fluidizovanim slojem	Eksperiment	Količina unetog KČO i uglja, sr. temp. sloja, veličina promene temp. sloja, pritisak pare, primarni i sek. tok vazduha	ANFIS model je imao najbolju preciznost predviđanja u odnosu na ostala 3 modela

MIMO – *Multiple input and multiple output* (ANN sa više ulaza i više izlaza trenirana sa Levenberg-Markuardovim (Levenberg-Marquardt) algoritmom sa propagacijom greške unazad), MISO – *Multiple input and single output* (ANN sa više ulaza i jednim izlazom trenirana sa Levenberg-Markuardovim algoritmom sa propagacijom greške unazad), ANFIS – *Adaptive neuro-fuzi inference system* (Adaptivni neuro-fazzy sistem zaključivanja), RF – *Random forest* (Metoda nasumične šume)

3. Veštačke neuronske mreže (ANNs)

3.1 Veze između bioloških i veštačkih neuronskih mreža

Veštačke neuronske mreže (*Artificial Neural Networks* – ANNs) čine grupu tehnika mašinskog učenja koje su inspirisane biološkim neuronima. Početak primene veštačkih neuronskih mreža vezuje se za četrdesete godine XX veka [104], ali su tek od osamdesetih godina XX veka, zahvaljujući mogućnostima modernih računara, postale kompetitivni alat koji ima široku primenu [105].

Veštačke neuronske mreže su po strukturi, funkciji i obradi informacija slične biološkim neuronskim mrežama, koje su poslužile kao inspiracija u želji da se stvori veštački računarski sistem koji bi bio sposoban za sofisticiranu obradu podataka na osnovu prethodno usvojenih informacija, što ljudski mozak svakodnevno rutinski obavlja [106].

Rešavanje nekog problema se u mozgu obavlja na osnovu nekog ranije stečenog znanja (iskustva) koje je omogućeno postojanjem 100 milijardi (ili 10^{11}) bioloških neurona, od kojih svaki može da se poveže sa čak i do 200.000 drugih neurona, mada broj tih veza najčešće iznosi od 1.000 do 10.000 po neuronu [107].

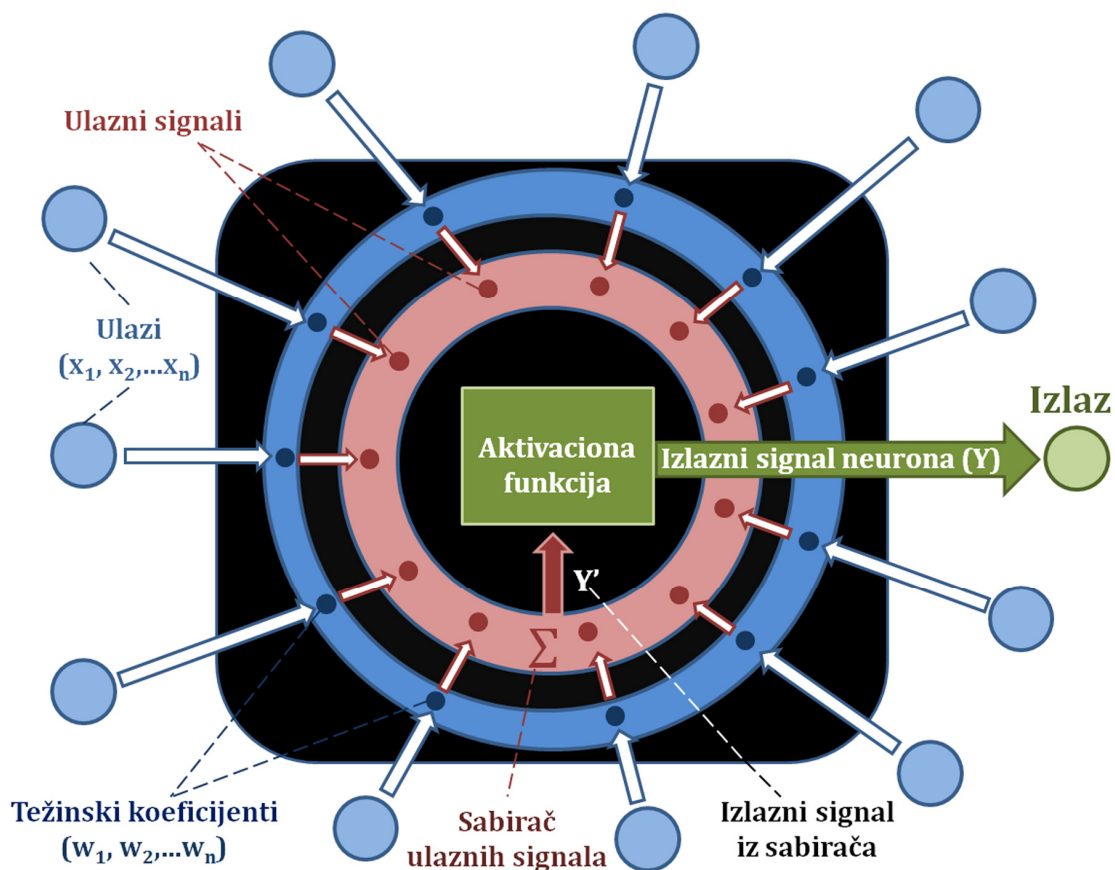
Kod veštačkih neuronskih mreža primenjena je osnova funkcionisanja bioloških neuronskih mreža, koju čini prijem informacija u vidu signala iz drugih izvora, a potom i njihovo kombinovanje, pri čemu se obavljaju nelinearne operacije koje daju izlaznu informaciju kao krajnji rezultat.

Veštačke neuronske mreže se, kao i biološke, sastoje od neurona, koji predstavljaju elemente procesiranja signala. Oni primaju ulazne signale (koji su analogni elektrohemijskim impulsima) koje pretvaraju u adekvatan odgovor, odnosno izlaz. Signali se u veštačkom neuronu mogu menjati slično kao što se menjaju sinapsama kod bioloških mreža [106].

Veštački neuron se sastoji od tri osnovna elementa (slika 3.1): težinskih koeficijenata (w_i), sabirača ulaznih signala (Σ) i aktivacione funkcije. Ulazni signal predstavlja proizvod vrednosti ulazne veličine (x_i) i odgovarajućeg težinskog koeficijenta (w_i). U sabiraču se ovi ulazni signali sumiraju, pri čemu se dobija vrednost izlaznog signala iz sabirača (Y), koji se potom obrađuje nekom zadatom

aktivacionom funkcijom. Rezultat je izlazni signal iz neurona (Y) koji predstavlja traženo rešenje zadanog problema.

Na slici 3.1 uprošćeno je prikazan veštački neuron.



Slika 3.1 Šematski prikaz osnovnih elemenata veštačkog neurona

3.2 Funkcionisanje veštačkih neuronskih mreža

Neuroni i usmereni težinski koeficijenti (težine) koji se nalaze između njih su osnovni elementi veštačkih neuronskih mreža [104]. Neuron sam po sebi nije upotrebljiv, sve dok se ne poveže u mrežu.

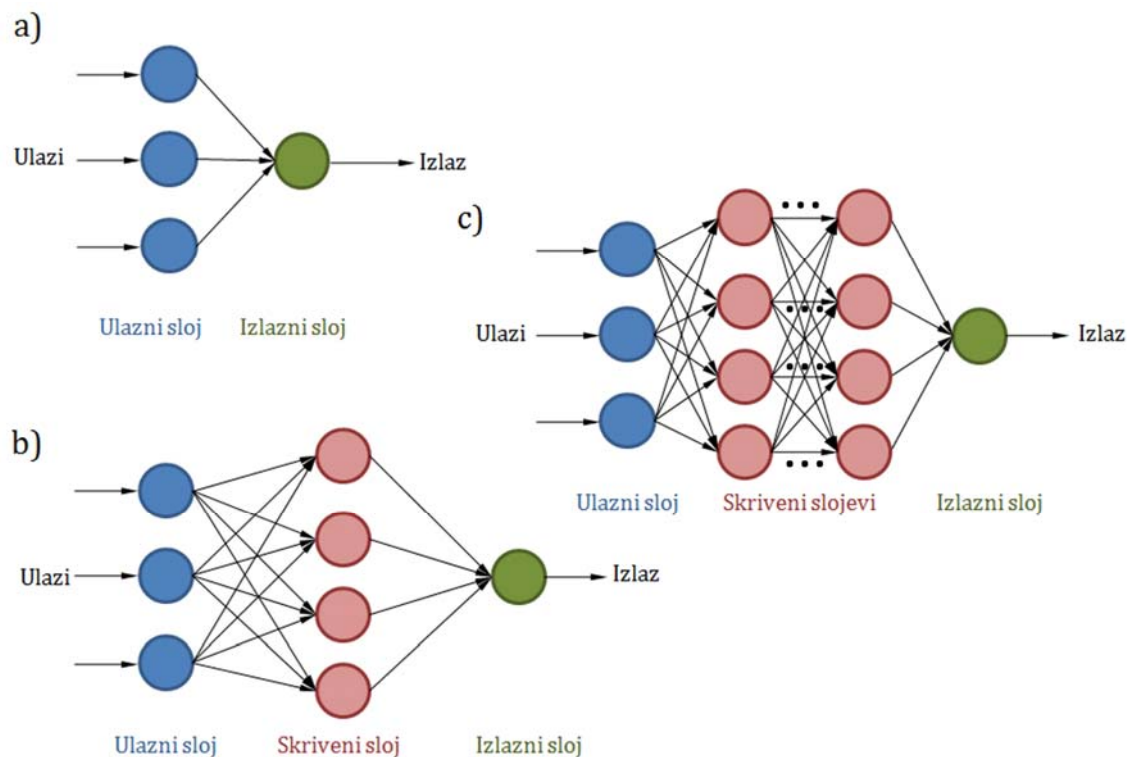
Funkcija neurona je da prima i obrađuje ulazni signal (x_i), koji može biti ili neki novi podatak ili izlaz iz drugog neurona. Ulazi su uvek u numeričkom obliku, tako da se svaki podatak koji je u nekom drugom obliku mora prevesti u numerički oblik. Težinski koeficijenti (w_i) predstavljaju ključne elemente neuronskih mreža,

koji izražavaju relativni značaj svakog ulaza u neuron i njegovu sposobnost da pobudi neuron. Podešavanjem težinskih koeficijenata u skladu sa unesenim podacima vrši se obučavanje (treniranje) neuronske mreže [106]. Međusobne veze između neurona se ostvaruju tako što neuroni u ulaznom sloju primaju informacije iz spoljašnje sredine i preko težinskih koeficijenata ih prenose dalje sledećim neuronima. Nakon obrade podataka u neuronu, dobijaju se izlazi koji predstavljaju rešenja odgovarajućeg problema, pri čemu može postojati jedan ili više izlaza.

Veći broj nezavisnih neurona grupisanih u slojeve čini neuronsku mrežu. Neuroni se povezuju sa većim brojem drugih neurona koji se nalaze u drugim slojevima, dok veze između neurona u istom sloju nisu uobičajene, ali postoje i takve mreže se nazivaju potpuno povezanim (eng. *totaly conected*) [105].

Neuronska mreža se može sastojati od minimalno dva sloja neurona (tzv. perceptron), od kojih je jedan ulazni, a drugi izlazni sloj. Međutim, u praksi se u ogromnoj većini slučajeva, između ulaznog i izlaznog sloja nalazi makar jedan sloj. Ti slojevi između ulaznog i izlaznog sloja se nazivaju skriveni slojevi (eng. *hidden layers*) i oni prosleđuju relevantne podatke od ulaznog do izlaznog sloja. Svi slojevi komuniciraju sa susednim slojevima, tako što se izlaz iz svakog neurona povezuje sa ulazima svih neurona u narednom sloju, a jačina ovih veza se izražava težinskim koeficijentom. Neuronske mreže su uvek sastavljene od jednog ulaznog i jednog izlaznog sloja, dok skrivenih slojeva može biti više od jednog. Neuroni u ulaznom i skrivenom sloju su povezani pomoću funkcije za skaliranje koja može biti linearna, sigmoidna, hiperbolično-tangentna funkcija itd.

Na slici 3.2 dati su pojednostavljeni šematski prikazi struktura neuronskih mreža za dvoslojne, troslojne i višeslojne neuronske mreže.



Slika 3.2 Šematski prikaz struktura neuronskih mreža na primeru:
 a) dvoslojne mreže (perceptron),
 b) troslojne mreže (sa jednim skrivenim slojem) i
 c) višeslojne mreže (mreže sa više skrivenih slojeva)

Prvi korak u obradi ulaznih podataka je izračunavanje zbira proizvoda ulaza i njihovih težinskih koeficijenata, čije inicijalne vrednosti se najčešće nasumično odabiraju. Matematički, ulazi i njihove odgovarajuće težine su vektorske veličine koje se mogu prikazati kao x_1, x_2, \dots, x_n i w_1, w_2, \dots, w_n , redom. Ulazni signal predstavlja proizvod ova dva vektora ($x_i \cdot w_i$) i može se smatrati kao mera njihove sličnosti. Ako su vektori jednako usmereni proizvod je maksimalan, a ako su suprotno usmereni (pod uglom od 180°), njihov proizvod je minimalan [107]. Sumiranje ulaznih signala se obavlja u skrivenom sloju neurona (jednačina 3.1), a kao rezultat se dobija jedan broj, a ne vektor [106–110].

$$Y' = x_1 \cdot w_1 + x_2 \cdot w_2 + \dots + x_n = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i \quad (3.1)$$

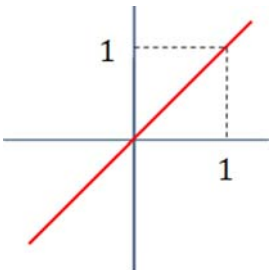
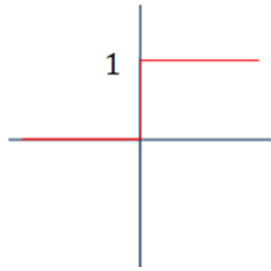

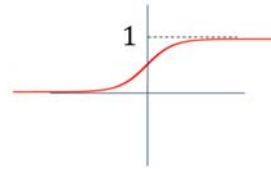
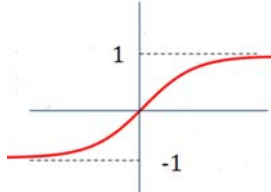
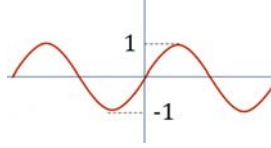
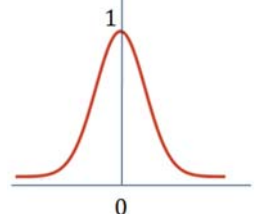
Pored jednostavnog sumiranja, ulazi i odgovarajući težinski koeficijenti se u sabiraču mogu kombinovati korišćenjem različitih algoritama, koji se određuju izborom odgovarajuće mrežne arhitekture.

Da bi se neka funkcija aktivirala, potrebno je da dostigne vrednost praga (*threshold value*). Vrednost praga je za svaki neuron jedinstvena i označava poziciju maksimuma vrednosti gradijenta aktivacione funkcije [104]. Izlazni signal iz sabirača (Y') se dalje obrađuje nekom od aktivacionih funkcija, a kao konačni rezultat dobija se traženi izlazni signal iz neurona (Y) (jednačina 3.2).

$$Y = f(Y') = f(\sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i) \quad (3.2)$$

Aktivacione funkcije su analogne pojačanju kod regulacionih sistema [105]. To mogu biti različite funkcije, a neke od najčešće korišćenih su prikazane u tabeli 3.1. Izlazna funkcija nekog neurona predstavlja vrednost koja se prenosi na drugi neuron koji je povezan sa njim. Najčešće je ta vrednost ekvivalentna rezultujućoj vrednosti aktivacione funkcije, mada ta vrednost u nekim slučajevima može da se promeni kao rezultat kompeticije između susednih neurona. Kompeticija između neurona se odvija na dva nivoa: na prvom nivou konkurencija između neurona određuje koji će neuron biti aktivan i dati izlaz, a na drugom nivou ova konkurencija pomaže u određivanju koji element obrade će učestvovati u procesu učenja ili prilagođavanja [107].

Tabela 3.1 Prikaz nekih od najčešće korišćenih aktivacionih funkcija [109–111]

Aktivaciona funkcija	Izgled funkcije	Jednačina	Opseg
Linearna funkcija		$Y = Y'$ (3.3)	$(-\infty, \infty)$
Jedinična odskočna (Hevisajdova) funkcija (Funkcija praga)		$Y = \begin{cases} 1 & \text{za } Y' \geq 0 \\ 0 & \text{za } Y' < 0 \end{cases}$ (3.4)	$\{0,1\}$
Binarna odskočna funkcija		$Y = \begin{cases} 1 & \text{za } Y' \geq 0 \\ 0 & \text{za } Y' = 0 \\ -1 & \text{za } Y' < 0 \end{cases}$ (3.5)	$\{-1,1\}$
Sigmoidna (logistička) funkcija		$Y = \frac{1}{1+e^{-Y'}}$ (3.6)	$(0,1)$
Tangens hiperbolička funkcija		$Y = \frac{e^{Y'} - e^{-Y'}}{e^{Y'} + e^{-Y'}}$ (3.7)	$[-1,1]$
Sinusoidna funkcija		$Y = \sin(Y')$ (3.8)	$[-1, 1]$
Gausova funkcija		$Y = e^{(-Y'^2)}$ (3.9)	$(0,1]$

Neuronske mreže su veoma koristan alat, pre svega u situacijama kada nisu poznate veze, odnosno pravila, koja povezuju ulazne i izlazne podatke. Njihova specifičnost je u tome što se ne programiraju kao drugi softverski alati, već se obučavaju (treniraju), pre nego što počnu da se koriste. Neuronska mreža funkcioniše kao „crna kutija“ (“black box”), tj. odgovarajući ulazi proizvode traženi izlaz, pri čemu nije neophodno poznavati strukturu mreže, niti prirodu zavisnosti između ulaznih i izlaznih veličina [104,112]. Velika prednost veštačkih neuronskih mreža leži u njihovoj sposobnosti rešavanja različitih problema u sistemima kod kojih se javlja kompleksna, nelinearna povezanost između ulaznih i izlaznih parametara.

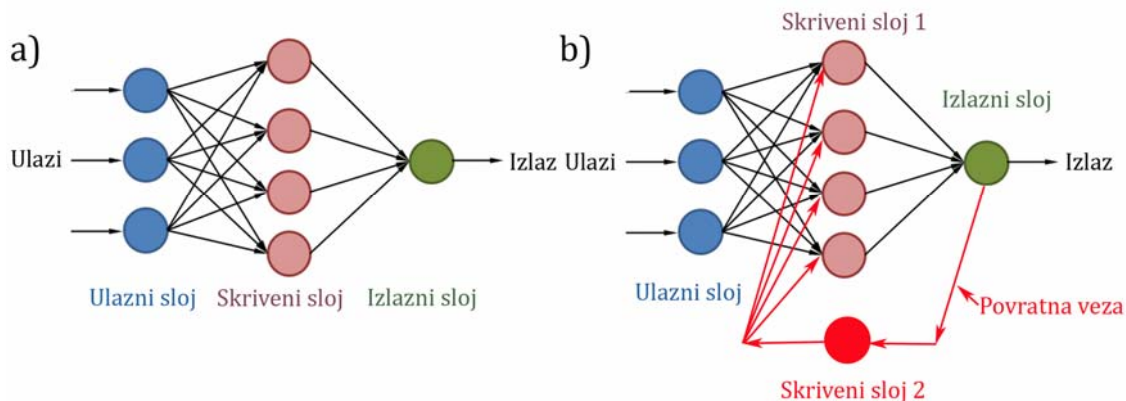
3.3 Podele veštačkih neuronskih mreža

Postoji više klasifikacija veštačkih neuronskih mreža, a neke od mogućih klasifikacija su [105,108]: prema arhitekturi koja je primenjena za razvoj mreže, zatim prema toku signala i na kraju prema načinu obučavanja mreže (slika 3.3).



Slika 3.3 Klasifikacija neuronskih mreža

Prema toku signala veštačke neuronske mreže se dele na mreže sa kretanjem signala unapred (*Feed-forward ANNs*) kod kojih se signal od neurona iz ulaznog sloja prenosi ka neuronu iz skivenog sloja, iz koga se signal dalje prenosi ka izlaznom sloju (slika 3.4 a) i rekurentne mreže (*Feed-back ANNs*) kod kojih se signal može kretati u oba smera između slojeva (slika 3.4 b). Rekurentna neuronska mreža prikazana na slici 3.4 b) poznata je kao Jordan-Elmanova mreža.



Slika 3.4 Veštačke neuronske mreže prema toku signala
a) ANN sa kretanjem signala unapred (*Feed-forward ANN*)
b) Rekurentna neuronska mreža (*Feed-back ANN*)

U tabeli 3.2 su različite arhitekture neuronskih mreža razvrstane prema tome da li pripadaju mrežama sa kretanjem signala unapred ili rekurentnim mrežama.

Tabela 3.2 Arhitekture neuronskih mreža prema toku signala [109]

Arhitektura neuronskih mreža	
ANN sa kretanjem signala unapred (<i>Feed-forward ANN</i>)	Rekurentna ANN (<i>Feed-back ANN</i>)
Višeslojni perceptron (<i>MLP – Multilayer perceptron</i>)	Jordan-Elman mreže (<i>Jordan-Elman neural network</i>)
Probabilističke mreže (<i>PNN – Probabilistic neural network</i>)	Kohonenove samoorganizujuće mape (<i>SOM-Selforganizing map</i>)
Neuronske mreže sa opštom regresijom (<i>GRNN – General regression neural network</i>)	Hopfieldove mreže – vrsta asocijativne memorije (<i>Hopfield network</i>)
Kaskadne neuronske mreže (<i>CFNN – Cascade-forward neural network</i>)	Teorija adaptivne rezonance (<i>ART-Adaptive resonance theory</i>)
Neuronske mreže sa radijalnim aktivacionim funkcijama (<i>RBFN – Radial basis function network</i>)	Kompetitivne mreže (<i>Competitive neural network</i>)
Asocijativna memorija (<i>AMN – Associative memory network</i>)	
Polinomalne neuronske mreže	

Prema načinu obučavanja veštačke neuronske mreže mogu biti: mreže sa nadgledanim obučavanjem (*supervised learning*), mreže sa podsticajnim obučavanjem (*reinforcement learning*) i samoobučavajuće mreže, tj. mreže sa nenadgledanim obučavanjem (*unsupervised learning*) [108,113].

Kod mreža sa nadgledanim obučavanjem, poređenjem vrednosti koje daje mreža (predviđena vrednost) sa tačno izmerenom vrednošću neke veličine (aktuelna vrednost) generiše se „signal greške“, koji se koristi za menjanje težinskih koeficijenata u sledećoj iteraciji, čime se menja i vrednost izlaznog signala (tj. nova predviđena vrednost). Obučavanje mreže traje sve dok se ne dobije zadovoljavajuće slaganje između predviđene i aktuelne vrednosti.

Sa druge strane, kod mreža sa nenadgledanim obučavanjem nema korekcije izlaznog signala, već mreže vrše uočavanje zakonitosti grupisanjem (*clustering*) u n-dimenzionom prostoru, gde je n broj ulaza.

Kod mreža sa podsticajnim obučavanjem takođe postoji „signal greške“ na osnovu koga se vrši korekcija težinskih koeficijenata, samo što u ovom slučaju „signal greške“ nema numeričku, već opisnu grešku (npr. „tačno“ ili „netačno“ i sl.).

Možda i najznačajnija podela veštačkih neuronskih mreža je prema algoritmu za obučavanje koji je primenjen [105] na: neuronske mreže sa propagacijom greške unazad (*BPNNs – Backpropagation neural networks*), probabilističke neuronske mreže (*PNNs – Probabilistic neural networks*), neuronske mreže sa opštom regresijom (*GRNNs – General regression neural networks*), Kohonenove neuronske mreže (*Kohonen neural networks*), modularne neuronske mreže (*Modular ANN*) i polinomalne mreže.

BPNNs spadaju u mreže sa nadgledanim obučavanjem, a obučavaju se i ulaznim i izlaznim veličinama. Prema načinu uspostavljanja veza između slojeva BPNNs se dele na: mreže sa standardnom vezom, gde je svaki sloj povezan samo sa slojem koji mu neposredno prethodi, mreže sa skokovitim vezama, kod kojih je sloj povezan sa svim prethodnim slojevima i na rekurentne veze, kod kojih se veze ostvaruju povratnom spregom u ulazni sloj i to iz samog ulaznog, iz skrivenog ili iz izlaznog sloja. Ove povratne veze se ponašaju kao „dugoročna memorija“ [105].

PNN omogućava dobijanje opšteg rešenja za probleme klasifikacije korišćenjem Bajesovih klasifikatora, koji uzimaju u obzir relativnu verovatnoću događaja i

koristi a priori informacije za poboljšanje predviđanja. Sloj obrazaca predstavlja implementaciju Bajesovog klasifikatora, kod koga klasa zavisi od funkcije gustine verovatnoće i aproksimira se korišćenjem Parzenovog estimatora [107,114]. PNN spada u mreže sa nadgledanim obučavanjem i najčešće se sastoji od tri sloja: ulaznog sloja, koji sadrži onoliko različitih parametara koliko je potrebno da bi se opisao predmet klasifikacije, sloja obrazaca (*pattern layer*), koji organizuje set za obuku tako da je svaki izlazni vektor predstavljen sopstvenim procesnim elementom i izlaznog sloja koji se naziva i sumirajući sloj i koji ima onoliko procesnih elemenata koliko klasa treba da prepozna. Svaki element u ovom sloju se kombinuje sa procesnim elementom iz sloja obrazaca koji odgovara istoj klasi i priprema tu kategoriju za izlaz. Ponekad se dodaje i četvrti sloj da bi se normalizovao ulazni vektor, ukoliko on nije ranije normalizovan. Funkcija obuke može uključivati i opšti faktor ujednačavanja (*global smoothing factor*) u cilju boljeg generalizovanja rezultata klasifikacije.

GRNN su poseban tip PNN koje služe za regresionu analizu višedimenzionalnog prostora, sa višedimenzionim ulaznim podacima. One su relativno jednostavne arhitekture. Broj neurona po slojevima je definisan brojem ulaznih i izlaznih veličina, kao i brojem serija podataka [108]. GRNN je korišćena u predmetnim istraživanjima, pa će njene karakteristike biti detaljnije obrađene u poglavlju 4.1.

Kohonenove neuronske mreže spadaju u nenadgledane mreže, tj. mreže kod kojih se proces obučavanja i klasifikacije obavlja bez prethodnog zadavanja tačnih vrednosti (tj. izmerenih vrednosti) izlazne veličine. One se sastoje samo od ulaznog i izlaznog sloja i služe za klasifikaciju podataka u definisani broj kategorija, a broj neurona u izlaznom sloju je ekvivalentan broju kategorija. Klasifikacija se obavlja obradom ulaznih podataka kroz mrežu, pri čemu se rezultat klasifikuje u određenu kategoriju, prema izlaznom neuronu koji je na osnovu težinskih koeficijenata dobio najveću vrednost [105].

Modularna ANN predstavlja sistem nezavisnih neuronskih mreža kod koje svaka pojedinačno uči na osnovu preuzetog podskupa iz ukupnog skupa podataka za obučavanje mreže [108]. Koristi se u slučajevima kada je moguće skup ulaznih podataka prirodno podeliti na više podskupova. Ove podskupove obrađuju tzv.

ekspertske mreže, a njihove izlazne signale obrađuje „mreža odluke“ (*Decision network*) koja daje konačni rezultat.

Polinomalna neuronska mreža predstavlja fleksibilnu samoorganizujuću arhitekturu, čija struktura, tj. broj skrivenih slojeva i broj neurona nisu unapred zadati, već se određuju kroz proces obuke, tj. direktno iz podataka, pa samim tim ne zahtevaju dugotrajnu proceduru probe i greške. Takođe, veći deo podataka je dostupan za obuku modela, jer nije potreban poseban skup podataka za validaciju da bi se zaustavila obuka i sprečila pretreniranost mreže. Tokom obuke, polinomalna mreža bira najznačajnije ulazne veličine, čime se pojednostavljuje postupak razvoja modela, s obzirom da nije potreban dodatni statistički alat za određivanje značajnosti ulaza. Polinomalne neuronske mreže koriste grupnu metodu upravljanja podacima (*GMDH - group method of data handling*), koji je razvijen za rešavanje složenih problema sa velikom dimenzionalnošću, kada je niz podataka veoma kratak i uključuje predviđanje, ekstrapolaciju viševarijantnih procesa, prepoznavanje šablona, otkrivanje znanja i rukovanje podacima [115].

3.4 Neuronske mreže sa opštom regresijom (GRNN)

Neuronsku mrežu sa opštom regresijom (*GRNN*) je prvi predstavio Specht 1991. godine [116] i predstavlja tip probabilističke neuronske mreže (*PNN*), koju je takođe prvi prikazao Specht [114] u radu publikovanom godinu dana ranije.

Za razliku od PNN kod kojih se koristi funkcija gustine (raspodele) verovatnoće (*probability density function*) za predviđanje diskretnih vrednosti određenog događaja, kod GRNN je ovaj princip proširen i primenjen za određivanje kontinualnih vrednosti promenljivih. Drugačije rečeno, fundamentalna razlika leži u tome što PNN vrši klasifikaciju gde je izlazna promenljiva kategorisana, dok GRNN vrši regresiju gde je izlazna promenljiva kontinualna [117].

GRNN spada u nadgledane mreže, a može se reći da se arhitektura sastoji od tri sloja neurona i to: ulaznog, skrivenog i izlaznog, pri čemu se u skrivenom sloju nalaze podsloj uzoraka i sumirajući podsloj (slika 3.5). Iz tog razloga se ponekad GRNN navodi i kao četvoroslojna neuronska mreža.

Broj ulaznih i izlaznih promenljivih, kao i broj serija podataka koji se prezentuju GRNN mreži određuje broj neurona. Broj neurona u ulaznom sloju je jednak broju ulaznih (nezavisnih) promenljivih, kao što je i broj neurona u izlaznom sloju jednak broju izlaznih (zavisnih) promenljivih. Broj neurona u skrivenom sloju je određen brojem serija podataka i izlaznih promenljivih, pa je tako broj neurona u podsloju uzoraka jednak broju serija podataka u grupi podataka za obučavanje, a broj neurona u sumarnom sloju je za jedan veći od broja izlaznih podataka.

Veza između ulaznih i skrivenih neurona se najčešće ostvaruje preko funkcije za skaliranje, a može se uspostaviti i direktno, bez skaliranja, mada se u praksi pokazalo da se pomoću funkcija skaliranja ostvaruje efikasnije obučavanje mreže. Kao funkcije za skaliranje upotrebljavaju se linearne funkcije u različitim opsezima (od 0 do 1, od -1 do 1 i sl.), zatim sigmoidna funkcija i hiperbolično-tangentna funkcija.

GRNN algoritam za obučavanje mreže se može posmatrati kao tip Nadaraja – Votson kernel regresije (*Nadaraya – Watson kernel regression*), kod koje se utvrđuje statistička veza i konvergencija velikog broja uzoraka sa optimalnom regresionom površinom u multidimenzionalnom prostoru [118].

Svako regresiono određivanje zavisne promenljive, koja je najčešće vektorska veličina koja predstavlja vrednost izlaza iz sistema i može se označiti kao y , u odnosu na nezavisnu promenljivu veličinu, koja je takođe najčešće vektorska veličina koja predstavlja vrednost ulaza u sistem i može se predstaviti kao x , predstavlja određivanje najverovatnije vrednosti y . Da bi se za poznatu vrednost x odredila nepoznata vrednost y potrebno je pretpostaviti neku funkcijsku zavisnost sa nepoznatim parametrima, kao što je to kod linearne zavisnosti koeficijent nagiba krive. Ova funkcijska zavisnost se kod GRNN algoritama izražava u vidu funkcije raspodele verovatnoće $f(x,y)$ koja se određuje na osnovu vrednosti x , pri čemu se koristi Parzenova procena (*Parzen window estimator*) [116].

Regresija izlazne veličine y za poznatu vrednost $x(X)$ može se prikazati jednačinom 3.10.

$$E[y | X] = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} y f(x,y) dy}{\int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) dy} \quad (3.10)$$

S obzirom da funkcija raspodele verovatnoće $f(x,y)$ nije poznata tokom obučavanja, određuje sa na osnovu poznatih vrednosti promenljivih x i y . Tačnije, predviđanje nepoznate vrednosti y se vrši na osnovu proračuna verovatnoće čiji opseg, ili „širina“, zavisi od faktora ujednačavanja (σ_f - *smoothing factor*) koji se određuje za svaki par X i Y .

X je određena (npr. izmerena) vrednost nasumično izabrane promenljive x , a njoj odgovarajuća Y je odgovarajuća nasumično izabrana vrednost y . Konačna verovatnoća je jednaka zbiru pojedinačnih verovatnoća [116].

Faktor ujednačavanja (σ_f) predstavlja standardnu devijaciju i to je jedini nepoznat parametar u GRNN algoritmu i on se mora odrediti tokom obučavanja mreže. Kod GRNN mreže se pretpostavlja normalna raspodela, pa se faktor ujednačavanja posmatra kao širina Gausove krive za svaku pojedinačnu funkcija raspodele verovatnoće $f(x,y)$ koja se tokom obučavanja određuje za svaku ulaznu promenljivu. Faktor ujednačavanja je uvek veći od 0, a što je njegova vrednost bliža nuli, to su tačnija predviđanja koja daje algoritam za nepoznatu vrednost zavisne promenljive y , a mreža je obučenija [118].

GRNN algoritam u praksi funkcioniše tako što upoređuje rastojanje između ulaznih vektora (podataka) i predviđenih vrednosti, prema jednačini 3.11.

$$Y(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp\left(\frac{-D_i^2}{2\sigma_f^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(\frac{-D_i^2}{2\sigma_f^2}\right)} \quad (3.11)$$

U jednačini 3.11 $Y(X)$ je vrednost koja je dobijena primenom GRNN mreže za ulaz X , a Y_i je tačna (npr. izmerena) vrednost, σ_f je faktor ujednačavanja, a D_i je rastojanje vrednosti ulaznih podataka od vrednosti predviđenih mrežom (u višedimenzionom prostoru, čija dimenzionalnost zavisi od broja izlaznih promenljivih) i može se izračunati korišćenjem npr. Euklidove metode rastojanja (Euclidean distance method):

$$D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^n (w_{ij} - x_j)^2} \quad (3.12)$$

gde je n broj ulaza, w_{ij} predstavlja težine neurona i x_j je ulazna vrednost.

Kada D_i teži nuli, eksponencijalni izraz iz jednačine 3.11 teži jedinici, čime se direktno utiče na vrednost izlazne promenljive. S obzirom da je D_i mera rastojanja pojedinačnih vrednosti X i odgovarajućih Y , on ima ulogu da izdvoji značajne promenljive od manje značajnih. Što je veća vrednost D_i , manja je vrednost eksponencijalnog dela jednačine 3.11, pa je i značajnost ulazne veličine je manja. Samim tim, ulazni podaci ove promenljive veličine će manje uticati na vrednosti predviđanja.

Y_i iz jednačine 3.11 ima ulogu da obezbedi da predviđanja budu tačnija za veće vrednosti y , koje su kritične za određivanje tačnijih predviđanja. Na ovaj način se efikasno smanjuje srednja apsolutna greška predviđanja.

Brojilac u jednačini 3.11 predstavlja zbir ponderisanih izlaza iz podsloja uzoraka, koji izračunava sumirajući neuron i označava se kao S_1 .

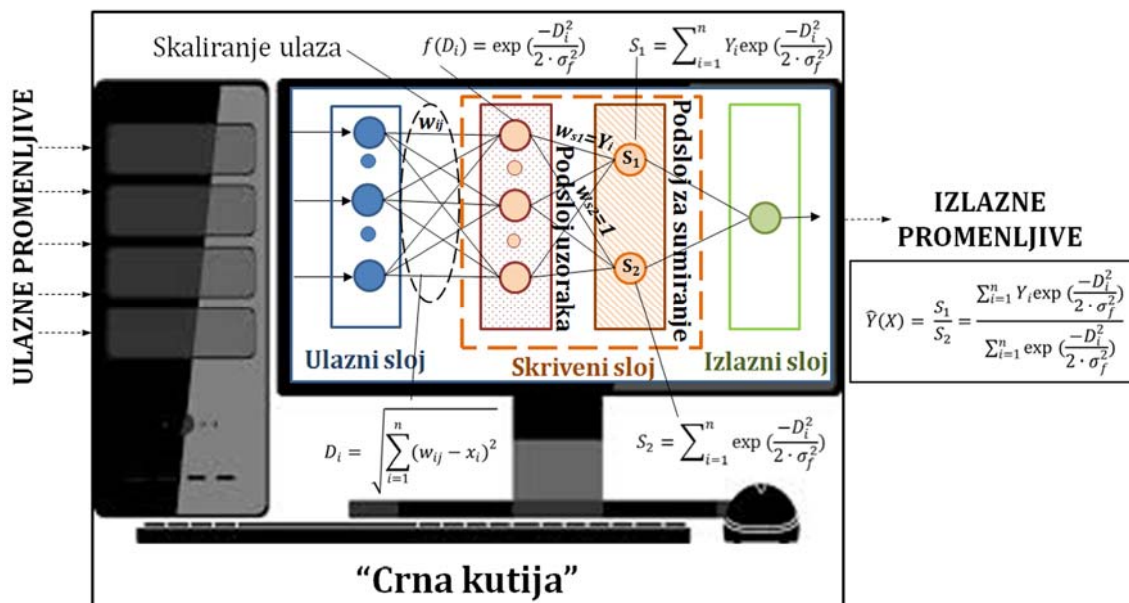
$$S_1 = \sum_{i=1}^n Y_i \exp\left(\frac{-D_i^2}{2 \cdot \sigma_f^2}\right) \quad (3.13)$$

Imenilac u jednačini 3.11 predstavlja neponderisane izlaze iz podsloja uzoraka, koji izračunava neuron deljenja (*division neuron*) i označava se kao S_2 .

$$S_2 = \sum_{i=1}^n \exp\left(\frac{-D_i^2}{2 \cdot \sigma_f^2}\right) \quad (3.14)$$

Sumirajući neuron i neuron deljenja se nalaze u podsloju za sumiranje, u kome se vrši određivanje faktora ujednačavanja.

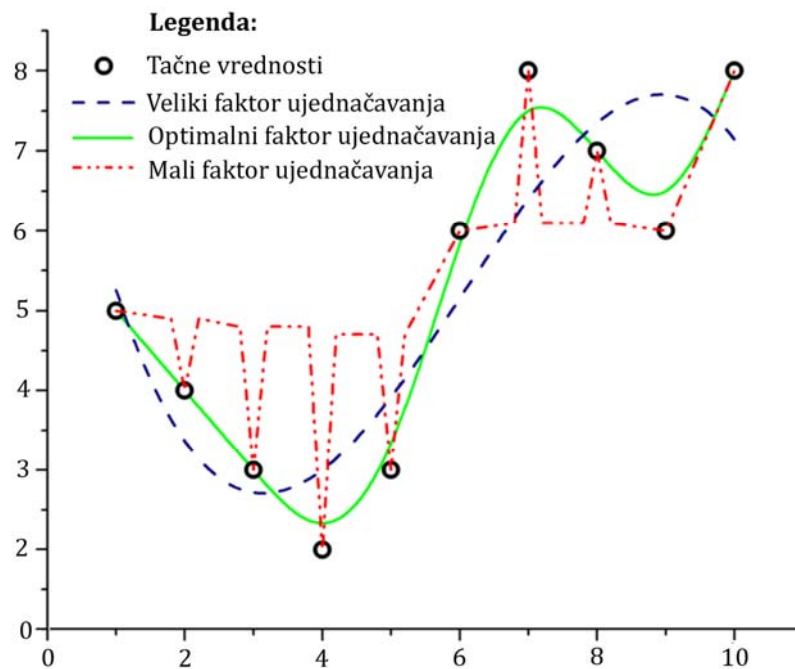
Na slici 3.5 prikazan je način funkcionisanja GRNN arhitekture.



Slika 3.5 Vizuelizacija funkcionisanja GRNN arhitekture

Kao što se sa slike 3.5 vidi, GRNN funkcionišu po principu tzv. „crne kutije“ (*“black box”*), što znači da za rešavanje problema nije neophodno poznavati odnose između ulaznih i izlaznih podataka.

Što se tiče obučavanja GRNN mreže, kao kritični parametar može se posmatrati faktor ujednačavanja (σ_f) iz razloga što on direktno određuje preciznost modela, pa ukoliko nije σ_f optimalan, mreža se može ponašati kao „pretrenirana“, iako se „pretreniranost“ kod GRNN mreža ne javlja u smislu u kom se javlja kod BPNN i RNN mreža. GRNN sa faktorom ujednačavanja koji je veći od optimalnog će davati model sa nepreciznim predviđanjima, a ukoliko je σ_f manji od optimalnog mreža će samo memorisati izlazne vrednosti iz grupe podataka za obučavanje. Samo ukoliko je σ_f optimalno predviđanja će imati sličnu tačnost u celom opsegu vrednosti izlazne promenljive (slika 3.6).



Slika 3.6 Uticaj faktora ujednačavanja na odziv GRNN mreže [108,119]

Određivanje faktora ujednačavanja se može izvršiti manuelnim ili automatskim testiranjem. Manuelno testiranje se obavlja tako što se odabere neki faktor ujednačavanja koji se manuelno menja sve dok se ne dobije zadovoljavajuća preciznost mreže, dok se automatsko testiranje obavlja uz korišćenje iterativnog ili genetskog algoritma.

Kod automatskog testiranja korišćenjem iterativnog algoritma potrebno je na početku definisati opseg vrednosti faktora ujednačavanja. Najčešće se σ_f određuje u opsegu od 0 – 1,6 [108]. Kod automatskog testiranja korišćenjem genetskog algoritma prvo je potrebno definisati tzv. veličinu genetskog umnožavanja (*Genetic breeding pool size*) koji predstavlja opseg broja faktora ujednačavanja koji će se testirati pomoću genetskog algoritma [120]. Takođe, potrebno je definisati i kriterijum za zaustavljanje obučavanja. On se najčešće određuje kao 20 iteracija bez poboljšanja tačnosti od 1%. Pored globalnog faktora ujednačavanja (*overall smoothing factor*), pomoću genetskog algoritma se dobijaju i pojedinačni faktori ujednačavanja (*ISF – Individual smoothing factor*) koji su karakteristični za svaku od ulaznih promenljivih i pomoću kojih se može utvrditi uticaj svake od ulaznih promenljivih na model, o čemu će biti više reči u poglavlju 4.2.2.

4. Metode primenjene za selekciju ulaznih promenljivih

Za razvoj ANN modela od krucijalnog značaja je izbor ulaznih promenljivih. Međutim, do određenih problema sa ulaznim promenljivim može doći usled njihovog prevelikog broja, usled korelacije koja se javlja između različitih ulaznih promenljivih ili usled toga što promenljive imaju mali ili nikakav značaj za razvoj modela, odnosno imaju male ili nikakve prediktivne karakteristike za zadatu izlaznu promenljivu. Ovaj problem se posebno usložnjava usled nelinearnosti, složenosti i neparametarske prirode ANN mreža [121].

U ovom poglavlju biti obrađene metode selekcije ulaznih promenljivih koje su primenjene u ovim istraživanjima, a to su korelaciona analiza, analiza osetljivosti (značajnosti) i strukturni lom.

4.2.1 Korelaciona analiza

Osim izbora nezavisnih ulaznih promenljivih, na performanse ANN modela veliki uticaj može imati i međusobna korelacija između nezavisnih ulaznih promenljivih. Visoka korelacija između nezavisnih promenljivih ukazuje na njihovu veliku međusobnu linearnu zavisnost.

Linearna zavisnost dve promenljive može se utvrditi korišćenjem korelacione analize. Za merenje jačine linearne veze najčešće se koristi Pirsonov (*Pearson*) koeficijent korelacije (r), koji se izračunava prema sledećoj jednačini:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n) \cdot (y_i - \bar{y}_n)}{(n-1) \cdot \sigma_x \cdot \sigma_y} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (4.1)$$

U jednačini 4.1 x i y predstavljaju vrednosti promenljivih čija se korelacija ispituje, \bar{x} i \bar{y} su srednje vrednosti ispitivane populacije ($i=1, 2, \dots, n$), a σ_x i σ_y su standardne devijacije [122].

Vrednosti koeficijenta korelacije (r) se kreću u opsegu od -1 do 1. Negativne vrednosti r ukazuju na to da sa porastom vrednosti jedne promenljive, vrednost sa njom linearno povezane promenljive opada i kada je $r = -1$ tada se javlja maksimalna negativna linearna korelacija. Kod pozitivnih vrednosti r sa porastom

jedne promenljive i vrednost promenljive sa kojom je linearno povezana će rasti, pri čemu će maksimalna korelacija biti za $r = 1$. Ako je $r = 0$ onda su te dve promenljive potpuno linearno nekorelisane.

Korišćenje ulaznih promenljivih koje su međusobno visoko korelisane može dovesti do konfuzije tokom procesa obučavanja neuronske mreže. Iz tog razloga, ukoliko su dve ulazne promenljive međusobno visoko korelisane, jedna od njih se može ukloniti iz skupa ulaznih promenljivih, bez negativnog uticaja na performanse ANN modela [123], a čak može doći i do poboljšanja performansi modela [124].

Prema ranijim istraživanjima [125] za visoko korelisane promenljive smatraju se one kod kojih je međusobni koeficijent korelacije (r) jednak ili veći od 0,8. Ova vrednost je korišćena u predmetnim ispitivanjima za utvrđivanje visoke korelisanost između dve promenljive i kasnijeg uklanjanja jedne od njih.

4.2.2 Analiza osetljivosti (značajnosti)

Uticaj pojedinačnih ulaza na predikcione sposobnosti razvijenog modela može se ispitati primenom analize osetljivosti (*sensitivity analysis*). Kod GRNN modela koji je obučavan generičkim algoritmom, analiza osetljivosti (značajnosti) se obavlja na osnovu vrednosti pojedinačnih faktora ujednačavanja (*ISFs – Individual smoothing factors*). *ISF* se određuju tokom obučavanja mreže i svaka ulazna promenljiva ima svoju vrednost *ISF*. Vrednosti *ISF* leže u opsegu od 0 do 3, pri čemu veća vrednost *ISF* ukazuje na veći značaj ulazne promenljive na razvijeni GRNN model.

Analiza osetljivosti (značajnosti) se koristi za određivanje relativnog značaja ulaznih promenljivih za izlazne promenljive, čime je omogućeno da se uklone ulazne promenljive koje nemaju značajan uticaj na karakteristike modela [126]. Pojedinačni faktori ujednačavanja (*ISF*) su jedinstveni za svaku mrežu i njihove vrednosti su relativne za sve promenljive u okviru date mreže, pa se ne mogu koristiti za poređenja između ulaznih promenljivih u različitim mrežama [120].

4.2.3 Strukturni lom

Značajni događaji koji se javljaju na finansijskom tržištu (kao što je globalna ili regionalna finansijska kriza većih razmera), na tržištu roba (npr. velike fluktuacije cena značajnih sirovina, kao što su nafta, žito i metali) ili u oblasti zakonodavstva (npr. usvajanje i primena nekih ključnih zakona), kao i velike prirodne katastrofe i ratovi, mogu izazvati nagle promene u ekonomskom i socijalnom okruženju, koje dovode do tzv. strukturnog loma (*Structural break*) [127]. U slučaju pojave strukturnog loma, može se očekivati da se ekonomske, društvene ili druge karakteristike razlikuju značajno u periodima pre i posle pojave strukturnog loma. Ukoliko je došlo do strukturnog loma, zanemarivanje ove pojave može dovesti do značajnih grešaka u modelovanju [127–129].

Testiranje postojanja strukturnog loma se generalno može klasifikovati u dve grupe: testiranje zasnovano na pretpostavci da je vreme (datum, mesec, godina) nastanka strukturnog loma poznato i testiranje koje ispituje prisustvo strukturnog loma na nepoznatom mestu u okviru uzorka. Većina testova procenjuje da li je strukturni lom prisutan testirajući nultu hipotezu da nema strukturnog loma protiv alternativne hipoteze da se strukturni lom dogodio u vremenu τ [130].

Čau (Chow) test je najjednostavniji i najčešće korišćen test za ispitivanje prisustva strukturnog loma u vremenskoj seriji, kada je vreme pojave strukturnog loma poznato [131]. Za neki regresioni model:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1t} + u_t \text{ za svako } t = 1, 2, \dots T \quad (4.2)$$

suma kvadrata reziduala je:

$$SSR_R = \sum_{t=0}^T u_t^2 \quad (4.3)$$

Međutim, ukoliko postoji strukturni lom u vremenu τ u regresionom modelu prikazanom jednačinom 4.2, uzorak se može podeliti oko tačke strukturnog loma na:

$$y_{1t} = \beta_{10} + \beta_{11} x_{1t} + u_{1t}, t = 1, 2, \dots \tau \quad (4.4)$$

i:

$$y_{2t} = \beta_{20} + \beta_{21}x_{2t} + u_{2t}, t = \tau+1, \tau+2, \dots T \quad (4.5)$$

Individualne sume kvadrata reziduala su u tom slučaju:

$$SSR_1 = \sum_{t=0}^{\tau} u_{1t}^2 \quad \text{i} \quad SSR_2 = \sum_{t=\tau+1}^T u_{2t}^2 \quad (4.6)$$

Ukupna suma kvadrata reziduala je:

$$SSR_{UR} = SSR_1 + SSR_2 \quad (4.7)$$

Suma kvadrata reziduala SSR_R iz jednačine 4.3 za jedinstveni model (jednačina 4.2) je restriktivna suma kvadrata reziduala zato što je dobijena nametnutom restrikcijom po kojoj je $\beta_{10} = \beta_{20}$ i $\beta_{11} = \beta_{21}$, pa tada postoji samo jedan regresioni model, koji je prikazan jednačinom 4.2. Sa druge strane, suma kvadrata reziduala SSR_{UR} (jednačina 4.7) za dva razdvojena vremenska perioda (jednačine 4.4 i 4.5) nije restriktivna suma kvadratnih reziduala.

Čau (Chow) test je baziran na Vold (Wald) testu (statistici) i dat je F statistikom koja predstavlja poređenje restiktivne i nerestiktivne sume reziduala. Jedan strukturni lom se može izračunati [128] kao:

$$F = \frac{(SSR_R - SSR_{UR})/k}{SSR_{UR}/(T-2k)} \quad (4.8)$$

gde je T ukupan broj opservacija, a k je broj parametara u posmatranoj jednačini.

Nulta hipoteza testa je da nema strukturnog loma u određenoj tački. U slučaju: $\beta_{10}=\beta_{20}$ i $\beta_{11}=\beta_{21}$, jednačina 4.3 može da se koristi. Ali, ako je F iz jednačine 4.8 veće od gornje kritične vrednosti F distribucije, sa nivoom značajnosti manjim od 5%, tada se strukturni lom ne može ignorisati. Kritične vrednosti F distribucije su određene tabelarno.

Osim Čau testa koji se koristi kada je tačka strukturnog loma poznata, često se koristi i Kuant-Andrjuz (Quandt-Andrews) test, koji služi za pronalaženje nepoznate tačke strukturnog loma u uzorku. Osnovna ideja ovog testa je da se pojedinačni Čau test izvodi na svakoj tački duž intervala $[\xi T, (1-\xi)T]$ i nakon toga se

sve n test statistike tih testova sumiraju i izračunava se supremum F statistike [132].

$$\sup F = \sup_{\tau \in [\xi T, (1 - \xi)T]} F \quad (4.9)$$

Takođe, razvijene su i dve dodatne test statistike: prosečna (average) i eksponencijalna F statistika [133]:

$$\text{Ave } F = \frac{1}{n} \sum_{\tau=\xi T}^{(1-\xi)T} F(\tau) \quad (4.10)$$

$$\text{Exp } F = \ln \left[\frac{1}{n} \sum_{\tau=\xi T}^{(1-\xi)T} \exp\left(\frac{1}{2} F(\tau)\right) \right] \quad (4.11)$$

Parametar skraćivanja (*trimming parameter*) (ξ) se koristi zato što distribucija statistika (jednačine od 4.9 do 4.11) postaje degenerisana kako se približava početku (ξT) ili kraju $[(1-\xi)T]$ uzorka. Iz tog razloga, obično se predlaže da prvih ξT i poslednjih ξT od posmatranog uzorka ne budu uključeni u test proceduru. Kao i kod Čau testa i kod Kuant-Andrjuz testa, nulta hipoteza da nema strukturnog loma se odbacuje ukoliko minimum F statistike je veći od kritične vrednosti.

U ekonometrijskim analizama vremenskih serija, pored Chow i Quandt-Andrews testa, postoji veliki broj testova koji služe za određivanje prisustva strukturnog loma, kao što su: CUSUM, CUSUMSQ, Wald test, Bai-Perron test i mnogi drugi. Chow i Quandt-Andrews test su odabrani za testiranje strukturnog loma u ovim istraživanjima zbog svoje pouzdanosti, jednostavnosti primene i dostupnosti u svim poznatijim ekonometrijskim softverski paketima, kao što su: Eviews, Stata, R, GAUSS, Gretl i drugi.

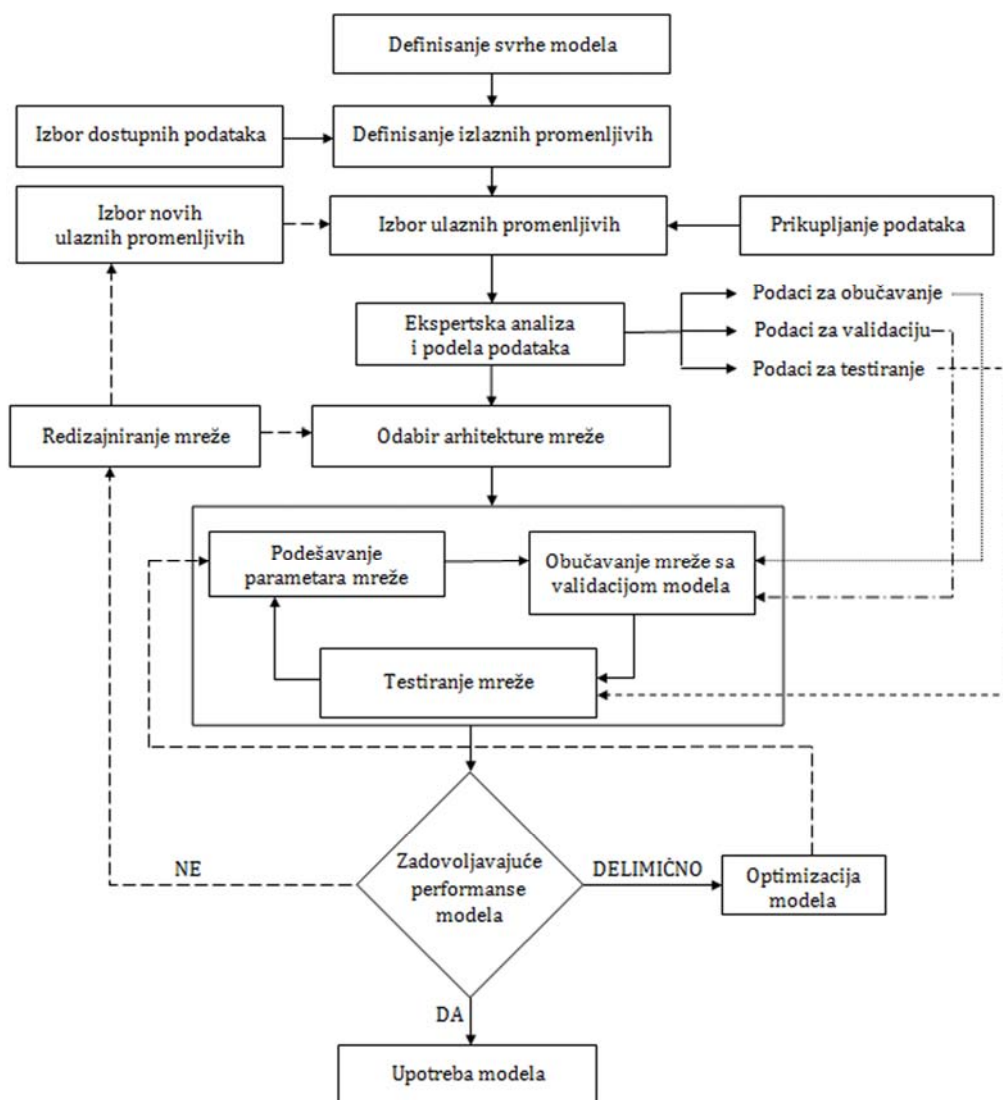
Eksperimentalni deo

5. Materijali i metode

5.1 Razvoj modela korišćenjem veštačkih neuronskih mreža

Osnovni cilj korišćenja veštačkih neuronskih mreža u ovim ispitivanjima je dobijanje modela pomoću kojih će se moći pouzdano predvideti različiti indikatori upravljanja otpadom. Da bi se dobili zadovoljavajući rezultati, potrebno je definisati veštačku neuronsku mrežu koja će biti u mogućnosti da proizvede odgovarajući model kojim će moći da se dobiju dovoljno dobre izlazne promenljive, kao odgovor na predstavljeni problem. Bez obzira na vrstu problema, postoje odgovarajući zajednički koraci za razvoj modela u cilju rešavanja problema iz oblasti zaštite životne sredine [134]. Na slici 5.1 prikazan je algoritam procesa razvoja neuronske mreže [105,109,134].

Ipak, proces razvoja veštačke neuronske mreže se ne može u potpunosti algoritamski definisati, već je neophodno osloniti se na iskustvena pravila i metodu probe i greške u pojedinim fazama, pre svega pri obučavanju mreže i definisanju arhitekture. Ni za jedan zadati problem ne postoji „optimalna“ ili „najbolja“ koncepcija razvoja neuronske mreže, već se optimalnom smatra ona mreža koja daje najbolje rezultate u opsegu ulaznih veličina za koje je neuronska mreža formirana [105].



Slika 5.1 Šematski prikaz razvoja veštačke neuronske mreže

U narednom delu će biti ukratko predstavljeni najznačajniji koraci u procesu obučavanja veštačke neuronske mreže.

5.1.1 Definisanje promenljivih i prikupljanje podataka

Za rešavanje svakog praktičnog problema postoji više mogućih pristupa, a definisanjem problema, odnosno izborom promenljivih koje treba predvideti ili klasifikovati, definišu se rezultati, tj. izlazne veličine neuronske mreže. Do vrednosti izlaznih promenljivih veličina se može doći ili eksperimentalnim putem

(merenjima) ili iz dostupnih baza podataka. Definisanje odgovarajućeg problema je usko povezano sa dostupnošću potrebnih izlaznih veličina. Tako na primer, ukoliko ne postoje nikakvi raniji podaci o količinama generisanog KČO u nekom gradu, ne može se napraviti model koji će dati pouzdanu prognozu za količine KČO koje će se generisati u narednom periodu u tom gradu. Međutim, do ovih prognoziranih vrednosti se može doći razvijanjem modela na dostupnim podacima (koji uključuju i količine generisanog KČO) za neki drugi, po određenim kriterijumima, sličan grad, a zatim primenom dobijenog, verifikovanog, modela na iste ulazne podatke iz prvog grada.

Za razvoj ANN mreže od ključnog značaja je sagledavanje i izbor promenljivih koje utiču na krajnji rezultat. Neuronskoj mreži je potrebno prezentovati što je moguće više veličina (po mogućstvu sve) koje imaju uticaj na traženi izlaz, jer ANN ima sposobnost da dedukuje zakonitosti i veze između ovih promenljivih veličina, a to kasnije koristi za proces generalizacije. Definisanje ulaznih veličina je daleko od trivijalnog i podrazumeva dobro poznavanje problematike za koju se mreža razvija [105].

U ovoj fazi je potrebno ceo domen razmatranog problema obuhvatiti podacima koji se odnose na pojave koje su povezane sa zadatim problemom, što se svodi na ravnomerno pokrivanje N-dimenzionog prostora. Da bi se odabrali odgovarajući podaci relevantni za domen zadate problematike potrebno je dobro poznavanje problematike i korišćenje nekih iskustvenih smernica, a često korišćeno pravilo je da broj skupova podataka za obučavanje mreže treba biti najmanje deset puta veći od broja ulaznih promenljivih.

Često se dešava da su podaci nekompletni, ali je prednost rada sa ANN mrežama u tome što mogu da rade i kada su podaci nekompletni, kada je već mreža formirana. ANN mreže čak imaju i određene opcije za rad u slučaju da se koriste nepotpuni ulazni podaci prilikom procesa obučavanja, ali je svakako bolje, ukoliko je to izvodljivo, nedostajuće podatke upotpuniti što je moguće bolje pretpostavljenim (interpoliranim, ekstrapoliranim i sl.) vrednostima.

U ovim istraživanjima, ulazni podaci su prikupljeni u obliku skupova veličina, najčešće iz neke od dostupnih baza podataka, kao što su npr. baze podataka: Zavoda za statistiku Evropske unije (*Eurostat*), Organizacije za ekonomsku

saradnju i razvoj (*OECD – Organisation for economic co-operation and development*) Svetske zdravstvene organizacije (*WHO – World health organization*), Svetske banke (*World bank*), nacionalnih statističkih zavoda različitih država itd.

5.1.2 Ekspertska analiza podataka

Primenom ekspertskog znanja o zadatom problemu i dostupnim podacima omogućava se efikasniji proces obučavanja mreže, a samim tim i bolje performanse rezultujućeg modela. Pažljivim sagledavanjem ulaznih podataka, njihov broj se može značajno redukovati i time dovesti do ubrzavanja procesa obučavanja i postizanja boljih rezultata.

Selekcija odgovarajućih ulaznih promenljivih je veoma značajna u procesu razvoja ANN modela, jer i performanse razvijenog modela dosta zavise od prezentovanih podataka. Ako se isključi jedna ili više ulaznih promenljivih koje su od značaja za razvoj određenog modela, to za posledicu može imati nemogućnost modela da nauči određene zakonitosti i „ulaz – izlaz“ veze. Međutim, sa druge strane, ukoliko su u procesu razvoja uključene irelevantne i suvišne ulazne promenljive, to može dovesti do slabljenja performansi modela, pojave šuma u podacima, povećanja kompleksnosti modela ili do pojave pretreniranosti mreže.

Priprema podataka se može obaviti na više načina, a neki od njih su: različite vrste normalizacija podataka kojima se ubrzava obučavanje mreže, jer se uprošćava prostor u kome neuronska mreža radi, zatim formiranje odnosa veličina koje su povezane, tako da mreža nema potrebe da sama dedukuje njihovu povezanost, zatim korišćenje logaritama, čime se poboljšava osetljivost mreže kod promenljivih kod kojih se očekuje da razlike budu izražene u redovima veličina, potom korišćenje sistema jednačina, diferencijalnih jednačina ili sistema pravila koji se koriste kao pretprocesori za dobijanje odgovarajućih vrednosti ulaznih podataka itd. [105]. Sve ovo se obavlja u cilju smanjenja dimenzionalnosti i povećanja razumljivosti podataka i bržeg i ekonomičnijeg modelovanja uz poboljšanje predikcionih performansi modela [109]. U pripremi podataka u ovim istraživanjima korišćena je normalizacija podataka, i to uglavnom po glavi

stanovnika, čime se uklanjaju razlike do kojih dolazi usled različitog broja stanovnika u različitim državama.

Selekcija izabranih ulaznih promenljivih može se zasnivati na izboru nezavisnih promenljivih ili na izboru značajnih promenljivih.

Tehnike selekcije [121] koje se koriste za izbor nezavisnih ulaznih promenljivih mogu se podeliti na dve kategorije: metode redukcije dimenzionalnosti i tehnike filtriranja. U metode redukcije dimenzionalnosti spadaju analiza glavnih komponenta (*PCA – Principal component analysis*) i tehnika klasterovanja ulaznih promenljivih, kojom se bira reprezentativan ulaz iz svakog klastera koji se dalje razmatra. U primere tehnike filtriranja za izbor nezavisnih ulaza spadaju parcijalna korelacija (*partial correlation*) i parcijalna zajednička informacija (*PMI – Partial mutual information*).

Za ispitivanje značajnosti veze između potencijalnih ulaza i izlaza koriste se različite tehnike koje se generalno mogu podeliti na: filter metode, koje ocenjuju značajnost ulaza nezavisno od modela (*model free*) i metode koje su zasnovane na modelu (*model-based*) i koje procenu značajnosti ulaza ocenjuju na osnovu performansi modela. Ova grupa sadrži metode „omotača“ (*wrappers*), koje predstavljaju metode prethodnog učenja i ugrađene metode (*embedded*) [109,121]. U poglavlju 4.2 su detaljno obrađene tehnike koje su korišćene za selekciju ulaznih promenljivih u ovim istraživanjima. To su korelaciona analiza, koja spada u metode za izbor nezavisnih promenljivih, zatim analiza osetljivosti (značajnosti), koja se koristi za izbor značajnih promenljivih i strukturni lom, koji je ekonometrijska metoda koja je u ovim istraživanjima korišćena kako bi se eliminisali uticaji svetske ekonomske krize na rezultate modela za predikciju količina generisanog KČO.

5.1.3 Izbor arhitekture neuronske mreže

Izbor arhitekture neuronske mreže je od velikog značaja, jer arhitektura određuje celokupnu strukturu mreže i protok informacija, tako da je od krucijalnog značaja za funkcionisanje veza između ulaznih i izlaznih promenljivih.

Izbor arhitekture, od svih faza u razvoju mreže, ima najjače izražen empirijski karakter. Neka od iskustvenih pravila pri izboru arhitekture neuornske mreže su [105]:

- vreme obučavanja kod troslojnih mreža sa propagacijom greške unazad (BPNN) je znatno kraće od vremena obučavanja kod četvoroslojnih i petoslojnih mreža uz zadržavanje dobrih sposobnosti generalizacije,
- za vremenske serije odlično su se pokazale rekurentne mreže (RNN),
- rad sa oskudnim podacima i klasifikacija podataka u tačno određen broj kategorija značajna su karakteristika probablističkih neuronskih mreža (PNN),
- isto važi i za neuronske mreže sa opštom regresijom (GRNN) čije vreme učenja je veoma kratko a daju kontinuirani izlaz i pokazale su se veoma korisnim za aproksimiranje kontinualnih funkcija,
- Kohonenove mreže su veoma dobre u grupisanju i klasifikaciji podataka itd.

Nakon izbora arhitekture, vrši se podešavanje parametara odabrane arhitekture, u šta spada: broj slojeva, broj neurona po slojevima, povratne veze i drugo, kao i definisanje odgovarajućih parametara obučavanja mreže: stopa obučavanja, impuls (*momentum*) i faktor ujednačavanja (*smoothing factor*).

Upotrebljivost zadate arhitekture i mogućnosti ANN mreže mogu se sagledati tek kada se mreža testira, na šta, pored izbora promenljivih i arhitekture mreže, veliki uticaj ima i proces njenog obučavanja.

Arhitektura koja je odabrana za predmetna ispitivanja je neuronska mreža sa opštom regresijom (*GRNN – General regression neural network*) iz razloga što su prethodna ispitivanja [40] pokazala da one daju zadovoljavajuće rezultate i bolja predviđanja količina generisanog KČO na nacionalnom nivou nego što je to slučaj sa neuronskim mrežama sa propagacijom greške unazad (*BPNN – Backpropagation neural networks*). Pored toga, GRNN se obučavaju znatno brže, uz korišćenje znatno manje podataka, a za razliku od BPNN imaju i mogućnost rada sa nepotpunim serijama podataka [116].

5.1.4 Obučavanje veštačke neuronske mreže, validacija i testiranje modela

Najznačajnija karakteristika neuronskih mreža je njihova sposobnost da se kroz obuku (trening) upoznaju sa određenom vrstom problema i da, nakon adekvatne obuke, uspešno reše nepoznat problem iste vrste. Ovaj pristup se naziva generalizacija [112]. Može se reći da strategiju obučavanja određuje odgovarajući algoritam koji se koristi za obučavanje mreže, tako da mreža proizvodi željeni rezultat za određeni ulaz [104].

Izabrane serije podataka se pre početka procesa obučavanja dele na skup podataka koji se koristi za obučavanje mreže i skup podataka koji se koristi za proveru razvijenog modela. Podaci koji se koriste za obučavanje mreže se dalje dele na podatke za obučavanje (trening) i podatke koji služe za validaciju mreže tokom procesa obučavanja. Podaci za validaciju se prezentuju mreži tokom procesa obučavanja radi evaluacije grešaka modelovanja, ažuriranja težinskih koeficijenata i radi sprečavanja pretreniranosti mreže. Najčešće na 4 - 5 podataka za trening dolazi 1 podatak za validaciju mreže, mada je taj odnos ponekad i drugačiji.

Ulazni podaci se u prvom sloju normalizuju i prosleđuju drugom, skrivenom sloju, gde neuroni proizvode izlaz sumiranjem i ponderisanjem dobijenih vrednosti. Obuka se sastoji u tome da se ažuriraju težinski koeficijenti, kako bi se u svakoj sledećoj iteraciji dobio izlaz koji je bliži zadatoj vrednosti. Na ovaj način se unutrašnje karakteristike mreže podešavaju u skladu sa postavljenim problemom. Primenjena arhitektura definiše algoritam i način podešavanja težinskih koeficijenata. Algoritmi za obučavanje neuronskih mreža najčešće se zasnivaju na prilagođavanju težinskih koeficijenata u cilju postepenog smanjivanja greške (*gradient descent*) koju mreža pravi prilikom klasifikacije ili prognoze. Signal greške se vraća unazad kroz mrežu, kako bi se izvršilo prilagođavanje težinskih koeficijenata. Smanjivanje greške podešavanjem težinskih koeficijenata se odvija dok se ne dostigne neki kriterijum za zaustavljanje procesa učenja. Na kraju obuke, težinski koeficijenti ostaju konstantni i mreža se može primeniti za predviđeni zadatak.

Proces obučavanja je od ključnog značaja za razvoj neuronske mreže i dobijanje modela koji će dati zadovoljavajuće rezultate. Dimenzionisanje procesa obučavanja

neuronske mreže je, pored pravilnog definisanja arhitekture i parametara mreže, od suštinskog značaja za uspešan razvoj mreže, jer ako proces obučavanja mreže ne traje dovoljno dugo, mreža ne može da „nauči“ zakonitosti problema, a ukoliko je predugačak, mreža ne „uči“ zakonitosti, već memoriše dati uzorak, uključujući i šumove, pa ni u jednom, ni u drugom slučaju ne može da izvrši adekvatna predviđanja sa novim podacima. U prvom slučaju se kaže da neuronska mreža nije dovoljno obučena, a u drugom da je pretrenirana, tj. previše obučena. U ovim istraživanjima je primenjena neuronskih mreža sa opštom regresijom (GRNN), kod koje, za razliku od drugih ANN arhitektura, ne dolazi do pretreniranosti mreže.

Odziv neuronske mreže može da zavisi i od načina na koji su joj podaci prikazani (*data representation*), kao i od broja ulaznih podataka koji su joj zadati. U slučaju da je zadat preveliki broj ulaza može doći do smanjivanja kapaciteta generalizacije modela. Takođe, međusobna povezanost (korelacija) ulaznih promenljivih može uneti zabunu u proces obučavanja mreže [135], što se može rešiti primenom odgovarajućih statističkih (hemometrijskih) metoda. U predmetnim istraživanjima za ovu svrhu je korišćena korelaciona analiza koja je detaljno opisana u poglavlju 4.2.1.

Performanse neuronske mreže i njena upotrebljivost se mogu sagledati tek kada se mreža testira podacima koji joj nisu poznati, odnosno sa podacima koji nisu bili korišćeni u procesu obuke mreže.

Deo ulaznih i njima odgovarajućih izlaznih podataka, koji čine oko 10-15 % od svih podataka koji su pripremljeni za razvoj neuronske mreže, se pre početka procesa obučavanja mreže odvađa za testiranje rezultata neuronske mreže. Ovi podaci se ne koriste u procesu obučavanja neuronske mreže, već služe isključivo za proveru, tj. testiranje razvijenog modela. Samo testiranje mreže se vrši upoređivanjem rezultata koji je proizvela neuronska mreža predviđanjem vrednosti izlazne promenljive, sa postojećim stvarnim ili izmerenim vrednostima, dok se performanse modela dobijaju statističkom obradom rezultata. Kada se dobiju zadovoljavajući rezultati testiranja generisanog ANN modela, pristupa se optimizaciji njegovih parametara u cilju dodatnog poboljšanja njegove tačnosti, što predstavlja poslednju fazu razvoja modela. U slučaju da rezultati testiranja modela

nisu zadovoljavajući, pristupa se redizajniranju neuronske mreže i promeni njenih parametara.

5.1.5 Redizajniranje i promena parametara veštačke neuronske mreže

U slučaju da dobijeni rezultati tokom provere modela nisu zadovoljavajući, potrebno je podvrgnuti analizi celokupan proces razvoja modela. Izmene razvijenog modela mogu se izvesti na više načina, redefinisanjem ulaznih promenljivih, s obzirom da se nezadovoljavajući rezultati neuronske mreže najčešće dobijaju zbog pogrešnog izbora ili neadekvatne prezentacije ulaznih podataka.

Teoretski, redizajniranje i promena parametara neuronskih mreža se ostvaruje kroz [104]:

- razvoj novih veza,
- ukidanje postojećih veza,
- promenu težina veza,
- promenu vrednosti praga osetljivosti (*threshold value*) neurona,
- menjanje jedne ili više funkcija neurona (funkcija sumiranja, aktivaciona funkcija i izlazna funkcija),
- uvođenje novih neurona,
- ukidanje postojećih neurona (samim tim i njihovih postojećih veza).

Ovo se može postići [105,108,109]:

- odabirom novih ulaznih promenljivih;
- promenom arhitekture mreže;
- promenom strukture neuronske mreže, što se odnosi na povećanje broja skrivenih neurona i/ili slojeva, čime mreža dobija više stepeni slobode, ali joj se najčešće povećava vreme obučavanja;
- promenom načina izbora validacionih podataka u procesu obučavanja neuronske mreže;
- promenom osnovnih parametara mreže (brzine obučavanja, impulsa i/ili faktora ujednačavanja);

- promenom veličine neuronske mreže. Npr. ukoliko je proces obučavanja mreže predugačak, preporučuje se raščlanjivanje problema na nekoliko manjih delova za koje se razvijaju zasebne neuronske mreže

Nakon redizajniranja neuronske mreže i promene njenih parametara, ponovo se vrši testiranje generisanog modela i ukoliko se dobiju zadovoljavajući rezultati, pristupa se optimizaciji parametara u cilju poboljšanja tačnosti ANN modela, a ukoliko se ne dobiju zadovoljavajući rezultati, pristupa se ponovnom redizajniranju i promeni parametara mreže.

5.2 Primenjeni statistički indikatori performansi modela

Za evaluaciju performansi razvijenog modela koristi se veliki broj klasičnih statističkih metoda za izračunavanje različitih tipova grešaka. Performanse modela se odnose, pre svega, na njegovu sposobnost da u realnim uslovima generiše što je moguće tačnije prognoze ispitivanih veličina. Realni uslovi se kod ANN mreža simuliraju testiranjem mreža na nepoznate podatke koji nisu korišćeni za obučavanje mreže. Vrednosti dobijene modelom porede se sa vrednostima izlaznih promenljivih koje se koriste za testiranja i koji ranije nisu bili prezentovani mreži.

U literaturi je zastupljen široki spektar različitih statističkih indikatora, pri čemu, za sada, ne postoji set indikatora koji se uzima kao univerzalan [136], već je najvažnije pravilo da se koristi više statističkih parametara koji opisuju različite aspekte ponašanja modela. Najčešće se evaluacija modela vrši pomoću korena srednje kvadratne greške, srednje vrednosti apsolutnih grešaka, koeficijenta korelacije, srednje apsolutne procentualne greške, srednje greške odstupanja, udela tačnih predviđanja itd.

U narednom delu će biti predstavljeni statistički indikatori performansi modela koji su korišćeni u predmetnim istraživanjima. U jednačinama 4.17 – 4.26 korišćene su sledeće oznake:

- O_i je stvarna (izmerena) vrednost neke izlazne promenljive veličine (npr. količina generisanog otpada po glavi stanovnika u kg po glavi stanovnika);

- P_i je vrednost izlazne promenljive veličine koja je dobijena predikcijom modela;
- n je broj merenja ili predviđanja;
- \bar{O} je srednja vrednost stvarnih (izmerenih) izlaznih promenljivih veličina;
- \bar{P} je srednja vrednost izlaznih promenljivih koje su dobijene predviđanjem razvijenog modela.

Koeficijent linearne korelacije (r – the correlation coefficient) ukazuje na stepen linearne korelacije između vrednosti izlaznih promenljivih dobijenih modelovanjem i stvarnih (izmerenih) vrednosti izlaznih promenljivih [137].

$$r = \frac{(\overline{O_i - \bar{O}}) \cdot (\overline{P_i - \bar{P}})}{\sigma_O \cdot \sigma_P} = \frac{n \sum_{i=1}^n (O_i P_i) - \sum_{i=1}^n O_i \sum_{i=1}^n P_i}{\sqrt{[n \sum_{i=1}^n O_i^2 - (\sum_{i=1}^n O_i)^2] \cdot [n \sum_{i=1}^n P_i^2 - (\sum_{i=1}^n P_i)^2]}} \quad (4.17)$$

On se kreće u opsegu od -1 do 1. Vrednost koeficijenta korelacije između ove dve vrednosti ukazuje na stepen linearne zavisnosti dve promenljive. Model je utoliko precizniji (odnosno značajnija je linearna korelacija između promenljivih), ukoliko su vrednosti koeficijenta linearne korelacije bliži vrednostima -1 i 1. Ukoliko se radi o nezavisnim promenljivim, koeficijent iznosi nula. Koeficijent korelacije detektuje samo linearnu zavisnost između dve promenljive i iako daje najmanje informacija od korišćenih statističkih pokazatelja, veoma često se koristi u međufazama razvoja ANN modela zato što se, primenom softverskih paketa koji se koriste za crtanje dijagrama, jednostavno i brzo izračunava.

Koeficijent determinacije (R^2 - coefficient of determination) je kvadratna vrednost koeficijenta linearne korelacije između vrednosti prognozirane modelom i posmatrane vrednosti. Vrednosti R^2 se kreću od 0 do 1 i što je vrednost bliža jedinici to su performanse modela bolje. Iako su informacije koje se dobijaju pomoću R^2 ograničene, široko se primenjuje zbog toga što je jednostavan i lako se izračunava. Može se izračunati na osnovu jednačine 4.18 [138].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (4.18)$$

Kada se u linearnom modelu pojavljuje odsečak, koeficijent determinacije je jednak kvadratu koeficijenta linerane korelacije između vrednosti predviđenih modelom i stvarnih posmatranih vrednosti (jednačina 4.19) [139].

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(P_i - \bar{P})]^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2} \quad (4.19)$$

Koren srednje kvadratne greške (RMSE – Root mean squared error) predstavlja kvadratni koren greške srednjeg kvadratnog odstupanja (MSE) [106,140]. *RMSE* se izražava u jedinicama promenljive, pa je zato pogodnija i lakša za interpretaciju od koeficijenta korelacije. Preciznost modela je veća, što je *RMSE* manja. Treba ipak voditi računa da je *RMSE* relativna veličina tako da ne mogu da se porede vrednosti za modele koji su razvijani sa različitim promenljivim veličinama. Jednačinom 4.20 data je jednačina za izračunavanje korena srednje kvadratne greške (*RMSE*).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} [\sum (O_i - P_i)^2]} \quad (4.20)$$

Srednja vrednost apsolutnih grešaka (MAE – Mean absolut error) je slična *RMSE* i predstavlja srednju vrednost apsolutne vrednosti razlike stvarne i prognozirane vrednosti. Koristi se za izračunavanja sa malim i/ili ograničenim brojem podataka.

$$MAE = \sum_{i=1}^n \frac{|O_i - P_i|}{n} \quad (4.21)$$

Što je *MAE* manja to su vrednosti predviđanja bliskije stvarnim vrednostima, a u idealnom slučaju, kada je $O_i = P_i$, $MAE = 0$.

Srednja apsolutna procentualna greška (MAPE – Mean absolute percentage error) pokazuje procentualnu tačnost predviđenih vrednosti u odnosu na izmerene.

Što je vrednost manja, model pokazuje bolje prognostičke karakteristike. Nedostatak ovog statističkog indikatora je u tome što nema gornje granične vrednosti. Način ocene tačnosti modela korišćenjem vrednosti *MAPE* interpretirao je Luis (*Lewis*) i po njemu greške manje od 10% daju visoko tačnu prognozu, greške u rasponu od 10 – 20% daju dobru prognozu, za vrednosti *MAPE* između 20 i 50% prognoza je razumna, a sve vrednosti *MAPE* veće od 50% pokazuju netačnu

prognozu [18], mada ove granice za ocenu modela treba shvatiti uslovno, jer one mogu varirati u zavisnosti od namene modela. Izračunavanje srednje apsolutne procentualne greške (*MAPE*) se vrši pomoću jednačine 4.22.

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|O_i - P_i|}{|O_i|} \quad (4.22)$$

MAPE je veoma značajan statistički indikator performansi modela posebno za razvoj ANN modela u slučajevima kada se modeluju vrednosti na nacionalnom nivou, tako da može biti indikator za ocenu performansi modela za svaku od država pojedinačno ili za sve države obuhvaćene modelom [108].

Neš-Satklijov koeficijent efikasnosti modela (E_f – *Nash–Sutcliffe model efficiency coefficient*) određuje veličinu rezidualne varijanse („šum“) u odnosu na varijansu stvarnih vrednosti („informacije“). Njegov opseg je od $-\infty$ do 1, a ukoliko je $E_f = 0$ to znači da model radi kao da koristi samo srednju vrednost [138,141]. *Neš-Satklijov koeficijent efikasnosti modela* (E_f) se može izračunati pomoću jednačine 4.23.

$$E_f = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (4.23)$$

Indeks slaganja (*IA – the index of agreement*) pokazuje stepen srednjeg slaganja između aktuelne (stvarne, izmerene) vrednosti i vrednosti koja je predviđena modelom, kao i razliku između njih. To je relativan i standardizovan statistički indikator performansi modela i kada mu je vrednost jednaka 0 nema slaganja, a kada je $IA=1$ tada je slaganje odlično (jednačina 2.24) [142].

$$IA = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)^2} \quad (4.24)$$

Udeo tačnih predviđanja u okviru posmatranih vrednosti (*FA – the percent of predictions within a factor of observed values*) je pored *IA* jedan od značajnijih statističkih pokazatelja performansi modela. *FA* ukazuje na sposobnost modela da za svaki pojedinačni ispitivani slučaj generiše tačno predviđanje za datu rezoluciju greške i omogućava da se modeli efikasno klasifikuju prema svojim performansama, u zavisnosti od složenosti problema i zahtevane tačnosti [108].

FA1.1 daje udeo predviđanja sa greškom manjom od $\pm 10\%$ (jednačina 4.25), dok FA1.2 i FA1.25 daju udeo predviđanja sa relativnom greškom manjom od $\pm 20\%$, odnosno $\pm 25\%$ (jedn. 4.26 i 4.27).

$$FA1.1 = 0,9 < \frac{P_i}{O_i} < 1,1 \quad (4.25)$$

$$FA1.2 = 0,83 < \frac{P_i}{O_i} < 1,2 \quad (4.26)$$

$$FA1.25 = 0,8 < \frac{P_i}{O_i} < 1,25 \quad (4.27)$$

Rezultati i diskusija

U ovom delu rada su opisani ANN modeli koji su razvijeni u okviru ovih istraživanja. U poglavlju 6 predstavljeni su razvoj i evaluacija modela za predviđanje količine generisanog otpada na nacionalnom nivou. Poglavlje 7 se bavi modelovanjem generisanih količina opasnog hemijskog i opasnog medicinskog otpada na nacionalnom nivou. U poglavlju 8 predstavljen je razvoj modela za predviđanje primarne proizvodnje energije iz komunalnog otpada na bazi podataka za 16 država Evropske unije i Norveške i primena dobijenog modela na balkanske države.

6. Predviđanje količine generisanog KČO na nacionalnom nivou

U ovom poglavlju je opisan razvoj, optimizacija i evaluacija modela za predviđanje godišnjih količina generisanog komunalnog čvrstog otpada (KČO) na nacionalnom nivou za 44 države širom sveta, koje su različite po veličini, broju stanovnika i nivou ekonomskog razvoja. Za razvoj modela je primenjena neuronska mreža sa opštom regresijom, uz korišćenje socio-ekonomskih, demografskih i industrijskih parametara, kao ulaznih promenljivih. Jedan od ciljeva ovog dela rada je ispitivanje potencijalnog uticaja ekonomske krize na rezultate predviđanja količina KČO. Značajniji uticaji svetske ekonomske krize, na nivou vremenske serije podataka, ogledaju se u pojavi tzv. strukturnog loma (*Structural break*), tj. nagle promene do koje može da dođe usled poremećaja ekonomskih i socijalnih prilika. U tom slučaju, ekonomske i društvene karakteristike se znatno razlikuju u periodima pre i posle pojave strukturnog loma. Iz tog razloga, razvijena su dva modela: jedan u kome je pojava strukturnog loma zanemarena i drugi u kome su uzete u obzir posledice pojave strukturnog loma. Kada su prikupljeni svi ulazni i izlazni podaci, radi ispitivanja eventualne pojave međusobne korelacije između ulaznih promenljivih, primenjena je korelaciona analiza. Od prikupljenih podataka je razvijen jedan model za predikciju godišnjih količina generisanog otpada na nacionalnom nivou. Za razvijanje drugog modela, nakon korelacione analize, izvršeno je ispitivanje

eventualnog postojanja strukturnog loma u periodu praćenja (2000 – 2012. godina) za svih 44 država koje su uključene u istraživanje. Za sve države kod kojih je utvrđena pojava strukturnog loma, određena je godina u kojoj je došlo do njegove pojave i svi podaci za godine koje su mu prethodile su isključeni, tj. nisu korišćeni za obučavanje neuronske mreže. Na kraju je izvršena evaluacija i poređenje performansi dva razvijena modela (modela koji zanemaruje svetsku ekonomsku krizu i modela koji uzima u obzir svetsku ekonomsku krizu). Dobijeni model se može primeniti i na druge države, a prvenstveno bi bio koristan za prognozu količina generisanja otpada na godišnjem nivou za države kod kojih ovi podaci ili ne postoje ili nisu pouzdani [5].

6.1 Ulazni i izlazni parametri

U poglavlju 2.4.1 već je bilo reči o primeni veštačkih neuronskih mreža u razvoju modela za predviđanje količina generisanog otpada, kao i o korišćenim ulaznim parametrima koji su primenjeni u naučnoj literaturi [28–32].

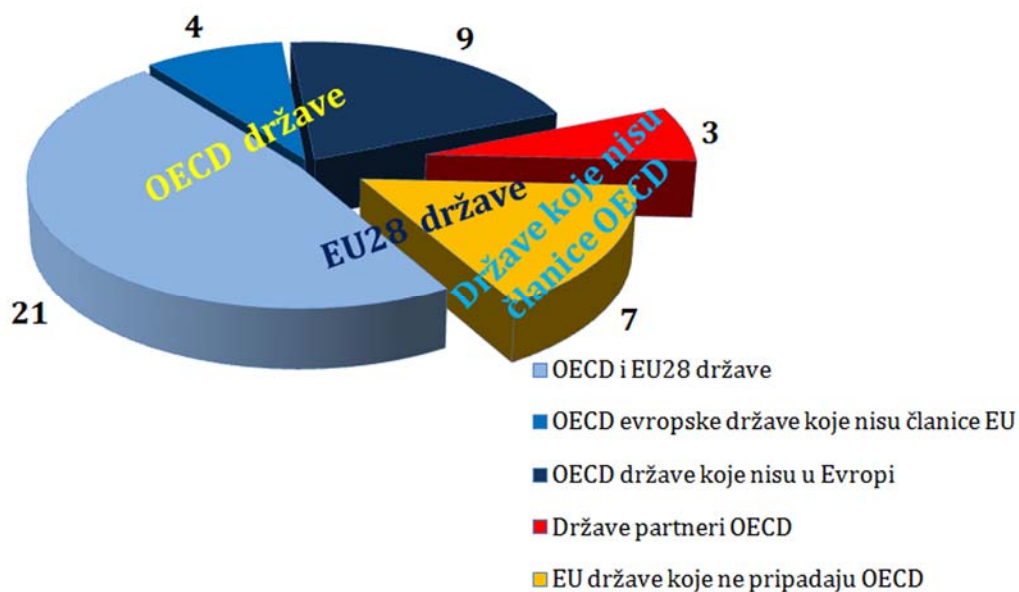
Za razvoj modela u predmetnom istraživanju korišćeni su podaci za 44 države, od kojih su 34 članice OECD (Organizacije za ekonomsku saradnju i razvoj – *Organisation for economic co-operation and development*), 28 su članice Evropske unije i 3 su zemlje partneri OECD. 7 država iz Evropske unije nisu članice OECD, 4 evropske države članice OECD nisu članice EU, a 9 članica OECD obuhvaćene ovim ispitivanjima se nalaze van evropskog kontinenta (slika 6.1).

Oko 49% ukupne površine posmatranih država i oko 57% stanovništva tih država pripada državama partnerima OECD, Brazilu, Kini i Rusiji, dok samo 17% stanovništva i nešto ispod 6% ukupne površine ovih zemalja otpada na 28 država članica EU.

Izabranih 44 država se veoma razlikuju po svojoj veličini, broju stanovnika, ekonomskom i industrijskom razvoju, ali i po svojim socijalnim i kulturnim navikama. Pored toga, na količine generisanja KČO mogu uticati i klimatski uslovi, pa se i među posmatranim državama očekuju značajne razlike, s obzirom na njihove različite geografske položaje [143–145]. Sve ovo znatno usložnjava razvoj

jedinstvenog modela za prognozu količina generisanog KČO za sve države obuhvaćene ovim ispitivanjem.

Na slici 6.1 prikazana je struktura zemalja koje su obuhvaćene istraživanjem.



Slika 6.1 Struktura država obuhvaćenih istraživanjem

Svi podaci koji su korišćeni za modelovanje su preuzimani iz sledećih baza podataka: baza podataka OECD (*OECD Statistics*), Eurostat baza, baza podataka Svetske banke, baza podataka Odeljenja za ekonomska i socijalna pitanja Ujedinjenih nacija (*UN DESA – United Nation Department of Economic and Social Affairs*), kao i baze podataka iz nacionalnih zavoda za statistiku.

Izlazna promenljiva je količina generisanog komunalnog čvrstog otpada na godišnjem nivou po glavi stanovnika izražena u kilogram KČO po glavi stanovnika godišnje (kg/stanovnik/god). Ovi podaci su prvenstveno prikupljeni iz OECD baze podataka OECD Environment Statistics, zatim iz baze Evropske agencije za životnu sredinu – Eurostat (Evropskog zavoda za statistiku – *European Statistical Office*), a u slučajevima kada podaci nisu bili dostupni u ove dve baze podataka, podaci su preuzimani iz baza podataka nacionalnih statističkih zavoda.

U tabeli 6.1 prikazani su statistički pokazatelji generisanja otpada za sve posmatrane države u periodu od 2000. do 2012. godine u kg po stanovniku.

U napomeni tabele 6.1 za svaku od posmatranih država je navedeno u koju kategoriju je svrstana u skladu sa slikom 6.1.

Tabela 6.1 Statistički pokazatelji količina generisanog KČO (kg/st) (2000-2012)

Država	Srednja vrednost	Standardna devijacija	Minimum	Maksimum
Belgija (BE) ^a	474	14	450	494
Bugarska (BG) ^b	573	45	460	612
Češka Republika (CZ) ^a	300	19	274	335
Danska (DK) ^a	672	63	598	789
Nemačka(DE) ^a	602	26	564	642
Estonija (EE) ^a	383	60	280	453
Irska (IE) ^a	688	67	587	792
Grčka (GR) ^a	453	38	407	531
Španija (ES) ^a	577	63	468	658
Francuska (FR) ^a	530	11	506	543
Hrvatska (HR) ^b	342	63	245	415
Italija (IT) ^a	535	18	504	559
Kipar (CY) ^b	683	29	628	729
Letonija (LV) ^b	328	30	271	391
Litvanija(LT) ^b	402	26	365	445
Luksemburg (LU) ^a	672	16	646	697
Mađarska(HU) ^a	441	28	382	468
Malta (MT) ^b	602	44	540	674
Holandija (NL) ^a	589	17	549	606
Austrija (AT) ^a	586	15	562	608
Poljska (PL) ^a	304	25	256	322
Portugal (PT) ^a	472	29	441	520
Rumunija (RO) ^b	354	45	268	411
Slovenija (SL) ^a	475	56	362	542
Slovačka(SK) ^a	286	25	239	319
Finska(FI) ^a	486	20	458	521
Švedska(SE) ^a	465	20	428	493
Ujedinjeno kralj. (UK) ^a	556	43	477	602
Island (IS) ^c	449	89	306	563
Norveška (NO) ^c	457	63	361	613
Švajcarska(CH) ^c	687	26	656	736
Turska (TR) ^c	427	19	400	454

Država	Srednja vrednost	Standardna devijacija	Minimum	Maksimum
Australija (AU) ^d	566	75	448	690
Brazil (BR) ^e	301	25	272	336
Kanada (CA) ^d	761	31	710	811
Čile (CL) ^d	360	19	329	385
Kina(CN) ^e	258	19	230	286
Izrael (IL) ^d	598	19	558	631
Japan (JP) ^d	400	27	354	432
Republika Koreja (KR) ^d	373	10	358	388
Meksiko (MX) ^d	331	18	305	360
Novi Zeland (NZ) ^d	696	92	559	779
Rusija(RU) ^e	429	61	350	563
SAD (US) ^d	760	24	723	787

^a Članice Evropske unije i OECD

^b Članice Evropske unije, ali ne i OECD

^c Evropske zemlje članice OECD, ali ne i Evropske unije

^d Neevropske države članice OECD

^e Države partneri OECD

Da bi se dobio ANN model čiji rezultati prognoze količina generisanog KČO će imati zadovoljavajuću tačnost, veoma je važno identifikovati parametre koji značajno utiču na količine generisanja otpada. Kao što je ranije pomenuto, veliki broj različitih parametara je već korišćen u naučnoj literaturi, a neki od njih su primenjeni i za ova istraživanja. Većina parametara su normirani i to uglavnom po glavi stanovnika, kako bi mogle da se porede države različite po broju stanovnika.

U okviru ovih istraživanja za modelovanje količina generisanog KČO primenjen je veći broj ulaznih promenljivih, čiji statistički pokazatelji su prikazani u tabeli 6.2.

Bruto domaći proizvod (*GDP – Gross domestic product*) je korišćen kao ekonomski indikator, jer ukazuje na ekonomski stepen razvoja svake pojedinačne države. Izražen je u dolarima po glavi stanovnika.

Domaća potrošnja materijala (*DMC – Domestic material consumption*) predstavlja ukupnu količinu materijala koju privreda direktno koristi, bez skrivenih tokova [146]. Može se reći da je DMC jednak razlici potrošnje materijala u privredi i izvoza. Izražen je u toni po glavi stanovnika.

Kao demografski indikatori korišćeni su udeo urbanog stanovništva (*SUP – Share of urban population*), gustina stanovništva (*PD – Population density*) izražena kao broj stanovnika po km², prosečan broj članova domaćinstva (*AHS – Average household size*) i udeo populacije starosti između 20 i 65 godina (*POP – Population by age group 20-65*).

Kao industrijski parametar, uz ranije pomenutu domaću potrošnju materijala, korišćena je i dodata vrednost u industriji (*VAI – Value added in industry*), koja se odnosi na doprinos industrije ukupnom GDP i izražava se kao udeo GDP.

Potrošnja inostranih turista (*TUR – Tourism expenditure in the country*) je još jedan od ekonomskih pokazatelja i on se odnosi na potrošnju ne-rezidenata u posmatranoj državi. Izražen je u dolarima po glavi stanovnika posmatrane države.

U ekonomske pokazatelje se mogu ubrojati i stopa nezaposlenosti (*UNR – Unemployment rates*), kao udeo od radno sposobnog stanovništva i ukupna potrošnja domaćinstva (*HFCE – Household final consumption expenditure*) koja se sastoji od svih prosečnih izdataka domaćinstva za robu i usluge individualne potrošnje, gde spadaju i troškovi kirije i ostali troškovi stanovanja, a izražava se u dolarima po glavi stanovnika.

Kao socijalni indikator koji ukazuje i na potrošačke navike, korišćena je godišnja potrošnja alkohola među populacijom koja ima 15 ili više godina (*ALC – Alcohol consumption for population aged 15 and over*) i izražava u litrima po glavi stanovnika od 15 godina i starijih.

S obzirom da nisu bili dostupni direktni pokazatelji načina grejanja stambenih jedinica, kao indirektni pokazatelj korišćen je udeo emisija ugljen-dioksida iz stambenih jedinica, komercijalnih i javnih ustanova (*CO₂ emissions from residential building and comercial and public services*), koja prikazuje udeo svih emisija poreklom od sagorevanja goriva u domaćinstvima, komercijalnim i javnim ustanovama u ukupnim emisijama na nivou posmatrane države.

Statistički pokazatelji svih pomenutih ulaznih promenljivih dati su u tabeli 6.2, a u napomeni su date jedinice za svaku od promenljivih.

Tabela 6.2 Statistički pokazatelji ulaznih promenljivih korišćenih za modelovanje količina generisanog KČO (kg/st) (2000-2012)

Ulazna promenljiva	Srednja vrednost	Standardna devijacija	Minimum	Maksimum
Bruto domaći proizvod (<i>GDP</i>) ^a	0,87	0,41	0,11	2,52
Domaća potrošnja materijala (<i>DMC</i>) ^b	19,18	9,68	6,77	54,74
Udeo urbanog stanovništva (<i>SUP</i>) ^c	0,75	0,12	0,36	0,98
Gustina stanovništva (<i>PD</i>) ^d	145	211	2,5	1354
Prosečna veličina domaćinstva (<i>AHS</i>) ^e	2,70	0,47	2,00	4,25
Dodata vrednost u industriji (<i>VAI</i>) ^c	0,23	0,06	0,07	0,42
Potrošnja inostranih turista (<i>TUR</i>) ^a	1027	1335	10,5	9991
Udeo populacije starosti između 20 i 65 godina (<i>POP</i>) ^c	0,61	0,03	0,51	0,70
Stopa nezaposlenosti (<i>UNR</i>) ^c	0,08	0,04	0,02	0,23
Potrošnja alkohola populacije od 15 i više godina (<i>ALC</i>) ^f	9,40	2,80	1,20	15,30
Ukupna potrošnja domaćinstva (<i>HFCE</i>) ^a	1,50	3,02	0,001	17,02
Udeo emisija ugljen dioksida (<i>CO₂</i>) ^c	0,16	0,07	0,004	0,39

^a Američkih dolara po glavi stanovnika

^b Tona po glavi stanovnika

^c Udeo

^d Stanovnika po km²

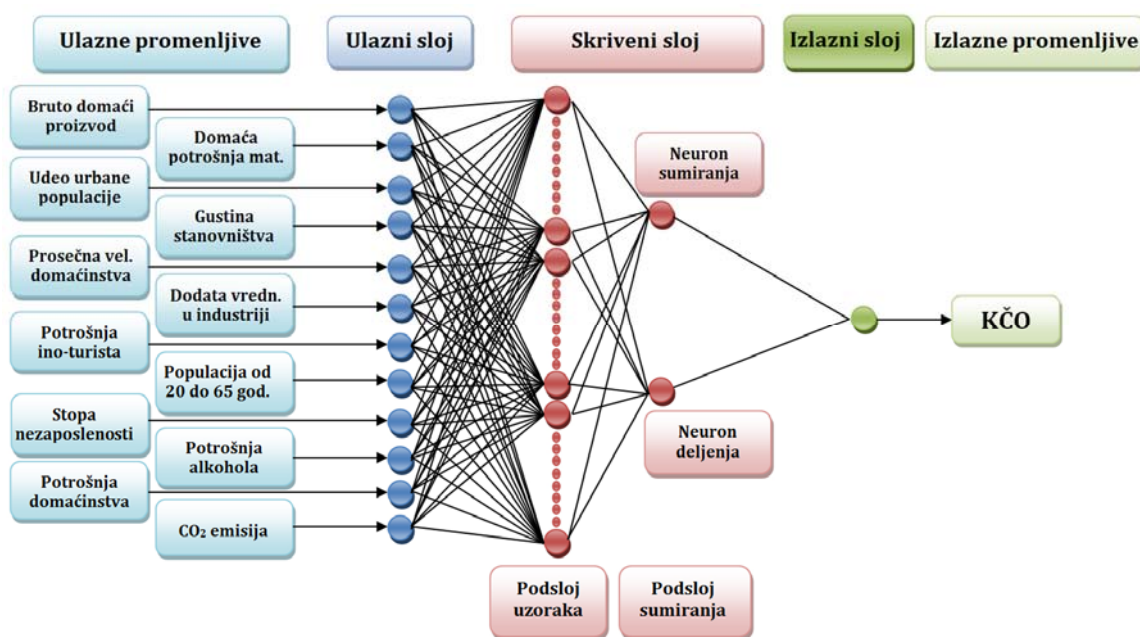
^e Broj osoba u domaćinstvu

^f Litara po glavi stanovnika od 15 godina i starijih

6.2 Razvoj i optimizacija GRNN modela za predviđanje količine generisanog KČO

Za razvoj modela za predviđanje količina generisanog KČO u 44 države sveta korišćena arhitektura je neuronska mreža sa opštom regresijom (GRNN), koja je u ranijim istraživanjima [31] dala bolje rezultate od neuronske mreže sa propagacijom greške unazad (BPNN). Kao i u pomenutim istraživanjima, i u razvoju ovog modela je korišćen softver NeuroShell 2.

U ulaznom sloju se nalazi 12 neurona za 12 ulaznih promenljivih, a u izlaznom 1 koji predstavlja izlaznu promenljivu - godišnju količinu generisanog čvrstog otpada na nacionalnom nivou. Broj neurona koji se nalaze u skrivenom sluju jednak je broju serija podataka za obučavanje. U podsloju za sumiranje u okviru skrivenog sloja nalaze se jedan neuron za deljenje i jedan neuron za sumiranje. Šematski prikaz GRNN arhitekture primenjene za razvoj modela za prognozu generisanih količina KČO tokom godine, na nacionalnom nivou, predstavljen je na slici 6.2.



Slika 6.2 GRNN arhitektura korišćena za razvoj modela za prognozu količina generisanog KČO

Pored izbora ulaznih promenljivih koje bi trebalo da budu reprezentativne za predviđanje količina generisanog KČO na nacionalnom nivou, na performanse GRNN modela mogu znatno da utiču eventualne pojave međusobnih korelacija između nezavisno promenljivih ulaznih veličina, o čemu je opširnije bilo reči u poglavlju 4.2.1. Kao što je već navedeno, u slučaju da su dve ulazne promenljive visoko korelisane, preporuka je da se jedna od njih ukloni, kako ne bi izazvala konfuziju u procesu obučavanja.

Za ispitivanje međusobnih odnosa između ulaznih promenljivih korišćen je Pirsonov (*Pearson*) koeficijent korelacije, za čije izračunavanje se primenjuje

jednačina 4.1, data u poglavlju 4.2.1. U tabeli 6.3 prikazani su rezultati korelacione analize koja je primenjena na ulaznim veličinama prikazanim u tabeli 6.2.

Tabela 6.3 Rezultati korelacione analize ulaznih promenljivih za modelovanje količina generisanog KČO

	GDP	DMC	SUP	PD	AHS	VAI	TUR	POP	UNR	ALC	HFCE	CO ₂
GDP	1,00											
DMC	0,28	1,00										
SUP	0,44	0,19	1,00									
PD	0,05	-0,34	0,30	1,00								
AHS	-0,55	-0,10	-0,16	-0,01	1,00							
VAI	-0,38	0,01	-0,36	-0,16	0,22	1,00						
TUR	0,63	0,15	0,21	0,17	-0,21	-0,52	1,00					
POP	-0,02	-0,05	-0,43	0,12	-0,35	0,12	0,11	1,00				
UNR	-0,40	-0,21	-0,25	-0,13	0,08	-0,09	-0,20	0,18	1,00			
ALC	0,21	0,16	-0,20	-0,11	-0,57	-0,17	0,22	0,53	0,10	1,00		
HFCE	0,27	-0,19	0,10	0,15	-0,27	0,07	-0,12	0,00	-0,23	-0,07	1,00	
CO ₂	0,28	-0,24	-0,17	0,04	-0,23	-0,06	0,04	0,19	-0,01	0,33	0,19	1,00

Za parove promenljivih koji su visoko korelisani smatraju se oni čija je vrednost koeficijenta međusobne korelacije jednaka ili veća od 0,8 [125]. Kao što se iz tabele 6.3 vidi, korelacionom analizom je ustanovljeno da među izabranim ulaznim promenljivim nema visoko korelisanih parova, tako da su sve one korišćene za obučavanje neuronske mreže.

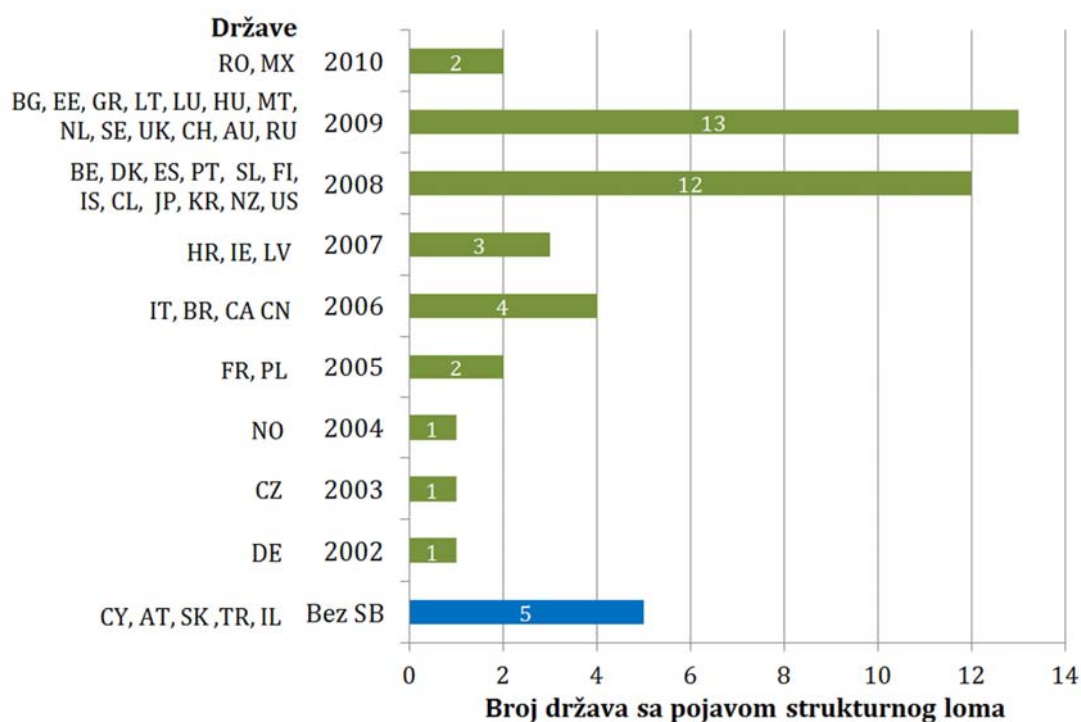
Potom je ispitivan uticaj svetske ekonomske krize na odnose između ulaznih promenljivih i količine generisanog KČO, kao izlazne promenljive. Svetska ekonomska kriza se dogodila u periodu od 2007. do 2009. godine [147] i imala je značajne posledice na gotovo sve privredne grane širom sveta. Da bi se ispitali ovi odnosi, testirane su na tzv. strukturni lom (*SB - Structural break*) ulazne promenljive sa jedne strane i količina generisanog KČO sa druge strane, za svaku od 44 država obuhvaćenih ispitivanjem, za ceo ispitivani period (2000. do 2012. godine). Detaljniji opis primenjene metodologije testiranja pojave strukturnog loma dat je u poglavlju 4.2.3.

Da bi se ispitalo prisustvo strukturnog loma za svaku državu, prvo je primenjen Kuant-Adrjuzov (*Quandt-Andrews*) test, a nakon toga Čau (*Chow*) test za svaku pojedinačnu godinu, nakog godine u kojoj je prethodnim testom ustanovljena pojava strukturnog loma. Čau test je primenjen da bi se proverilo za svaku

pojedinačnu državu da li je dolazilo do dodatnih strukturnih promena nakon pojave dominantnog strukturnog loma koga registruje Kuant-Adrjuzov test.

Primenom pomenuta dva testa za svaku pojedinačnu državu može se zaključiti da se u većini posmatranih zemalja dogodio strukturni lom u ispitivanom periodu (slika 6.3), kao posledica globalne finansijske krize, čiji su efekti najočigledniji u 2008. i 2009. godini.

Na slici 6.3 predstavljeni su rezultati testiranja strukturnog loma za posmatrane države.



Slika 6.3 Rezultati testiranja pojave strukturnog loma (SB)

Kao što se sa slike 6.3 može uočiti, statistički značajan strukturni lom, kao posledica globalne finansijske krize se, u periodu od 2007. do 2010. godine, pojavio u 68,2% svih posmatranih zemalja. Dodatnih 20,4% pojava strukturnog loma se odigralo u godinama koje su prethodile svetskoj ekonomskoj krizi (2002. - 2006. god). Razlozi pojave strukturnog loma u ovom periodu mogu da budu različiti, kao što je npr. recesija koja se dogodila u Nemačkoj 2002. godine [148], ili npr. promena u definisanju KČO koja se dogodila u Norveškoj 2004. godine, od kada se samo kućni otpad tretira kao KČO [149]. Od svih posmatranih država, u njih 5 nije konstatovan strukturni lom, što čini 11,4%. S obzirom da strukturne promene u

ekonomiji nisu uvek neizostavno povezane sa simultanim promenama u stopi generisanja KČO, izostala je pojava strukturnog loma u sledećim državama: Austrija, Kipar, Slovačka, Turska i Izrael.

S obzirom na rezultate sprovedenih testova, razvijena su dva GRNN modela za predviđanje količine generisanog komunalnog čvrstog otpada na nacionalnom nivou. U razvoju prvog modela, pojava strukturnog loma, samim tim i efekti svetske ekonomske krize na generisanje KČO, su zanemareni i ovaj model je nazvan GRNN model. Za razvoj drugog modela, posledice krize, odnosno pojava strukturnog loma, su uzeti u obzir i iz razvoja modela su isključeni svi podaci iz godina koje su prethodile pojavi strukturnog loma za sve države u kojima je registrovana njegova pojava. Ovaj model je nazvan SB-GRNN model.

U razvoju GRNN modela korišćeni su podaci od 2000 - 2010. godine za trening i validaciju. S obzirom da je ispitivanjem obuhvaćeno 44 države i da su korišćeni podaci za 11 godina, to znači da je u skrivenom sloju bilo 484 neurona. Ovi podaci su nasumično podeljeni na deo za obuku i deo za validaciju, u odnosu 4:1, redom. Podaci iz 2011. i 2012. godine su korišćeni za testiranje modela.

Za razvoj SB-GRNN modela, kod država u kojima je došlo do pojave strukturnog loma, korišćeni su samo oni podaci iz godina nakon godine u kojoj je konstatovan strukturni lom, dok su kod država kod kojih nije registrovan strukturni lom, korišćeni svi podaci. Od prvobitnih 484 serija podataka, za razvoj SB-GRNN modela je preostalo 192 serije podataka, koje su takođe nasumično podeljene u odnosu 4:1 na podatke za obuku i podatke za validaciju, redom. U tabeli 6.4 prikazan je broj serija podataka korišćenih za modelovanje.

Tabela 6.4 Broj korišćenih serija podataka za razvoj i evaluaciju modela

Skup podataka/Model	GRNN	SB-GRNN
Podaci korišćeni za razvoj modela	Od 2000-2010. god. (484 serije podataka): Podset za obuku: 388 Podset za validaciju: 92	Od pojave SB do 2011. god. (192 serije podataka): Podset za obuku: 154 Podset za validaciju: 38
Podaci korišćeni za evaluaciju modela	Podset za testiranje: 88	Podset za testiranje: 44
Odnos između broja podataka za razvoj i evaluaciju modela	5,5	4,4

6.3 Analiza rezultata razvijenih modela

GRNN model je testiran i podacima za 2011. i 2012. godinu i samo podacima za 2012. godinu, dok je SB-GRNN model testiran samo podacima za 2012. godinu. Vrednosti statističkih pokazatelja performansi GRNN modela za dva skupa podataka za testiranje i SB-GRNN modela prikazani su u tabeli 6.5.

Tabela 6.5 Vrednosti statističkih pokazatelja performansi razvijenih modela

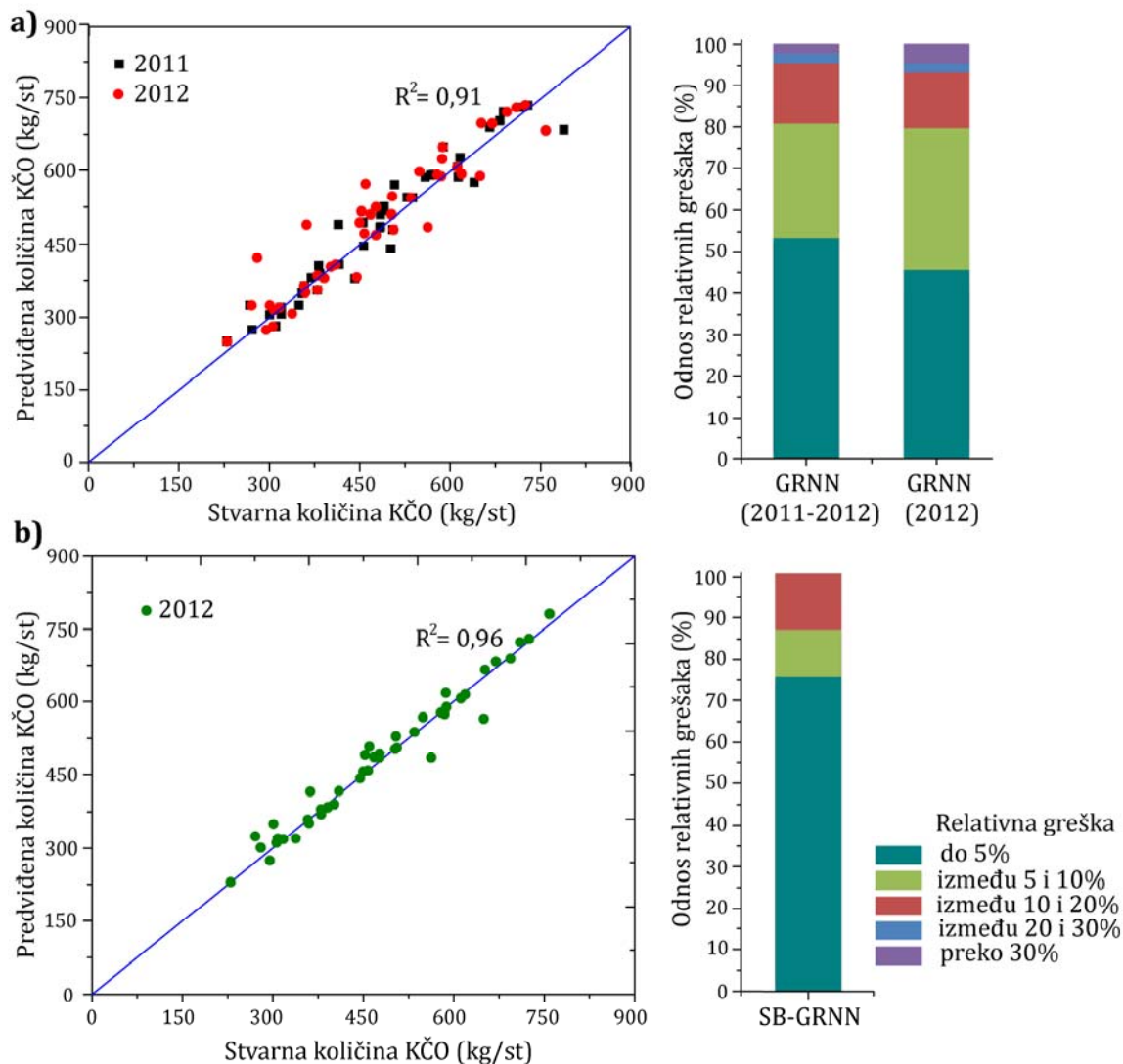
Statistički parametar	Jedinica	GRNN		SB-GRNN
		2011-2012.	2012.	
r		0,956	0,944	0,981
IA		0,871	0,851	0,925
E_f		0,909	0,879	0,962
MAE	kg/st.	29,9	34,6	17
$RMSE$	kg/st.	41,7	47,7	26,4
$MAPE$	%	6,7	8,0	4,0
$FA1.1$	%	80,7	79,5	86,4

Napomena: r - koeficijent linearne korelacije; R^2 - koeficijent determinacije; IA - indeks slaganja; E_f - Nash–Sutcliffe-ov koeficijent efikasnosti modela; MAE - srednja vrednost apsolutnih grešaka, $RMSE$ - koren srednje kvadratne greške; $MAPE$ - srednja apsolutna procentualna greška; $FA1.1$ - udeo predviđanja sa greškom manjom od $\pm 10\%$.

Kao što se iz tabele 6.5 vidi, SB-GRNN model pokazuje superiorne osobine u odnosu na GRNN model, prvenstveno iz razloga što kod ovog modela $MAPE$ iznosi 4,0% i $FA1.1$ iznosi 86,4%, dok je kod GRNN modela $MAPE$ 6,7%, a $FA1.1$ je 80,7%.

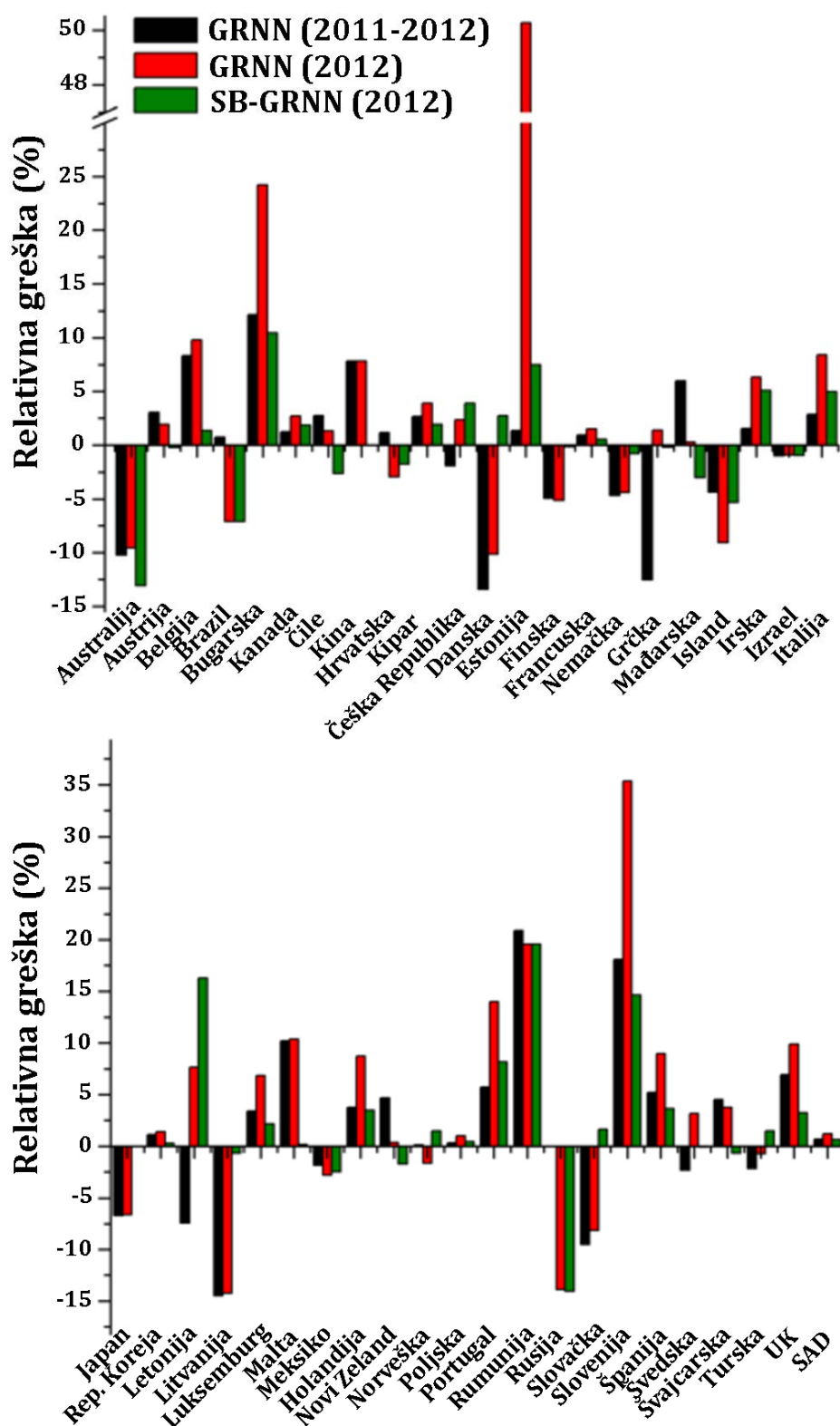
Na slici 6.4 data su poređenja stvarnih (aktuelnih) količina generisanja KČO, koje su preuzete iz ranije pomenutih baza podataka, i odgovarajućih vrednosti rezultata predviđanja dobijenih GRNN i SB-GRNN modelima, za sve posmatrane države. Na istoj slici su dati i prikazi odnosa relativnih grešaka za oba modela. Sa slike se može videti da model SB-GRNN ima bolje predikcione karakteristike od modela GRNN iz razloga što mu je koeficijent determinacije veći ($R^2_{SB-GRNN} = 0,96$, naspram $R^2_{GRNN} = 0,91$) i relativna greška u svim opsezima je manja: kod SB-GRNN modela 75% predviđanja ima manju grešku od 5%, oko 86% manju od 10% i 100% manju od 20%, dok u isto vreme, kod GRNN modela oko 54% predviđanja je sa greškom manjom od 5%, oko 80% sa greškom manjom od 10% i oko 95% sa greškom manjom od 20%. Za razliku od SB-GRNN modela kod kojeg nema predviđanja sa

greškom većom od 20%, kod GRNN modela, i kod modela testiranog sa podacima iz 2011. i 2012. godine, na slici 6.4 označen kao GRNN (2011-2012), i kod GRNN modela testiranog samo sa podacima iz 2012. godine, koji je označen sa GRNN (2012), javljaju se i greške koje prekoračuju 30% i to kod GRNN (2011-2012) modela u 1 slučaju (oko 2,25%), a kod modela GRNN (2012) u 2 slučaja, tj. oko 4,5%.



Slika 6.4 Poređenje stvarnih i predviđenih količina KČO, uz njihove odgovarajuće odnose relativnih grešaka za a) GRNN model i b) SB-GRNN model

Na slici 6.5 prikazana su poređenja relativnih grešaka SB-GRNN modela i GRNN modela testiranog podacima iz 2011. i 2012. godine i istog modela testiranog samo podacima iz 2012. godine, za sve posmatrane države.



Slika 6.5 Relativne greške GRNN i SB-GRNN modela sa podacima za testiranje za pojedinačne države

Sa slike 6.5 se može uočiti da su rezultati predviđanja količina generisanog KČO pomoću SB-GRNN modela u većini slučajeva (tj. za većinu posmatranih država) sa manjom greškom u odnosu na GRNN model i kada je on testiran sa podacima iz 2011. i 2012. godini i samo sa podacima iz 2012. godine.

Kod SB-GRNN modela, relativne greške jednake ili veće od 15%, od svih 44 posmatranih država, zabeležene su samo za Rumuniju, Letoniju i Sloveniju. Najveća zabeležena relativna greška je dobijena za Rumuniju (blizu 20%). Ovakve i veće vrednosti su zabeležene za Rumuniju i primenom GRNN modela (slika 5.5). Najverovatniji razlog za ova odstupanja je to što stvarne vrednosti količina generisanog KČO u Rumuniji nisu merene, već su procenjene, iz razloga što sistem prikupljanja otpada nije obuhvatio celokupno stanovništvo Rumunije, što je dovelo do toga da je odlaganje otpada na nelegalnim deponijama veoma rasprostranjeno [150].

U Slučaju Letonije, SB-GRNN model je procenio količine generisanog KČO za oko 17%, najverovatnije, iz razloga što se značajne količine otpada izvoze, kako bi se ponovo iskoristile u drugim državama. Te količine KČO koje su generisane, ali su izvezene, a to se pre svega odnosi na metale i staklene boce, nisu prijavljene Eurostatu kao otpad generisan u Letoniji [151,152].

Što se Slovenije tiče, Zavod za statistiku Slovenije koristi metodologiju za prikupljanje podataka o količinama generisanog KČO koja uključuje otpad koji je uvezen da bi se reciklirao u Sloveniji, ali ne uključuje otpad koji je izvezen iz Slovenije. Takođe, ambalažni otpad nije uvek prijavljen kao KČO [153], što takođe može biti razlog koji može dovesti do nesigurnosti modela.

Na osnovu predstavljenih rezultata, dolazi se do zaključka da su, korišćenjem podataka analize postojanja strukturnog loma, poboljšane performanse GRNN modela i njegova sposobnost da obezbedi što tačniju prognozu godišnjih količina generisanja KČO na nacionalnom nivou. S obzirom da se za obučavanje neuronske mreže koriste opšte dostupni statistički podaci, razvijeni model se može primeniti u državama u kojima nedostaju podaci vezani za generisanje komunalnog čvrstog otpada, bez obzira na njihovu veličinu, broj stanovnika, nivo ekonomskog i industrijskog razvoja, socijalne, klimatske i druge faktore.

7. Predviđanje količina generisanja opasnog hemijskog i opasnog medicinskog otpada na nacionalnom nivou

U ovom poglavlju prikazan je razvoj i optimizacija modela za predviđanje godišnjih količina generisanog opasnog hemijskog i medicinskog otpada na nacionalnom nivou za one države Evropske unije čiji su podaci bili dostupni [154]. Opasan hemijski i opasan medicinski otpad čine oko 40% svog opasnog otpada koji se generiše u Evropskoj uniji [38], pa su iz tog razloga oni odabrani za istraživanje. Podaci za predviđanje opasnog hemijskog otpada i opasnog medicinskog otpada su prikupljeni odvojeno i najveći broj ulaznih promenljivih im se razlikuje, pa su, samim tim, razvijani i različiti modeli za predviđanje ove dve vrste opasnog otpada. Ovi modeli su razvijeni primenom neuronske mreže sa opštom regresijom. Optimizacija ulaznih podataka je obavljena pomoću korelacione analize i analize značajnosti. U radu su, za obe vrste opasnog otpada, poređene performanse modela kod koga je optimizacija ulaznih promenljivih izvršena samo korelacionom analizom, sa modelima kod kojih je posle korelacione analize primenjena i analiza značajnosti [154].

7.1 Izlazne promenljive

Jedan deo ovog istraživanja se odnosio na razvoj modela za predviđanje količina generisanja opasnog hemijskog otpada (*CHW - Chemical hazardous waste*), koji, prema klasifikaciji Eurostata [155] obuhvata: iskorišćene rastvarače, kisele otpade, alkalne otpade i fiziološke otpade, upotrebljena ulja, hemijski otpad u užem smislu (ostatke hemikalija i ostatke i otpad od hemijske pripreme), mulj iz industrijskih otpadnih voda, kao i mulj i tečni otpad iz tretmana otpada. Kao izlazna promenljiva je, u ovom slučaju, korišćena ukupna godišnja količina generisanog hemijskog opasnog otpada na nacionalnom nivou.

Drugi deo ispitivanja odnosio se na razvoj modela za predviđanje količina generisanog opasnog medicinskog otpada (*HCBHW - Healthcare and biological*

hazardous waste), pa je u ovom slučaju kao izlazna promenljiva korišćena količina generisanog opasnog medicinskog otpada na godišnjem nivou.

I za opasan hemijski i za opasan medicinski otpad korišćeni su podaci za države Evropske unije, Norveške i Turske. Od svih ovih država, u istraživanja su uključene samo one države čiji su podaci bili dostupni i potpuni.

Kao što je ranije navedeno, podaci o opasnom otpadu su i dalje veoma slabo dostupni, a veoma često su i nepouzdana. Podaci o opasnom otpadu u Evropskoj uniji se zvanično objavljuju tek od 2004. godine i trenutno su dostupni samo podaci za parne godine, od 2004. godine do 2014. godine [76], pri čemu i dalje nedostaje veliki broj podataka, a podaci za pojedine države su i dalje veoma nepouzdana i često se dešava da se javljaju ogromna odstupanja u podacima o opasnom otpadu za istu državu u različitim godinama. Do ovoga dolazi usled promena u metodologiji prikupljanja otpada, ali i usled slabog upravljanja opasnim otpadom i manjkavosti u sistemu prikupljanja informacija o opasnom otpadu.

Najočigledniji primeri ovih velikih odstupanja u podacima za iste države u različitim godinama su [76]:

- Kipar kod koga je prijavljeno 114,5 kg po glavi stanovnika opasnog hemijskog otpada u 2004. godini, dok je u ostalim parnim godinama od 2006. do 2014. godine u proseku prijavljeno 8,6 kg opasnog hemijskog otpada po glavi stanovnika;
- Hrvatska u kojoj je 2006. godine zabeleženo 114,4 kg opasnog medicinskog otpada po glavi stanovnika, dok je prosek za ostale godine (2004. i 2008 – 2014. godina) iznosio 0,7 kg opasnog medicinskog otpada po glavi stanovnika.
- Belgija, gde je za 2012. godinu prijavljeno generisanje 48,6 kg opasnog medicinskog otpada po glavi stanovnika, dok je prosek u ostalim godinama 1,95 kg po glavi stanovnika.

Zanimljivo je da je podatak o 48,6 kg opasnog medicinskog otpada po glavi stanovnika generisanog u Belgiji tokom 2012. godine, u Eurostatovoj bazi podataka bio prezentovan od 2015. godine [76], pa sve do kraja oktobra 2017. godine, kada je promenjen na 1,91 kg opasnog medicinskog otpada po glavi stanovnika [155],

što samo govori u prilog tome da čak i u najrazvijenijim zemljama Evropske unije postoji još dosta prostora za poboljšanje sistema upravljanja opasnim otpadom i metodologije prikupljanja podataka o ovom otpadu.

Od 30 država (28 EU država plus Norveška i Turska) iz seta podataka koji se odnose na količinu generisanog opasnog hemijskog otpada na godišnjem nivou, zbog nekonzistentnosti podataka, isključeni su Belgija, Irska, Hrvatska, Kipar, Letonija, Luksemburg, Rumunija i Slovenija, a zbog nedostatka većeg broja podataka i Malta, tako da su za razvoj CHW modela (modela za prognozu opasnog hemijskog otpada) korišćeni podaci za 23 države. Statistički pokazatelji količina generisanog opasnog hemijskog otpada su prikazani u tabeli 7.1. Nazivi i podaci država koje nisu uključene u istraživanje iz ranije pomenutih razloga, u tabeli 7.1 su istaknuti kurzivom.

Iz tabele 7.1 na prvi pogled se može uočiti da je količina generisanog opasnog hemijskog otpada na godišnjem nivou višestruko veća za Estoniju nego za ostale evropske države. Kao što je ranije napomenuto, ovako velike količine opasnog hemijskog otpada u Estoniji nastaju usled korišćenja naftnih škriljaca za generisanje energije [38].

Tabela 7.1 Statistički pokazatelji količina generisanog opasnog hemijskog otpada (kg/st) (2004-2014. godina - parne godine)

Država	Srednja vrednost	Standardna devijacija	Minimum	Maksimum
Češka Republika	58,82	3,10	53,67	62,54
Danska	32,40	9,12	23,25	45,26
Nemačka	83,38	815	76,89	96,97
Estonija	1.085,11	154,14	889,70	1.261,29
Grčka	10,34	4,02	6,52	17,51
Španija	43,26	7,97	33,97	54,09
Francuska	46,84	1,97	43,18	48,64
Hrvatska	11,56	5,90	5,52	21,90
Italija	60,91	7,53	48,08	71,74
Litvanija	18,37	3,58	14,82	23,46
Luksemburg	67,08	6,71	61,28	80,06
Mađarska	35,44	15,55	26,20	66,98
Holandija	84,37	12,05	65,47	96,57
Austrija	46,98	3,54	41,19	50,68
Poljska	26,19	11,17	18,07	46,78
Portugal	91,16	145,45	23,97	387,14
Slovenija	31,26	5,18	26,24	38,93
Slovačka	38,67	3,68	33,56	42,90
Finska	96,72	12,00	78,72	113,98
Švedska	73,63	6,89	64,32	85,46
UK	44,31	12,11	28,42	61,01
Norveška	133,71	48,22	83,07	189,76
Turska	7,61	3,85	0,15	1024
<i>Države čiji podaci nisu korišćeni za razvoj CHW modela</i>				
<i>Belgija</i>	<i>137,46</i>	<i>39,25</i>	<i>91,12</i>	<i>186,85</i>
<i>Bugarska</i>	<i>47,17</i>	<i>32,43</i>	<i>6,84</i>	<i>86,45</i>
<i>Irska</i>	<i>148,80</i>	<i>141,24</i>	<i>39,53</i>	<i>334,39</i>
<i>Kipar</i>	<i>26,25</i>	<i>43,37</i>	<i>5,35</i>	<i>114,54</i>
<i>Letonija</i>	<i>16,40</i>	<i>6,69</i>	<i>5,76</i>	<i>25,20</i>
<i>Malta</i>	<i>64,53</i>	<i>33,34</i>	<i>27,53</i>	<i>107,38</i>
<i>Rumunija</i>	<i>11,26</i>	<i>4,29</i>	<i>6,10</i>	<i>15,16</i>

Napomena: UK - Ujedinjeno Kraljevstvo Velike Britanije i Severne Irske

Još veći broj država je isključen i njihovi podaci nisu korišćeni za razvoj HCBHW modela, tj. modela za predikciju količina opasnog medicinskog otpada koji se generišu na godišnjem nivou. Osim država kod kojih su podaci nekonzistentni, iz razvoja modela su isključeni i podaci za države koje su prijavile da nisu generisale opasan medicinski otpad, a to su Norveška (sve prijavljene HCBHW vrednosti, osim

one iz 2014. godine) i Turska (vrednost iz 2006. godine). Za razvoj HCBHW modela korišćeni su podaci preostalih 19 država, a statistički pokazatelji količina generisanog opasnog medicinskog otpada za parne godine od 2004. do 2014. godine, za sve države Evropske unije, i Norveške i Turske su date u tabeli 7.2. Kao i u prethodnom slučaju, države čiji podaci nisu korišćeni za razvoj HCBHW modela, odvojeni su i ispisani kurzivom.

Tabela 7.2 Statistički pokazatelji količina generisanog opasnog medicinskog otpada (kg/st) (2004-2014. godina - parne godine)

Država	Srednja vrednost	Standardna devijacija	Minimum	Maksimum
Bugarska	0,21	0,07	0,12	0,28
Češka Republika	2,29	0,37	1,82	2,62
Danska	1,21	0,59	0,79	2,38
Nemačka	0,12	0,02	0,08	0,15
Estonija	0,25	0,16	0,03	0,46
Grčka	1,44	0,11	1,33	1,57
Španija	2,68	1,00	1,74	4,26
Francuska	3,94	2,74	1,34	6,68
Italija	2,38	0,11	2,21	2,54
Litvanija	0,27	0,14	0,08	0,43
Mađarska	2,95	2,07	1,32	7,08
Malta	0,80	0,14	0,56	0,91
Holandija	0,58	0,10	0,39	0,67
Austrija	0,86	0,90	0,15	2,45
Poljska	0,96	0,32	0,48	1,31
Portugal	5,09	6,80	1,25	18,93
Slovačka	5,93	3,00	2,34	9,84
Švedska	1,16	1,72	0,40	4,67
UK	4,68	1,01	3,50	5,93

Države čiji podaci nisu korišćeni za razvoj HCBHW modela

<i>Belgija</i>	<i>9,73</i>	<i>19,07</i>	<i>1,39</i>	<i>48,65</i>
<i>Irska</i>	<i>1,40</i>	<i>1,94</i>	<i>0,01</i>	<i>4,12</i>
<i>Hrvatska</i>	<i>19,65</i>	<i>46,39</i>	<i>0,36</i>	<i>114,35</i>
<i>Kipar</i>	<i>0,77</i>	<i>0,37</i>	<i>0,42</i>	<i>1,29</i>
<i>Letonija</i>	<i>0,74</i>	<i>0,81</i>	<i>0,14</i>	<i>2,31</i>
<i>Luksemburg</i>	<i>2,47</i>	<i>2,91</i>	<i>0,65</i>	<i>7,79</i>
<i>Rumunija</i>	<i>0,64</i>	<i>0,12</i>	<i>0,52</i>	<i>0,82</i>
<i>Slovenija</i>	<i>3,20</i>	<i>2,34</i>	<i>0,46</i>	<i>6,30</i>
<i>Finska</i>	<i>0,96</i>	<i>0,53</i>	<i>0,01</i>	<i>1,64</i>
<i>Norveška</i>	<i>0,01</i>	<i>0,03</i>	<i>0</i>	<i>0,07</i>
<i>Turska</i>	<i>0,60</i>	<i>0,41</i>	<i>0</i>	<i>1,11</i>

7.2 Ulazne promenljive

Za razvoj oba predikcijska modela (CHW i HCBHW), u okviru ovih ispitivanja, korišćeni su sledeći univerzalni indikatori:

- Bruto domaći proizvod (*GDP - Gross domestic product*), kao ekonomski indikator;
- Domaća potrošnja materijala (*DMC - Domestic material consumption*), kao tehnički indikator;
- Indeks ljudskog razvoja (*HDI - Human development index*), kao socio-ekonomski indikator i
- Udeo urbane populacije (*SUP - Share of urban population*), kao demografski indikator.

Za razvoj CHW predikcijskog modela korišćeni su sledeći specifični indikatori:

- Industrijski indikatori: dodata vrednost u industriji (*VAI - Value added in industry*) i finalna potrošnja energije u hemijskoj i petrohemijskoj industriji (*FEECCPI - Final energy consumption in chemical and petrochemical industry*);
- Poljoprivredni indikatori: udeo poljoprivrednog zemljišta (*SAL - Share of agriculture land*), dodata vrednost u poljoprivredi (*VAA*) i potrošnja đubriva (*FC - Fertilizer consumption*);
- Naučni indikatori: udeo naučnika i inženjera u ukupnoj populaciji (*SSE - Share of scientist and engineers*) i ukupni institucionalni troškovi na istraživanje i razvoj (*TIRDE - Total indramural research and development expenditure*).

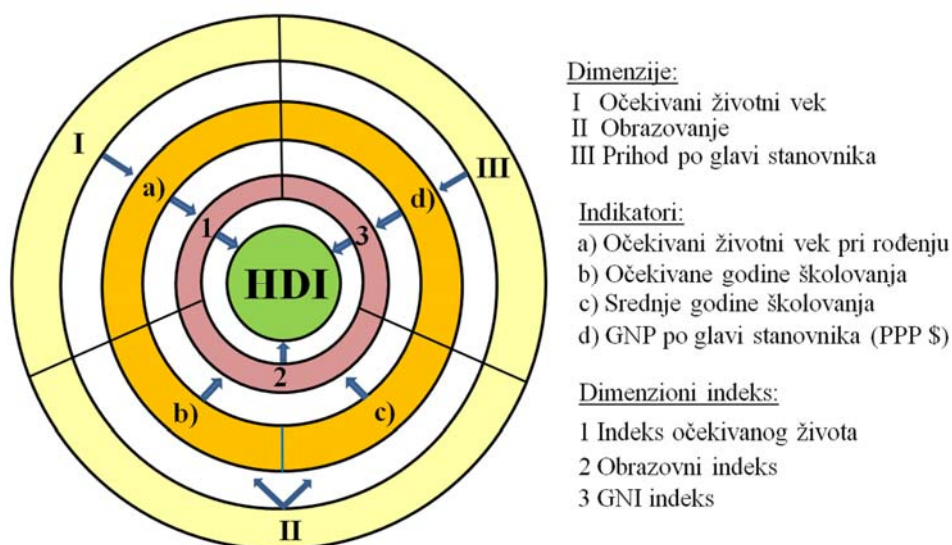
Za razvoj HCBHW predikcijskog modela korišćeni su sledeći specifični indikatori:

- Medicinski indikatori: raspoloživi kreveti u bolnicama (*ABH - Available beds in hospitals*), troškovi za zdravstvo (*HE - Health expenditure*), udeo dece vakcinisane protiv boginja (*IM - Immunization, measles*), učestalost pojave tuberkuloze (*IT - Incidence of tuberculosis*), Udeo ljudi koji dugoročno imaju zdravstvenih problema (*PHLSIHP - People having a long-standing illness or health problem*), broj bolesničkih dana u bolnici (*BDH - Bed-days in hospital*) i broj doktora na 100.000 stanovnika (*NDI - Number of doctors per 100.000 inhabitants*);

- *Demografski indikatori*: udeo populacije starosti 65 i više godina (*SPA65+ - Share of population of the ages 65 and above*), žrtve saobraćajnih nesreća (poginuli i povređeni) (*VRA - Victims in the road accidents*), očekivani životni vek pri rođenju (*LEB - Life expectancy at birth*) i opšta stopa smrtnosti (*DRC - Death rate, crude*);
- *Socio-ekonomski indikator*: nemogućnost suočavanja sa neočekivanim troškovima (*IFUFE - Inability to face unexpected financial expenses*).

GDP (bruto domaći proizvod), DMC (domaća potrošnja materijala), SUR (udeo urbane populacije) i VAI (dodata vrednost u industriji) već su ranije predstavljani, u poglavlju 5.1. Jedina je razlika što je u prethodnom slučaju GDP bio izražen u dolarima po glavi stanovnika, a u ovom slučaju po standardu kupovne moći (*PPS - Purchasing power standard*), pomoću koga se eliminišu razlike u cenama između zemalja i omogućava poređenje ekonomija koje su značajno drugačije u apsolutnoj vrednosti. PPS je veštačka valuta i teoretski za jednu PPS se može kupiti ista količina robe i usluga u svakoj državi [156,157].

Indeks ljudskog razvoja (*HDI - Human development index*) je složeni indeks kojim se meri prosečno dostignuće u svakoj određenoj državi u pogledu tri osnovne dimenzije ljudskog razvoja (slika 7.1): očekivani životni vek (koji se iskazuje kroz dug i zdrav život), obrazovanje (iskazuje se kroz znanje) i prihod po glavi stanovnika, koji omogućava pristojan standard života [158,159].



Slika 7.1 Struktura indeksa ljudskog razvoja (HDI)

Dodata vrednost u industriji (VAI) se odnosi na doprinos industrije ukupnom bruto domaćem proizvodu (GDP) i predstavlja dodatu vrednost u rudarstvu, proizvodnji, izgradnji, proizvodnji električne energije, pijaće vode i gasa. Dodata vrednost u poljoprivredi (VAA) je doprinos poljoprivrede ukupnom GDP i odnosi se, pored stočarske proizvodnje i ratarstva, i na šumarstvo, lov i ribolov [160].

Finalna potrošnja energije u hemijskoj i petrohemijskoj industriji je normalizovana i izražena po kg ekvivalenta nafte po glavi stanovnika i sadrži informacije o godišnjim količinama sirove nafte i naftnih derivata, gasa, struji i dobijenoj toploti, čvrstim gorivima, obnovljivim izvorima energije i otpadu koji se koristi za dobijanje energije. Ove informacije se odnose na snabdevanje, energetske transformacije i konačnu potrošnju svih vidova energije u okviru hemijske i petrohemijske industrije [161,162].

Od poljoprivrednih indikatora, za razvoj CHW modela korišćeni su još i: udeo poljoprivrednog zemljišta (*SAL*), izraženog kao % od ukupnog zemljišta i potrošnja đubriva (*FC*) izražena u kg po hektaru obradivog zemljišta.

Od naučnih indikatora, korišćeni su: udeo naučnika i inženjera u opštoj populaciji i ukupni institucionalni troškovi za istraživanje i razvoj (*TIRDE*), koji predstavljaju ukupne troškove za istraživanje i razvoj finansiranih iz nacionalnih institucija, koja uključuju i istraživanja koja se realizuju u inostranstvu, ali ne uključuju troškove istraživanja koja se realizuju u zemlji, ali su finansirana iz stranih izvora [163].

Sami nazivi dovoljno opisuju ulazne promenljive koje se odnose na zdravstvene indikatore, tako da se ovde neće dodatno opisivati.

Ulazne promenljive koje su korišćene za razvoj modela za predviđanje količina generisanog opasnog hemijskog otpada (CHW) i modela za predviđanje količina opasnog medicinskog otpada (HCBHW) prikazane su u tabeli 7.3. Za svaku ulaznu promenljivu je u poslednje dve kolone tabele 7.3 označeno oznakom X za razvoj kojeg modela su korišćene.

Tabela 7.3 Ulazne promenljive koje su korišćene za razvoj CHW i HCBHW modela

Ulazna promenljiva	Jedinica	CHW	HCBHW
Bruto domaći proizvod (<i>GDP</i>)	PPS/stanovnik	X	X
Domaća potrošnja materijala (<i>DMC</i>)	t po stanovniku	X	X
Indeks ljudskog razvoja (<i>HDI</i>)	-	X	X
Udeo urbane populacije (<i>SUR</i>)	% od uk. br.	X	X
Dodata vrednost u industriji (<i>VAI</i>)	% od GDP	X	
Finalna potrošnja energije u hemijskoj i petrohemijskoj industriji (<i>FECCPI</i>)	kg ekvivalenta nafte po st.	X	
Udeo poljoprivrednog zemljišta (<i>SAL</i>)	% od obrad. zemlj.	X	
Dodata vrednost u poljoprivredi (<i>VAA</i>)	% od GDP	X	
Potrošnja đubriva (<i>FC</i>)	kg/ha obr. zemlj.	X	
Udeo naučnika i doktora (<i>SSE</i>)	% od uk. pop.	X	
Ukupni institucionalni troškovi za istraživanje i razvoj (<i>TIRDE</i>)	Euro po st.	X	
Raspoloživi kreveti u bolnicama (<i>ABH</i>)	Na 100.000 ljudi		X
Troškovi za zdravstvo (<i>HE</i>)	% od GDP		X
Udeo populacije starosti 65 i više godina (<i>SPA65+</i>)	% od ukupnog broja stanovnika		X
Žrtve saobraćajnih nesreća (poginuli i povređeni) (<i>VRA</i>)	Na milion stanovnika		X
Očekivani životni vek pri rođenju (<i>LEB</i>)	Broj godina		X
Nemogućnost suočavanja sa neočekivanim troškovima (<i>IFUFE</i>)	% od ukupnog broja stanovnika		X
Udeo dece vakcinisane protiv boginja (<i>IM</i>)	% dece od 12-23 meseca		X
Učestalost pojave tuberkuloze (<i>IT</i>)	Na 100.000 ljudi		X
Opšta stopa smrtnosti (<i>DRC</i>)	Na 1.000 ljudi		X
Udeo ljudi koji dugoročno imaju zdravstvenih problema (<i>PHLSIHP</i>)	% od ukupnog broja stanovnika		X
Broj bolesničkih dana u bolnici (<i>BDH</i>)	Po gl. stanovnika		X
Broj doktora na 100.000 stanovnika (<i>NDI</i>)	Na 100.000 ljudi		X

7.3 Primenjena metodologija

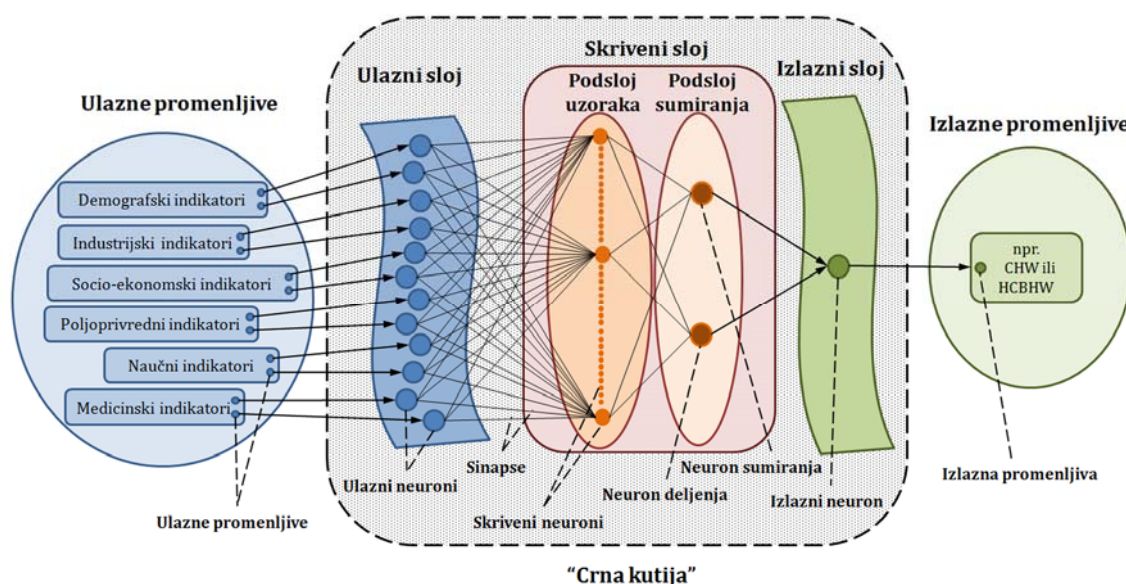
Nakon što su ulazni podaci prikupljeni iz različitih baza podataka (Eurostat, baza Svetske banke, baza UNDP, baza OECD, kao i baze različitih nacionalnih zavoda za statistiku), ispitivane su eventualne međusobne korelacije među njima, pomoću Pirsonovog koeficijenta korelacije, koji je opisan u poglavlju 4.2.1.

Rezultati korelacione analize sprovedene na ulaznim veličinama iz ranije pomenute 23 države, koje su prikupljene u svrhu razvoja CHW modela, pokazali su da su koeficijenti korelacije bliski ili veći od 0,8 zabeleženi između indeksa ljudskog razvoja (*HDI*) sa jedne strane i bruto domaćeg proizvoda (*GDP*), dodate vrednosti u poljoprivredi (*VAA*) i ukupnih institucionalnih troškova za istraživanje i razvoj (*TIRDE*). Iz tog razloga se može reći da je HDI visoko korelisano sa *GDP*, *VAA* i *TIRDE* [125], što se moglo i očekivati, jer HDI obuhvata glavne indikatore ekonomskog i socijalnog blagostanja, a to su: društveni prihodi, zdravstvo i obrazovanje. Ranije je napomenuto da međusobno korelisane promenljive mogu da dovedu do konfuzije tokom obuke neuronske mreže, pa se u tom slučaju preporučuje da se ukloni jedna ili više promenljivih koje su visoko korelisane [123]. Između HDI i *GDP*, izabran je HDI kao indikator koji bolje od *GDP* odslikava nacionalni progres [164,165]. Takođe, HDI je izabran za razvoj CHW modela umesto ostale dve promenljive (*VAA* i *TIRDE*) iz razloga što je time maksimalno smanjen broj promenljivih koji će biti korišćen za razvoj CHW modela. Nakon sprovedene korelacione analize, za obučavanje neuronske mreže korišćeni su svi podaci iz gornjeg i srednjeg dela tabele 7.3, osim bruto domaćeg proizvoda (*GDP*), dodate vrednosti u poljoprivredi (*VAA*) i ukupnih institucionalnih troškova za istraživanje i razvoj (*TIRDE*). Model koji je dobijen od preostalih ulaznih promenljivih, nazvan je CA-GRNN (CHW). Podaci od 2004. do 2012. godine (iz parnih godina) su korišćeni za obučavanje i validaciju GRNN mreže i to u odnosu od 4:1 (92 serije podataka za obučavanje i 23 serije za validaciju). Podaci iz 2014. godine su korišćeni za testiranje modela.

Korelaciona analiza je primenjena i na podacima koji su prikupljeni za potrebe razvoja HCBHW modela za predviđanje količina medicinskog otpada u 19 država Evropske unije, a koji su označeni u tabeli 7.3 (gornji i donji deo tabele). Visoka korelacija (bliska ili viša od 0,8) zabeležena je između indeksa ljudskog razvoja (*HDI*) sa jedne i bruto domaćeg proizvoda (*GDP*), troškova za zdravstvo (*HE*) i očekivanog životnog veka pri rođenju (*LEB*), što je takođe bilo očekivano. Kao i u slučaju razvoja CHW modela, i u ovom slučaju je za razvoj modela korišćen HDI, dok su *GDP*, *HE* i *LEB* uklonjeni iz seta podataka za razvoj HCBHW modela. Razvijeni model je označen kao CA-GRNN (HCBHW) model. Za obučavanje i

validaciju neuronske mreže korišćeni su podaci iz 2004, 2006, 2008, 2010 i 2012. godine, nasumično izabrani u odnosu 4:1 (76 setova podataka za obučavanje i 19 za validaciju mreže), dok su za testiranje korišćeni podaci iz 2014. godine.

Za razvoj modela korišćena je GRNN arhitektura. U slučaju CHW modela, izlazna promenljiva je količina generisanog opasnog hemijskog otpada po glavi stanovnika, a u slučaju HCBHW modela je to količina generisanog opasnog medicinskog otpada po glavi stanovnika. Šematski prikaz opšte GRNN arhitekture primenjene za razvoj modela za prognozu generisanih godišnjih količina opasnog hemijskog otpada (CHW) i opasnog medicinskog otpada (HCBHW) na nacionalnom nivou predstavljen je na slici 7.2.



Slika 7.2 Opšta GRNN arhitektura za razvoj modela za prognozu količina generisanog CHW i HCBHW

U cilju optimizacije modela, nakon korelacione analize izvršena je analiza značajnosti kako bi se odredili efekti svake pojedinačne preostale promenljive na predikcijske sposobnosti modela. Analizom značajnosti se određuje relativna značajnost ulaznih promenljivih za performanse modela, što omogućava da se ulazne promenljive koje ne utiču značajno na vrednosti izlazne promenljive uklone iz seta podataka koji se koriste za razvoj modela, čime mreža postaje kompaktnija

[126]. Analiza značajnosti se obavlja na osnovu vrednosti pojedinačnih faktora ujednačavanja (*ISFs – Individual smoothing factors*).

Analizom značajnosti promenljivih koje su korišćene za razvoj modela za prognozu količina CHW, dobijeno je da su sve vrednosti *ISF* veće od 1, osim kod domaće potrošnje materijala (*DMC*), kod koga je $ISF = 0,62$ i uдела naučnika i doktora (*SSE*) u populaciji, kod koga je $ISF = 0,08$. Ove dve promenljive su uklonjene iz seta podataka za razvoj modela za predviđanje količine CHW, tako da su za razvoj drugog modela za predviđanje količine generisanog CHW korišćene sledeće ulazne promenljive: indeks ljudskog razvoja (*HDI*), udeo urbane populacije (*SUP*), dodata vrednost u industriji (*VAI*), finalna potrošnja energije u hemijskoj i petrohemijskoj industriji (*FECCPI*), udeo poljoprivrednog zemljišta (*SAL*), i potrošnja đubriva (*FC*). Model dobijen od ovih ulaznih promenljivih označen je kao: SA-CA-GRNN (CHW) model.

Za razvoj drugog modela za predviđanje količine generisanog opasnog medicinskog otpada (HCBHW) korišćene su promenljive koje su imale vrednost *ISF* veću ili veoma blisku 1. Promenljive koje su imale *ISF* značajno manje od 1 su uklonjene iz seta podataka za obuku mreže i to su: domaća materijalna potrošnja (*DMC* - gde je $ISF = 0,12$, žrtve saobraćajnih nesreća (*VRA*, $ISF = 0,06$) i opšta stopa smrtnosti (*DRC*, $ISF = 0,05$). Obučavanje mreže je obavljeno pomoću sledećih ulaznih promenljivih: indeks ljudskog razvoja (*HDI*), udeo urbane populacije (*SUP*), raspoloživi kreveti u bolnicama (*ABH*), udeo populacije starosti 65 i više godina (*SPA65+*), nemogućnost suočavanja sa neočekivanim troškovima (*IFUFE*), udeo dece vakcinisane protiv boginja (*IM*), učestalost pojave tuberkuloze (*IT*), udeo ljudi koji dugoročno imaju zdravstvenih problema (*PHLSIHP*), broj bolesničkih dana u bolnici (*BDH*) i broj doktora na 100.000 stanovnika (*NDI*). Dobijeni model je označen kao: SA-CA-GRNN (HCBHW) model.

U tabeli 7.4 prikazane su pojedinosti o razvoju različitih modela za predviđanje količina opasnog hemijskog otpada i to modeli: CA-GRNN (CHW) i SA-CA-GRNN (CHW) i modela za predviđanje opasnog medicinskog otpada: CA-GRNN (HCBHW) i SA-CA-GRNN (HCBHW).

Tabela 7.4 Podaci o razvoju CHW i HCBHW modela

	Model	CHW		HCBHW	
		CA-GRNN	SA-CA-GRNN	CA-GRNN	SA-CA-GRNN
Set podataka	Obuka (2004-2012)	92 serija podataka		76 serija podataka	
	Validacija (2004-2012)	23 nasumično odabranih serija podataka		19 nasumično odabranih serija podataka	
	Test (2014. god)	23 serije podataka		19 serija podataka	
Selekcija ulaza		Korelaciona analiza	Korelaciona analiza i značajnosti	Korelaciona analiza	Korelaciona analiza i značajnosti
Broj neurona	Ulazni	8	6	13	10
	Sumirajući	2	2	2	2
	Izlazni	1	1	1	1
Parametri obuke	Skalirajuća funkcija	Linearna [0,1]			
	Aktivaciona funkcija	Eksponecijalna funkcija			
	Određivanje međusobnog rastojanja podataka	Euklidova metoda rastojanja			
	Algoritam	Genetski algoritam			
	Zaustavljanje procesa obučavanja	Automatsko zaustavljanje posle 20 generacija bez poboljšanja od minimum 1%			

7.4 Analiza rezultata CHW i HCBHW modela

Za analizu rezultata korišćeni su statistički pokazatelji koji su detaljno opisani u poglavlju 5.2. Kao što je ranije navedeno, oznaka CA-GRNN označava modele kod kojih je optimizacija ulaznih promenljivih izvedena korišćenjem korelacione analize, dok SA-CA-GRNN označava modele kod kojih je za optimizaciju ulaznih promenljivih, pored korelacione analize, korišćena i analiza osetljivosti.

Nakon što je primenjena korelaciona analiza, testirane su performanse modela sa različitim kombinacijama ulaznih promenljivih. I kod opasnog hemijskog otpada (CHW) i kod opasnog medicinskog otpada (HCBHW) najbolje performanse su dobijene kada je kao ulazna promenljiva korišćen indeks ljudskog razvoja (HDI).

Kod modela za predviđanje CHW iz seta ulaznih podataka uklonjeni su bruto domaći proizvod (*GDP*), dodata vrednost u poljoprivredi (*VAA*) i ukupni institucionalni troškovi za istraživanje i razvoj (*TIRDE*), dok su za razvoj modela za predviđanje HCBHW iz seta ulaznih podataka uklonjeni bruto domaći proizvod (*GDP*), troškovi za zdravstvo (*HE*) i očekivani životni vek pri rođenju (*LEB*).

Posebno interesantno je bilo poređenje performansi modela razvijenih pomoću HDI i modela razvijenog pomoću GDP. U slučaju modela CA-GRNN (CHW), R^2 , *IA* i *FA1.2* su bili identični, ali su ostali indikatori pri korišćenju GDP bili lošiji nego u slučaju korišćenja HDI, tabela 7.5. Kod modelovanja HCBHW, kada je GDP korišćen umesto HDI, udeli tačnih predviđanja u okviru posmatranih vrednosti (*FA1.1*, *FA1.2* i *FA1.25*) su bili identični odgovarajućim indikatorima dobijenim modelovanjem sa HDI, ali su ostali indikatori bili nešto lošiji. Vrednosti statističkih pokazatelja performansi razvijenih GRNN modela za predviđanje generisanja opasnog hemijskog otpada (*CHW*) i opasnog medicinskog otpada (*HCBHW*) za test podatke iz 2014. godine prikazani su u tabeli 7.5.

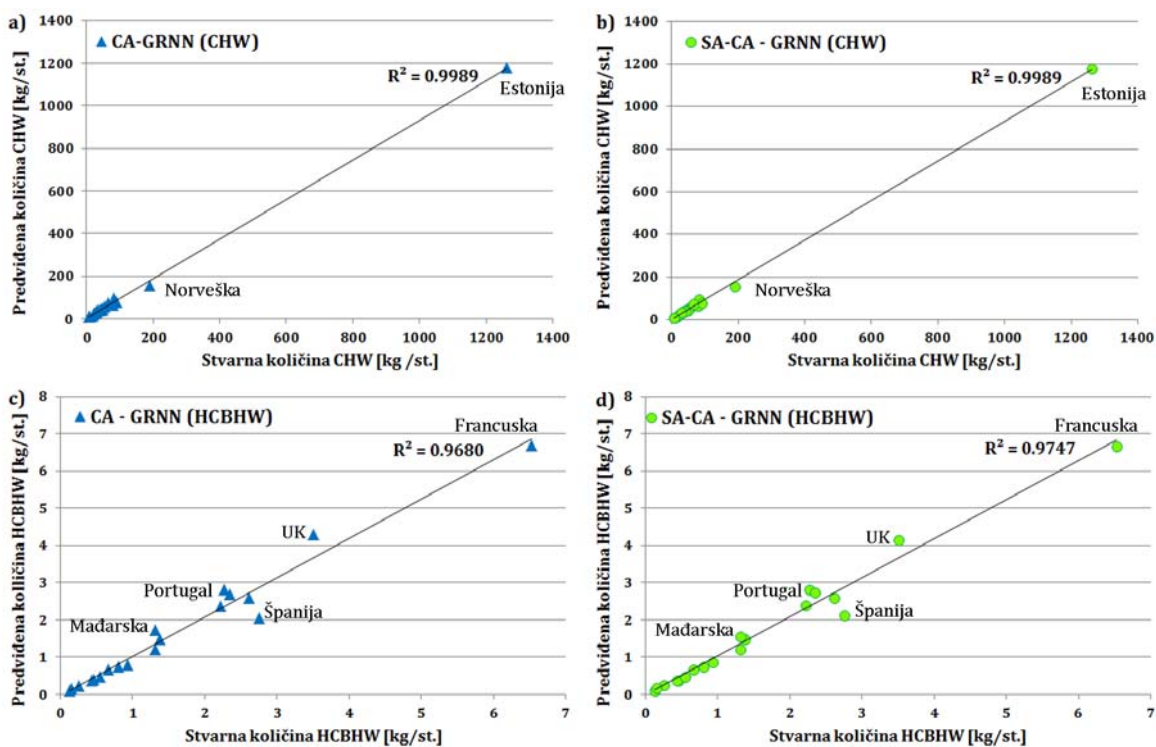
Tabela 7.5 Vrednosti statističkih pokazatelja performansi razvijenih modela

Statistički parametar/model	CA-GRNN (CHW)	SA-CA-GRNN (CHW)	CA-GRNN (HCBHW)	SA-CA-GRNN (HCBHW)
R^2	0,999	0,999	0,968	0,975
<i>RMSE</i> (kg/st)	19,93	19,93	0,31	0,27
<i>MAE</i> (kg/st)	9,16	9,07	0,20	0,18
<i>MAPE</i> (%)	9,73	9,05	12,60	11,80
<i>IA</i>	0,998	0,998	0,990	0,992
<i>FA1.1</i> (%)	56,52	65,22	47,37	47,37
<i>FA1.2</i> (%)	91,30	91,30	78,95	84,21
<i>FA1.25</i> (%)	100	100	89,47	100

Iz tabele 7.5 može se zaključiti da od dva modela koja su razvijena u cilju predviđanja količina generisanja opasnog hemijskog otpada, nešto bolje performanse ima model SA-CA-GRNN (CHW), tj. model kod koga je optimizacija ulaznih promenljivih izvršena i korelacionom analizom i analizom značajnosti. Bolje performanse ovog modela se mogu videti po tome što je *MAPE* vrednost nešto niža i iznosi 9,05% naspram 9,73% kod CA-GRNN (CHW) modela, i što ima više predviđanja sa greškom manjom od 10% (65,22% naspram 56,52%).

Ove razlike su još uočljivije kod modela koji su razvijeni u cilju predviđanja količina generisanog opasnog medicinskog otpada, s obzirom da su gotovo svi statistički pokazatelji SA-CA-GRNN (HCBHW) modela povoljniji nego kod modela CA-GRNN (HCBHW) (tabela 7.5).

Na slici 7.3 prikazana su poređenja stvarnih (aktuelnih) godišnjih količina generisanja opasnog hemijskog otpada (CHW) na nacionalnom nivou i odgovarajućih vrednosti predviđanja ovih količina, koje su dobijene pomoću modela CA-GRNN (CHW) (slika 7.3 a) i modela SA-CA-GRNN (CHW) (slika 7.3 b). Na slici 7.3 c prikazano je poređenje stvarnih godišnjih količina generisanog opasnog medicinskog otpada (HCBHW) na nacionalnom nivou i vrednosti koje su dobijene pomoću modela CA-GRNN (HCBHW), dok je na slici 7.3 d prikazano poređenje stvarnih i vrednosti prognoziranih pomoću modela SA-CA-GRNN (HCBHW). Stvarne vrednosti su vrednosti koje su pojedinačne države prijavljivale Evropskom zavodu za statistiku, svaka za sebe, i preuzete su iz odgovarajućih Eurostatovih baza podataka.



Slika 7.3 Poređenje stvarnih i predviđenih godišnjih vrednosti generisanja CHW (a i b, respektivno) i godišnjih vrednosti generisanja HCBHW (c i d)

Vrednosti koeficijenta determinacije za predviđanje generisanja CHW su izuzetno visoke ($R^2=0,9989$) za oba modela, usled ekstremno visokih vrednosti generisanja CHW u Estoniji. Količine CHW koje su u Estoniji generisane, su oko 25 puta veće nego što iznose prosečne godišnje količine generisanja CHW u ostalim analiziranim državama. Ukoliko bi se zanemarile količine generisanja CHW zabeležene u Estoniji, vrednosti koeficijenta determinacije bi iznosili 0.955, što je i dalje prilično visoko. Najuočljivija razlika između prijavljenih (stvarnih) vrednosti i vrednosti dobijenih predviđanjem pomoću modela može se uočiti kod Norveške (slike 7.3 a i 7.3 b), što se može objasniti rapidnim povećanje količina generisanog CHW u 2012. i 2014. godini [38].

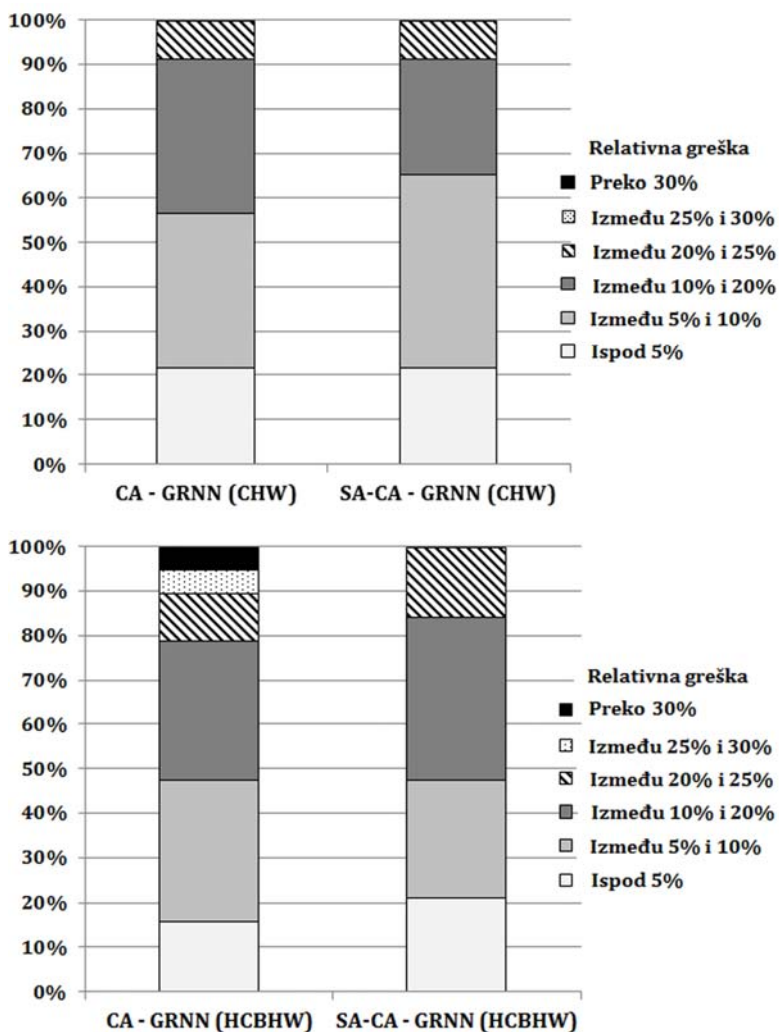
Što se tiče modelovanja HCBHW, najveća stopa generisanja ove vrste otpada je zabeležena u Francuskoj, ali razlika između ovih podataka i podataka za ostale posmatrane države je znatno manje uočljiva nego u slučaju generisanja CHW. Razlike između stvarnih i vrednosti dobijenih predviđanjem za neke države (prvenstveno za Mađarsku i Portugal) (slika 7.3) kod modelovanja HCBHW se može pripisati nesigurnosti korišćenih podataka, jer su podaci o generisanim količinama HCBHW za ove države u 2004, 2006 i 2008. godini dobijeni procenom, a ne merenjem [38].

Sa druge strane, odstupanje između stvarnih i vrednosti količina HCBHW dobijenih modelovanjem u slučaju Ujedinjenog Kraljevstva (UK) i Španije (slika 7.3), najverovatnije je posledica postojanja razlike u zakonodavstvima vezanim za opasan otpad i u politikama upravljanja medicinskim otpadom širom UK [166] i među španskim autonomnim oblastima [167].

Koeficijenti korelacije za modele CA-GRNN (CHW) i SA-CA-GRNN (CHW) su jednaki, dok su vrednosti koje su dobijene pomoću modela SA-CA-GRNN (HCBHW), nešto veće od vrednosti dobijenih pomoću modela CA-GRNN (HCBHW). Treba imati u vidu da je za razvoj modela SA-CA-GRNN (CHW) i SA-CA-GRNN (HCBHW) korišćen manji broj promenljivih, što olakšava njihovu dalju primenu.

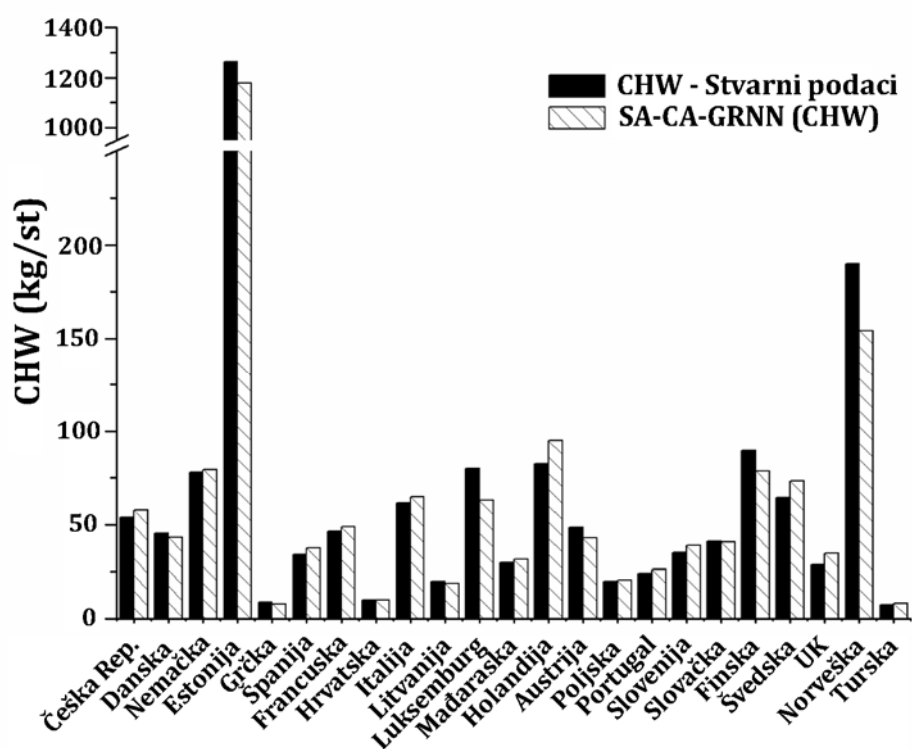
Na slici 7.4 su dati odnosi relativnih grešaka razvijenih modela sa stvarnim vrednostima, na kojima se takođe može uočiti da modeli SA-CA-GRNN (CHW) i SA-CA-GRNN (HCBHW) imaju bolje sposobnosti predviđanja od odgovarajućih

modela kod kojih je vršena selekcija ulaznih promenljivih samo na osnovu rezultata korelacione analize.

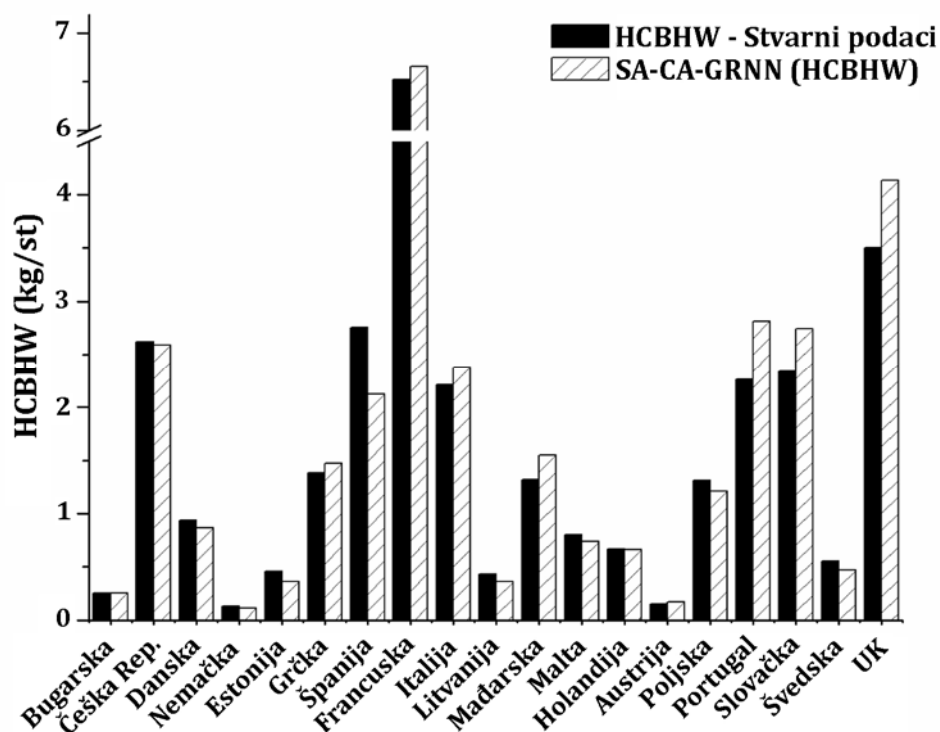


Slika 7.4 Odnosi relativnih grešaka CA-GRNN (CHW) i SA-CA-GRNN (CHW) modela (gornja slika) i CA-GRNN (HCBHW) i SA-CA-GRNN (HCBHW) (donja slika)

Razlike između stvarnih i prognoziranih vrednosti količina generisanog opasnog hemijskog otpada (CHW) i opasnog medicinskog otpada (HCBHW) za pojedinačne države date su na slikama 7.5 i 7.6.



Slika 7.5 Poređenje stvarnih vrednosti sa prognoziranim vrednostima dobijenim pomoću SA-CA-GRNN (CHW) modela za pojedinačne države



Slika 7.6 Poređenje stvarnih vrednosti sa prognoziranim vrednostima dobijenim pomoću SA-CA-GRNN (HCBHW) modela za pojedinačne države

Najizraženije razlike do kojih dolazi u prijavljenim (stvarnim) generisanim količinama opasnog medicinskog otpada (*HCBHW*) i odgovarajućim vrednostima koje su dobijene pomoću SA-CA-GRNN (*HCHBW*) modela javljaju se u slučaju Mađarske i Portugala (slika 7.6). Do ovoga najverovatnije dolazi zbog nesigurnosti podataka, jer su prijavljene vrednosti za ove države pretpostavljene u 2004, 2006. i 2008. godini [76].

U oba slučaja (i kod prognoze količina opasnog hemijskog otpada i kod prognoze opasnog medicinskog otpada) modeli koji su dobijeni optimizacijom ulaznih podataka primenom i korelacione analize i analize značajnosti su pokazali bolje karakteristike, uz značajno smanjenje broja ulaznih promenljivih koje su korišćene, čime se povećava mogućnost njihove primene, jer se time smanjuje količina podataka koju je potrebno pribaviti za prognozu generisanih količina *CHW* ili *HCBHW*.

Prikupljanje podataka o količinama generisanog opasnog hemijskog otpada i opasnog medicinskog otpada je počelo relativno skoro (2004. godine), pa se može očekivati da će, u narednom periodu, podaci o ovim vrstama otpada biti pouzdaniji i konzistentniji, što će uticati na poboljšanje tačnosti predikcijskih modela i povećanje mogućnosti za njihovu primenu.

8. Predviđanje primarne proizvodnje energije iz KČO na nacionalnom nivou

U ovom poglavlju će biti opisano istraživanje čiji cilj je bio razvoj modela za predviđanje primarne proizvodnje energije iz komunalnog čvrstog otpada (KČO) u evropskim državama i primena modela na države Balkana, kako bi se ocenio njihov potencijal za dobijanje energije iz ovog obnovljivog izvora. Za razvoj modela primenjena je neuronska mreža sa opštom regresijom (GRNN), a za selekciju ulaznih promenljivih korišćena je korelaciona analiza i analiza značajnosti. Obučavanje i validacija mreže, kao i testiranje dobijenog modela je obavljeno pomoću podataka 16 država Evropske unije i Norveške za period od 2006. do 2015. godine. Primenljivost dobijenog modela na balkanske države je potvrđena poređenjem boks-plot grafikona za generisanje KČO i stopu recikliranja KČO u državama EU i Norveške, sa box-plot grafikonima za iste promenljive u državama Balkana. Rezultati koji su dobijeni primenom razvijenog modela na podatke za balkanske države, ukazuju na to da i u ovim državama postoji značajan potencijal za upotrebu KČO za dobijanje energije, što bi moglo da dovede do ušteda fosilnih goriva, a prvenstveno lignita koji je najzastupljeniji izvor energije na Balkanu [55].

8.1 Primarna proizvodnja energije iz KČO

Podaci koji se odnose na primarnu proizvodnju energije iz KČO su dostupni u Eurostatovoj bazi podataka [168]. Korišćeni su podaci za period od 2006. do 2015. godine, za 16 država Evropske unije i Norvešku, jer su jedino podaci za ove države bili kompletni. Da bi se omogućilo poređenje država koje su različite po broju stanovnika, primarna proizvodnja energije iz KČO je normalizovana i izražena u kilogramima ekvivalenta nafte po glavi stanovnika (*kgoe pc - kilograms of oil equivalent per capita*). Statistički pokazatelji primarne proizvodnje energije za odabrane države, za period od 2006. do 2015. godine, prikazani su u tabeli 8.1

Tabela 8.1 Statistički pokazatelji primarne proizvodnje energije iz KČO za period 2006-2015. godina u kg ekvivalenta nafte po glavi stanovnika (*kgoe/st*)

Država	Srednja vrednost	Standardna devijacija	Minimum	Maksimum
Belgija	60,59	12,19	34,80	82,74
Češka Republika	11,09	2,03	8,52	13,28
Danska	163,21	11,01	149,47	181,05
Nemačka	62,05	9,13	51,40	75,20
Španija	10,50	2,73	7,49	14,37
Francuska	35,42	1,94	32,32	38,39
Italija	25,68	2,63	21,79	28,40
Luksemburg	58,75	5,97	50,94	66,97
Mađarska	9,25	1,05	8,04	11,46
Holandija	89,47	4,65	81,08	97,43
Austrija	41,60	7,88	31,49	53,88
Poljska	2,81	1,39	0,51	4,26
Portugal	17,90	1,14	15,68	19,09
Slovačka	7,12	1,09	4,84	8,56
Finska	52,65	19,71	27,19	85,66
Švedska	125,79	21,89	84,55	155,32
Norveška	63,98	17,65	44,54	88,59

Iz tabele 8.1 se može primetiti da je najveća primarna proizvodnja energije iz KČO po glavi stanovnika u skandinavskim državama (Danska i Švedska), a najmanja u istočnoevropskim državama (Poljska, Slovačka i Mađarska).

8.2 Ulazni parametri

Prethodna istraživanja u ovoj oblasti su se bavila razvojem modela za predviđanje kalorijske vrednosti (donje toplotne moći) KČO kao goriva, što je opisano u poglavlju 2.4.3. S obzirom da do sada nisu rađena istraživanja mogućnosti predviđanja primarne proizvodnje energije iz KČO, u ovom istraživanju se pošlo od pretpostavke da, pored sastava KČO, na primarnu proizvodnju energije iz KČO na nacionalnom nivou, najznačajnijii uticaj imaju količina generisanog KČO i stopa recikliranja KČO. Sastav KČO sigurno najviše utiče na primarnu proizvodnju energije iz KČO, ali na žalost, ovaj parametar, na nacionalnom nivou, nije dostupan u raspoloživim bazama podataka, pa se pristupilo izboru parametara koji imaju uticaj na sastav KČO, a samim tim i na primarnu proizvodnju energije iz KČO. Ti

parametri su u bliskoj vezi sa ekonomskom snagom posmatrane države, stopom urbanizacije i različitim socijalnim i industrijskim indikatorima, a svakako, za predviđanje proizvodnje energije nikako ne treba zanemariti ni energetske indikatore.

I u ovom istraživanju su korišćeni ranije opisani indikatori: bruto domaći proizvod (*GDP - Gross domestic product*) kao ekonomski indikator, domaća potrošnja materijala (*DMC - Domestic material consumption*) kao industrijski indikator, indeks ljudskog razvoja (*HDI - Human development index*) koji je socio-ekonomski indikator, zatim demografski indikator - udeo urbanog stanovništva (*SUP - Share of urban population*) i na kraju indikatori upravljanja KČO: stopa recikliranja KČO (*RRMSW - Recycling rate of MSW*) i količina generisanog KČO (*GMSW - Generated municipal solid waste*).

Kao ulazne promenljive, korišćeni su i sledeći ekonomski indikatori:

- Energetske takse (*ET - Energy taxes*) - ukupni prihodi od energetskih taksi koje pokrivaju industriju, transport, domaćinstva, usluge i poljoprivredu, a izražene su u eurima po glavi stanovnika, za kalendarsku godinu [169];
- Udeo obnovljive energije u bruto finalnoj potrošnji energije (*SREGFEC - Share of renewable energy in gross final energy consumption*) [170];
- Energetska produktivnost (*EP - Energy productivity*), koja je količnik GDP i bruto unutrašnje potrošnje energije za kalendarsku godinu [171];
- Broj glavnih distributera električne energije (*NMER - Number of main electricity retailers*) [172];
- Finalna potrošnja energije (*FEC - Final energy consumption*) - suma energije kojom se snabdevaju krajnji potrošači, koji obuhvataju: domaćinstva, industriju, usluge, poljoprivredu i transport [173];
- Cena električne energije za industrijska postrojenja srednje veličine (*EPMSI - Electricity prices by medium size industries*) [174] i
- Cena električne energije za domaćinstva prosečne veličine (*EPMSH - Electricity prices by medium size household*) [174].

Pomenuti indikatori bi trebalo da ukažu na motivaciju i mogućnosti za upotrebu različitih tipova obnovljivih izvora energije u pojedinačnim državama.

Podaci vezani za HDI su prikupljeni iz UNDP (*United Nations development programme*) baze podataka [158], a podaci vezani za udeo urbanog stanovništva iz baze podataka Svetske banke [175], dok su sve ostale promenljive prikupljene iz Eurostatove baze podataka. Sve ulazne promenljive sa njihovim statističkim pokazateljima za period od 2006. do 2015. godine su prikazane u tabeli 8.2. Sve ulazne promenljive su normalizovane, uglavnom po glavi stanovnika (*pc - per capita*), a takođe i po kilogramima ekvivalenta nafte (*kgoe*), na 1.000 eura i po kWh.

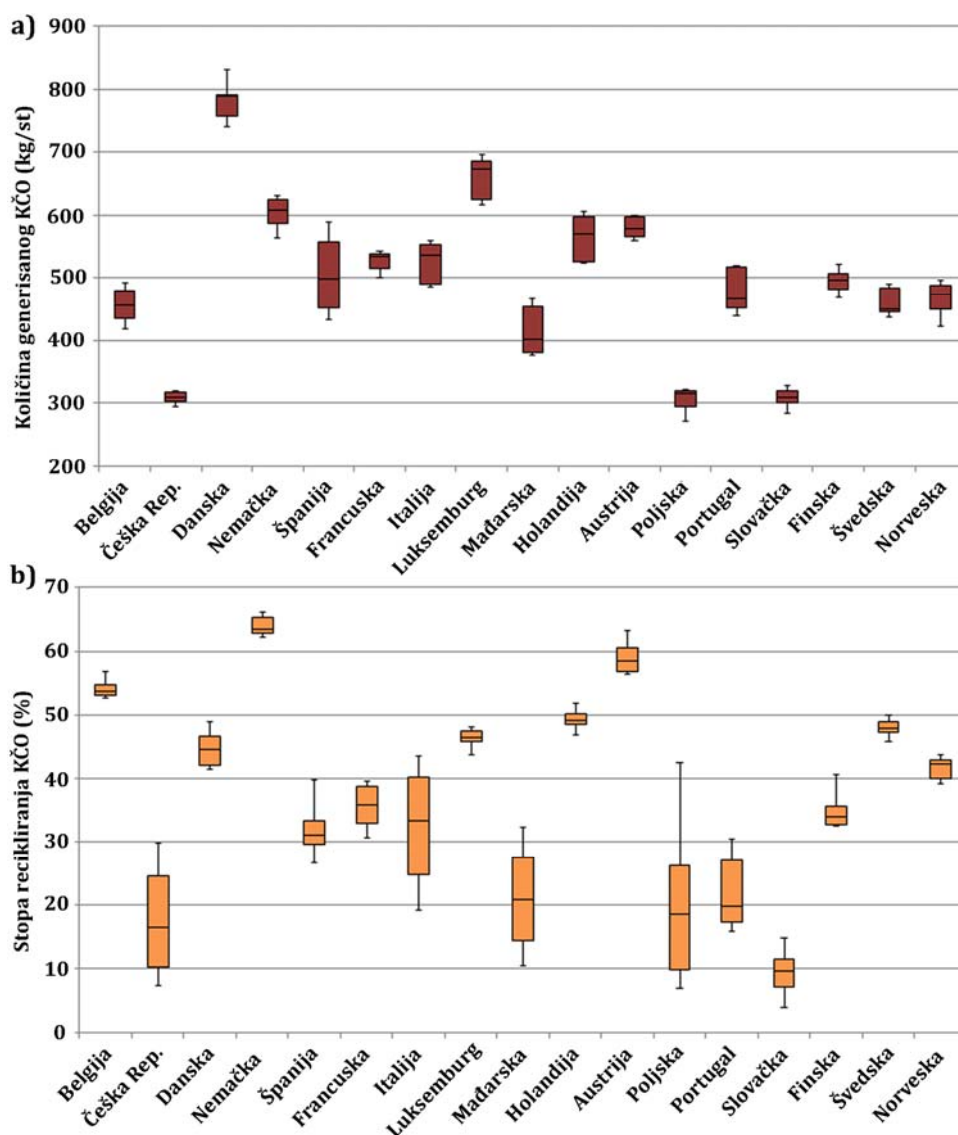
Tabela 8.2 Statistički pokazatelji ulaznih promenljivih korišćenih za modelovanje primarne proizvodnje energije iz KČO za period 2006-2015. godina

Ulazne promenljive	Srednja vrednost	Stand. devijacija	Minimum	Maksimum
Indeks ljudskog razvoja (<i>HDI</i>)	0,877	0,0356	0,797	0,949
Bruto domaći proizvod (<i>GDP</i>) [€/st]	32,742	19,126	7,200	91,900
Domaća mat. proizvodnja (<i>DMC</i>) [t/st]	18,156	6,813	6,933	39,048
Udeo urbane populacije (<i>SUP</i>)	0,763	0,115	0,536	0,983
Stopa recikliranja KČO (<i>RRMSW</i>) [%]	37,1	15,8	4,1	66,1
Kol. generisanog KČO (<i>GMSW</i>) [kg/st]	497	124	272	830
Energetske takse (<i>ET</i>) [€/st]	597,45	385,46	160,60	1.899,28
Udeo obnovljive energije u bruto finalnoj potrošnji energije (<i>SREGFEC</i>)	19,4	16,4	1,5	69,4
En. produktivnost (<i>EP</i>) [€/kgeo]	7,4	2,7	3,1	15,4
Broj glavnih distributera električne energije (<i>NMER</i>)	0,830	1,692	0,015	8,527
Finalna potrošnja en. (<i>FEC</i>) [toe/st]	2,998	1,581	1,512	9,398
Cena el. energije za industrijska postrojenja sr. vel. (<i>EPMSI</i>) [€/kWh]	0,09	0,02	0,05	0,14
Cena el. energije za domaćinstva prosečne veličine (<i>EPMSH</i>) [€/kWh]	0,18	0,05	0,10	0,31

Napomena: [€/st] - eura po glavi stanovnika; [t/st] - tona po glavi stanovnika; [€/kgeo] - eura po kilogramu ekvivalenta nafte; [toe/st] - tona ekvivalenta nafte po glavi stanovnika; [€/kWh] - eura po kilovat času; promenljive kod kojih nije istaknuta jedinica su bezdimenzioni brojevi.

Model za prognozu primarne proizvodnje energije iz KČO u evropskim državama je razvijan sa idejom da se primeni na balkanske države. Da bi se odredila primenljivost evropskog modela na balkanske države, s obzirom da podaci o

sastavu KČO u većini evropskih država nisu dostupni, poređeni su podaci o stepenu disperzije količina generisanog KČO i stepena recikliranja KČO u EU državama i Norveškoj sa jedne strane i balkanskim državama, sa druge strane. U tom cilju je konstruisan box-plot grafik sa podacima koji se odnose na količine generisanog otpada (slika 8.1 a) i stope recikliranja (slika 8.1 b) država Evropske unije i Norveške.



Slika 8.1 Boks-plot grafici za: a) količinu generisanog KČO i b) stopu recikliranja za države Evropske unije i Norveške, za period 2006 - 2015. godine

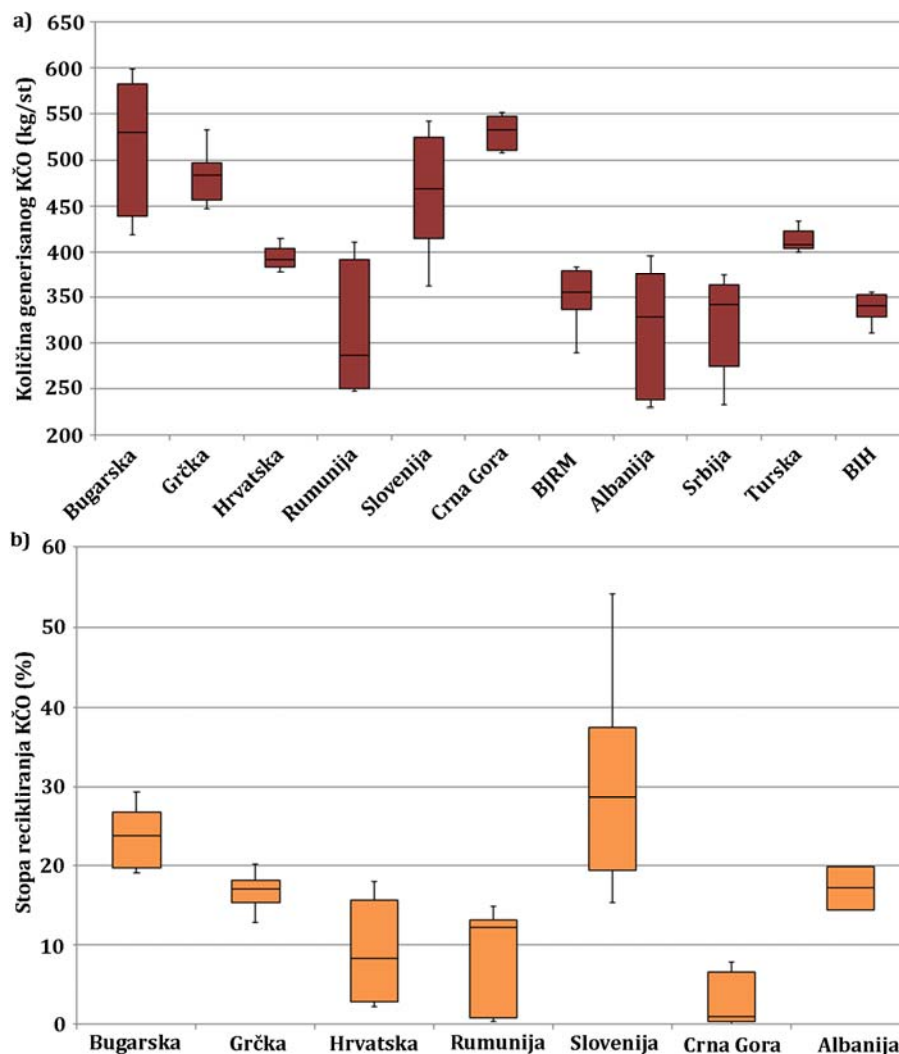
Značajna razlika u količinama generisanog otpada između istočnoevropskih država (Češka Republika, Mađarska, Poljska i Slovačka) i ostalih država Evrope može se uočiti sa slike 8.1 a, dok je razlika u stopama recikliranja nešto manje izražena

usled evidentnog porasta stope recikliranja do koje je došlo poslednjih godina u istočnoevropskim državama, što se lako može videti iz tabele 8.3.

Tabela 8.3 Stope recikliranja KČO u posmatranim istočnoevropskim državama u periodu od 2006. do 2015. godine [176]

Država/ godina	Stopa recikliranja komunalnog čvrstog otpada (%)									
	2006.	2007.	2008.	2009.	2010.	2011.	2012.	2013.	2014.	2015.
Češka Republika	7,4	10,1	10,4	12,4	15,8	17,0	23,2	24,2	25,4	29,7
Mađarska	10,4	12,1	15,2	15,4	19,6	22,0	25,5	26,4	30,5	32,2
Poljska	6,9	7,7	10,5	17,4	21,4	17,5	19,6	24,2	32,3	42,5
Slovačka	4,1	6,6	7,4	8,2	9,1	10,3	13,3	10,8	10,3	14,9

Na slici 8.2 prikazani su boks-plot dijagrami za količine generisanog KČO (slika 8.2 a) i stepena recikliranja KČO (slika 8.2 b) za period 2006 - 2015. godine za države Balkana.



Slika 8.2 Boks-plot grafici za: a) količinu generisanog KČO i b) stopu recikliranja za države Balkana, za period 2006 - 2015. godine

Na slici 8.2 b nisu dati podaci za Bivšu Jugoslovensku Republiku Makedoniju (BJRM), Srbiju, Bosnu i Hercegovinu (BIH) i Tursku, zato što za njih nisu dati zvanični pouzdani podaci za stepen recikliranja KČO.

8.3 Razvoj modela za predviđanje primarne proizvodnje energije na nacionalnom nivou i njihove karakteristike

Neuronska mreža sa opštom regresijom sa ulaznim promenljivim prikazanim u tabeli 8.2 korišćena je za razvoj neuronske mreže. Za selekciju ulaznih promenljivih primenjene su korelaciona analiza, a zatim i analiza značajnosti.

Podaci od 2006. do 2014. godine su nasumično podeljeni na set za obuku i set za validaciju u odnosu od oko 4:1 (123 serija podataka za obuku i 30 za validaciju), dok su podaci iz 2015. godine iskorišćeni za testiranje modela (17 serija podataka). Odnos između seta za razvoj modela i seta za testiranje iznosio je 9:1.

Linearna [0,1] skalarna funkcija je korišćena za povezivanje ulaznih i skrivenih neurona, dok su skriveni i neuroni za sumiranje povezani eksponencijalnom aktivacionom funkcijom. Za određivanje međusobnog rastojanja podataka korišćena je Euklidova funkcija, a za određivanje faktora ujednačavanja genetski algoritam. Veličina genetskog umnožavanja je iznosila 200, a zaustavljanje procesa obučavanja je bilo automatsko, posle 20 generacija bez poboljšanja minimalno 1%. U tabeli 8.4 prikazani su rezultati korelacione analize koja je sprovedena na ulaznim promenljivim podacima o primarnoj proizvodnji energije iz KČO.

Tabela 8.4 Rezultati korelacione analize promenljivih korišćenih za modelovanje primarne proizvodnje energije iz KČO

	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.	13.	Izlaz
1.	1													
2.	0,75	1												
3.	0,30	0,48	1											
4.	0,68	0,63	0,23	1										
5.	0,75	0,59	0,19	0,61	1									
6.	0,55	0,60	0,24	0,49	0,64	1								
7.	0,61	0,91	0,40	0,58	0,50	0,67	1							
8.	0,43	0,37	0,60	0,06	0,18	0,01	0,16	1						
9.	0,70	0,67	0,20	0,41	0,60	0,81	0,63	0,37	1					
10.	0,13	0,67	0,26	0,28	0,15	0,37	0,80	-0,14	0,22	1				
11.	0,41	0,82	0,53	0,54	0,40	0,42	0,86	0,07	0,26	0,86	1			
12.	-0,31	-0,24	-0,53	-0,32	-0,21	-0,27	-0,18	-0,38	-0,22	0,09	-0,15	1		
13.	0,54	0,30	-0,10	0,27	0,52	0,57	0,34	0,10	0,67	0,01	-0,02	0,16	1	
Izlaz	0,70	0,55	0,31	0,64	0,59	0,65	0,58	0,33	0,65	0,15	0,30	-0,41	0,61	1

Napomena: 1. - indeks ljudskog razvoja (*HDI*), 2. - bruto domaći proizvod (*GDP*), 3. - domaća mat. proizvodnja (*DMC*), 4. - udeo urbane populacije (*SUP*), 5. - stopa recikliranja KČO (*RRMSW*), 6. - količina generisanog KČO (*GMSW*), 7. - energetske takse (*ET*), 8. - udeo obnovljive energije u bruto finalnoj potrošnji energije (*SREGFEC*), 9. - energetska produktivnost (*EP*), 10. - broj glavnih distributera električne energije (*NMER*), 11. - finalna potrošnja energije (*FEC*), 12. - cena električne energije za industrijska postrojenja srednje veličine (*EPMSI*), 13. - cena električne energije za domaćinstva prosečne veličine (*EPMSH*), Izlaz - primarna proizvodnja energije iz KČO (*PPMSW*)

Sve vrednosti jednake ili veće od 0,80 su istaknute u tabeli 8.4 i smatraju se visoko koreliranim vrednostima [125]. Za analizirani set podataka, registrovane su sledeće korelirane promenljive:

- Finalna potrošnja energije (*FEC*) sa bruto domaćim proizvodom (*GDP*), energetske taksama (*ET*) i brojem glavnih distributera električne energije (*NMER*);
- Količina generisanog KČO (*GMSW*) sa energetske produktivnošću (*EP*);
- Energetske takse (*ET*) sa finalnom potrošnjom energije (*FEC*), bruto domaćim proizvodom (*GDP*) i brojem glavnih distributera električne energije (*NMER*).

Visoka koreliranost ovih promenljivih je u neku ruku očekivana, s obzirom na veze među njima. Jedino što iznenađuje je visoka korelacija između količine generisanog otpada (*GMSW*) i energetske produktivnosti (*EP*), a najverovatniji razlog tome je to što su obe promenljive dosta povezane sa bruto domaćim proizvodom (*GDP*).

Kako je moguće ukloniti različite promenljive, isprobane su različite kombinacije i najbolji rezultati su dobijeni kada su uklonjeni *GDP*, *EP*, *NMER* i *FEC*. Od preostalih devet ulaznih promenljivih razvijen je model koji je nazvan GRNN-CA.

Takođe, u tabeli 8.4 je primetno da je izlazna promenljiva (*PPMSW*) značajno korelirana sa svim ulaznim promenljivim, što znači da izabrani ulazni parametri imaju značajan uticaj na izlaznu veličinu (*PPMSW*).

Iako su performanse modela GRNN-CA veoma dobre (tabela 8.6), u cilju povećanja njegove primenljivosti, bilo je neophodno smanjiti broj ulaznih promenljivih, što je postignuto primenom analize značajnosti, kojom su određeni pojedinačni faktori ujednačavanja koji ukazuju na uticaj svake od promenljivih na sposobnosti predviđanja modela.

Pojedinačni faktori ujednačavanja (*ISF*) za devet ulaznih promenljivih koje su korišćene za razvoj GRNN-CA modela, kao i za četiri ulazne promenljive korišćene za razvoj GRNN-CA/SA modela, prikazani su u tabeli 8.5.

Tabela 8.5 Pojedinačni faktori ujednačavanja (*ISF*) ulaznih promjenljivih korišćenih za razvijanje GRNN-CA i GRNN-CA/SA modela

Ulazne promjenljive	Pojedinačni faktori ujednačavanja (<i>ISF</i>)	
	GRNN-CA model	GRNN-CA/SA model
Indeks ljudskog razvoja (<i>HDI</i>)	2,52	0,51
Domaća mat. proizvodnja (<i>DMC</i>)	0,15	-
Udeo urbane populacije (<i>SUP</i>)	1,47	2,63
Stopa recikliranja KČO (<i>RRMSW</i>)	0,59	-
Količina generisanog KČO (<i>GMSW</i>)	2,62	0,65
Energetske takse (<i>ET</i>)	0,19	-
Udeo obnovljive energije u bruto finalnoj potrošnji energije (<i>SREGFEC</i>)	2,28	0,01
Cena el. energije za industrijska postrojenja srednje veličine (<i>EPMSI</i>)	0,33	-
Cena električne energije za domaćinstva prosečne veličine (<i>EPMSH</i>)	0,98	-

Iz tabele 8.5 može se zaključiti da najveći uticaj na formiranje modela za predviđanje primarne proizvodnje energije iz KČO imaju: *GMSW*, *HDI*, *SREGFEC* i *SUP*, koje imaju *ISF* veći od 1. Iz tog razloga su samo ove ulazne promjenljive korišćene za razvoj drugog modela koji je označen kao GRNN-CA/SA. Može se uočiti da je za razvoj ovog modela poslužio indikator upravljanja otpadom (*GMSW*), socio-ekonomski indikator (*HDI*), energetski indikator (*SREGFEC*) i demografski indikator (*SUP*). Sposobnosti predviđanja oba modela testirane su sa podacima iz 2015. godine, a statistički pokazatelji njihovih performansi prikazani su u tabeli 8.6.

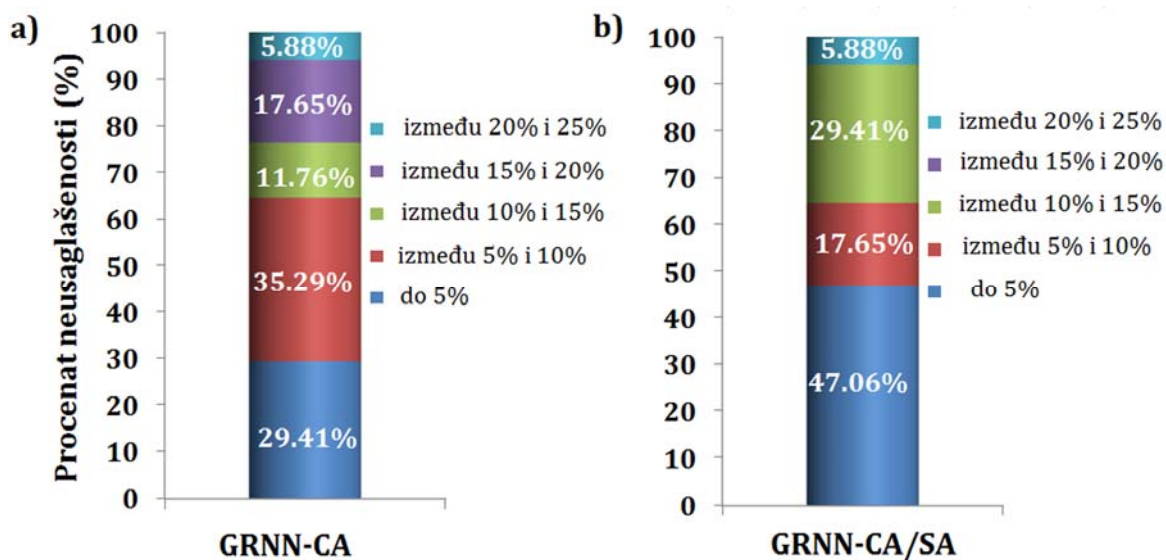
Tabela 8.6 Statistički pokazatelji performansi GRNN-CA i GRNN-CA/SA modela za predviđanje PPEMSW u EU državama i Norveškoj testiranih sa podacima iz 2015. god.

Statistički pokazatelj	Jedinica	GRNN-CA	GRNN-CA/SA
R^2	-	0,976	0,995
<i>MAPE</i>	%	9,334	7,757
<i>RMSE</i>	kgeo/st	7,693	4,411
<i>MAE</i>	kgeo/st	4,754	3,153
<i>IA</i>	-	0,993	0,998

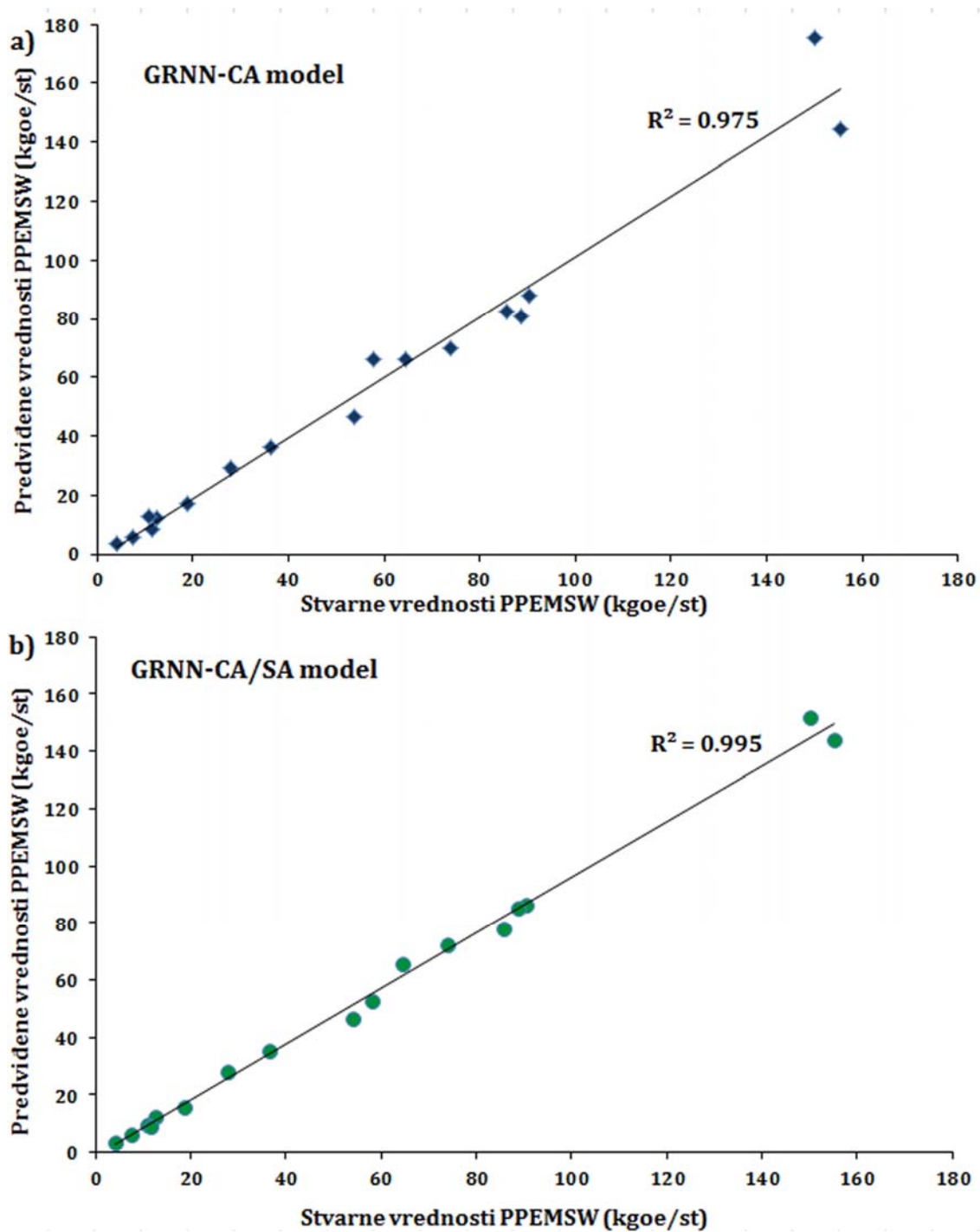
Napomena: kgeo/st - kilogram ekvivalenta nafte po glavi stanovnika

Očigledno je da je redukcija broja ulaznih promenljivih dovela do poboljšanja performansi modela, jer su svi parametri GRNN-CA/SA modela prikazani u tabeli 8.6, značajno bolji od parametara GRNN-CA modela.

Odnosi relativnih grešaka GRNN-CA i GRNN-CA/SA modela predstavljeni su na slici 8.3, a grafičko poređenje stvarnih i predviđenih vrednosti *PPMSW* za oba modela predstavljeno je na slici 8.4.



Slika 8.3 Odnos relativnih grešaka GRNN-CA i GRNN-CA/SA modela



Slika 8.4 Poređenje stvarnih i predviđenih PPEMSW za a) GRNN-CA model i b) GRNN-CA/SA model

Iako ni jedan od modela nema greške predviđanja za pojedinačne države veće od 25%, sa slike 8.3 se može uočiti da model GRNN-CA/SA ima značajno veći broj predviđanja sa greškom manjom od 5% (47,06% naspram 29,41% kod modela GRNN-CA).

8.4 Mogućnosti primene razvijenog modela za predviđanje primarne proizvodnje energije na države Balkana

Za svih 11 država Balkana, izuzev za Bugarsku i Rumuniju, prijavljene vrednosti *PPEMSW* u 2015. godini iznosile su nula. Takođe, i prijavljene vrednosti za Bugarsku (11,704 toe ili 1,625 kgoe/st) i za Rumuniju (3,405 toe ili 0,191 kgoe/st) su ekstremno niske u poređenju sa vrednostima za ostale evropske države [168]. U cilju određivanja potencijala za primarnu proizvodnju energije iz KČO u balkanskim državama, primenjen je model koji je pokazao odlične rezultate na državama EU i Norveške.

GRNN-CA/SA model je primenjen na godišnje podatke za balkanske države prikupljene za 2015. godinu i to na: indeks ljudskog razvoja (*HDI*), udeo urbane populacije (*SUP*), količinu generisanog KČO (*GMSW*), udeo obnovljive energije u bruto finalnoj potrošnji energije (*SREGFEC*).

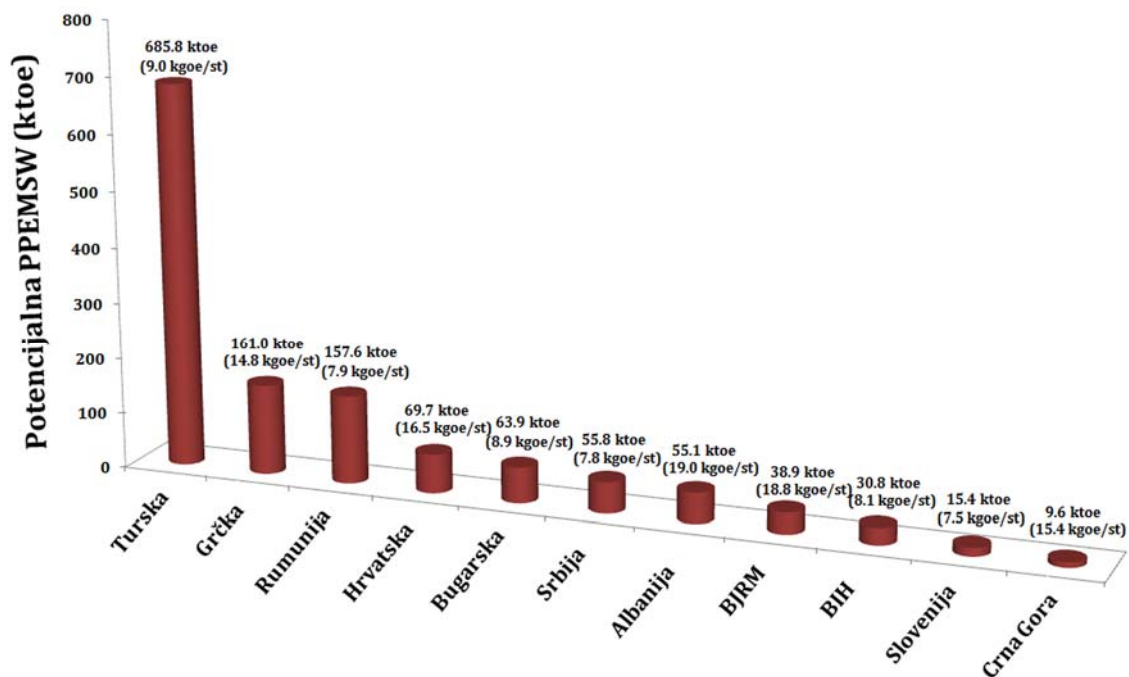
Tabela 8.7 Statistički pokazatelji ulaznih promenljivih za 2015. godinu, za balkanske države

Država	Ulazne promenljive			
	Indeks ljudskog razvoja (<i>HDI</i>)	Udeo urbane populacije (<i>SUP</i>)	Kol. generisanog KČO (<i>GMSW</i>) [kg/st]	Udeo obnovljive energije u bruto finalnoj potrošnji energije (<i>SREGFEC</i>)
Bugarska	0,79	0,74	419	18,2
Grčka	0,87	0,78	485	15,4
Hrvatska	0,83	0,59	393	29,0
Rumunija	0,80	0,55	247	24,8
Slovenija	0,89	0,50	449	22,0
Crna Gora	0,81	0,64	533	43,1
Makedonija	0,75	0,57	380	19,9
Albanija	0,76	0,57	396	34,9
Srbija	0,78	0,56	259	21,0
Turska	0,77	0,73	400	13,6
BIH	0,75	0,40	328	35,8

Napomena: Kurzivom su prikazane vrednosti koje su ispod minimalnih vrednosti korišćenih za trening

S obzirom da balkanske države nisu bile uključene u razvoj GRNN modela, njegova primenljivost se mora proceniti na osnovu vrednosti odabranih ulaza. Tačnije, ukoliko su vrednosti ulaznih promenljivih za balkanske države, koje su date u tabeli 8.7, u opsegu vrednosti koje su originalno korišćene za razvoj GRNN-CA/SA modela (tabela 8.2), tada bi greška modela bila slična onoj koja je dobijena testiranjem modela (tabela 8.6). U suprotnom bi se mogla očekivati veća greška predviđanja. Iz tabele 8.5 se može uočiti da je kritični ulazni parametar udeo urbane populacije (SUP), a slede ga indeks ljudskog razvoja (HDI) i količina generisanog KČO (GMSW), koji su nešto manje značajni za razvoj modela. Može se reći da udeo obnovljive energije u bruto finalnoj potrošnji energije (*SREGFEC*) ima mali efekat na performanse GRNN-CA/SA modela. Iz tog razloga se očekuje da greška predviđanja primarne proizvodnje energije iz KČO u slučaju Bugarske, Grčke, Hrvatske, Rumunije i Crne Gore bude slična onoj koja je dobijena testiranjem modela ($MAPE < 8\%$), dok se za ostale države Balkana mogu očekivati veće greške. Može se očekivati da će greške predviđanja primarne proizvodnje energije iz KČO u slučaju Srbije i Bosne i Hercegovine biti veće u poređenju sa onim koje će se dobiti za Sloveniju, Bivšu Jugoslovensku Republiku Makedoniju, Albaniju i Tursku, zato što su kod njih dve vrednosti ulaznih promenljivih ispod inicijalnog opsega (tabele 8.2 i 8.7)

Korišćenjem GRNN-CA/SA modela na podatke prikazane u tabeli 8.7, dobijene su vrednosti predviđanja PPEMSW za balkanske države, koje su predstavljene na slici 8.5. Ove vrednosti bi trebalo shvatiti kao neiskorišćeni potencijal, s obzirom da se u najvećem delu KČO u ovim državama odlaže na deponije, koje veoma često nisu konstruisane u skladu sa sanitarnim propisima.



Slika 8.5 Potencijali za PPEMSW (u ktoe i kgoe/st) za države Balkana dobijeni primenom GRNN-CA/SA modela na podatke iz 2015. godine

Primarna proizvodnja energije iz svih produkata (*PPEAP - Primary production of energy from all products*) i primarna proizvodnja energije iz KČO (*PPEMSW - Primary production of energy from MSW*) u 2015. godini, kao i udeo *PPEMSW* u *PPEAP* su prikazani u tabeli 8.8. Sve vrednosti *PPEAP* i *PPEMSW* za 16 EU država i Norvešku i *PPEAP* za balkanske države su preuzeti iz Eurostatove baze podataka [168], dok su potencijalne vrednosti *PPEMSW* za balkanske države predviđene pomoću GRNN-CA/SA modela. Ukupan srednji udeo *PPEMSW* u *PPEAP* u 17 posmatranih evropskih država iznosio je za 2015. godinu 2,2%, dok ukupan udeo predviđene vrednost potencijala *PPEMSW* u stvarnoj vrednosti *PPEAP* za sve balkanske države za 2015. godinu iznosio 1,3%.

Tabela 8.8 Primarna proizvodnja energije iz svih produkata (PPEAP) i iz KČO (PPEMSW) i njihovi međusobni odnosi (2015. godina)

Države	PPEAP (ktoe)	PPEMSW*		PPEMSW/PPEAP (%)	
		(ktoe)	(TJ) (GWh)		
Belgija	10,366.7	725.9	30,394	8,442.2	7.00
Češka Republika	28,756.0	133.0	5,570	1,546.8	0.46
Danska	15,708.6	849.0	35,545	9,873.9	5.40
Nemačka	119,769.6	5,988.3	250,720	69,643.9	5.00
Španija	33,440.6	504.0	21,102	5,861.5	1.51
Francuska	136,698.8	2,423.9	101,482	28,190.0	1.77
Italija	36,133.9	1,692.0	70,840	19,678.0	4.68
Luksemburg	146.9	32.6	1,365	379.1	22.19
Mađarska	10,166.0	112.9	4,728	1,313.0	1.11
Holandija	47,586.4	1,528.9	64,014	17,781.1	3.21
Austrija	11,932.1	462.1	19,346	5,374.2	3.87
Poljska	67,346.6	157.5	6,593	1,831.7	0.23
Portugal	5,303.6	194.8	8,155	2,265.5	3.67
Slovačka	6,320.1	39.8	1,668	462.9	0.63
Finska	17,537.8	468.7	19,622	5,451.0	2.67
Švedska	33,643.7	1,514.0	63,387	17,607.8	4.50
Norveška	207,785.5	457.7	19,164	5,323.1	0.22
Bugarska	11,986.3	63.9	2,676	743.5	0.53
Grčka	8,408.0	161.0	6,742	1,872.6	1.92
Hrvatska	4,393.0	69.7	2,919	810.8	1.59
Rumunija	26,656.4	157.6	6,599	1,833.0	0.59
Slovenija	3,390.6	15.4	646	179.4	0.45
Crna Gora	716.5	9.6	403	111.8	1.34
BJRM	1,275.9	38.9	1,629	452.5	3.05
Albanija	2,075.6	55.1	2,304	640.1	2.65
Srbija	10,708.6	55.8	2,335	648.6	0.52
Turska	31,414.2	685.8	29,133	8,092.4	2.21
Bosna i Hercegovina	6,045.9	30.8	1,290	358.3	0.51

* PPEMSW za balkanske države su vrednosti predviđanja modela GRNN-CA/SA

Dobijeni potencijali za primarnu proizvodnju energije iz KČO u balkanskim državama ukazuju na potencijalno moguće velike ekonomske i posebno ekološke benefite. Ekološki benefiti se odnose na očuvanje životne sredine do koga bi se došlo korišćenjem KČO za dobijanje energije umesto npr. lignita, koji je osnovni energent u većini balkanskih država. Ovo se pre svega odnosi na smanjenje emisija gasova staklene bašte (s obzirom da se više gasova staklene bašte emituje sagorevanjem uglja i isparavanjem sa deponija KČO, nego što se oslobađa pri

dobijanju energije iz KČO), zatim u očuvanju zemljišta (smanjuju se potrebne površine za odlaganje KČO), u zaštiti podzemnih i površinskih voda itd.

8.5 Analiza potencijalnih ušteta korišćenjem primarne proizvodnje energije iz KČO u državama Balkana

Lignit je energent koji se na balkanskom poluostrvu najviše koristi. U ovom delu je dat prikaz potencijalnih ušteta lignita koje bi mogle da se ostvare u državama Balkana ukoliko bi se KČO koristio za dobijanje energije. Podaci iz 2015. godine su uzeti kao referentni.

Primarna proizvodnja energije iz svih produkata (*PPEAP*) u Bugarskoj u 2015. godini je iznosila 11.986.300 toe, od čega je 48,65% dobijeno sagorevanjem uglja (mrkog uglja i lignita) [168]. Prijavljeni udeo primarne proizvodnje energije iz KČO (*PPMSW*) u *PPEAP* je iznosio oko 0,1%. Ukupna proizvodnja lignita i mrkog uglja u istoj godini iznosila je 35.859.000 tona [177], od čega se 93% odnosilo na lignit, a 7% na mrki ugalj [178]. Potencijal za *PPMSW* u Bugarskoj je procenjen na 8,9 kg ekvivalenta nafte po glavi stanovnika (kgoe/st), odnosno 63,9 hiljada tona ekvivalenta nafte (ktoe) (slika 7.5). S obzirom da je prijavljena *PPMSW* u Bugarskoj za 2015. godinu bila 11,7 ktoe [168], postoji razlika od 52,2 ktoe kao moguć dodatni potencijal. Kako je donja toplotna moć (kalorijska vrednost) lignita u Bugarskoj 6,635 MJ/kg [177], korišćenjem KČO za dobijanje energije moglo bi se uštedeti 403,4 hiljada tona lignita, što čini oko 1,2% njegove godišnje proizvodnje u Bugarskoj.

Lignit je jedini značajni energent koji se eksploatiše u Grčkoj. Godišnja proizvodnja je u 2015. godini iznosila oko 46 miliona tona [179], po čemu je Grčka drugi proizvođač lignita u Evropskoj uniji i šesti na svetu [180]. Lignit učestvuje sa 66,7% u *PPEAP* [168] u Grčkoj. Srednja kalorijska vrednost lignita iz ovih ležišta iznosi 7,717 MJ/kg [179], a potencijal za *PPMSW* iznosi 161 ktoe, tako da bi korišćenjem KČO za dobijanje energije moglo da se uštedi približno 940 hiljada tona lignita, što je oko 2,0% njegove proizvodnje.

Hrvatska dobija oko 17% energije sagorevanjem uglja [179]. Prema zvaničnim podacima [181], ugalj se ne eksploatiše u Hrvatskoj već se uvozi iz Evrope i Severne i Južne Amerike, odakle se, pre svega, uvozi kameni ugalj. Manji deo uglja čini lignit, koji se uglavnom uvozi iz Bosne i Hercegovine i manjim delom iz Češke, Mađarske i Srbije. Kalorijska vrednost uvezenog kamenog uglja je od 24,28 - 29,31 MJ/kg (srednja vrednost je 26,8 MJ/kg), dok je kalorijska vrednost uvezenog lignita između 9,63 i 12,56 MJ/kg (srednja vrednost je 11,1 MJ/kg) [182]. Za proizvodnju struje u Termoelektrani „Plomin“ i za energetske potrebe u industriji, tokom 2015. godine uvezeno je oko 1.080 hiljada tona uglja. Kako potencijal za PPEMSW iznosi 75,3 ktoe, to znači da bi oko 108,9 hiljada tona uglja moglo da se uštedi korišćenjem KČO za zadovoljavanje energetske potrebe, što čini 10,0% ukupno uvezenog uglja u Hrvatskoj. Ovako velike mogućnosti za uštedu se javljaju usled toga što Hrvatska ne proizvodi, već uvozi ugalj, u relativno malim količinama. Rumunija je u 2015. godini prijavila 0,191 kgoe/st, tj. 3.795 toe PPEMSW, što je apsolutno zanemarljivo prema ukupnoj proizvodnji energije (26.654 ktoe) [168]. Približno 17,7% energije se u Rumuniji dobija sagorevanjem lignita, čija je prosečna kalorijska vrednost 7,7 MJ/kg [179]. Potencijalna PPEMSW iznosi 157,6 ktoe, što je ekvivalentno 857 hiljada tona lignita, odnosno 3,6% od 24 miliona tona lignita koji je proizveden u Rumuniji 2015. godine.

Električna energija u Sloveniji potiče najvećim delom od nuklearne energije (37,4%), a zatim od uglja (29,0%) i od hidro potencijala (27,1%), dok svi ostali izvori učestvuju sa oko 6,5%. U 2015. godini, oko 3,2 miliona tona lignita je proizvedeno, što čini oko 25,4% (862,4 toe) od ukupno proizvedene energije (3.390,6 toe) [168]. U Sloveniji se lignit jedino proizvodi u Velenju, koji je visokog kvaliteta, kalorijske vrednosti od oko 11,3 MJ/kg [179]. Prema rezultatima dobijenim korišćenjem GRNN-CA/SA modela, oko 15,4 ktoe bi se potencijalno moglo generisati iz KČO, čime bi moglo da se zameni oko 57,1 hiljada tona lignita, odnosno 1,8% ukupne godišnje proizvodnje lignita u Sloveniji.

U 2015. godini je proizvedeno 716,5 ktoe, od čega 390 ktoe (54,4%) iz lignita [168]. Garantovana srednja kaloriska vrednost lignita iz ugljenokopa u Pljevljima, koji je ubedljivo najveći proizvođač lignita u Crnoj Gori, iznosi 9,211 MJ/kg [183]. Uzimajući to u obzir, primenom GRNN-CA/SA modela se dobija da je potencijalna

ušteda lignita 43,6 hiljada tona, ukoliko bi se koristio KČO za dobijanje energije, što čini oko 2,5% od 1.734,8 hiljada tona, koliko je iznosila godišnja proizvodnje lignita u Crnoj Gori u 2015. godini [184].

Ukupna proizvodnja energije u Bivšoj Jugoslovenskoj Republici Makedoniji (BJRM) je u 2015. godini iznosila 1.275,9 ktoe, od čega je 876,5 ktoe (68,7%) dobijeno iz lignita [168]. U 2015. godini je proizvedeno oko 5,9 miliona tona lignita u BJRM [179], Kalorijska vrednost lignita u Makedoniji je u opsegu od 6,5 do 8 MJ/kg [185]. Primenom GRNN-CA/SA modela dobijeno je da bi oko 38,9 ktoe energije moglo da se generiše iz KČO, što je ekvivalentno 224,7 hiljada tona lignita, odnosno 3,8% njegove ukupne godišnje proizvodnje.

Iako u Albaniji ukupne rezerve lignita iznose skoro 727 miliona tona, samo oko 4 hiljade tona je eksploatisano u 2015. godini. Godišnje se uveze oko 102 hiljade tona lignita [179]. Primenom modela GRNN-CA/SA dobija se da bi oko 55,0 ktoe moglo da se generiše iz KČO, što je približno 2,7% ukupne proizvodnje energije u Albaniji u 2015. godini [168].

U Srbiji uglj participira sa 67,2% u strukturi proizvodnje energije, nafta sa 10,0%, prirodni gas sa 4,3%, hidro potencijal sa 8,1% i biomasa sa 10,3%. Od ukupne količine uglja, oko 94% je dobijeno iz domaće proizvodnje, a 98% domaće proizvodnje čini lignit. Oko 99% domaćeg lignita se utroši u termo elektranama za dobijanje električne energije. U toku 2015. godine, u Srbiji je proizvedeno 38 miliona tona lignita [186]. S obzirom da je tona ekvivalenta nafte (toe) ekvivalentna 5,586 t sirovog lignita eksploatisanog u Srbiji [186] i da je potencijal za proizvodnju energije iz KČO (dobijen primenom GRNN-CA/SA modela) procenjen na 55,8 ktoe, može se zaključiti da bi korišćenjem KČO kao goriva, u Srbiji moglo da se uštedi oko 311,7 hiljada tona lignita, ili oko 0,8% godišnje proizvodnje.

Turska ima značajne zalihe uglja. U 2015. godini proizvedeno je 48,1 miliona tona lignita i 1,5 miliona tona kamenog uglja [179], što je oko 40,7% proizvedene energije u Turskoj [168]. Preko 12,5% ukupno proizvedene električne energije je dobijeno iz lignita [179]. Potencijalna proizvodnja energije iz KČO, dobijena primenom GRNN-CA/SA modela iznosi 695,8 ktoe, a pošto kalorijska vrednost

Turskog lignita iznosi 8,665 MJ/kg [179], potencijalna ušteda iznosi 3.362 hiljade tona ili 7% ukupne godišnje proizvodnje lignita u Turskoj.

U istoj godini, ukupna proizvodnja uglja u Bosni i Hercegovini je iznosila 12.172,3 hiljade tona, od čega je 5.998,6 t lignita [187], čija je prosečna kalorijska vrednost 8,859 MJ/kg [188]. Potencijalna proizvodnja energije iz KČO predviđena GRNN-CA/SA modelom iznosi 30,8 ktoe, što je ekvivalentno 145,6 hiljada tona lignita, što je oko 2,4% njegove ukupne proizvodnje u Bosni i Hercegovini u 2015. godini.

U svim balkanskim državama, tokom 2015. godine proizvedeno je 206.275 hiljada tona lignita. Primena GRNN-CA/SA modela ukazala je da bi korišćenjem KČO za dobijanje energije potencijalno moglo da se uštedi 6.345 hiljada tona lignita, što čini oko 3,1% njegove godišnje proizvodnje na Balkanu. Više od polovine uštede otpada na Tursku (oko 53%), nešto manje od 15% na Grčku, oko 13,5% na Rumuniju, a ostatak na ostale države. U tabeli 8.9 prikazane su potencijalne uštede lignita po državama Balkana, izražene u procentima i kg/st.

Tabela 8.9 Potencijalne uštede lignita po balkanskim državama na osnovu primene GRNN-CA/SA modela na podatke iz 2015. godine

Država	Proizvodnja lignita (kt)	Potencijalna ušteda lignita		
		(kt)	(%)	kg/st.
Turska	48.100	3.362	7,0	43.3
Grčka	46.000	940	2,0	86.6
Rumunija	24.000	857	3,6	43.1
Bugarska	33.340	403	1,2	56.0
Srbija	38.000	312	0,8	43.8
BJRM	5.900	225	3,8	108.6
BIH	5.999	146	2,4	38.2
Slovenija	3.200	57	1,8	27.7
Crna Gora	1.734	44	2,5	70.1

9. Zaključak

Osnovni cilj istraživanja koja su sprovedena u okviru ove doktorske disertacije je razvoj modela za predviđanje količina generisanja različitih vrsta otpada na nacionalnom nivou i modela za predviđanje benefita i ušteda koji bi mogli biti ostvareni korišćenjem komunalnog čvrstog otpada za dobijanje energije. Modeli su razvijeni pomoću veštačkih neuronskih mreža (ANN), uz korišćenje dostupnih socio-ekonomskih, demografskih, industrijskih, poljoprivrednih, medicinskih, naučnih, energetske i drugih indikatora. Mogućnost predviđanja količina različitih vrsta otpada koje se generišu na nacionalnom nivou, kao i predviđanje potencijala za dobijanje energije iz otpada je od velikog značaja za planiranje strategija upravljanja otpadom i mogućnostima za njihov tretman i valorizaciju njihovih energetske potencijala. Ovo je posebno značajno za zemlje u razvoju, u koje spada i Republika Srbija, kod kojih postoji hroničan nedostatak podataka vezanih za generisanje otpada i još veći nedostatak jasnih strategija za upravljanje otpadom.

U okviru ove doktorske disertacije razvijeni su modeli za predviđanje generisanja komunalnog čvrstog otpada i za generisanje opasnog hemijskog i opasnog medicinskog otpada na nacionalnom nivou. Pored toga, razvijen je i model za predviđanje primarne proizvodnje energije iz komunalnog čvrstog otpada za razvijene države Evropske unije i na osnovu dobijenog modela izvršeno je predviđanje potencijala za primarnu proizvodnju energije iz komunalnog čvrstog otpada za države Balkanskog poluostrva, a potom su ispitivani i benefiti koje bi od toga imale pomenute države.

Prilikom izrade predmetne doktorske disertacije pošlo se od hipoteze da postoji nelinearna matematička povezanost količina otpada koje se generišu na nacionalnom nivou sa različitim socio-ekonomskim, demografskim, industrijskim, poljoprivrednim, medicinskim, naučnim i drugim indikatorima. Ovi indikatori predstavljaju nezavisne promenljive za razvoj modela za predviđanje zavisnih promenljivih veličina - količina različitih vrsta generisanog otpada na nacionalnom nivou. Takođe, pretpostavljena je nelinearna matematička povezanost između proizvodnje primarne energije iz komunalnog čvrstog otpada, kao zavisne promenljive veličine, i nezavisnih promenljivih u koje spadaju različiti socio-

ekonomski, demografski i energetska indikatori, kao i indikatori upravljanja otpadom.

Na osnovu navedenih hipoteza odabrane su veštačke neuronske mreže kao alat za razvoj modela, zato što je pomoću njih moguće predviđanje nelinearno povezanih zavisnih izlaznih promenljivih, na osnovu poznatih nezavisnih ulaznih promenljivih veličina.

Performanse modela su ispitivane testiranjem razvijenih modela kroz:

- uporednu analizu modelovanih i stvarnih (izmerenih) vrednosti i
- analizu rezultata dobijenih modelovanjem pomoću različitih statističkih indikatora performansi modela.

Neuronska mreža sa opštom regresijom (GRNN) je korišćena za razvoj modela za predviđanje količina komunalnog čvrstog otpada (KČO) koje se generišu na godišnjem nivou u 44 države koje su članice ili države partneri Organizacije za ekonomsku saradnju i razvoj (OECD) ili su članice Evropske unije. Ove države su međusobno veoma različite po veličini i broju stanovnika, geografskim i klimatskim karakteristikama i nivou ekonomskog razvoja, što znatno otežava razvoj jedinstvenog modela za predviđanje generisanja KČO.

Za razvoj modela, kao ulazne promenljive, korišćene su vrednosti dvanaest indikatora za period od 2000. do 2012. godine, koje su dostupne u različitim međunarodnim i nacionalnim statističkim bazama podataka.

Pored toga, ispitivan je i potencijalni uticaj na generisanje KČO, koji je imala svetska ekonomska kriza, čiji je najveći uticaj bio između 2007. i 2009. godine. Veliki društveni poremećaji izazvani globalnim ili nacionalnim finansijskim krizama, ratovima, prirodnim katastrofama i sličnim scenarijima dovode do naglih promena u ekonomskom i socijalom okruženju koji se manifestuju pojavom tzv. strukturnog loma, neočekivane, nagle promene vremenske serije, koja može da dovede do velikih grešaka u predviđanju neke vrednosti i do nepouzdanosti modela. Radi izučavanja ovog uticaja, formirana su dva identična modela za predviđanje količina generisanog KČO, sa istim ulaznim promenljivim, s tim da je u prvom modelu zanemaren uticaj strukturnog loma (samim tim i svetske ekonomske krize), dok su za razvoj drugog modela korišćene iste promenljive,

samo što su u obzir uzeti samo oni podaci iz godina koje usledile nakon registrovane pojave strukturnog loma za svaku pojedinačnu državu.

Dobijeni rezultati su ukazali da su bolje performanse modela dobijene kada je strukturni lom uzet u obzir, što se, između ostalog, može uočiti preko srednje apsolutne procentualne greške (*MAPE*) koja je iznosila 4,0%, naspram 6,7% koliko je iznosila za model kod koga strukturni lom nije uzet u obzir.

Na osnovu dobijenih rezultata može se zaključiti da primena rezultata analize strukturnog loma dodatno poboljšava prognostičke sposobnosti modela razvijenih pomoću neuronske mreže sa opštom regresijom.

S obzirom da se za razvoj modela koriste široko dostupni statistički parametri, primena dobijenog modela može da nadoknadi nedostatak podataka vezanih za generisanje otpada, koji je naročito izražen u slabo razvijenim državama i državama u razvoju.

Za ispitivanje su odabrani opasni hemijski i opasni medicinski otpad, koji zajedno čine čak oko 40% ukupnog opasnog otpada u Evropskoj uniji. Ispitivanja su obuhvatila razvoj dva nezavisna modela zasnovana na neuronskim mrežama sa opštom regresijom (GRNN) i to: jedan za predviđanje generisanih količina opasnog hemijskog otpada i jedan za predviđanje generisanih količina opasnog medicinskog otpada.

Kao ulazne promenljive su korišćeni različiti socio-ekonomski, industrijski i poljoprivredni indikatori, čija optimizacija je izvršena primenom korelacione analize i analize značajnosti. Obučavanje GRNN mreža je obavljano sa podacima koji su bili dostupni za svaku drugu godinu, počev od 2004. godine, pa do 2012. godine, dok su za testiranje oba modela korišćeni podaci iz 2014. godine.

Performanse razvijenih modela su testirane korišćenjem sledećih statističkih indikatora performansi modela: koeficijenta determinacije (R^2), korena srednje kvadratne greške (*RMSE*), srednje vrednosti apsolutnih grešaka (*MAE*), srednje apsolutne procentualne greške (*MAPE*) i udela tačnih predviđanja u okviru posmatranih vrednosti (*FA1.1*, *FA1.2* i *FA1.25*).

Modelovanje količina generisanog opasnog hemijskog otpada je obuhvatilo 23 države Evropske unije. Primenom korelacione analize i analize značajnosti, broj ulaznih indikatora je smanjen sa početnih 11 na 6, pri čemu su poboljšane performanse modela. Za modelovanje količina opasnog medicinskog otpada bili su dostupni podaci za 19 država Evropske unije, a najbolje performanse je postigao model kod koga je, primenom korelacione analize i analize značajnosti, broj ulaznih indikatora smanjen sa početnih 16 na 10.

Osim za predviđanje količina generisanog opasnog hemijskog i medicinskog otpada, razvijeni GRNN modeli mogu se primeniti i za simulaciju različitih scenarija koji uključuju potencijalne zakonodavne promene, kao i promene vezane za industrijske, poljoprivredne i medicinske indikatore na regionalnom ili nacionalnom nivou.

I za razvoj modela za predviđanje godišnje primarne proizvodnje energije iz KČO primenjena je neuronska mreža sa opštom regresijom, uz korišćenje podataka za 16 država Evropske unije i Norveške za period od 2006. do 2015. godine. Od početnih 13 ulaznih nezavisnih promenljivih, primenom korelacione analize, a potom i analize značajnosti izdvojila su se 4 ulazne promenljive, čijom primenom je dobijen model na najboljim performansama. Ove nezavisne promenljive, koje su imale relativno niske koeficijente međusobne korelacije i visok uticaj na performanse modela su: indeks ljudskog razvoja (HDI), količina generisanog KČO, udeo urbane populacije i udeo obnovljivih izvora energije u ukupnoj krajnjoj potrošnji energije. Dobijeni model ima odlične performanse ($R^2=0,995$, $MAPE=7,757$ i $RMSE=4,411$), pa je iskorišćen za dobijanje podataka o potencijalu za dobijanje energije za balkanske države. Primenog razvijenog modela, dobijeno je da se upotrebom KČO u energetske svrhe u različitim državama Balkana može očekivati da se generiše između 7,5 i 19 kg ekvivalenta nafte po glavi stanovnika. S obzirom da je lignit glavni energent među državama Balkana, proračunato je da bi države mogle da uštede između 44 hiljada tona (Crna Gora) i 3.362 hiljada tona lignita (Turska) ili ukupno 6.346 hiljada tona. Ovo bi, osim ekonomskih koristi, dovelo i do značajnih ekoloških benefita, s obzirom na to da bi došlo do smanjenja emisija gasova staklene bašte (od sagorevanja lignita i evaporacije sa odlagališta), bile bi sačuvane značajne površine zemljišta (koje zauzimaju deponije pepela od

sagorevanja lignita i deponije KČO) i smanjio bi se uticaj otpada i deponija pepela na površinske i podzemne vode.

Dalja ispitivanja u ovoj oblasti mogu obuhvatiti ispitivanje razvijene ANN metodologije za modelovanje sastava otpada, a zatim i određivanje najoptimalnije vrste tretmana otpada na regionalnom ili nacionalnom nivou, uz dalje unapređenje modela primenom različitih tehnika izbora ulaznih promenljivih.

Literatura

- [1] European Parliament and the Council of the European Union. Directive 2008/98/EC of the European Parliament and of the Council on waste and repealing certain directives. 2008. doi:2008/98/EC.; 32008L0098.
- [2] Republika Srbija. Zakon o upravljanju otpadom (Sl. gl. RS, br. 36/09, 88/10 i 14/16). Srbija: 2016.
- [3] Hoornweg D, Bhada-Tata P. What a Waste - A Global Review of Solid Waste Management. Washington, DC 20433 USA: 2012.
- [4] Republika Srbija. Pravilnik o kategorijama, ispitivanju i klasifikaciji otpada (Sl. glasnik RS, br. 56/10). Srbija: 2010.
- [5] Adamović V, Antanasijević D, Ristić M, Perić-Grujić A, Pocajt V. Prediction of municipal solid waste generation using artificial neural network approach enhanced by structural break analysis. *Environmental Science and Pollution Research* 2017; 24: 299–311. doi:10.1007/s11356-016-7767-x.
- [6] The U.S. Environmental Protection Agency. Resource Conservation and Recovery Act. vol. 7. Washington, DC, USA: 2014.
- [7] Liu A, Ren F, Lin WY, Wang JY. A review of municipal solid waste environmental standards with a focus on incinerator residues. *International Journal of Sustainable Built Environment* 2015; 4: 165–88. doi:10.1016/j.ijsbe.2015.11.002.
- [8] Sundram MS. Basel Convention on Transboundary Movement of Hazardous Wastes: total ban amendment. *Pace International Law Review* 1997; 9: 1–56.
- [9] European Commission. EU Waste Policy - The story behind the strategy. 2012: 1–32.
- [10] The European Communities. Section 4: WASTE MANAGEMENT LEGISLATION. Handbook on the Implementation of EC Environmental Legislation, 2008, p. 395–608.
- [11] Ghisellini P, Cialani C, Ulgiati S. A review on circular economy: The expected transition to a balanced interplay of environmental and economic systems. *Journal of Cleaner Production* 2016; 114: 11–32. doi:10.1016/j.jclepro.2015.09.007.
- [12] Ferreira F, Avelino C, Bentes I, Matos C, Teixeira CA. Assessment strategies for municipal selective waste collection schemes. *Waste Management* 2017;

- 59: 3–13. doi:10.1016/j.wasman.2016.10.044.
- [13] Owens B. Mining: Extreme prospects. *Nature* 2013; 495: 4–6. doi:10.1038/495S4a.
- [14] Republika Srbija. Strategija upravljanja otpadom za period 2010-2019. godine (Sl. glasnik RS, br. 29/10). Srbija: 2010.
- [15] Eurostat. Waste management indicators - Statistics Explained. Luxembourg: 2017. http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Waste_management_indicators [accessed Januar 31, 2017].
- [16] Grossman G, Krueger A. Economic Growth and the Environment. *The Quarterly Journal of Economics* 1995; 110: 353–77.
- [17] Kawai K, Tasaki T. Revisiting estimates of municipal solid waste generation per capita and their reliability. *Journal of Material Cycles and Waste Management* 2015; 18: 1–13. doi:10.1007/s10163-015-0355-1.
- [18] Pao H-T, Fu H-C, Tseng C-L. Forecasting of CO₂ emissions, energy consumption and economic growth in China using an improved grey model. *Energy* 2012; 40: 400–9. doi:10.1016/j.energy.2012.01.037.
- [19] Daskalopoulos E, Badr O, Probert SD. Municipal solid waste: a prediction methodology for the generation rate and composition in the European Union countries and the United States of America. *Resources, Conservation and Recycling* 1998; 24: 155–66. doi:10.1016/S0921-3449(98)00032-9.
- [20] Bach H, Mild A, Natter M, Weber A. Combining socio-demographic and logistic factors to explain the generation and collection of waste paper. *Resources, Conservation and Recycling* 2004; 41: 65–73. doi:10.1016/j.resconrec.2003.08.004.
- [21] Beigl P, Lebersorger S, Salhofer S. Modelling municipal solid waste generation: a review. *Waste Management (New York, NY)* 2008; 28: 200–14. doi:10.1016/j.wasman.2006.12.011.
- [22] Liao C-H, Chiu ASF. Evaluate municipal solid waste management problems using hierarchical framework. *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 2011; 25: 353–62. doi:10.1016/j.sbspro.2011.10.554.
- [23] Lebersorger S, Beigl P. Municipal solid waste generation in municipalities: quantifying impacts of household structure, commercial waste and domestic fuel. *Waste Management (New York, NY)* 2011; 31: 1907–15. doi:10.1016/j.wasman.2011.05.016.

- [24] Ahmad K. A system dynamics modeling of municipal solid waste management systems in Delhi. *International Journal of Research in Engineering and Technology* 2012; 01: 628–41.
- [25] Intharathirat R, Abdul Salam P, Kumar S, Untong A. Forecasting of municipal solid waste quantity in a developing country using multivariate grey models. *Waste Management* 2015. doi:10.1016/j.wasman.2015.01.026.
- [26] Abbasi M, Hanandeh A El. Forecasting municipal solid waste generation using artificial intelligence modelling approaches. *Waste Management* 2016; 56: 13–22. doi:10.1016/j.wasman.2016.05.018.
- [27] Zade JG, Noori R. Prediction of Municipal Solid Waste Generation by Use of Artificial Neural Network : A Case Study of Mashhad. *International Journal of Environmental Research* 2008; 2: 13–22.
- [28] Noori R, Karbassi A, Salman Sabahi M. Evaluation of PCA and Gamma test techniques on ANN operation for weekly solid waste prediction. *Journal of Environmental Management* 2010; 91: 767–71. doi:10.1016/j.jenvman.2009.10.007.
- [29] Ali Abdoli M, Falah Nezhad M, Salehi Sede R, Behboudian S. Longterm forecasting of solid waste generation by the artificial neural networks. *Environmental Progress & Sustainable Energy* 2011; 31: 628–36. doi:10.1002/ep. 10591.
- [30] Batinic B, Vukmirovic S, Vujic G, Stanisavljevic N, Ubavin D, Vukmirovic G. Using ANN model to determine future waste characteristics in order to achieve specific waste management targets -case study of Serbia. *Journal of Scientific and Industrial Research* 2011; 70: 513–8.
- [31] Antanasijević D, Pocajt V, Popović I, Redžić N, Ristić M. The forecasting of municipal waste generation using artificial neural networks and sustainability indicators. *Sustainability Science* 2013; 8: 37–46. doi:10.1007/s11625-012-0161-9.
- [32] Shamshiry E, Mokhtar M Bin, Abdulai A. Comparison of Artificial Neural Network (ANN) and Multiple Regression Analysis for Predicting the amount of Solid Waste Generation in a Tourist and Tropical Area - Langkawi Island. *International Conference on Biological, Civil and Environmental Engineering (BCEE-2014)*, March 17-18, Dubai (UAE): 2014, p. 161–6.
- [33] Kang Y-Y, Jeon T-W, Kim W-I, Shin SK, Yeon J-M, Somasundaram S. Correlation study of hazardous waste characteristics among various

- chemical processes in Republic of Korea. *Journal of Material Cycles and Waste Management* 2014; 16: 566–75. doi:10.1007/s10163-013-0208-8.
- [34] Court CD, Munday M, Roberts A, Turner K. Can hazardous waste supply chain “hotspots” be identified using an input-output framework? *European Journal of Operational Research* 2015; 241: 177–87. doi:10.1016/j.ejor.2014.08.011.
- [35] Zakaria B, Abdullah R, Ramli MF, Latif PA. Selection criteria using the Delphi method for siting an integrated hazardous waste disposal facility in Malaysia. *Journal of Environmental Planning and Management* 2013; 56: 1–19. doi:10.1080/09640568.2012.689614.
- [36] Schuhmacher M, Fàbrega F, Kumar V, García F, Nadal M, Domingo JL. A PBPK model to estimate PCDD/F levels in adipose tissue: Comparison with experimental values of residents near a hazardous waste incinerator. *Environment International* 2014; 73: 150–7. doi:10.1016/j.envint.2014.07.020.
- [37] United Nations. *Indicators of Sustainable Development: Guidelines and Methodologies*. Third Edit. New York: United Nations; 2007. <http://www.un.org/esa/sustdev/natlinfo/indicators/guidelines.pdf>.
- [38] European Commission Eurostat. *Waste statistics - Statistics Explained* 2017. http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Waste_statistics [accessed May 30, 2017].
- [39] Eurostat. *Waste generation and treatment*. Luxembourg: European Commission; 2017. http://ec.europa.eu/eurostat/cache/metadata/en/env_wasgt_esms.htm.
- [40] European Commission. *Manual on waste statistics: A handbook for data collection on waste generation and treatment*. Luxembourg: Publications Office of the European Union; 2013. doi:10.2785/51516.
- [41] Republika Srbija. *Pravilnik o upravljanju medicinskim otpadom* (Sl. gl. RS, br. 78/10). Srbija: 2010.
- [42] Rushbrook, P. & Zghondi R. *Better Healthcare Waste Management: An Integral Component of Health Investment*. Amman: World Health Organization; 2005. <http://apps.who.int/iris/bitstream/10665/119762/1/dsa515.pdf>.
- [43] Shannon AL, Woolridge A. Chapter 23 - Medical Waste. Elsevier Inc.; 2011. doi:10.1016/B978-0-12-381475-3.10023-3.

- [44] Sartaj M, Arabgol R. Assessment of healthcare waste management practices and associated problems in Isfahan Province (Iran). *Journal of Material Cycles and Waste Management* 2015; 17: 99–106. doi:10.1007/s10163-014-0230-5.
- [45] van Beusekom C. Hazardous waste in the European Union. *Statistics in focus - Environment and energy*, Luxembourg: Eurostat; 1999, p. 1–7. <http://edz.bib.uni-mannheim.de/www-edz/pdf/statinf/99/CA-NQ-99-007-EN-I-EN.pdf>.
- [46] Elimelech E, Ayalon O, Flicstein B. Hazardous waste management and weight-based indicators-The case of Haifa Metropolis. *Journal of Hazardous Materials* 2011; 185: 626–33. doi:10.1016/j.jhazmat.2010.09.064.
- [47] Al-Khatib IA, Abu Fkhidah I, Khatib JI, Kontogianni S. Implementation of a multi-variable regression analysis in the assessment of the generation rate and composition of hospital solid waste for the design of a sustainable management system in developing countries. *Waste Management & Research* 2016; 34: 225–34. doi:10.1177/0734242X15622813.
- [48] Jahandideh S, Jahandideh S, Asadabadi EB, Askarian M, Movahedi MM, Hosseini S, et al. The use of artificial neural networks and multiple linear regression to predict rate of medical waste generation. *Waste Management (New York, NY)* 2009; 29: 2874–9. doi:10.1016/j.wasman.2009.06.027.
- [49] Eleyan D, Al-Khatib I a, Garfield J. System dynamics model for hospital waste characterization and generation in developing countries. *Waste Management & Research* 2013; 31: 986–95. doi:10.1177/0734242X13490981.
- [50] Karpušenkaitė A, Ruzgas T, Denafas G. Forecasting medical waste generation using short and extra short datasets: Case study of Lithuania. *Waste Management & Research* 2016; 34: 378–87. doi:10.1177/0734242X16628977.
- [51] Sabour MR, Mohamedifard A, Kamalan H. A mathematical model to predict the composition and generation of hospital wastes in Iran. *Waste Management (New York, NY)* 2007; 27: 584–7. doi:10.1016/j.wasman.2006.05.010.
- [52] European Commission - Eurostat. *Energy Statistics of the European Union: Concepts and Definitions on All Flows (“Aggregates”) and Products used in the Energy Statistics on Quantities*. Luxembourg: 2015.
- [53] BP. *BP Statistical Review of World Energy 2017*. London, UK: 2017.

<http://edz.bib.uni-mannheim.de/www-edz/pdf/statinf/99/CA-NQ-99-007-EN-I-EN.pdf>.

- [54] Bilgen S. Structure and environmental impact of global energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 2014; 38: 890–902. doi:10.1016/j.rser.2014.07.004.
- [55] Adamović V, Antanasijević D, Ćosović A, Ristić M, Pocajt V. An artificial neural network approach for the estimation of the primary production of energy from municipal solid waste and its application to the Balkan countries. *Waste Management* 2018; 78: 955–68. doi:10.1016/j.wasman.2018.07.012.
- [56] International Energy Agency, Eurostat. *Energy statistics Manual*. Paris, France: 2004. <http://ec.europa.eu/eurostat/documents/3859598/5885369/NRG-2004-EN.PDF/b3c4b86f-8e88-4ca6-9188-b95320900b3f>.
- [57] Chandel MK, Kwok G, Jackson RB, Pratson LF. The potential of waste-to-energy in reducing GHG emissions. *Carbon Management* 2012; 3: 133–44. doi:10.4155/cmt.12.11.
- [58] Kaplan PO, Decarolis J, Thorneloe S. Is it better to burn or bury waste for clean electricity generation? *Environmental Science and Technology* 2009; 43: 1711–7. doi:10.1021/es802395e.
- [59] Gils HC, Scholz Y, Pregger T, Luca de Tena D, Heide D. Integrated modelling of variable renewable energy-based power supply in Europe. *Energy* 2017; 123: 173–88. doi:10.1016/j.energy.2017.01.115.
- [60] Sveinbjörnsson D, Ben Amer-Allam S, Hansen AB, Algren L, Pedersen AS. Energy supply modelling of a low-CO₂ emitting energy system: Case study of a Danish municipality. *Applied Energy* 2017; 195: 922–41. doi:10.1016/j.apenergy.2017.03.086.
- [61] Volkart K, Weidmann N, Bauer C, Hirschberg S. Multi-criteria decision analysis of energy system transformation pathways: A case study for Switzerland. *Energy Policy* 2017; 106: 155–68. doi:10.1016/j.enpol.2017.03.026.
- [62] Aydin G. Modeling of energy consumption based on economic and demographic factors: The case of Turkey with projections. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 2014; 35: 382–9. doi:10.1016/j.rser.2014.04.004.
- [63] Ekonomou L. Greek long-term energy consumption prediction using artificial neural networks. *Energy* 2010; 35: 512–7.

doi:10.1016/j.energy.2009.10.018.

- [64] Szoplik J. Forecasting of natural gas consumption with artificial neural networks. *Energy* 2015; 85: 208–20. doi:10.1016/j.energy.2015.03.084.
- [65] Antanasijević D, Pocajt V, Ristić M, Perić-Grujić A. Modeling of energy consumption and related GHG (greenhouse gas) intensity and emissions in Europe using general regression neural networks. *Energy* 2015; 84: 816–24. doi:10.1016/j.energy.2015.03.060.
- [66] Dong C, Jin B, Li D. Predicting the heating value of MSW with a feed forward neural network. *Waste Management* 2003; 23: 103–6. doi:10.1016/S0956-053X(02)00162-9.
- [67] Shu HY, Lu HC, Fan HJ, Chang MC, Chen JC. Prediction for energy content of Taiwan municipal solid waste using multilayer perceptron neural networks. *Journal of the Air & Waste Management Association* 2006; 56: 852–8. doi:10.1080/10473289.2006.10464497.
- [68] Ogwueleka TC, Ogwueleka FN. Modelling Energy Content of Municipal Solid Waste. *Iran J Environ Health Sci Eng* 2010; 7: 259–66.
- [69] Morrissey AJ, Browne J. Waste management models and their application to sustainable waste management. *Waste Management (New York, NY)* 2004; 24: 297–308. doi:10.1016/j.wasman.2003.09.005.
- [70] Cherian J, Jacob J. Management Models of Municipal Solid Waste: A Review Focusing on Socio Economic Factors. *International Journal of Economics and Finance* 2012; 4: 131–9. doi:10.5539/ijef.v4n10p131.
- [71] Kolekar KA, Hazra T, Chakrabarty SN. A Review on Prediction of Municipal Solid Waste Generation Models. *Procedia Environmental Sciences* 2016; 35: 238–44. doi:10.1016/j.proenv.2016.07.087.
- [72] Beigl P, Wassermann G, Schneider F, Salhofer S. Forecasting Municipal Solid Waste Generation in Major European Cities. *International Congress: Complexity and Integrated Resources Management* 2004: 1–6.
- [73] Rimaityte I, Ruzgas T, Denafas G, Racys V, Martuzevicius D. Application and evaluation of forecasting methods for municipal solid waste generation in an eastern-European city. *Waste Management & Research* 2012; 30: 89–98. doi:10.1177/0734242X10396754.
- [74] Benítez SO, Lozano-Olvera G, Morelos RA, Vega CA de. Mathematical modeling to predict residential solid waste generation. *Waste Management*

- (New York, NY) 2008;28 Suppl 1:S7–13. doi:10.1016/j.wasman.2008.03.020.
- [75] Gu B, Fujiwara T, Jia R, Duan R, Gu A. Methodological aspects of modeling household solid waste generation in Japan: Evidence from Okayama and Otsu cities. *Waste Management & Research* 2017; 35: 1237–46. doi:10.1177/0734242X17738338.
- [76] Eurostat. Generation of waste by waste category, hazardousness and NACE Rev. 2 activity 2017. http://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=env_wasgen&lang=en [accessed September 5, 2017].
- [77] Eurostat. Municipal waste - annual data. 2017. http://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=env_wasmun&lang=en [accessed May 15, 2017].
- [78] Eurostat. Waste generation and treatment. Luxembourg: European Commission; 2017. http://ec.europa.eu/eurostat/cache/metadata/en/env_wasgt_esms.htm.
- [79] Santos JER, Alfonso FNN, Mendizabal FC, Dayrit FM. Developing a chemical and hazardous waste inventory system. *Journal of Chemical Health and Safety* 2011; 18: 15–8. doi:10.1016/j.jchas.2011.05.012.
- [80] Zhang H, Zhang J, Liu X, Yan G, Liu Y. Research on Method of Health Assessment about the Destruction Equipment for High-risk Hazardous Chemical Waste. *Procedia Environmental Sciences “The 7th International Conference on Waste Management and Technology,”* vol. 16, 2012, p. 192–201. doi:10.1016/j.proenv.2012.10.027.
- [81] Mymrin VA, Alekseev KP, Nagalli A, Catai RE, Romano CA. Hazardous phosphor-gypsum chemical waste as a principal component in environmentally friendly construction materials. *Journal of Environmental Chemical Engineering* 2015; 3: 2611–8. doi:10.1016/j.jece.2015.02.027.
- [82] Kihampa C, Kihampa HH. Environmental and public health risks associated with chemical waste from research and educational laboratories in Dar es Salaam, Tanzania. *Journal of Chemical Health and Safety* 2015; 22: 19–25. doi:10.1016/j.jchas.2015.01.015.
- [83] Bdour A, Altrabsheh B, Hadadin N, Al-Shareif M. Assessment of medical wastes management practice: a case study of the northern part of Jordan. *Waste Management (New York, NY)* 2007; 27: 746–59. doi:10.1016/j.wasman.2006.03.004.
- [84] Komilis D, Katsafaros N. Statistical Predictors of Hazardous Medical Waste

- Generation Rates in a 40-Bed General Hospital. *Global Nest Journal* 2011; 13: 170–5. doi.org/10.30955/gnj.000782.
- [85] Al-Shayea Q, El-Refea G. Predicting the Effects of Medical Waste in the Environment Using Artificial Neural Networks : A Case Study. *International Journal of Computer Science* 2013; 10: 258–61. <https://www.zuj.edu.jo/wp-content/staff-research/economic/dr.qethara-Abdelrohman/14.pdf>.
- [86] Tesfahun E, Kumie A, Beyene A. Developing models for the prediction of hospital healthcare waste generation rate. *Waste Management & Research* 2016; 34: 75–80. doi:10.1177/0734242X15607422.
- [87] Sartaj M, Arabgol R. Quantitative Assessment and Statistical Analysis of Medical Waste Generation in Developing Countries : a Case Study in Isfahan (Iran). *IJST, Transactions of Civil Engineering* 2014; 38: 409–20. http://ijstc.shirazu.ac.ir/article_2418_9216d0a563d024c0edad2e847dd29774.pdf.
- [88] Yano J, Sakai S. Energy recovery and greenhouse gas reduction potential from food waste in Japan. *Journal of Material Cycles and Waste Management* 2016; 18: 631–45. doi:10.1007/s10163-016-0531-y.
- [89] Li W, Loh KC, Zhang J, Tong YW, Dai Y. Two-stage anaerobic digestion of food waste and horticultural waste in high-solid system. *Applied Energy* 2018; 209: 400–8. doi:10.1016/j.apenergy.2017.05.042.
- [90] Wu C, Wang Q, Yu M, Zhang X, Song N, Chang Q, et al. Effect of ethanol pre-fermentation and inoculum-to-substrate ratio on methane yield from food waste and distillers' grains. *Applied Energy* 2015; 155: 846–53. doi:10.1016/j.apenergy.2015.04.081.
- [91] Mboowa D, Quereshi S, Bhattacharjee C, Tonny K, Dutta S. Qualitative determination of energy potential and methane generation from municipal solid waste (MSW) in Dhanbad (India). *Energy* 2017; 123: 386–91. doi:10.1016/j.energy.2017.02.009.
- [92] Lee U, Han J, Wang M. Evaluation of landfill gas emissions from municipal solid waste landfills for the life-cycle analysis of waste-to-energy pathways. *Journal of Cleaner Production* 2017; 166: 335–42. doi:10.1016/j.jclepro.2017.08.016.
- [93] Chen D, Yin L, Wang H, He P. Reprint of: Pyrolysis technologies for municipal solid waste: A review. *Waste Management* 2015; 37: 116–36. doi:10.1016/j.wasman.2015.01.022.

- [94] Li Y, Zhao X, Li Y, Li X. Waste incineration industry and development policies in China. *Waste Management* 2015; 46: 234–41. doi:10.1016/j.wasman.2015.08.008.
- [95] Lu J-W, Zhang S, Hai J, Lei M. Status and perspectives of municipal solid waste incineration in China: A comparison with developed regions. *Waste Management* 2017. doi:10.1016/j.wasman.2017.04.014.
- [96] Kathiravale S, Yunus MNM, Sopian K, Samsuddin AH, Rahman RA. Modeling the heating value of Municipal Solid Waste. *Fuel* 2003; 82: 1119–25. doi:10.1016/S0016-2361(03)00009-7.
- [97] Akkaya E, Demir A. Energy content estimation of municipal solid waste by Multiple Regression Analysis. 5th International Advanced Technologies Symposium (IATS'09), Karabuk, Turkey: 2009, p. 1–4.
- [98] Nabavi-Pelesaraei A, Bayat R, Hosseinzadeh-Bandbafha H, Afrasyabi H, Chau K wing. Modeling of energy consumption and environmental life cycle assessment for incineration and landfill systems of municipal solid waste management - A case study in Tehran Metropolis of Iran. *Journal of Cleaner Production* 2017; 148: 427–40. doi:10.1016/j.jclepro.2017.01.172.
- [99] Nabavi-Pelesaraei A, Bayat R, Hosseinzadeh-Bandbafha H, Afrasyabi H, Berrada A. Prognostication of energy use and environmental impacts for recycle system of municipal solid waste management. *Journal of Cleaner Production* 2017; 154: 602–13. doi:10.1016/j.jclepro.2017.04.033.
- [100] Pandey DS, Das S, Pan I, Leahy JJ, Kwapinski W. Artificial neural network based modelling approach for municipal solid waste gasification in a fluidized bed reactor. *Waste Management* 2016; 58: 202–13. doi:10.1016/j.wasman.2016.08.023.
- [101] Meraz L, Domínguez A, Kornhauser I, Rojas F. A thermochemical concept-based equation to estimate waste combustion enthalpy from elemental composition. *Fuel* 2003; 82: 1499–507. doi:10.1016/S0016-2361(03)00075-9.
- [102] Lin X, Wang F, Chi Y, Huang Q, Yan J. A simple method for predicting the lower heating value of municipal solid waste in China based on wet physical composition. *Waste Management* 2015; 36: 24–32. doi:10.1016/j.wasman.2014.11.020.
- [103] You H, Ma Z, Tang Y, Wang Y, Yan J, Ni M, et al. Comparison of ANN (MLP), ANFIS, SVM, and RF models for the online classification of heating value of

- burning municipal solid waste in circulating fluidized bed incinerators. *Waste Management* 2017; 68: 186–97. doi:10.1016/j.wasman.2017.03.044.
- [104] Kriesel D. A Brief Introduction to Neural Networks. available <http://www.dkriesel.com>; 2007.
- [105] Pocaajt V V. Razvoj modela atmosferske disperzije primenom neuronskih mreža, doktorska disertacija. Tehnološko-metalurški fakultet Univerziteta u Beogradu, 1999.
- [106] Vujic B. Razvijanje opšteg modela za procenu nivoa koncentracije suspendovanih čestica primenom veštačkih neuronskih mreža - doktorska disertacija. Fakultet tehničkih nauka Univerziteta u Novom Sadu, 2010.
- [107] Anderson D, McNeill G. Artificial neural networks technology. New York: 1992. <https://knn.es/Artificial%20Neural%20Network%20Technologies.pdf>
- [108] Antanasijević D. Modelovanje indikatora kvaliteta životne sredine primenom veštačkih neuronskih mreža, doktorska disertacija. Tehnološko-metalurški fakultet Univerziteta u Beogradu, 2014.
- [109] Stamenković L. Predviđanje emisije gasovitih zagađujućih materija na nacionalnom nivou primenom modela zasnovanih na veštačkim neuronskim mrežama, doktorska disertacija. Tehnološko-metalurški fakultet Univerziteta u Beogradu, 2016.
- [110] Batinic B. Model za predviđanje količine ambalažnog i biorazgradivog otpada primenom neuronskih mreža, doktorska disertacija. Fakultet tehničkih nauka Univeziteta u Novom Sadu, 2015.
- [111] Galushkin AI. Neural Networks Theory. Springer-Verlag Berlin; 2007. doi:10.1007/978-3-540-48125-6.
- [112] Rojas R. Neural Networks - A Systematic Introduction. Berlin: Springer-Verlag; 1996. <http://page.mi.fu-berlin.de/rojas/neural/index.html.html>.
- [113] Krenker A, Bešter J, Kos A. Introduction to the Artificial Neural Networks. In: Suzuki K, editor. Artificial Neural Networks: Methodological Advances and Biomedical Applications, InTech; 2011, p. 1–18. doi:10.1097/MEG.0b013e3282f198a0.
- [114] Specht DF. Probabilistic neural networks. *Neural Networks* 1990; 3: 109–18. doi:10.1016/0893-6080(90)90049-Q.
- [115] Šiljić Tomić A, Antanasijević D, Ristić M, Perić-Grujić A, Pocaajt V. A linear and non-linear polynomial neural network modeling of dissolved oxygen content

- in surface water: Inter- and extrapolation performance with inputs' significance analysis. *Science of the Total Environment* 2018; 610–611: 1038–46. doi:10.1016/j.scitotenv.2017.08.192.
- [116] Specht DF. A general regression neural network. *IEEE Transaction on Neural Networks* 1991; 2: 568–76. doi:10.1109/72.97934.
- [117] Sawant SS, Topannavar PS. Introduction to Probabilistic Neural Network - Used For Image Classifications. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering* 2015; 5: 279–83.
- [118] Tomandl D, Schober A. A Modified General Regression Neural Network (MGRNN) with new, efficient training algorithms as a robust 'black box'-tool for data analysis. *Neural Networks : The Official Journal of the International Neural Network Society* 2001; 14: 1023–34. doi:10.1016/S0893-6080(01)00051-X.
- [119] Antanasijević DZ, Ristić MĐ, Perić-Grujić A a., Pocajt V V. Forecasting GHG emissions using an optimized artificial neural network model based on correlation and principal component analysis. *International Journal of Greenhouse Gas Control* 2014; 20: 244–53. doi:10.1016/j.ijggc.2013.11.011.
- [120] Kalogirou SA. Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes: a review. *Progress in Energy and Combustion Science* 2003; 29: 515–66. doi:10.1016/S0360-1285(03)00058-3.
- [121] May R, Dandy G, Maier H. Review of Input Variable Selection Methods for Artificial Neural Networks. In: Suzuki K, editor. *Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications*, InTech; 2011. doi:10.5772/16004.
- [122] Mustapha A, Aris AZ, Juahir H, Ramli MF, Kura NU. River water quality assessment using environmentric techniques: case study of Jakara River Basin. *Environmental Science and Pollution Research* 2013; 20: 5630–44. doi:10.1007/s11356-013-1542-z.
- [123] Walczak S, Cerpa N. Heuristic principles for the design of artificial neural networks. *Information and Software Technology* 1999; 41: 107–17. doi:10.1016/S0950-5849(98)00116-5.
- [124] Antanasijević DZ, Ristić MĐ, Perić-Grujić A a., Pocajt VV (2013C). Forecasting human exposure to PM10 at the national level using an artificial neural network approach. *Journal of Chemometrics* 2013; 27: 170–7. doi:10.1002/cem.2505.

- [125] Hamilton LC. Modern data analysis: a first course in applied statistics. Technometrics, vol. 33, Pacific Grove, CA, USA: Brooks/Cole Pub. Co.; 1991.
- [126] Dogan E, Sengorur B, Koklu R. Modeling biological oxygen demand of the Melen River in Turkey using an artificial neural network technique. Journal of Environmental Management 2009; 90: 1229–35. doi:10.1016/j.jenvman.2008.06.004.
- [127] Greene WH. Econometric Analysis. Seventh ed. Harlow, Essex, England, UK: Pearson Education Limited; 2012. <https://spu.fem.uniag.sk/cvicenia/ksov/obtulovic/Mana%C5%BE.%20%C5%A1tatistika%20a%20ekonometria/EconometricsGREENE.pdf>.
- [128] Gujarati DN, Porter DC. Basic Econometrics. 5th ed. New York: McGraw-Hill Irwin; 2009. https://himayatullah.weebly.com/uploads/5/3/4/0/53400977/gujarati_book.pdf.
- [129] Sung TK, Chang N, Lee G. Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy Prediction. Journal of Management Information Systems 1999; 16: 63–85.
- [130] Perron P. Dealing with structural breaks. Palgrave handbook of econometrics, vol. 1, 2006, p. 278–352. doi:10.1016/j.gfj.2006.04.004.
- [131] Wooldridge JM. Introductory Econometrics - A modern approach. Fifth edit. Mason, OH, USA: South-Western Cengage learning; 2013. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21708159>.
- [132] Berger T. Estimating Europe's natural rates. Empirical Economics 2011; 40: 521–36. doi:10.1007/s00181-010-0342-2.
- [133] Andrews DWK, Ploberger W. Optimal Tests when a Nuisance Parameter is Present Only Under the Alternative. Econometrica 1994; 62: 1383–414.
- [134] Jakeman AJ, Letcher RA, Norton JP. Ten iterative steps in development and evaluation of environmental models. Environmental Modelling and Software 2006; 21: 602–14. doi:10.1016/j.envsoft.2006.01.004.
- [135] Tripathy M. Power transformer differential protection using neural network Principal Component Analysis and Radial Basis Function Neural Network. Simulation Modelling Practice and Theory 2010; 18: 600–11. doi:10.1016/j.simpat.2010.01.003.
- [136] Kialashaki A. Evaluation and Forecast of Energy Consumption in Different Sectors of the United States Using Artificial Neural Networks. Theses and

Dissertations. Paper 628. University of Wisconsin-Milwaukee, 2014.

- [137] Papanastasiou DK, Melas D, Kioutsioukis I. Development and Assessment of Neural Network and Multiple Regression Models in Order to Predict PM₁₀ Levels in a Medium-sized Mediterranean City. *Water, Air, and Soil Pollution* 2007; 182: 325–34. doi:10.1007/s11270-007-9341-0.
- [138] Legates DR, McCabe Jr GJ. Evaluating the Use of “Goodness of Fit” Measures in Hydrologic and Hydroclimatic Model Validation. *Water Resources Research* 1999; 35: 233–41. doi:10.1029/1998WR900018.
- [139] Renaud O, Victoria-Feser MP. A robust coefficient of determination for regression. *Journal of Statistical Planning and Inference* 2010; 140: 1852–62. doi:10.1016/j.jspi.2010.01.008.
- [140] Sözen A, Gülseven Z, Arcaklioğlu E. Forecasting based on sectoral energy consumption of GHGs in Turkey and mitigation policies. *Energy Policy* 2007; 35: 6491–505. doi:10.1016/j.enpol.2007.08.024.
- [141] Duveiller G, Fasbender D, Meroni M. Revisiting the concept of a symmetric index of agreement for continuous datasets. *Scientific Reports* 2016; 6: 1–14. doi:10.1038/srep19401.
- [142] Willmott CJ, Robeson SM, Matsuura K. A refined index of model performance. *International Journal of Climatology* 2012; 32: 2088–94. doi:10.1002/joc.2419.
- [143] Gómez G, Meneses M, Ballinas L, Castells F. Seasonal characterization of municipal solid waste (MSW) in the city of Chihuahua, Mexico. *Waste Management* 2009; 29: 2018–24. doi:10.1016/j.wasman.2009.02.006.
- [144] Keser S, Duzgun S, Aksoy A. Application of spatial and non-spatial data analysis in determination of the factors that impact municipal solid waste generation rates in Turkey. *Waste Management (New York, NY)* 2012; 32: 359–71. doi:10.1016/j.wasman.2011.10.017.
- [145] Denafas G, Ruzgas T, Martuzevičius D, Shmarin S, Hoffmann M, Mykhaylenko V, et al. Seasonal variation of municipal solid waste generation and composition in four East European cities. *Resources, Conservation and Recycling* 2014; 89: 22–30. doi:10.1016/j.resconrec.2014.06.001.
- [146] UN. Handbook of National Accounting: Integrated environmental and economic accounting 2003. vol. 22. United Nations, European Commission, International Monetary Fund, Organisation for Economic Co-operation and Development, World Bank; 2003. doi:10.1016/1352-0237(95)90013-6.

- [147] Meegan A, Corbet S, Larkin C. Financial market spillovers during the quantitative easing programmes of the global financial crisis (2007-2009) and the European debt crisis. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 2018. doi:10.1016/j.intfin.2018.02.010.
- [148] Dustmann C, Fitzenberger B, Schönberg U, Spitz-oener A. From Sick Man of Europe to Economic Superstar : Germany ' s Resurgent Economy †. *Journal of Economic Perspectives* 2014; 28: 167–88.
- [149] ETC/SCP. Municipal waste management in Norway. European Environment Agency (EEA): 2013. <http://www.eea.europa.eu/publications/managing-municipal-solid-waste/norway-municipal-waste-management>.
- [150] Mihail F-C. Development of MSW collection services on regional scale: spatial analysis and urban disparities in North-East Region, Romania. *Acta Geographica Debrecina Landscape & Environment Series* 2013; 7: 13–8.
- [151] ETC/ECP. Municipal waste management in Latvia. European Environment Agency: 2013. <http://www.eea.europa.eu/publications/managing-municipal-solid-waste/latvia-municipal-waste-management>
- [152] Kara P. Recycling of Glass Wastes in Latvia – Its Application as Cement Substitute in Self-Compacting Concrete. *Journal of Sustainable Architecture and Civil Engineering* 2014; 1. doi:10.5755/j01.sace.6.1.6127.
- [153] ETC/SCP. Municipal waste management in Slovenia. European Environment Agency: 2013. <http://www.eea.europa.eu/publications/managing-municipal-solid-waste/slovenia-municipal-waste-management>
- [154] Adamović V, Antanasijević D, Ristić M, Perić-Grujić A, Pocajt V. An optimized artificial neural network model for the prediction of rate of hazardous chemical and healthcare waste generation at the national level. *Journal of Material Cycles and Waste Management* 2018; 20: 1736–1750. doi:10.1007/s10163-018-0741-6.
- [155] Eurostat. Generation of waste by waste category, hazardousness and NACE Rev. 2 activity. Luxembourg: 2018. http://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=env_wasgen&lang=en [accessed February 22, 2018].
- [156] Eurostat. Glossary:Purchasing power standard (PPS) - Statistics Explained 2016. http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Glossary:Purchasing_power_standard [accessed April 20, 2016].
- [157] NSI. GDP at Market prices per inhabitant in Euro and in PPS | National statistical institute Republic of Bulgaria 2016.

- <http://www.nsi.bg/en/content/5226/gdp-market-prices-inhabitant-euro-and-pps> [accessed April 20, 2016].
- [158] UNDP. Human Development Data (1990-2015) | Human Development Reports. 2016. <http://hdr.undp.org/en/data> [accessed May 10, 2017].
- [159] Harttgen K, Klasen S. A Household-Based Human Development Index. *World Development* 2012; 40: 878–99. doi:10.1016/j.worlddev.2011.09.011.
- [160] The World Bank. World Development Indicators 2014. Washington: International Bank for Reconstruction and Development/The World Bank; 2014. <https://openknowledge.worldbank.org/bitstream/handle/10986/18237/9781464801631.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.
- [161] Saygin D, Patel M, Tam C, Gielen D. Chemical and Petrochemical sector. Potential of best practice technology and other measures for improving energy efficiency. IEA Information Paper, OECD/IEA, September 2009: 1–60.
- [162] Eurostat. Simplified energy balances - annual data 2016. http://ec.europa.eu/eurostat/web/products-datasets/-/nrg_100a [accessed May 5, 2016].
- [163] OECD. Proposed Standard Practice for Surveys of Research and Experimental Development: “Frascati Manual 2002”, The Measurement of Scientific and Technological Activities. Paris, France: OECD Publications; 2002. <http://www.oecd-ilibrary.org/docserver/download/9202081e.pdf?expires=1462519870&id=id&accname=guest&checksum=B8955A8254D6600E7DECC02875303E85>.
- [164] Costanza R, Hart M, Posner S, Talberth J. *Beyond GDP: The Need for New Measures of Progress Beyond GDP*. Boston: 2009. doi:0109 970401.
- [165] Jacobs G, Šlaus I. Indicators of Economic Progress: The Power of Measurement and Human Welfare. *The CADMUS Journal* 2010; 1: 53–113.
- [166] CIWM. *An introductory guide to healthcare waste management in England and Wales*. Northampton, UK: 2014. <https://www.ciwm-journal.co.uk/downloads/Healthcare-Waste-WEB.pdf>.
- [167] Insa E, Zamorano M, López R. Critical review of medical waste legislation in Spain. *Resources, Conservation & Recycling* 2010; 54: 1048–59. doi:10.1016/j.resconrec.2010.06.005.
- [168] Eurostat. Complete energy balances - annual data. 2017. http://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg_110a&lang=

- en [accessed May 15, 2017].
- [169] Eurostat. Environmental tax revenues - annual data. 2017. http://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=env_ac_tax&lang=en [accessed May 12, 2017].
- [170] Eurostat. Share of energy from renewable sources - annual data. 2017. http://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg_ind_335a&lang=en [accessed May 15, 2017].
- [171] Eurostat. Energy productivity - annual data. 2017. http://ec.europa.eu/eurostat/tgm/table.do?tab=table&init=1&language=en&pcode=t2020_rd310&plugin=1 [accessed May 15, 2017].
- [172] Eurostat. Electricity market indicators - Statistics Explained. 2017. http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Electricity_market_indicators [accessed May 30, 2017].
- [173] Eurostat. Final energy consumption. 2017. http://ec.europa.eu/eurostat/tgm/table.do?tab=table&init=1&language=en&pcode=t2020_34&plugin=1 [accessed May 30, 2017].
- [174] Eurostat. Electricity prices by type of users. 2017. <http://ec.europa.eu/eurostat/tgm/refreshTableAction.do?tab=table&plugin=1&pcode=ten00117&language=en> [accessed May 30, 2017].
- [175] The World Bank. Urban population | Data. 2017. <http://data.worldbank.org/indicator/SP.URB.TOTL> [accessed May 15, 2017].
- [176] Eurostat. Recycling rate of municipal waste. 2017. http://ec.europa.eu/eurostat/tgm/table.do?tab=table&init=1&language=en&pcode=t2020_rt120&plugin=1 [accessed May 15, 2017].
- [177] Parvanova A, Milnkova I, Tzvetkova I. Energy balance sheets 2015. Sofia: 2017. <http://www.nsi.bg/en/content/14918/публикация/energy-balance-sheets-2015>.
- [178] Nishkov I, Grigorova I, Stoev S. Bulgarian coal industry review. In: Turkish Mining Development Foundation, editor. Proc. of International Energy Raw Materials and Energy Summit, Istanbul, Turkey 1-3, October, 2015, Istanbul, Turkey: 2016.
- [179] EURACOAL. Coal Industry Across Europe. Brussels, Belgium: 2017. euracoal2.org/download/Public-Archive/Library/Coal-industry-across-Europe/EURACOAL-Coal-industry-across-Europe-6th.pdf.

- [180] IEA. Energy Policies of IEA Countries - Greece (2011 review). Paris, France: 2011. https://www.iea.org/publications/freepublications/publication/Greece2011_unsecured.pdf.
- [181] Croatian bureau of statistics. Energy statistics, 2015. Zagreb: 2016. http://www.dzs.hr/Hrv_Eng/publication/2016/SI-1562.pdf.
- [182] Ministry of economy Republic of Croatia. Energy in Croatia 2013 - Annual energy report. Zagreb: 2014. <http://www.eihp.hr/wp-content/uploads/2015/02/Energija2013.pdf>.
- [183] Mrdović I. Report on (non)economic viability of construction of Unit II of the Thermal Power Plant Pljevlja. Podgorica: 2016. <http://www.mans.co.me/en/wp-content/uploads/2016/06/IZVJESTAJTEPLJEVLJAENG3.pdf>.
- [184] Vlada Crne gore. Energetski bilans Crne Gore za 2017. godinu. Podgorica: 2017. http://www.epcg.com/sites/epcg.com/files/multimedia/main_pages/files/2014/04/energetski_bilans_crne_gore_za_2017._godinu.pdf.
- [185] International Energy Charter. Regular Review of Energy Efficiency Policies in the Former Yugoslav Republic of Macedonia (2006). Brussels, Belgium: 2006. http://www.energycharter.org/fileadmin/DocumentsMedia/EERR/EERR-FYRoM_2006_en.pdf.
- [186] Ministarstvo rudarstva i energetike Republike Srbije. Energetski bilans Republike Srbije za 2015. godinu. Belgrade: 2016. <http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:E7HNqZ-Zx7IJ:www.mre.gov.rs/doc/efikasnost-izvori/EN%2520BILANS%2520ZA%25202015%2520%252018%252012%25202014.doc+%&cd=5&hl=sr&ct=clnk&gl=rs>.
- [187] Agency for statistics of Bosnia and Herzegovina. Energy Statistics. Sarajevo: 2016. http://www.bhas.ba/saopstenja/2016/ENB_2014G01_001_01_BS.pdf.
- [188] Kazagic A, Smajevic I. Experimental investigation of ash behavior and emissions during combustion of Bosnian coal and biomass. Energy 2007; 32: 2006–16. doi:10.1016/j.energy.2007.03.007.

Biografija autora

Vladimir (Milosav) Adamović je rođen 06.07.1969. godine u Zemunu. Završio je I Beogradsku gimnaziju 1988. godine, a 1989. godine je upisao Tehnološko-metalurški fakultet u Beogradu. Diplomirao je 2000. godine na Katedri za organsku hemijsku tehnologiju i polimerno inženjerstvo, mentor prof. dr Ivanka Popović, na temu "Kinetika polimerizacije monoetilakonata u metanolu kao rastvaraču".

Postdiplomske studije je upisao 2002. godine na Alternativnoj akademskoj obrazovnoj mreži – program "Životna sredina – izazov za nauku, tehnologiju i društvo". 2003. godine je odbranio završni rad kod prof. dr Željka Grbavčića na temu "Emisija čestica – uzorkovanje i mogućnosti za njihovo uklanjanje" sa ocenom A – 10 (deset) i prosečnom ocenom 9,75.

Školske 2007/2008 je upisao doktorske studije na Tehnološko-metalurškom fakultetu, Univerziteta u Beogradu, studijski program Inženjerstvo za zaštitu životne sredine. U okviru doktorskih studija položio je sve ispite predviđene studijskim programom, sa prosečnom ocenom 9,23. Završni ispit pod nazivom „Razvoj modela za integrisano upravljanje komunalnim čvrstim otpadom“ je odbranio u septembru 2014. godine sa ocenom 10.

Zaposlen je u Institutu za tehnologiju nuklearnih i drugih mineralnih sirovina (ITNMS), gde je u zvanje istraživač saradnik izabran 2008. godine. Od 2005. godine bio je angažovan na pet projekata Ministarstva za prosvetu, nauku i tehnološki razvoj Republike Srbije.

Vladimir Adamović je 2004. godine položio stručni ispit iz oblasti tehnologije, a od 2007. godine poseduje Licencu odgovornog projektanta tehnoloških procesa. Kao odgovorni projektant učestvovao je na izradi dva idejna projekta, dva projekta za građevinsku dozvolu i jednog glavnog projekta, kao i na izradi više od deset studija o proceni uticaja projekta na životnu sredinu.

Od 2009. godine je UNIDO sertifikovani konsultant za čistiju proizvodnju. Od 2008. godine je nezavisni stručnjak Tehničke komisije za ocenu studija o proceni uticaja na životnu sredinu, a od 2016. godine i Tehničke komisije za ocenu uslova utvrđenih u nacrtu integrisane dozvole pri Ministarstvu zaštite životne sredine.

Изјава о ауторству

Име и презиме аутора Владимир Адамовић

Број индекса 4038/204

Изјављујем


да је докторска дисертација под насловом

Предвиђање индикатора за управљање чврстим отпадом на националном
нивоу примени вештачких неуронских мрежа

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

Потпис аутора

У Београду, 25.06.2018. године



Изјава о истоветности штампане и електронске верзије докторског рада

Име и презиме аутора Владимир Адамовић

Број индекса 4038/2014

Студијски програм Инжењерство заштите животне средине

Наслов рада Предвиђање индикатора за управљање чврстим
отпадом на националном нивоу применом вештачких
неуронских мрежа

Ментор Проф. др Виктор Поцајт

Изјављујем да је штампана верзија мог докторског рада истоветна електронској верзији коју сам предао/ла ради похрањена у **Дигиталном репозиторијуму Универзитета у Београду**.

Дозвољавам да се објаве моји лични подаци везани за добијање академског назива 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 аутора

У Београду, 25.06.2018. године



Изјава о коришћењу

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

Предвиђање индикатора за управљање чврстим отпадом на националном нивоу применом вештачких неуронских мрежа

која је моје ауторско дело.

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

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

1. Ауторство (CC BY)

2. Ауторство – некомерцијално (CC BY-NC)

3. **Ауторство – некомерцијално – без прерада (CC BY-NC-ND)**

4. Ауторство – некомерцијално – делити под истим условима (CC BY-NC-SA)

5. Ауторство – без прерада (CC BY-ND)

6. Ауторство – делити под истим условима (CC BY-SA)

(Молимо да заокружите само једну од шест понуђених лиценци.
Кратак опис лиценци је саставни део ове изјаве).

Потпис аутора

У Београду, 25.06.2018. године



1. **Ауторство.** Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце, чак и у комерцијалне сврхе. Ово је најслободнија од свих лиценци.

2. **Ауторство – некомерцијално.** Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела.

3. **Ауторство – некомерцијално – без прерада.** Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, без промена, преобликовања или употребе дела у свом делу, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела. У односу на све остале лиценце, овом лиценцом се ограничава највећи обим права коришћења дела.

4. **Ауторство – некомерцијално – делити под истим условима.** Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце и ако се прерада дистрибуира под истом или сличном лиценцом. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела и прерада.

5. **Ауторство – без прерада.** Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, без промена, преобликовања или употребе дела у свом делу, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца дозвољава комерцијалну употребу дела.

6. **Ауторство – делити под истим условима.** Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце и ако се прерада дистрибуира под истом или сличном лиценцом. Ова лиценца дозвољава комерцијалну употребу дела и прерада. Слична је софтверским лиценцама, односно лиценцама отвореног кода.