

UNIVERZITET CRNE GORE
GRAĐEVINSKI FAKULTET



mr Željka Beljkaš, dipl.ing.građ.

**Prognozni model za procjenu troškova
izgradnje integralnih drumskih mostova**

doktorska disertacija

Podgorica, 2020.

UNIVERSITY OF MONTENEGRO
FACULTY OF CIVIL ENGINEERING



Zeljka Beljkas, BSc,MSc

Forecast Model for Estimation of Construction Cost of Integral Road Bridges

Doctoral Dissertation

Podgorica, 2020.

Doktorand:

Ime i prezime: Željka Beljkaš, dipl. inž. građ.
Datum i mjesto rođenja: 17.08.1981. god, Pula, Hrvatska
Postdiplomske studije: Građevinski fakultet Univerziteta Crne Gore
Postdiplomske magistarske akademske studije,
Studijski program Građevinarstvo, Smjer - Menadžment
i tehnologija građenja, 2011. god.

Mentor:

Prof. dr Miloš Knežević, dipl. inž. građ.
Redovni profesor Građevinskog fakulteta Univerziteta
Crne Gore

Komisija za ocjenu podobnosti doktorske teze i kandidata:

prof. dr Mladen Ulićević, dipl. inž. građ.
Redovni profesor Građevinskog fakulteta Univerziteta Crne Gore

prof. dr Nenad Ivanišević, dipl. inž. građ.
Redovni profesor Građevinskog fakulteta Univerziteta u Beogradu

prof. dr Miloš Knežević, dipl. inž. građ.
Redovni profesor Građevinskog fakulteta Univerziteta Crne Gore

Komisija za ocjenu doktorske disertacije:

prof. dr Nenad Ivanišević, dipl. inž. građ.
Redovni profesor Građevinskog fakulteta Univerziteta u Beogradu

prof. dr Miloš Knežević, dipl. inž. građ.
Redovni profesor Građevinskog fakulteta Univerziteta Crne Gore

Doc. dr Snežana Rutešić, dipl. inž. građ.
Docent Građevinskog fakulteta Univerziteta Crne Gore

Komisija za odbranu doktorske disertacije:

prof. dr Nenad Ivanišević, dipl. inž. građ.
Redovni profesor Građevinskog fakulteta Univerziteta u Beogradu

prof. dr Miloš Knežević, dipl. inž. građ.
Redovni profesor Građevinskog fakulteta Univerziteta Crne Gore

Doc. dr Snežana Rutešić, dipl. inž. građ.
Docent Građevinskog fakulteta Univerziteta Crne Gore

Lektor: Danka Redžić

Datum odbrane: 23.10.2020.god.

PODACI O DOKTORSKOJ DISERTACIJI

Naziv doktorskih studija: Doktorske studije Univerziteta Crne Gore
 Građevinski fakultet
 Studijski program – Građevinarstvo

Naslov doktorske disertacije: Prognozni model za procjenu troškova
 izgradnje integralnih drumskih mostova

Rezime:

Procjena troškova izgradnje mostova je sastavni dio kompleksne oblasti izgradnje mostova. Ono što je evidentno je da pažnja koja je posvećena ovom dijelu oblasti nije proporcionalna njegovoj važnosti u kompleksnom procesu realizacije projekta. U prilog ovome ide i činjenica da postoji mali broj radova koji se bave ovom problematikom.

Razlog za takvo stanje je nepostojanje sistematskog prikupljanja podataka koji potiču iz realizovanih projekata, a odnose se na troškove izgradnje mostova, karakteristike mostova, tehnologiju izvođenja i dr. Rezultat ovoga je nepostojanje baza podataka što otežava vršenje procjene troškova u ranim fazama realizacije projekata.

Procjena troškova ima značajnu ulogu u ranim fazama realizacije projekta. Uz pomoć dobro obavljene procjene moguće je umanjiti ili u potpunosti eliminisati eventualne nepovoljne uticaje u različitim fazama realizacije projekta (projektovanju, izvođenju...).

U praksi se za potrebe procjene troškova izgradnje koriste različite metode.

Metode vještačke inteligencije su jedne od metoda uz pomoć kojih se vrši procjena troškova izgradnje. One pronalaze zakonitost na osnovu poznatih ulaza, tj. troškovno značajnih elemenata i poznatih izlaza, tj. troškova izgradnje.

Tokom rada na istraživanju u okviru disertacije je formirana baza podataka o troškovima izgradnje mostova koja bi predstavljala osnovu za razvijanje modela. Ova baza sadržati veliki broj podataka o integralnim drumskim mostovima koji su projektovani na autoputu Bar – Boljare u Crnoj Gori, autoputevima u Federaciji Bosne i Hercegovine i autoputevima u Srbiji. Sa bazom podataka formiranom na ovaj način obezbijeđen je razvoj modela odgovarajuće tačnosti.

Parametri koji su od značaja za određivanje troškova izgradnje mostova su analizirani, a potom rangirani i vrednovani kako bi se formirao suženi skup parametara. Ovako formiran novi skup parametara je omogućio preciznu procjenu troškova izgradnje integralnih drumskih mostova.

Formiranjem prognoznog modela za procjenu troškova izgradnje omogućava se automatizovanje faze procjene troškova. Na ovaj način bi se sveo na minimum uticaj ljudskog faktora u procesima procjene.

Prognozni model koji je formiran u disertaciji primjenjen je u okviru odgovarajućeg softvera. Unošenjem skupa faktora koji utiču na troškove izgradnje, dobija se vrijednost izgradnje integralnih drumskih mostova.

Procjena troškova uz pomoć modela koji je baziran na vještačkoj inteligenciji daje mogućnost procjene zadovoljavajuće tačnosti uzimajući u obzir troškovno uticajne faktore.

U konačnom, istraživanje je obuhvatilo:

- analizu rezultata dosadašnjih istraživanja,
- klasifikaciju modela procjene troškova građenja,
- formiranje sopstvenog modela procjene troškova integralnih drumskih mostova kombinacijom dva poznata modela troškovno značajnih pozicija radova i ekspertskog sistema,
- prikupljanje i sistematizaciju baze podataka,
- selektovanje troškovno značajnih pozicija radova iz prikupljenih podataka i
- analizu podataka i izradu prognoznog modela cijene koštanja.

Ključne riječi: vještačka inteligencija, neuralne mreže, troškovno značajne pozicije radova, integralni drumski mostovi, prognozni model, procjena troškova, procjena utrošaka betona i armature, softverski paket Python

Naučna oblast: Građevinarstvo

Uža naučna oblast: Menadžment i tehnologija u građevinarstvu

UDK broj:

DOCTORAL DISSERTATION DATA

Name of doctoral studies: Doctoral studies at the University of Montenegro
Faculty of Civil Engineering
Study programme – Civil Engineering

Doctoral thesis title: Forecast Model for Estimation of
Construction Cost of Integral Road Bridges

Summary:

Cost estimation for bridges construction is an integral part of a complex area of the construction of bridges. The obvious thing is that the attention paid to this part of the area is not proportional with its importance during the complex process of project implementation. This is supported by the fact that there is a small number of papers dealing with these issues.

The reason for such a situation is the lack of systematic data collection coming from implemented designs, which are related to the costs of bridges construction, characteristics of bridges, construction technology and other. The result of this is the lack of data bases which makes cost estimation even harder in the early phases of project implementation.

Cost estimation plays a significant role in the early phases of project implementation. With the help of well performed estimation it is possible to decrease or completely eliminate potential adverse impacts in various phases of project implementation (design, execution...).

Different methods have been used in practice to estimate the costs of construction.

Artificial intelligence methods are one of the methods used to estimate construction costs. They discover the rules based on known inputs, i.e. cost-significant elements and known outputs, i.e. construction costs.

During the work on the research within the thesis, a data base was formed about the construction costs for bridges which could represent the basis for developing a model. This base contains a number of data about integral road bridges which were designed on the motorway Bar – Boljare in Montenegro, motorways in the Federation of Bosnia and Herzegovina and motorways in Serbia.

With the data base formed in this way the development of a model of an appropriate accuracy is provided.

The parameters significant for determining the construction of bridges costs were analysed, then ranked and evaluated in order to form a narrowed set of parameters. The new set of parameters formed in this way provided the precise cost estimate for the construction of integral road bridges.

By forming a forecasting model for cost estimation of the construction the automation of a cost estimation phase is enabled. Thus, the impact of the human factor in the estimation processes would be minimized.

The forecasting model formed in the thesis was applied within the appropriate software. By introducing the set of factors which make an impact on construction costs, the value of integral road bridges construction is obtained.

Cost estimation, with the help of the model based on artificial intelligence, gives the possibility of obtaining estimates with satisfactory precision taking into consideration cost influential factors.

Overall, the research included:

- analysis of previous research results,
- classification of construction cost estimation models,
- forming personal cost estimation model for integral road bridges by combining two recognized models of cost significant work items and the expert system,
- collection and systematization of a data base,
- selecting cost significant work items from the collected data and
- data analysis and the construction of the forecasting model for the cost price.

Key words: Artificial intelligence, neural networks, cost significant work items, integral road bridges, forecasting model, cost estimation, concrete and reinforcement construction estimate, software package Python

Scientific field: Civil engineering

Narrow scientific field: Management and technology in construction

UDC number:

SADRŽAJ

| | |
|---|-----------|
| 1. UVOD | 1 |
| 2. ANALIZA DOSADAŠNJIH ISTRAŽIVANJA..... | 6 |
| 3. MODELI PROCJENE TROŠKOVA..... | 20 |
| 3.1 Gruba procjena na osnovu kapaciteta ili veličine objekta..... | 22 |
| 3.2 Procjena po elementima - funkcionalnim grupama radova | 22 |
| 3.3. Modeli troškovno značajnih pozicija radova | 23 |
| 3.4. Parametarski (regresioni) model | 24 |
| 3.5. Model zasnovan na predmjeru i predračunu radova | 26 |
| 3.6. Model zasnovan na aktivnostima i utrošku resursa | 26 |
| 3.7. Probabilističke simulacije i analize rizika | 27 |
| 3.8. Ekspertni sistemi za procjenu troškova..... | 28 |
| 3.9. Sopstveni model | 29 |
| 4. MOSTOVI - INTEGRALNI DRUMSKI MOSTOVI | 31 |
| 4.1 Integralni mostovi | 37 |
| 4.1.1 Tehnologija izvođenja radova integralnih drumskih mostova | 42 |
| 4.1.1.1 Izvođenje rasponske konstrukcije na fiksnoj čeličnoj skeli | 42 |
| 4.1.1.2 Izvođenje rasponske konstrukcije na prenosnoj čeličnoj skeli | 44 |
| 4.1.1.3 Izvođenje rasponske konstrukcije na pokretnoj čeličnoj skeli..... | 45 |
| 4.1.1.4 Izvođenje stubova mostova..... | 46 |
| 5. NEURALNE MREŽE I TEORIJSKI OSVRT | 49 |
| 5.1 Biološka osnova vještačkih neuralnih mreža | 53 |
| 5.2 Klasifikacija neuralnih mreža | 54 |
| 5.3 Vještački neuron..... | 57 |
| 5.4 Teorijske postavke neuralnih mreža | 58 |

| | |
|---|------------|
| 5.5 Aktivacione funkcije | 58 |
| 5.6 Arhitektura neuralne mreže..... | 61 |
| 5.7 Obučavanje mreže | 61 |
| 5.8 Backpropagation algoritam..... | 63 |
| 5.8.1 Primjer obučavanja backpropagation algoritma | 69 |
| 6. STUDIJA SLUČAJA: INTEGRALNI DRUMSKI MOSTOVI | |
| PROCJENA CIJENE KOŠTANJA I UTROŠKA BETONA I ARMATURE..... | 77 |
| 6.1 Analiza i prikaz podataka | 78 |
| 6.2 Formiranje prognoznog modela za procjenu | 83 |
| 6.2.1 Metode kros validacije | 86 |
| 6.2.2 Mjerenje performansi modela | 89 |
| 6.2.3 Formiranje prognoznog modela primjenom vještačkih neuralnih mreža..... | 90 |
| 6.2.3.1 Formiranje prognoznog modela za procjenu troškova izgradnje | 92 |
| 6.2.3.2 Formiranje prognoznog modela za procjenu utroška količina betona i armature za izgradnju | 102 |
| 6.2.3.2.1 Formiranje prognoznog modela za procjenu utroška količine betona..... | 103 |
| 6.2.3.2.2 Formiranje prognoznog modela za procjenu utroška količine armature..... | 111 |
| 6.3 rezultati istraživanja..... | 119 |
| 7. ZAKLJUČAK..... | 128 |
| Predlog za buduća istraživanja | 132 |

1. UVOD

Predmet istraživanja sprovedenog u okviru doktorske disertacije je formiranje sopstvenog modela za procjenu troškova izgradnje integralnih drumskih mostova.

Integralni mostovi je savremeni naziv za betonske i spregnute mostove okvirnih konstrukcija bez dilatacija i ležišta.

Procjena troškova izgradnje mostova je sastavni dio kompleksne oblasti izgradnje mostova. Ono što je evidentno je da pažnja koja je posvećena ovom dijelu oblasti nije proporcionalna njegovoj važnosti u kompleksnom procesu realizacije projekta. U prilog ovome ide i činjenica da postoji mali broj radova koji se bave ovom problematikom. U zgradarstvu, za razliku od mostogradnje, postoji veliki broj radova koji se bave procjenom troškova.

Razlog za takvo stanje je nepostojanje sistematskog prikupljanja podataka koji potiču iz realizovanih projekata, a odnose se na troškove izgradnje mostova, karakteristike mostova, tehnologiju izvođenja i dr. Rezultat ovoga je nepostojanje baza podataka što otežava vršenje procjene troškova u ranim fazama realizacije projekata.

Faza procjene troškova iziskuje određeno vrijeme, a takođe i sama zahtijeva određene troškove. Procjena troškova ima značajnu ulogu u ranim fazama realizacije projekta. Uz pomoć dobro obavljene procjene moguće je umanjiti ili u potpunosti eliminisati eventualne nepovoljne uticaje u različitim fazama realizacije projekta (projektovanju, izvođenju...).

U praksi se za potrebe procjene troškova izgradnje koriste različite metode kao što su: parametarski modeli, metoda zasnovana na predmjeru i predračunu radova, procjena na osnovu troškovno značajnih pozicija radova, razni oblici ekspertnih sistema, simulacija i sl.

Navedene metode se zasnivaju na linearnoj regresiji ili na pretpostavci o obliku funkcije čije parametre tek treba odrediti.

Metode vještačke inteligencije pronalaze zakonitost na osnovu poznatih ulaza, tj. troškovno značajnih elemenata i poznatih izlaza, tj. troškova izgradnje.

Prednost ovih metoda u odnosu na druge je u tome što imaju sposobnost da na osnovu predloženih slučajeva formiraju generalno pravilo. Uspostavljajući zavisnost između poznatih ulaza i izlaza unapređujemo model i osposobljavamo ga za preslikavanje ulaza u izlaz. Nakon toga, vršimo provjeru modela koristeći slučajeve koje nijesmo upotrebljavali u fazi uspostavljanja modela.

Tokom rada na istraživanju u okviru disertacije je formirana baza podataka o troškovima izgradnje određenog broja mostova koja bi predstavljala osnovu za razvijanje modela. Ova baza će sadržati veliki broj podataka o integralnim drumskim mostovima koji su projektovani na autoputu Bar – Boljare u Crnoj Gori, autoputevima u Federaciji Bosne i Hercegovine i autoputevima u Srbiji. Sa bazom podataka formiranom na ovaj način obezbijeđen je razvoj modela odgovarajuće tačnosti.

Parametri koji su od značaja za određivanje troškova izgradnje mostova su analizirani, a potom rangirani i vrednovani kako bi se formirao suženi skup parametara. Ovako formiran novi skup parametara je omogućio preciznu procjenu troškova izgradnje integralnih drumskih mostova.

U disertaciji su korišćene metode analize, sinteze, klasifikacije i vještačke inteligencije.

Analizirana su dosadašnja istraživanja, podaci za formiranje baze podataka za definisanje prognoznog modela, rezultati koji su postignuti u toku procesa kalibracije modela neuralnih mreža i vrijednosti mjere performansi modela.

Sintetizovan je prognozni model na osnovu rezultata dobijenih nakon velikog broja iteracija u procesu iznalaženja neuralne mreže sa najvećom tačnošću.

Klasifikovani su mostovi po: dužini, širini, visini stubova, rasponima, tehnologiji građenja i vrsti fundiranja.

Metode vještačke inteligencije su pouzdane za primjenu u situacijama velikog broja podataka. U ovom slučaju podaci su preuzeti iz Glavnih projekata mostova na

autoputu Bar – Boljare u Crnoj Gori, dionica Smokovac – Mateševo, ne autoputevima u Federaciji Bosne i Hercegovine i na autoputevima u Srbiji. Ovi podaci su korišćeni za definisanje prognoznog modela za procjenu troškova izgradnje i utroška količina betona i armature u izgradnji integralnih drumskih mostova.

Formiranjem prognoznog modela za procjenu troškova izgradnje omogućava se automatizovanje faze procjene troškova. Na ovaj način bi se sveo na minimum uticaj ljudskog faktora u procesima procjene.

Prognozni model koji je formiran u disertaciji primjenjen je u okviru odgovarajućeg softvera. Unošenjem skupa faktora koji utiču na troškove izgradnje, dobija se vrijednost izgradnje integralnih drumskih mostova.

Procjena troškova uz pomoć modela koji je bazirani na vještačkoj inteligenciji daje mogućnost procjene zadovoljavajuće tačnosti uzimajući u obzir troškovno uticajne faktore.

Ulazna hipoteza je da se korišćenjem metode bazirane na vještačkoj inteligenciji može modelovati procjena troškova i utroška količina betona i armature u izgradnji integralnih drumskih mostova sa visokom pouzdanošću a u ranim fazama razvoja projekta i na osnovu karakteristika mostova i dovoljno velike baze podataka.

Disertacija je izložena kroz naredna poglavlja:

1. Uvod,
2. Analiza dosadašnjih istraživanja,
3. Modeli procjene troškova,
4. Mostovi - integralni drumski mostovi,
5. Neuralne mreže – teorijski osvrt sa literaturom,
6. Studija slučaja – integralni drumski mostovi – procjena cijene koštanja i utroška betona i armature i
7. Zaključak.

U uvodnom poglavlju je dat kratak opis problema koji je obrađen u disertaciji. Navedene su korišćene metode, data je ulazna hipoteza, kratak opis poglavlja i zaključak.

Poglavlje Analiza dosadašnjih istraživanja je posvećeno prikazu i analizi istraživanja primjene metoda vještačke inteligencije u oblasti građevinarstvu uz osvrt na istoriju razvoja vještačkih neuralnih mreža kao jedne od metoda vještačke inteligencije.

U narednom poglavlju pod nazivom Modeli procjene troškova navedeni su različiti modeli procjene troškova koji se primjenjuju u građevinarstvu. Na kraju poglavlja je dat i Sopstveni model koji je rezultat disertacije.

Četvrto poglavlje se odnosi na prikaz podjele mostova sa posebnim akcentom na integralne drumske mostove. U ovom poglavlju su date prednosti i mane ove vrste mostova u odnosu na druge. Prikazani su djelovi mostova i navedene i objašnjene vrste tehnologije građenja mostova.

Neuralne mreže – teorijski osvrt sa literaturom je naredno poglavlje. U njemu su navedena polja primjene neuralnih mreža i prikazan razvoj ove metode od njenih korijena. Data je klasifikacija neuralnih mreža, objašnjeni pojmovi arhitekture mreže i obučavanja. Na kraju poglavlja je urađen primjer obučavanja backpropagation algoritma.

Pretposlednje poglavlje je Studija slučaja – integralni drumski mostovi – procjena cijene koštanja i utroška betona i armature. U njemu su analizirani i prikazani podaci koji su korišćeni za formiranje prognoznog modela. Prikupljen je veliki broj dostupnih podataka i formirana baza. Objašnjen je postupak formiranja prognoznog modela i navedene su metode koje su upotrijebljene pri odabiru i obradi podataka. Na kraju poglavlja su dati rezultati treniranja velikog broja neuralnih mreža različitih arhitektura i izvršen je odabir mreža sa najboljim performansama. Mreže sa najboljim ocjenama tačnosti su uzete za formiranje prognoznih modela procjene troškova i utroška betona i armature u izgradnji integralnih drumskih mostova.

Poslednje poglavlje je Zaključak i u njemu su navedeni rezultati disertacije i potvrđena ulazna hipoteza da se sa visokom pouzdanošću u ranim fazama

realizacije projekata integralnih drumskih mostova mogu modelovati procjene koštanja i utroška materijala i dati su pravci djelovanja.

U konačnom istraživanje je obuhvatilo:

- analizu rezultata dosadašnjih istraživanja,
- klasifikaciju modela procjene troškova građenja,
- formiranje sopstvenog modela procjene troškova integralnih drumskih mostova kombinacijom dva poznata modela troškovno značajnih pozicija radova i ekspertskog sistema,
- prikupljanje i sistematizaciju baze podataka,
- selektovanje troškovno značajnih pozicija radova iz prikupljenih podataka i
- analizu podataka i izradu prognoznog modela cijene koštanja.

2. ANALIZA DOSADAŠNJIH ISTRAŽIVANJA

Vještačke neuralne mreže se pojavljuju 1943. godine u radu Warren McCulloch-a i Walter Pitts-a u kome su predložili model vještačkog neurona. [1] U radu su pokazali da se pomoću mreže povezanih neurona može izračunati svaka računaska funkcija.

Nakon pojavljivanja neuralnih mreža, Marvin Minsky i Dean Edmonds su 1951.godine konstruisali su neuro računar SNARK. Neuro računar je imao značajan uticaj na dalji razvoj neuralnih mreža ali nije postigao značajne rezultate u praksi.

Rosenblatt je 1958.godine konstruisao prvu “mašinu” sposobnu da uči. Ova mašina je nazvana perceptron i ona je predstavljala početak razvoja neuralnih mreža. Perceptron je bio najjednostavniji oblik jednoslojne neuralne mreže i model koji je prvi bio osposobljen da uči na bazi eksperimentalnih podataka. On je korišćen samo za probleme klasifikacije. Uporedo sa nastankom perceptrona Vapnik i Chervoneniks, 1968.godine, uspostavljaju Vapnik-Chervonenkis entropiju i Vapnik-Chervonenkis dimenziju koje predstavljaju filozofiju statističke teorije učenja. Widrow i Hoff u isto vrijeme su razvili prvo pravilo adaptivnog učenja za rješavanje problema linearne regresije. Ovo pravilo je služilo za treniranje adaline (adaptive linear neuron) koji je mogao da rješava problema linearne regresije.

Razvojem specijalizovanih hardvera i softvera, početkom 80-tih godina, razvoj neuralnih mreža je doživio ekspanziju. Veliki doprinos istraživanju neuralnih mreža je dala američka vojna agencija DARPA (Defense Advances Research Projects Agency).

Pojava neuralnih mreža u građevinarstvu se dešava 1989.godine. Časopis Microcomputers in Civil Engineering je te godine objavio rad koji se odnosio na primjenu neuralnih mreža u građevinarstvu. Ovaj rad su potpisali Adeli i Yeh. [2] Neuralne mreže se, sa razvojem softverskih paketa, počinju sve češće primjenjivati u građevinarstvu. Njihova primjena u ovoj djelatnosti je veoma široka jer se mogu koristiti u svim fazama realizacije projekta. Uz pomoć neuralnih mreža moguće je vršiti razne vrste procjena.

Jedna od procjena koja se može uraditi primjenom jedne od tehnika vještačke inteligencije, neuralnim mrežama, je procjena troškova izgradnje. Ona se često vrši uz pomoć ove tehnike, na šta nam ukazuje i veliki broj radova na tu temu (procjena troškova izgradnje stambenih i/ili stambenoposlovnih objekata (Arafa, Alqedra, 2011) [3], procjena troškova sanacije mostova (Boubaz i Hamami, 2008) [4], procjena troškova izgradnje hidroelektrana (Gunduz, Sahin, 2015) [5], procjena troškova izgradnje vodovodnih i kanalizacionih mreža (Alex i ostali, 2010) [6] itd.).

Model neuralnih mreža se vrlo često koristi za uporednu analizu sa rezultatima drugih modela za rješavanje istih problema kao i kombinovanje sa drugim oblicima vještačke inteligencije, npr. fuzzy logic.

U literaturi postoji veliki broj radova u kojima su prikazani rezultati, kako primjene, samo neuralnih mreža u oblasti građevinarstva, tako i kombinovanja ove metode vještačke inteligencije sa drugim metodama.

Hegazy i Ayed (1998) su uz pomoć neuralnih mreža formirali model za parametarsku procjenu troškova izgradnje autoputeva. [7]

Na osnovu anketiranja određenog broja upravljača projekata, Al Tabtabai, Alex i Tantash (1999) su definisali faktore koji utiču na promjenu ukupnih troškova izgradnje puteva. [8]

Procjenu troškova izgradnje autoputeva primjenom neuralnih mreža je 2005. godine prikazao Sodikov. [9] Ovaj autor je u svom radu bio fokusiran na razvoju prognoznog modela visoke tačnosti u oblasti izgradnje autoputeva u razvijenim zemljama, a u početnim fazama projekta. Za istraživanje je korišćena baza podataka ROCKS (baza podataka Svjetske Banke - ROad Costs Knowledge System). Ova baza podataka sadrži podatke o izgradnji puteva iz 65 zemalja. Najveći broj projekata, od ovih 65 zemalja, je realizovan u Poljskoj i na Tajlandu pa je analiza i formiranje modela izvršeno na bazi podataka iz ovih zemalja. U Poljskoj je realizovano ukupno 315 projekata, od kojih je 38 odabrano za analizu prvog modela. Troškovno značajne pozicije radova su uzete kao ulazne varijable i to: (1) trajanje izvođenja radova [mjesec], (2) širina kolovoza [m], (3) širina proširenja [m], (4) uspon/pad terena [m/km], (5) prosječna količina čišćenja terena

[m²/km], (6) obim zemljanih radova [m³/km], (7) klasa površine [asfalt ili beton] i (8) osnovni materijal [tucanik ili cementna stabilizacija]. Na Tajlandu je realizovano 123 projekta od kojih su 42 projekta odabrana za analizu drugog modela. U ovo modelu, za razliku od prvog, broj ulaznih varijabli je smanjen na ukupno tri. Ulazne varijable drugog modela su: (1) trajanje izvođenja radova [mjesec], (2) širina kolovoza [m] i (3) širina proširenja [m]. Skup podataka je, u oba slučaja, podijeljen na 3 dijela, i to: podaci za trening 60%, podaci za validaciju 20% i podaci za testiranje (20%). Evaluacija tačnosti modela je izvršena primjenom srednje vrijednosti relativne greške (eng. Mean Magnitude of Relative Error, MMRE). Sodikov je izvršio i procjenu troškova izgradnje koristeći model višestruke regresije. Poredeći rezultate dobijene primjenom ove dvije metode, zaključio je da su u oba slučaja modeli neuralnih mreža imali veću tačnost. Za projekte realizovane u Poljskoj, tačnost je 24%, a za projekte sa Tajlanda 26%. Zaključak autora je, da se uz pomoć neuralnih mreža, na zadovoljavajući način, mogu rješavati problemi procjene troškova u ranim fazama realizacije projekata.

Nekolicina istraživača se, takođe, bavila problemom procjene troškova u ranim fazama projekata. Pearce A.R. i dr. (1999) su primjenom metode neuralnih mreža razvili model za procjenu rizika od povećanja troškova u zgradarstvu. [10]

Takođe, Wang, Duan i Liu (2010) su u svom radu dali prikaz procjene troškova izgradnje autoputeva koristeći neuralne mreže. [11]

Procjenu troškova izgradnje autoputeva u Luizijani, primjenom neuralnih mreža, uradili su C.G. Wilmont i G. Cheng (2003). Model opisuje ukupne troškove izgradnje autoputa u odnosu na indeks troškova izgradnje autoputa. Indeks predstavlja zajedničku mjeru troškova građevinskog rada, materijala i opreme; karakteristike ugovora i okruženje u kojem se ugovori realizuju. Budući troškovi izgradnje opisani su u smislu predviđenih vrijednosti indeksa zasnovanih na predviđanjima cijene građevinskog rada, materijala i opreme i očekivanih karakteristika ugovora. Primjena modela u predviđanju troškova gradnje autoputeva u Luizijani pokazuje da model daje visinu troškova sličnu stvarnim troškovima izgradnje za period 1984. do 1997.godine. Kada se primjenio na predviđanje budućih troškova izgradnje autoputeva, model je predvidio da će se

troškovi izgradnje autoputeva u Luizijani udvostručiti između 1998. i 2015. godine. [12]

M. Knežević i R. Zejak su izradili prognozni model eksperimentalnog istraživanja za vitke armirano-betonske stubove uz pomoć neuralnih mreža (2008). [13] Za izradu modela korišćeni su rezultati eksperimentalnih istraživanja na 22 modela armirano-betonskih vitkih stubova. Izrađen je prognozni model za graničnu silu i maksimalne ugibe u pravcima glavnih centralnih osa inercije u odnosu na variranih šest ulaznih parametara. Ovaj model je pokazao zadovoljavajuće rezultate, a njegovom kontrolom došlo se do greške manje od 6% pri prognoziranju rezultata. Na ovaj način se pokazalo da neuralne mreže mogu modelovati nelinearna ponašanja materijala.

Pored formiranja modela za procjenu troškova uz pomoć neuralnih mreža, Attal (2010), formira i odvojeni model za procjenu vremena. [14]

Primjenom neuralnih mreža za procjenu troškova i vremena izgradnje su se bavili i Adeli i Wu (1998) [15], Siqueira (1999) [16], Wilmont i Mei (2005) [17] i mnogi drugi.

Günaydin i Doğan (2004) su u svom radu predstavili prognozni model za procjenu troškova izgradnje stambenih i stambeno-poslovnih objekata od 4 do 8 spratova u Turskoj. Model je vršio prognozu troškova sa tačnošću od 93%. [18]

Procjenom troškova sanacije mostova su se bavili M.B.Kazez i C.Vipulanandan (2010). Cilj njihovog istraživanja je bio da opišu uočenu štetu na mostovima nakon uragana Katrin i da daju opšta zapažanja u vezi sa visinom troškova sanacije oštećenih mostova. Za procjenu troškova sanacije su koristili tehniku neuralnih mreža. [19]

U radu E.Atta-Asiamah (2010) je data procjena troškova izgradnje postrojenja za prečišćavanje vode u državi Oklahomi. [20]

Pored procjene troškova izgradnje nekog objekta, moguće je izvršiti i procjenu utroška određenog materijala za izgradnju. N. Fragkakis, S. Lambropoulos i G. Tsiambaos su predstavili konceptualni model za procjenu troškova temeljenja mostova, koji daje i procjenu utroška materijala. Nezavisne varijable, koje su od

značaja za model, identifikovali su eksperti u intervjuima. Za definisanje ovog modela, autori su koristili metodologiju postupne regresije kako bi se utvrdilo da li su rezultati u skladu s mišljenjem stručnjaka. Ispitane su glavne pretpostavke na kojima se bazira ispravna primjena regresione metode i izvršena su potrebna prilagođavanja. Predložena metoda konceptualne procjene troškova omogućava brze i pouzdane rezultate koji mogu biti vrlo korisni u ranim fazama projekta. [21]

Procjenu potrebnih količina materijala, betona i armature, u višespratnim objektima vršili su Mučenski i drugi (2012). Prognozni model je definisan uz pomoć neuralnih mreža. Podaci za analizu i definisanje modela su uzeti iz 115 glavnih projekata višespratnica. Ulazne varijable modela za prognozu potrebne količine betona i armature, su: ukupna bruto površina, prosječna bruto površina etaže, broj zidova za ukrućenje, podužni raster, poprečni raster i tip međuspratne konstrukcije. Najbolje rezultate je pokazala mreža trenirana BFGS (Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno) algoritmom sa prosečnom greškom (eng. Average Error) od 12,49%. [22]

Lazarevska i drugi (2012) su se bavili izradom prognoznog modela za određivanjem požarne otpornosti armirano-betonskih stubova. Ulazni podaci su: dimenzije stubova, klasa betona, debljina zaštitnog sloja, procenat armiranja, koeficijent opterećenja i tip agregata. Proračun se, za iste podatke, sprovodio, i metodom konačnih elemenata u kombinaciji sa vremenskom integracijom korišćenjem programa FIRE i neuralnim mrežama. Vrijednosti požarne otpornosti dobijene pomoću oba programa, su gotovo iste. [23]

Takođe, neuralne mreže su našle široku primjenu i u oblasti građevinskih materijala. N.K.Lee, H.Souri, H.K.Lee su prikazali kako se, primjenom neuralnih mreža, može istražiti nelinearna zavisnost između različitih varijabli (komponenti od kojih se spravlja beton) i kompleksnih performansi betona. Zaključak njihovog rada je, da neuralne mreže, u oblasti materijala za proizvodnju betona, na prilično jednostavan i precizan način, mogu dati veliki doprinos u spriječavanju problema koji se odnose na trajnost i sigurnost betona (gubitak ugradljivosti i obradivosti, pojava korozije, gubitak čvrstoće, puzanje, skupljanje i dr.). [24]

Neuralne mreže su primijenjene i za predikciju čvrstoće gotove betonske mješavine i betona visoke čvrstoće sa hemijskim i mineralnim dodacima (Dias 2011). [25] Potom, izvršeno je predviđanje čvrstoće na pritisak za lake betonske mješavine različite dobi a uz pomoć dva tipa neuralnih mreža, backpropagation i kaskadna korelacija (Alshihri 2009). Prognoza čvrstoća betonske mješavine je vršena nakon tri, sedam, 14 i 28 dana. Sila pritiska modelovana je kao funkcija osam varijabli: pijeska, vodocementnog faktora, lakog agregata, grubog agregata, zamrznutog dima (aerogela) kao dodatka cementu, superplastifikatora i perioda sušenja. Ovo istraživanje je pokazalo da model kaskadne korelacije daje preciznije rezultate i vrlo brzo uči u odnosu na model backpropagation. Rezultati su pokazali da se neuralne mreže mogu koristiti kao pouzdan alat za procjenu čvrstoće na pritisak za lake betonske mješavine. [26]

G.Kim, S.An i K. Kang (2004) su, model za procjenu troškova izrađen primjenom neuralnih mreža, uporedili sa modelima za procjenu troškova izrađenih primjenom regresione analize i analizom zasnovanom na slučajevima na osnovu serije od 530 istorijskih podataka o troškovima. Upoređujući rezultate sva tri modela, autori su zaključili, da model dobijen primjenom neuralnih mreža, daje rezultate najviše tačnosti. [27]

Studija o odstupanju između stvarnih i procijenjenih vrijednosti troškova, urađena od strane Flyvbjerg B.H. i dr. (2002), urađena je na osnovu baze podataka koja je brojala 258 projekata iz oblasti saobraćaja. Studija je pokazala da je, ne samo, devet od 10 projekata potcijenjeno, nego da su i stvarni troškovi u prosjeku 28% viši od procijenjenih. Ipak, najzanimljiviji zaključak ove studije je, da je isti procenat potcijenjenih troškova danas, kao i proteklih 70 godina. [28]

Neuralne mreže su korišćene za predviđanje trajanja izgradnje objekata. Predikciju trajanja izgradnje objekata J. Martin, T. K. Burrows i I. Pegg (2006), su vršili na osnovu varijabli koje utiču na vrijeme izgradnje kao što su: vrsta projekta, trajanje izgradnje konstrukcije, tip objekta, proces nabavke, način odabira izvođača, tip klijenta, vrijednost ugovora, funkcija objekta. Podaci koji su korišćeni za izradu prognoznog modela su preuzeti od klijenata iz građevinske industrije i konsultanata. Studija je bazirana na preko 2700 građevinskih projekata završenih

u UK između 1998. i 2006.godine. U obzir su uzeti samo novoizgrađeni objekti. [29]

V. Albino i C. Garavelli (1998) su definisali model za rangiranje podizvođača u građevinskim firmama a uz pomoć neuralnih mreža. [30]

U istraživanju A.M. Elazouni, I.A. Nosair i Y.A. Mohieldin (1997) razvijen je model za procjenu zahtjevanih resursa za izgradnju u fazi Idejnog projekta. Razvijeni model primijenjen je na izgradnji betonskih zidova silosa pomoću sistema klizne oplata. Odabran je skup od 23 ulaza koji se uglavnom odnose na određivanje zahtjeva za resursima. Ovi ulazi uključuju gustinu uskladištenih materijala, površinu od poda do poda kompleksa silosa, broj dizalica klizne oplata i broj faza kroz koje se gradi kompleks silosa. Za definisanje modela korišćeni su podaci iz devet različitih tipova izvora. Izlazi iz modela neuralne mreže upoređeni su sa procjenama dobijenim korištenjem višestrukih regresionih modela. Istraživanje je rezultovalo konstatacijom da modeli neuralne mreže daju zadovoljavajuće rezultate za procjenu potreba u resursima u fazi Idejnog projekta. [31]

Model za procjenu troškova i vremena izgradnje/rekonstrukcije gradskih saobraćajnica primjenom vještačke inteligencije definisao je Peško (2013). Prognozni model je urađen na osnovu podataka iz 224 ugovorena i realizovana projekta. U istraživanju je, pored izrade modela za predikciju troškova i vremena izgradnje, vršena i analiza uticaja ulaznih varijabli na izlazne veličine. Model je izrađen primjenom dvije metode, metode neuralnih mreža i SVM metode. Oba modela su pokazala tačnost procjene troškova i vremena izražene preko vrijednosti MAPE od 18,48%. Postignuti rezultati ukazuju na to da se primjenom metoda vještačke inteligencije (neuralnim mrežama i metodom SVM) mogu vršiti procjene troškova i vremena sa dovoljnom tačnošću. [32]

Optimizaciju vremena građenja u odnosu na troškove građenja su analizirali Prašćević i Prašćević u svom radu (2014). Za potrebe ovog istraživanja, definisan je određen računarski program koji je implementiran u programu MATLAB. Metoda koja je korišćena za rješavanje ovog problema je, prilagođena od strane autora, metoda optimizacije pomoću čestica rojeva. [33]

M.W. Emsley i drugi su izradili prognozni model za predikciju ukupnih troškova izgradnje (2001). Za izradu modela je korišćena baza podataka koja je brojala 300 projekata. Model je izrađen uz pomoć tehnike linearne regresije. Evaluacija ovog modela je vršena metodom neuralnih mreža. Rezultati su pokazali, da je osnovna prednost neuralnih mreža, njihova mogućnost da modeluju nelinearnost podataka. Model je pokazao tačnost izraženu preko MAPE od 16,6%. [34]

Model za procjenu troškova na rehabilitaciji i rekonstrukciji saobraćajnica su izradili Ćirilović i drugi. Na rapolaganju su imali podatke za 200 ugovorenih projekata u 14 zemalja Evrope i Azije a koji su potpisani u period između 2000. i 2010.godine. Ulazne varijable, kojih je bilo 19, podijeljene su u tri grupe: parametri vezani za projekat, parametri povezani sa cijenom nafte, parametri specifični za državu odnosno zemlju izvođenja. Prognozni model je urađen metodom višestruke regresije i metodom neuralnih mreža. Zaključak istraživanja je da je najbolje rezultate dao model neuralnih mreža sa vrijednošću koeficijenta R^2 od 0,71 do 0,75. [35]

Kovačević i drugi su se bavili mogućnošću kratkoročnog predviđanja protoka vode u kraškom području uz pomoć metoda mašinskog učenja. Za predikciju su koristili četiri algoritma i to: neuralnu mrežu s višeslojnim perceptronom, neuralnu mrežu s radijalnom aktivacijskom funkcijom, metodu potpornih vektora za regresiju (SVR), adaptivni neurofuzzy sistem zaključivanja (ANFIS). Istraživanje je pokazalo da ANFIS model pokazuje značajno bolje rezultate u odnosu na ostale algoritme, a u slučaju kada se mjera kvaliteta modela, određuje korijenom srednje kvadratne greške i srednjom apsolutnom greškom. [36]

Predikcijom troškova izgradnje zgrada u ranim fazama realizacije projekta su se bavili Arafa i Alqedra (2011). Baza podataka koja je korišćena prilikom definisanja modela je obuhvatala podatke sa 71 projekta. Za ulazne varijable su uzeti sledeći podaci: način fundiranja, površina prizemlja, površina tipskog sprata, broj spratova, broj liftova, broj prostorija, broj stubova. Model se izrađuje primjenom neuralnih mreža i to višeslojnim perceptronom. U konačnom je formiran model čija je tačnost izražena preko MAE i iznosi 16,6%. [37]

U postojećoj literaturi nisu nađeni podaci vezano za predikciju troškova izgradnje integralnih drumskih mostova, kao niti za utrošak materijala. Samim tim ovo istraživanje je predstavljalo poseban izazov.

LITERATURA:

1. W. Pitts, W. McCulloch (1949): „A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity“, Publisher Mahwah, New Jersey, London, 1949. (The MIT Press Cambridge, MA, USA, 1988.)
2. H. Adeli, C. Yeh (1989): „Perceptron learning in engineering design“, *Microcomputers in Civil Engineering*, 4 (4), 247–56.
3. M. Arafa, M.A. Alqedra (2011): „Early Stage Cost Estimation of Buildings Construction Projects using Artificial Neural Networks“, *Journal of Artificial Intelligence* 4(1) DOI: 10.3923/jai.2011.63.75.
4. M. Bouabaz, M. Hamami (2008): „A Cost Estimation Model for Repair Bridges Based on Artificial Neural Network“, *American Journal of Applied Sciences* 5 (4): 334-339, 2008, ISSN 1546-9239, 2008 Science Publications.
5. M. Gunduz, H.B. Sahin (2015): „An-early-cost-estimation-model-for-hydroelectric-power-plant-projects-using-neural-networks-and-multiple-regression-analysis“, *JOURNAL OF CIVIL ENGINEERING AND MANAGEMENT* ISSN 1392-3730 / eISSN 1822-3605 2015 Volume 21(4): 470–477 doi:10.3846/13923730.2014.890657.
6. D.P. Alex, M.A. Hussein, A. Bouferguene, S. Fernando (2010): „Artificial Neural Network Model for Cost Estimation: City of Edmonton's Water and Sewer Installation Services“,
<https://ascelibrary.org/doi/full/10.1061/%28ASCE%29CO.1943-7862.0000184>
Journal of Construction Engineering and Management Volume 136 Issue 7 - July 2010.
7. T. Hegazy, A. Ayed (1998): „Neural Network Model for Parametric Cost Estimation of Highway Projects“,
<https://ascelibrary.org/doi/10.1061/%28ASCE%290733-9364%281998%29124%3A3%28210%29>
Journal of Construction Engineering and Management Volume 124 Issue 3 - May 1998.

8. H. Al-Tabtabai, A.P. Alex, M. Tantash (1999): „Preliminary cost estimation of highway construction using neural networks“,
[https://www.researchgate.net/publication/284778900 Preliminary cost estimation of highway construction using neural networks](https://www.researchgate.net/publication/284778900_Preliminary_cost_estimation_of_highway_construction_using_neural_networks)
9. J. Sodikov (2005): „Cost estimation of highway projects in developing countries: artificial neural network approach“, *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, Vol. 6, pp. 1036 - 1047, 2005.
10. A.R. Pearce, R.A. Gregory, L. Williams (1999): „Range Estimating for Risk Management Using Artificial Neural Networks“, *Journal of Parametrics- Volume 19*, 1999 - Issue 1.
11. X. Wang, X. Duan, J. Liu (1999): „Application of Neural Network in the Cost Estimation of Highway Engineering“, *JOURNAL OF COMPUTERS*, VOL. 5, NO. 11, NOVEMBER 2010.
12. C.G. Wilmont, G. Cheng (2003): „Estimating Future Highway Construction Costs“, *Journal of Construction Engineering and Management* Volume 129 Issue 3 - June 2003, <https://ascelibrary.org/doi/10.1061/%28ASCE%290733-9364%282003%29129%3A3%28272%29>
13. M. Knežević, R. Zejak (2008): "Neuronske mreže - primjena za izradu prognoznog modela eksperimentalnog istraživanja za vitke armirano-betonske stubove", *Materijali i konstrukcije*, Vol. 51, br. 1, pp. 41-56, 2008.
14. A. Attal (2010): „Development of Neural Network Models for Prediction of Highway Construction Cost and Project Duration“, A thesis presented to the faculty of the Russ College of Engineering and Technology of Ohio University.
15. H. Adeli, M. Wu (1998): „Regularization Neural Network for Construction Cost Estimation“, *Journal of Construction Engineering and Management* Volume 124 Issue 1 - January 1998,
<https://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/%28ASCE%290733-9364%281998%29124%3A1%2818%29?src=recsys>
16. I. Siqueira (1999): „Neural network-based cost estimating“, A Thesis In The Department Of Building, Civil and Environmental Engineering at Concordia University Montreal, Quebec, Canada.

17. C.G Wilmont, B. Mei (2005): „Neural Network Modeling of Highway Construction Costs“, *Journal of Construction Engineering and Management* Volume 131 Issue 7 - July 2005,
<https://ascelibrary.org/doi/10.1061/%28ASCE%290733-9364%282005%29131%3A7%28765%29>
18. H.M. Gunaydin, S.Z. Dogan (2004): „A neural network approach for early cost estimation of structural systems of buildings“, *International Journal of Project Management* Volume 22, Issue 7, October 2004, Pages 595-602,
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0263786304000389>
19. Mehmet B.Kazez, C.Vipulanandan (2010): „Bridge Damage and Repair Cost Estimates after a Hurricane“, *THC 2010 Conference & Exhibition*.
20. E. Atta-Asiamah (2005): „Estimation of the cost of building a water treatment plant and related facilities for Kaw City, Oklahoma“, *Faculty of the Graduate College of the Oklahoma State University*.
21. N. Fragkakis, S. Lambropoulos, G. Tsiambaos (2011): „Parametric Model for Conceptual Cost Estimation of Concrete Bridge Foundations“, *Journal of Infrastructure Systems* Volume 17 Issue 2 - June 2011,
[https://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/\(ASCE\)IS.1943-555X.0000044](https://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/(ASCE)IS.1943-555X.0000044)
22. V. Mučenski, I. Peško, M. Trivunić, J. Dražić, G. Ćirović (2012): "Optimizacija neuronske mreže za procenu potrebnih količina betona i armature u višespratnim objektima", *Građevinski materijali i konstrukcije*, Vol. 55, Br. 2, pp. 27-46, 2012.
23. M. Lazarevska, M. Knežević, M. Cvetkovska, N. Ivanišević, T. Samardžioska, A. Trombeva-Gavrilovska: "Prognostički model za određivanje požarne otpornosti AB stubova", *Građevinar*, Vol. 64, Issue. 7, pp. 565-571, 2012.
24. N.K. Lee, H. Souri, H.K. Lee (2014) „Neural network application overview in prediction of properties of cement-based mortar and concrete“, *The 2014 World Congress on Advances in Civil, Environmental and Materials Research (ACEM14)*, Busan, Korea, August 24-28, 2014.
25. W.P.S. Dias, S.P. Pooliyadda (2011): „Neural networks for predicting properties of concretes with admixtures“, *Construction and Building Materials* Volume 15, Issue 7, October 2001, Pages 371-379.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095006180100006X>

26. M.M. Alshihri, A.M. Azmy, M.S. El-Bisy (2009): "Neural networks for predicting compressive strength of structural light weight concrete," *Construction and Building Materials*, vol. 23, no. 6, pp. 2214–2219, 2009.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950061808003528?via%3Dihub>
27. G. Kim, S. An, K. Kang (2004): „Comparison of construction cost estimating models based on regression analysis, neural networks, and case-based reasoning“, *Building and Environment* Volume 39, Issue 10, October 2004, Pages 1235-1242,
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360132304000812>
28. Flyvbjerg B. H., Mette S., and Buhl S. (2002): "Underestimating costs in public works projects, error or lie", *Journal of the American Planning Association*, Vol. 68, No.3, pp 279-292.
29. T.K. Burrows, I. Pegg, J. Martin (2005): „Predicting Building Construction Duration“, 2005 ACCE International Transactions PS.14.
30. V. Albino, C. Garavelli (1998): „A neural network application to subcontractor rating in construction firms“, *International Journal of Project Management* Volume 16, Issue 1, February 1998, Pages 9-14.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0263786397000070>
31. A.M. Elazouni, I.A. Nosair, Y.A. Mohieldin (1997): „Estimating Resource Requirements at Conceptual Design Stage Using Neural Networks“, *Journal of Computing in Civil Engineering* Volume 11 Issue 4 - October 1997,
<https://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/%28ASCE%290887-3801%281997%2911%3A4%28217%29>
32. I. Peško (2013): „Model za procenu troškova i vremena izgradnje gradskih saobraćajnica“, *Doktorska disertacija*, Novi Sad: Fakultet tehničkih nauka u Novom Sadu.
33. N. Praščević, Ž. Praščević (2014): "Application of particle swarms for project time-cost optimization", *Građevinar*, Vol. 66, No. 12, pp. 1097-1107.
34. M.W.Emsley, D.J.Lowe, A.R.Duff, A. Harding, A. Hickson (2002): „Data modelling and the application of a neural network approach to the prediction

- of total construction costs", Construction Management and Economics (2002) 20, 465-472.*
35. J. Cirilovic, N. Vajdić, G. Mladenović, C. Queiroz (2013): "Developing Cost Estimation Models for Road Rehabilitation and Reconstruction: Case Study of Projects in Europe and Central Asia", *Journal of Construction Engineering and Management*, Vol. 140, Issue. 3.
<https://ascelibrary.org/doi/full/10.1061/%28ASCE%29CO.1943-7862.0000817>
36. M. Kovačević, N. Ivanišević, T. Dašić, Lj. Marković (2018): "Application of artificial neural networks", *Gradjevinar*, Vol. 1, pp. 1-10.
37. M. Arafa, M. Alqedra (2011): "Early Stage Cost Estimation of Buildings Construction Projects using Artificial Neural Networks", *Journal of Artificial Intelligence*, Vol. 4, Issue. 1, pp. 63-75.

3. MODELI PROCJENE TROŠKOVA

Učesnici u realizaciji građevinskih projekata su: investitor, konsultant, projektant, stručni nadzor, izvođač radova i zainteresovane strane.

Inicijativu za ulazak u proces realizacije projekata pokreće Investitor što ga opredjeljuje da ima glavnu ulogu u tom procesu. Osnovni ciljevi Investitora su minimalni troškovi, najkraće vrijeme izgradnje i kvalitet najvišeg nivoa. Često su to nerealni i teško dostižni zahtjevi.

Značajnu ulogu u realizaciji projekata, odmah poslije Investitora, ima Izvođač radova. On predstavlja direktnog izvršioca građenja.

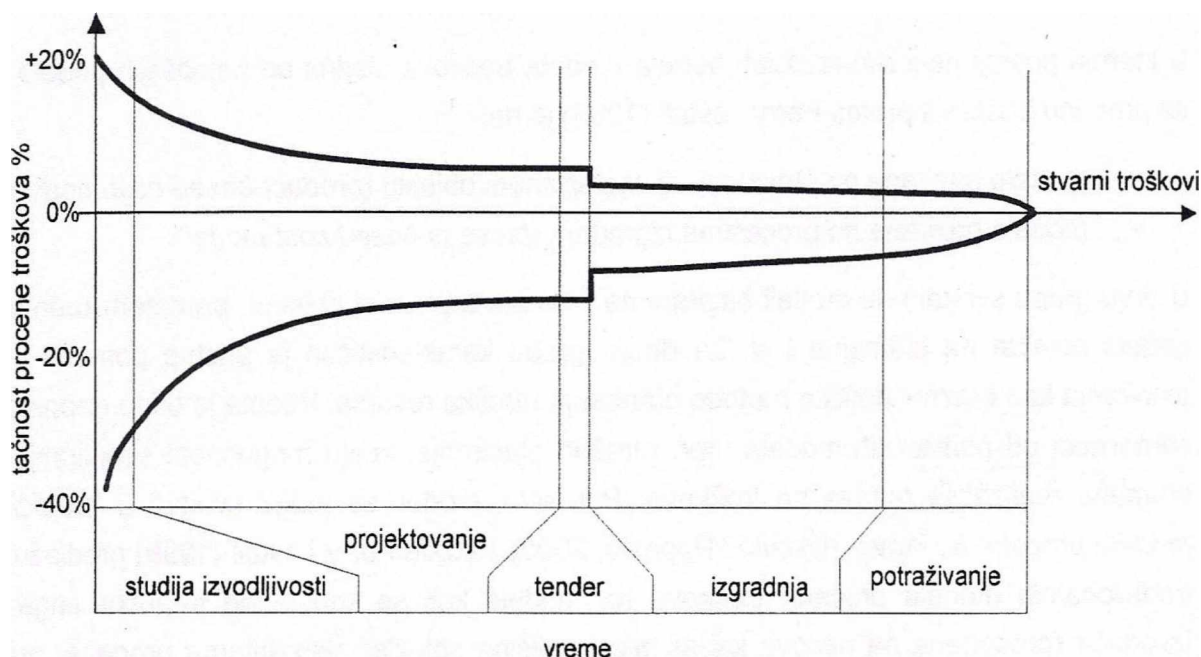
Procjenu troškova, svako za sebe, vrše i Investitor i Izvođač radova. Od procjene troškova zavise naredni koraci u procjeni posla. Nekada procjene troškova dovode i do situacije da se odustaje od realizacije određenog projekta.

Investitor vrši procjenu već nakon iniciranja realizacije projekta. Konceptualna faza projekta je najznačajnija jer predstavlja formulisanje ideje koju Investitor želi razviti. Ona je sama po sebi multidisciplinarna. Ukoliko je ova faza nedovoljno sagledana u pogledu očekivanja rezultata projekta (kvaliteta, roka, troškova) sve ostale faze (definisanje projekta i materijalizacija objekta u prostoru) imaće nerealno visoke troškove a često će biti onemogućena realizacija projekta da bi se postigli zacrtani ciljevi. Na taj način, nakon detaljnog i adekvatnog izučavanja konceptualne faze, a u zavisnosti od pouzdanosti procjene, Investitor može dovoljno dobro da izvrši planiranje ulaganja finansijskih sredstava, kako bi se projekat realizovao bez smetnji i zastoja.

Izvođač radova, nakon preliminarne procjene, na osnovu koje je ušao u posao, vrši planiranje troškova u fazi izgradnje i na taj način procjenjuje finansijske i vremenske uticaje svih faza u izgradnji.

Kvalitet i pouzdanost procjene sa aspekta zadovoljavajuće tačnosti, Investitora i Izvođača radova zavise od niza faktora. Neki od tih faktora su raspoloživost, kvalitet i nivo detaljnosti tehničke dokumentacije, metoda kojom se vršila procjena kao i stručnih lica koja vrše postupak procjene. Raspoloživost potrebnih podataka

sa napredovanjem realizacije projekta raste, pa je tako i tačnost procjene veća. Prema Barnes-u (1974) pouzdanost procjene troškova prikazana je na slici 3.1.



Slika 3.1 Pouzdanosti procjene troškova tokom realizacije projekta (Barnes, 1974)

Najčešće korišćene tehnike, odnosno modeli za procjenu troškova, prema [1] su:

- gruba procjena na osnovu kapaciteta ili veličine objekta;
- procjena po elementima - funkcionalnim grupama radova;
- modeli troškovno značajnih pozicija radova;
- parametarski (regresioni) model;
- model zasnovan na predmjeru i predračunu radova;
- model zasnovan na aktivnostima i utrošku resursa;
- probabilističke simulacije i analiza rizika;
- ekspertni sistemi za procjenu troškova.

Navedeni modeli troškova se razlikuju jedan u odnosu na drugi prema broju ulaznih podataka, potrebnih resursa za primjenu, tehnike rada sa modelom i tačnosti procjene.

3.1 GRUBA PROCJENA NA OSNOVU KAPACITETA ILI VELIČINE OBJEKTA

Gruba procjena na osnovu kapaciteta ili veličine objekta, kao što joj samo ime kaže, bazira se na procjeni troškova izgradnje uz pomoć podataka o kapacitetu i/ili veličina objekta. Ova procjena se vrši na osnovu poznatog obima radova kao i uslova realizacije projekta. Troškovi se procjenjuju u ukupnom iznosu i bez uzimanja u obzir strukture troškova. Mjera obima radova u ovoj procjeni je kapacitet i površina ili zapremina objekta. Mjera obima mogu biti i neki drugi podaci u zavisnosti od vrste objekta. Ovaj način procjene troškova se uglavnom koristi u ranim fazama realizacije projekata. Skitmore i Patchll (1992) za procjenu troškova, favorizuju površinu objekata, kao bolji parametar, u odnosu na zapreminu. Cheng i Huang (2003) navode da se tačnost grube procjene troškova kreće u granicama ± 25 . S obzirom na to da su, u fazi grube procjene, podaci nekompletni, javlja se ovako visoka tolerancija.

Navedene procjene se odnose na objekte visokogradnje, ali ih je moguće primjeniti i na izgradnju mostova.

3.2 PROCJENA PO ELEMENTIMA - FUNKCIONALNIM GRUPAMA RADOVA

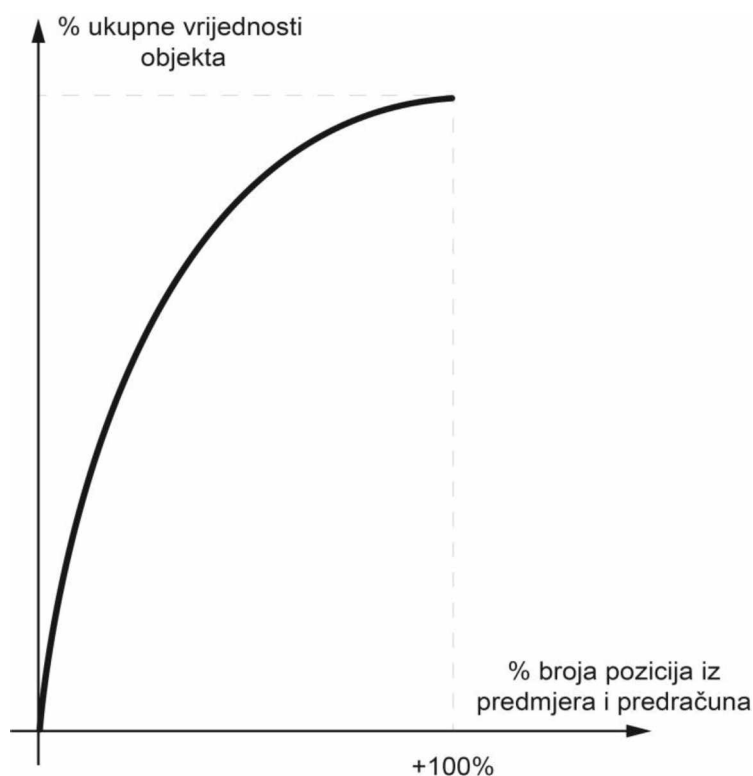
Procjena troškova po elementima je metod koji ima veći nivo detaljnosti od grube procjene. Ovaj metod je zastupljen u praksi. Procjena troškova uz pomoć ove metode, a u slučaju kada imamo standardne objekte i kvalitetnu bazu podataka, može se obaviti u krakom vremenskom periodu i sa zadovoljavajućom preciznošću. Prema nekim autorima ova preciznost se kreće u granicama ± 20 -25% (Skitmore i Patchell in Brandon (Editor), 1992). Za primjenu ovakvog modela neophodna je postojanje baze podataka koja sadrži analizu strukture troškova za već izgrađen tip objekata kao i pravilnu identifikaciju elemenata. [1] Isti autori predlažu da se za elemente objekata pri procjeni troškova usvoje djelovi objekta, sistemi u objektu, ali i troškovno karakteristične ili tehnološki povezane grupe radova ili aktivnosti.

3.3. MODELI TROŠKOVNO ZNAČAJNIH POZICIJA RADOVA

Model troškovno značajnih pozicija radova podrazumijeva korišćenje odabranih pozicija radova koje su troškovno značajne. U ovoj metodi se zanemaruju pozicije radova koje nisu važne za sagledavanje troškova realizacije projekta. Troškovno značajne pozicije radova su one pozicije čiji je broj mali, a njihovo procentualno učešće u ukupnoj sumi koštanja izgradnje objekata veoma veliko.

Značajan broj istraživanja ukazuje na to da 20% troškovno značajnih pozicija radova, kod određenih vrsta objekata, čine 80% vrijednosti izgradnje objekata. (Asim i Horner, 1989; Saket i ostali 1986; Horner i ostali, 1990)

Ideja o troškovno značajnim pozicijama radova je potekla od pravila nazvanog 80/20, koje je definisao Italijanski ekonomista Vilfredo Pareto (1848-1923). On je došao do zaključka da u nekoliko evropskih zemalja postoji pravilo da 20% stanovništva donosi 80% državnog prihoda. Prema njemu je funkcija koja je prikazana na slici 3.2, dobila naziv.



Slika 3.2 Pareto raspodjela

U slučajevima u kojima je moguće primjeniti Pareto raspodjelu, procjena troškova se umnogome pojednostavljuje. U toj situaciji potrebno je analizirati samo 20% troškovno značajnih pozicija radova i uz pomoć Pareto raspodjele, odnosno multipliciranjem sa 100/80, doći do procjenjene ukupne sume troškova za izgradnju cijelog objekta.

Hardcastle, Brown i Davies iz Newcastle-a su sproveli istraživanja na izgradnji petrohemijskih objekata. Ta istraživanja su pokazala da se sa 16-47% troškovno značajnih pozicija radova može odrediti i čak do 95% ukupnih troškova.

U istraživanjima koja su sprovedena na Dundee Univerzitetu u Škotskoj, korišten je uzorak od 75 različitih tipova objekata. Kao rezultat ovih istraživanja dobijena je tačnost $\pm 8\%$ analizom oko 30% pozicija. (Saket i ostali, 1986)

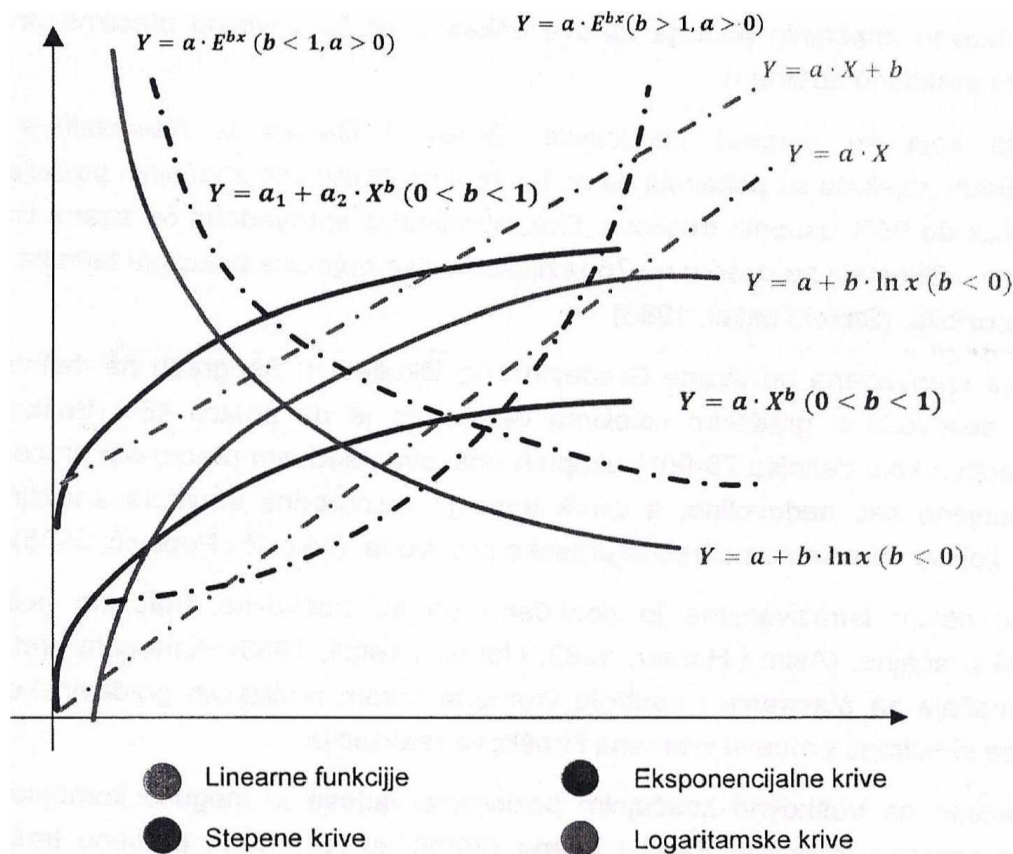
Građevinski fakultet u Beogradu je sproveo istraživanja na definisanju troškova izgradnje cjevovoda u gradskim uslovima. Pokazano je da 46% troškovno značajnih pozicija radova definiše 75-90% ukupnih troškova. Preciznost ove procjene nije bila baš zadovoljavajuća. Ona je iznosila $\pm 25-35\%$ a to je ocjenjeno kao nedovoljno. Razlog za ovakvu pojavu je raznorodna struktura analiziranih podataka koji se odnose na poprečne presjeke cjevovoda. [1]

3.4. PARAMETARSKI (REGRESIONI) MODEL

Pri procjeni troškova parametarskim (regresionim) modelom, koriste se matematičke jednačine koje povezuju troškove i jednu ili više nezavisnih promjenljivih (parametara) koji utiču na ukupne troškove izgradnje objekata.

Ovaj model se često naziva regresioni jer se za njegovo formiranje koristi regresija. U američkoj literaturi ustaljen naziv je parametarski model ili statistička procena, a statističke jednačine nazivaju se cost estimating relationship. [1]

Za prikazivanje jednoparametarskog modela troškova, najčešće se koriste linearne, stepenaste, eksponencijalne i logaritamske krive (slika 3.3). (Stewart i ostali, 1995)



Slika 3.3 Funkcije jednoparametarskih modela troškova (Ivković i Popović, 2005)

Ova metoda nije široko rasprostranjena u praksi [1], a razlog za to je relativno komplikovan matematički aparat i nemogućnost sagledavanja svih uticaja kojima je izložena realizacija većih projekata.

U literaturi je ovaj model prilično zastupljen. Pored primjene u procjeni troškova, koriste se i kao uporedni modeli za procjenu troškova pa se rezultati dobijeni drugim metodama upoređuju sa rezultatima dobijenim regresionim modelom.

Regresioni model su koristili mnogi stručnjaci kao što su Kim, An i Kang (2004), Sonmez (2004), Mahamid (2011), Williams (2003) i mnogi drugi, u svrhu, kako procjene troškova tako i upoređenja rezultati drugih metoda.

3.5. MODEL ZASNOVAN NA PREDMJERU I PREDRAČUNU RADOVA

Model koji se bazira na predmjeru i predračunu radova zahtjeva posjedovanje tehničke dokumentacije koja je razrađena na visokom nivou detaljnosti. Ovaj vid procjene troškova je jedan od osnovnih načina procjene troškova kojom se koristi Izvođač radova.

U praksi je najčešća situacija da Izvođač radova daje procjenu troškova prema pozicijama radova koje su grupisane po vrstama. Osnovna jedinica na kojoj je baziran predmjer radova je pozicija radova. Svaka pozicija je data deskriptivno, kvalitativno i kvantitativno. Ovako sačinjen predmjer i predračun radova je sastavni dio tehničke dokumentacije. S obzirom na to da Izvođač radova raspolaže sa predmjerom radova kao djelom tehničke dokumentacije, on je u mogućnosti da provjeri njegovu tačnost.

Predračun radova se dobija analizom troškova za svaku poziciju predmjera. Sumiranjem troškova pojedinačnih pozicija iz predračuna, dobija se ukupna vrijednost realizacije projekta.

Model koji se uspostavlja uz pomoć predmjera i predračuna se smatra modelom koji pruža veliku preciznost u procjeni troškova, čak i do $\pm 5-8\%$. (Skitmore i Patchell in Brandon (Editor), 1992).

3.6. MODEL ZASNOVAN NA AKTIVNOSTIMA I UTROŠKU RESURSA

Model zasnovan na aktivnostima i utrošku resursa je usko vezan sa tehnikom mrežnog planiranja. Osnovna jedinica realizacije projekta u mrežnom planiranju je aktivnost koja predstavlja tehnološki i vremenski zaokruženu cjelinu.

Ova metoda iziskuje posjedovanje tehničke dokumentacije čiji je nivo razrade veoma visok. Potrebno je poznavanje tehnologije izgradnje kao i svih specifičnosti rada na konkretnoj lokaciji. Jedan od osnovnih ulaznih podataka je detaljno razrađen predmjer i predračun radova. Model zasnovan na aktivnostima i utrošku resursa se primarno vezuje za realizaciju posla na gradilištu.

Prema nekim autorima moguće je dostići tačnost od $\pm 5-8\%$ u zavisnosti od kvaliteta ulaznih podataka. (Skitmore i Patchell in Brandon (Editor), 1992).

3.7. PROBABILISTIČKE SIMULACIJE I ANALIZE RIZIKA

Svaki projekat u građevinarstvu je novi izazov. Neizvjesnosti je u građevinarstvu zastupljenija nego u bilo kojoj drugoj djelatnosti. Izvjesne situacije u građevinarstvu su veoma rijetke. U prilog tome ide i činjenica da je svaki projekat osoben po jednoj ili više karakteristika.

Donošenje odluke u uslovima rizika podrazumijeva da se u momentu njenog donošenja može racionalno ili intuitivno ocijeniti vjerovatnoća pojave događaja na projektu. Ocjena vjerovatnoće pojave događaja vrši se na osnovu istorijskih podataka. Analizom rizika u procjeni troškova teži se ka kvantifikovanju neizvjesnosti. (Riley i Stewart i ostali, 1995)

Neki od standardnih nosilaca rizika u fazi procjene troškova su moguće prolongiranje ugovorenih rokova, nestandardni uslovi rada u tlu, neočekivani porast cijena resursa tokom gradnje, iznenađujući klimatski uslovi u periodu gradnje itd. [1]

Procjena rizika u građevinarstvu se može vršiti na osnovu iskustva i intuicije, ali i uz pomoć matematičkih metoda. Jedna od najčešće korišćenih metoda za modeliranje troškova i vremena realizacije građevinskih projekata je stohastička Monte Karlo metoda. (Stevens i Stewart i ostali, 1995; Flanagan i Stevens u Brandon (Editor), 1992; Ashworth, 2010; Ferry i ostali, 1999).

Metoda simulacija u procjeni troškova se bazira na definisanju rizika i njegovom uticaji na troškove, a u cilju što realnije procjene troškova realizacije budućih objekata uz korišćenje baza podataka koje obuhvataju informacije o istim ili sličnim projektima.

3.8. EKSPERTNI SISTEMI ZA PROCJENU TROŠKOVA

Ekspertni sistemi su inteligentni računarski programi kojima se simulira rješavanje problema na način na koji to čine eksperti i predstavljaju jednu od

najznačajnijih oblasti istraživanja vještačke inteligencije. Ovi sistemi koriste bazu znanja formiranu uz pomoć eksperata. Ekspertski sistemi rješavaju realne probleme iz različitih oblasti, koji bi inače zahtijevali ljudsku ekspertizu. Važno je napomenuti, da ekspertni sistemi imaju savjetodavnu ulogu i da konačnu odluku u konkretnoj situaciji, donosi odgovorno lice.

Postoji još mnogo definicija ekspertnih sistema i ekspertskih znanja. Ferry i Brandon (1999) su ekspertsko znanje definisali kao skup shvatanja i iskustvenih pravila, prikazanih u logičnoj, povezanoj razumljivoj formi. Brown i Stockley (Brandon ed. 1992) su ga nazvali vještinom da se stari podaci i pojave primjene na novi problem.

Potreba za prikupljanjem i sistematizacijom znanja eksperata je rezultovala stvaranjem ekspertnih sistema. U okviru ekspertnih sistema se definišu i usvajaju pravila (od strane eksperata) koja se uz pomoć programskih paketa akumuliraju i interpretiraju, i budućem korisniku pomoću pitanja i sugestija omogućavaju da donese kvalitetnu odluku o realizaciji budućeg projekta (troškovi, vrijeme realizacije, i sl.).

Primjena ekspertnih sistema je opravdana u ranim fazama realizacije projekata. U ovim fazama, a u kratkom vremenskom periodu, oni mogu dati procjenjenu vrijednost troškova izgradnje sa zadovoljavajućom preciznošću. Ekspertni sistemi, takođe, predstavljaju i dobar kontrolni alat za visinu troškova dobijenu drugim metodama procjene.

Uslov za korišćenje ovog modela procjene troškova je postojanje kvalitetne analize troškova izgradnje sa već realizovanih projekata. To znači da je neophodno formirati bazu podataka u okviru građevinskih firmi koje bi pružile dovoljnu količinu kvalitetnih informacija za buduće procjene.

3.9. SOPSTVENI MODEL

Sopstveni model je nastao kombinacijom modela troškovno značajnih pozicija radova integralnih drumskih mostova i ekspertnog sistema za procjenu troškova. Podaci iz baze podataka su prvo podvrgnuti modelu troškovno značajnih pozicija radova. Analizom podataka iz baze podataka uočeno je da procenat određenih pozicija radova, u odnosu na sve zastupljene radove, učestvuje u ukupnim troškovima u procentima koji odgovaraju Pareto raspodjeli. [2,3] Betonski i armirački radovi čine oko 20% svih pozicija radova a njihova vrijednost predstavlja oko 80% ukupne vrijednosti svih troškova građenja. Na osnovu ove činjenice zaključeno je da su betonski i armirački radovi troškovno značajne pozicije radova. Nakon određivanja troškovno značajnih vrsta radova i karakteristika objekata koje direktno utiču na njih, pristupilo se formiranju ekspertnog sistema. Neuralne mreže, kao jedna od metoda vještačke inteligencije, predstavlja oblik ekspertnog sistema. Primjenom neuralnih mreža formira se model za procjenu troškova izgradnje integralnih drumskih mostova. [4,5] Karakteristike objekata koje direktno utiču na troškovno značajne pozicije radova su određene za ulazne promjenljive modela. Izlazna promjenljiva modela je cijena koštanja izgradnje integralnih drumskih mostova. Pored modela za procjenu koštanja formirani su i modeli čije su izlazne promjenljive utrošci betona i armature kod izgradnje integralnih drumskih mostova.

LITERATURA:

1. B. Ivković, Ž. Popović (2005): „Upravljanje projektima u građevinarstvu“, Građevinska knjiga, Beograd.
2. Lean Blog Romania <http://www.leanblog.ro/wp/instrumente-lean/instrumente-lean/instrumente-de-analiza/diaagrama-pareto/>
3. Grafic Pareto in Excel <https://excelninja.ro/grafic-pareto-excel/>
4. Guoqiang Zhang, B. Eddy Patuwo, Michael Y. Hu (1998): „Forecasting with artificial neural networks: The state of the art“, Elsevier Science, *International Journal of Forecasting* 14 (1998) 35–62.
5. Bernard Widrow, Aaron Greenblatt, Youngsik Kim, Dookun Park (2012): „The No-Prop algorithm: A new learning algorithm for multilayer neural networks“, Elsevier Ltd, *Neural Networks* 37 (2013) 182–188, doi:10.1016/j.neunet.2012.09.020.

4. MOSTOVI - INTEGRALNI DRUMSKI MOSTOVI

Savremeni autoputevi, brzi, magistralni i regionalni putevi u sastavnom dijelu imaju brojne objekte kao što su mostovi, vijadukti, nadvožnjaci, podvožnjaci, tuneli, propusti, galerije, zidovi i drugi inženjerski objekti. Objekti na putevima se projektuju i izgrađuju tako da budu pouzdani, sigurni i trajni u toku izgradnje i višegodišnje eksploatacije. Svi ovi objekti utiču na cijenu i brzinu izgradnje puteva, a od njihove pouzdanosti, trajnosti i sigurnosti, zavise troškovi eksploatacije i saobraćajna sigurnost.

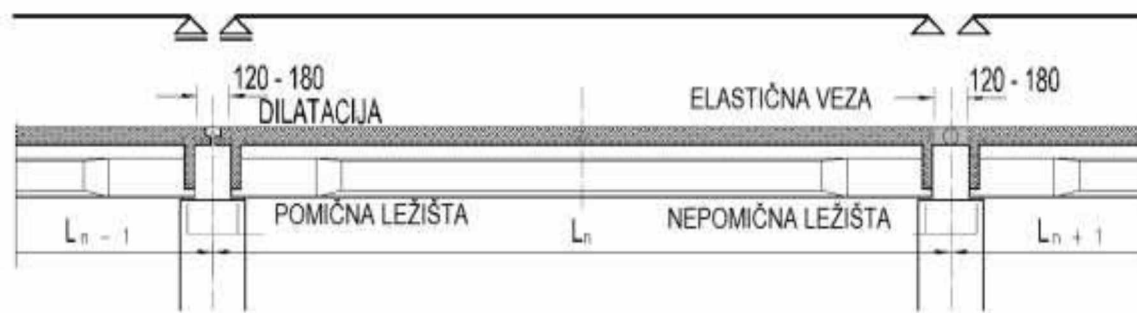
Mostovi su objekti koji služe za prelaz saobraćajnica preko prepreka sa otvorom većim od 5m. Oni se mogu klasifikovati prema različitim kriterijumima i to: namjeni, materijalu, lokaciji, nosećem sistemu, položaju u odnosu na prepreku itd. Podjela prema nosećim sistemima je najvažnija sa aspekta projektovanja, izgradnje, statičke analize i eksploatacije. [1,2]

U odnosu na koncept konstrukcije, oblik, preuzimanje i prenos sila i uticaja iz noseće konstrukcije na tlo, imamo pet osnovnih nosećih sistema mostova:

- gredni sistemi,
- okvirni sistemi,
- lučni sistemi,
- viseći sistemi i
- sistemi mostova sa kosim zategama i kombinovani sistemi mostova.

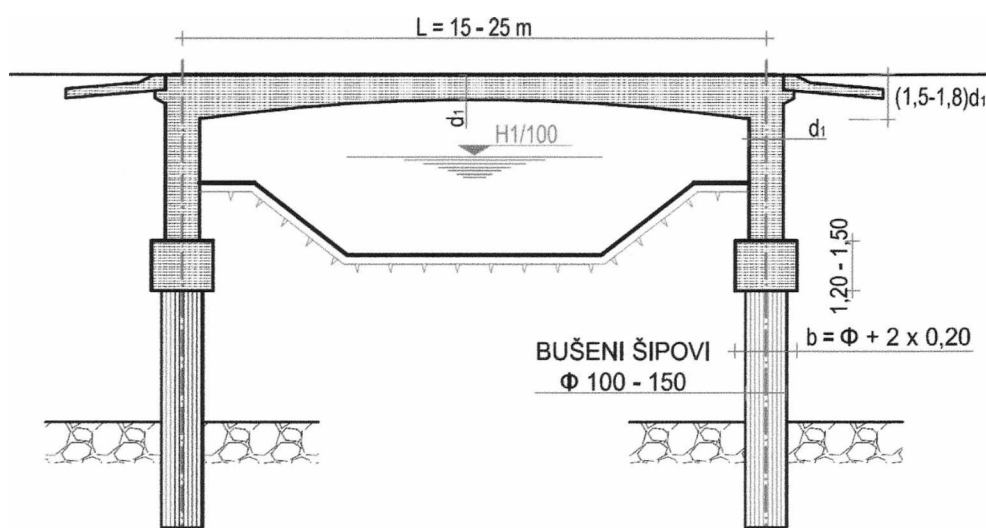
Na izbor nosećeg sistema utiču geološko-morfološki uslovi mikrolokacije i uslovi gradnje.

Gredni sistemi mostova su sistemi čija je karakteristika odvojenost gornje konstrukcije od stubova i prenos opterećenja gornje konstrukcije na stubove preko ležišta. Primjena ove vrste mostova je doživjela ekspanziju sa razvojem prednapregnutog betona i montažne izgradnje. Ovi sistemi se mogu graditi u skoro svim materijalima (drvo, armirani i prednapregnuti beton, čelik sa ili bez sprežanja), osim u kamenu. Šema jednog sistema grednih mostova, i to montažna diskontinualna gredna rasponska konstrukcija mosta, data je na slici 4.1.

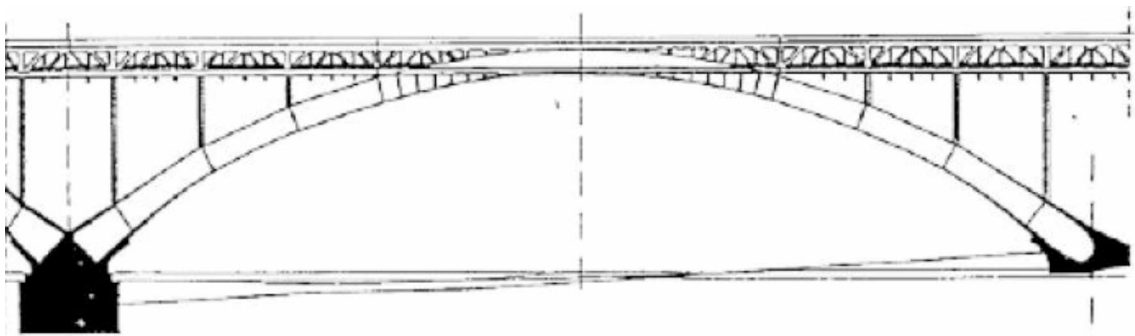


Slika 4.1 Montažna diskontinualna gredna rasponska konstrukcija mosta
[Javno preduzeće Putevi Srbije (2012): „Priručnik za projektovanje
puteva u republici Srbiji“, Beograd]

Karakteristika okvirnih (ramovskih) sistema mostova je jedinstvena noseća konstrukcija tj. povezana rasponska konstrukcija (kruto ili pomoću zglobova) sa stubovima. Gradnja ovih mostova, od armiranog ili prednapregnutog betona ili kao spregnuta konstrukcija, je racionalna kada imamo jedan raspon od 5 do 50 (60) m, sa ili bez zglobova. U slučaju većih raspona, koriste se okvirni sistemi sa zategama i kosim stubovima. Primjer izgleda okvirnih sistema mostova je šematski prikazan na slici 4.2.

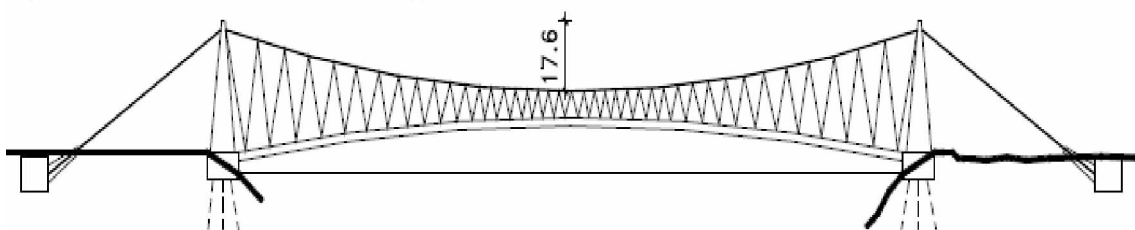


Slika 4.2 Okvirna armirano betonska konstrukcija za jednorasponski manji most
[Javno preduzeće Putevi Srbije (2012): „Priručnik za projektovanje
puteva u republici Srbiji“, Beograd]



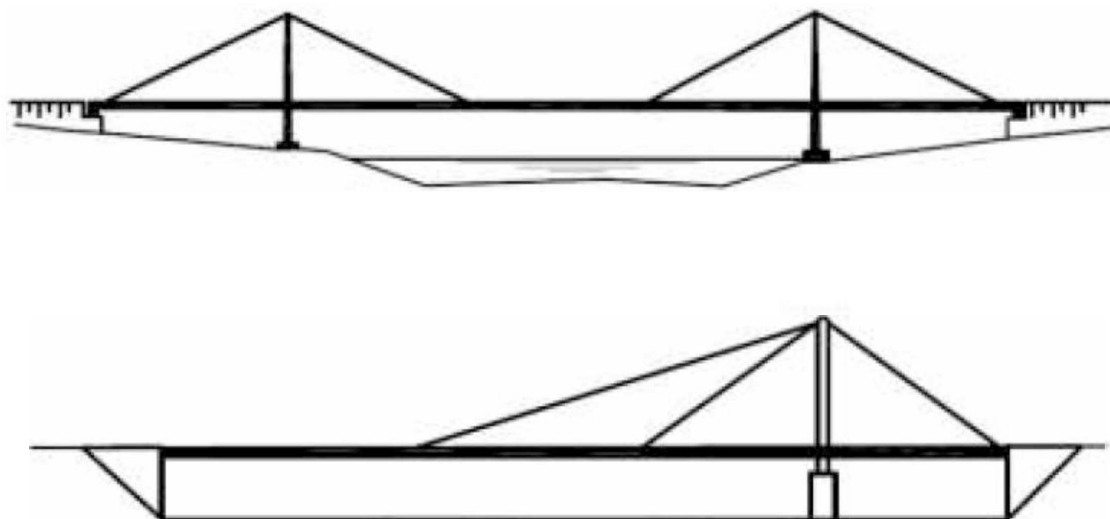
Slika 4.5 Uzdužni i poprečni presjek mosta preko reke Elorn, iz 1930. g [N. Csorba (2016): „Lučni sistemi betonskih mostova“, Građevinski fakultet Subotica]

Viseći sistemi mostova su sistemi kod kojih je noseća konstrukcija sačinjena od paraboličnih kablova koji preko pilona i vješaljki nose gredu za ukrućenje koja direktno preuzima pokretno opterećenje. Ovi sistemi se koriste samo za čelične drumske mostove najvećih raspona od 500 do 2000 m. Na slici 4.6 je prikazana šema visećeg mosta (Pješački most u Osijeku).



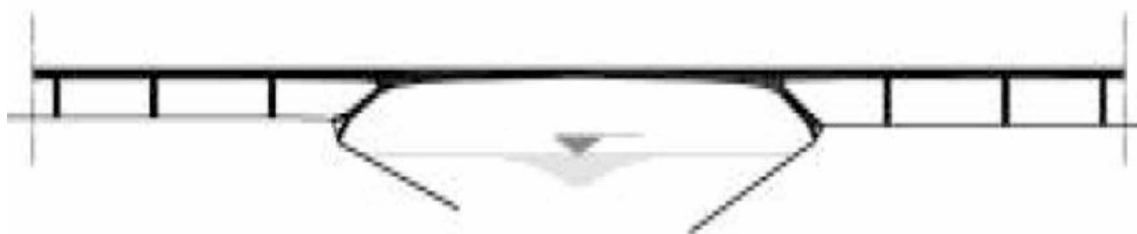
Slika 4.6 Pješački most u Osijeku [N. Csorba (2016): „Lučni sistemi betonskih mostova“, Građevinski fakultet Subotica]

Sistemi mostova sa kosim zategama su objekti kod kojih je rasponska gredna konstrukcija različitog preseka i od različitog materijala zavješana, elastično oslonjena kosim zategama na jedan ili dva pilona. U savremenoj praksi, ovi sistemi se koriste za širok dijapazon raspona od 50 – 100 m i od 100 – 1000 m. [2] Na Slici 4.7 prikazane su šeme prvih modernih mostova sa kosim zategama.

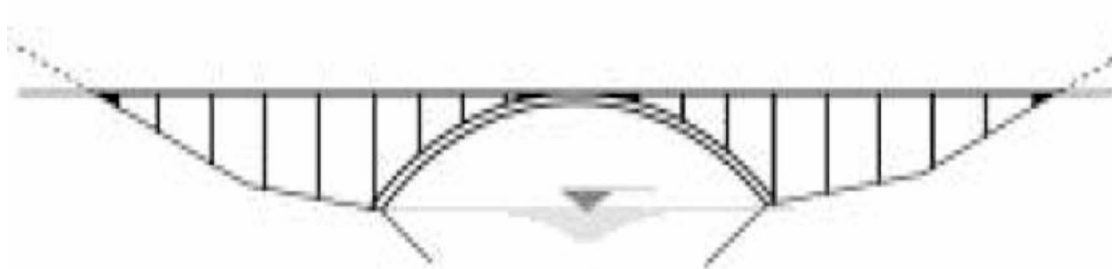


Slika 4.7 Sheme prvih modernih mostova sa kosim zategama
[Univerzitet u Ljubljani, Fakultet za gradbeništvo in geodezijo,
Družba za svetovanje in inženiring, d.o.o (2005): „Smjernice za projektovanje,
građenje, održavanje i nadzor na putevima“, Sarajevo/Banja Luka]

Kombinovani sistemi mostova se primjenjuju kod dužih i posebno dugih mostova. Na slikama 4.8 do 4.12 su šematski prikazane najčešće kombinacije nosećih sistema.



Slika 4.8 Kombinacija grednog i okvirnog sistema [Univerzitet u Ljubljani, Fakultet
za gradbeništvo in geodezijo, Družba za svetovanje in inženiring, d.o.o (2005):
„Smjernice za projektovanje, građenje, održavanje i nadzor na putevima“,
Sarajevo/Banja Luka]



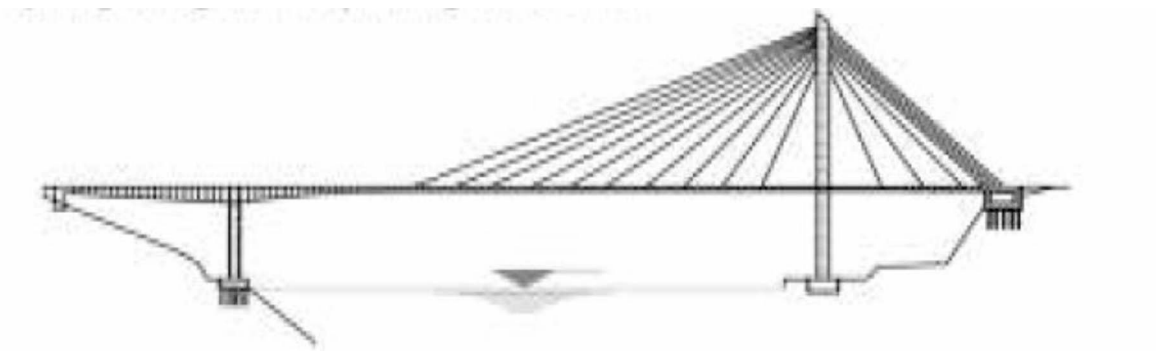
Slika 4.9 Kombinacija lučnog i grednog sistema [Univerzitet u Ljubljani, Fakultet za gradbeništvo in geodezijo, Družba za svetovanje in inženiring, d.o.o (2005): „Smjernice za projektovanje, građenje, održavanje i nadzor na putevima“, Sarajevo/Banja Luka]



Slika 4.10 Kombinacija grednog viadukta sa lukovima na dijelu većih dubina [Univerzitet u Ljubljani, Fakultet za gradbeništvo in geodezijo, Družba za svetovanje in inženiring, d.o.o (2005): „Smjernice za projektovanje, građenje, održavanje i nadzor na putevima“, Sarajevo/Banja Luka]



Slika 4.11 Kombinacija langerove grede nad rijekom i grednih sistema [Univerzitet u Ljubljani, Fakultet za gradbeništvo in geodezijo, Družba za svetovanje in inženiring, d.o.o (2005): „Smjernice za projektovanje, građenje, održavanje i nadzor na putevima“, Sarajevo/Banja Luka]



Slika 4.12 Kombinacija mosta sa kosim zategama sa jednim pilonom i grednog dijela [Univerzitet u Ljubljani, Fakultet za gradbeništvo in geodezijo, Družba za svetovanje in inženiring, d.o.o (2005): „Smjernice za projektovanje, građenje, održavanje i nadzor na putevima“, Sarajevo/Banja Luka]

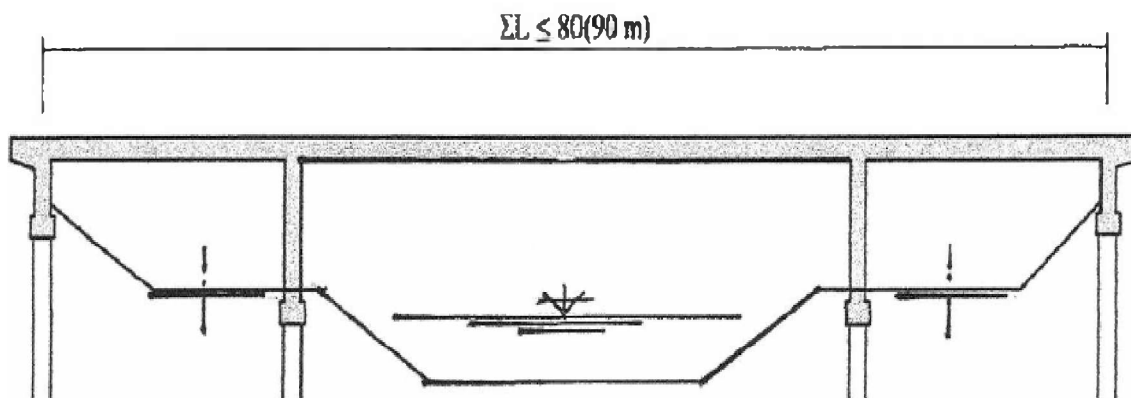
U ovom radu su analizirani okvirni (ramovski) sistemi mostova.

4.1 INTEGRALNI MOSTOVI

Integralni mostovi je savremeni naziv za betonske i spregnute mostove okvirnih konstrukcija bez dilatacija i ležišta. [4] Treba imati u vidu da postoji više definicija integralnih mostova. Naime, integralnim mostovima se nazivaju jednorasponski okviri bez dilatacija i ležišta. Takođe, u literaturi možemo naći i druge definicije koje kažu da su integralni mostovi i mostovi koji predstavljaju kontinualni okvir bez dilatacija i ležišta samo nad srednjim stubovima. Za ovu vrstu mostova se, takođe, među inženjerima koristi i naziv semiintegralni mostovi. Ovi mostovi su nastali kao rezultat nastojanja graditelja mostova da snize troškove održavanja i povećaju trajnost ovih objekata. S obzirom na činjenicu da su mjesta diskontinuiteta (dilatacije i ležišta), zapravo mjesta najčešćih oštećenja, a da ih ovaj tip mostova ili nema nad srednjim stubovima, ili ih nema uopšte, mogućnost oštećenja ovih mostova je manja. Sa manjim oštećenjima, jasno je da su i troškovi održavanja manji a sigurnost u saobraćaju veća. Izgradnja ovih mostova je monolitna, ili montažno-monolitizirana. Pri izgradnji se vodi računa o tome da se, za djelove mosta koji su izloženi riziku bržeg propadanja (najčešće su to ležišta i dilatacije), omogući njihova zamjena.

Pored obaveze projektovanja mostova u skladu sa propisima i standardima, potrebno je poštovati iskustva savremene prakse, kako u projektovanju, tako i u održavanju i upravljanju mostovima.

Statički sistemi integralnih mostova su okvirne (ramovske) konstrukcije sa jednim ili više raspona. Na slici 4.13 je dat šematski prikaz kontinualne okvirne konstrukcije armirano betonskog mosta.



Slika 4.13 Shema kontinualne okvirne konstrukcije armirano betonskog mosta [M. Pržulj (2014): „Mostovi“, Udruženje „Izgradnja“, Beograd]

Razlika između integralnih i konvencionalnih mostova je u načinu preuzimanja uticaja od promjene temperature, reologije betona i deformacija. Horizontalne deformacije su kod integralnih mostova djelimično spriječene zbog kontakta sa tlo i nasipom dok su kod konvencionalnih mostova one slobodne. Ponašanje konstrukcije pri preuzimanju uticaja i deformacija u mnogome zavisi od interakcije most – temeljno tlo i nasip. [4]

U pogledu temperaturnih uticaja i uticaja od skupljanja betona, ponašanje integralnih mostova u krivini je bolje nego u pravcu. Radijalna deformacija, kod prostorno zakrivljenih mostova je manja, tako da se na njih manje odražavaju uticaji od promjene temperature i reologije betona. Za izgradnju integralnih mostova većih dužina, koristi se beton visokih karakteristika čvrstoće na pritisak jer su konstrukcije od ovog betona manje osjetljive na uticaje reologije betona. [4]

Prednosti integralnih mostova su:

- manji troškovi izgradnje,
- manji troškovi održavanja i popravke. Ležišta i dilatacije povećavaju troškove izgradnje i troškove održavanja, nesigurnost i zastoje u saobraćaju. Prodiranje vode sa kolovoza, u zonama ovih elemenata, su najčešće uzroci oštećenja i destrukcije betona. Njihova zamjena je često vrlo složena i skupa, posebno na autoputevima sa gustim saobraćajem.
- jednostavnije i brže građenje. Ležišta i dilatacije zahtijevaju strogu toleranciju kod ugrađivanja sa tačnijim redoslijedom izvođenja radova,
- viši nivo usluge,
- trajno sprečavanje direktnog dostupa soli do konstrukcijskih elemenata ispod kolovoza,
- smanjenje opasnosti od nejednakih slijeganja i naginjanja srednjih stubova i dr. [4]

Mane ovih mostova su:

- nisu prikladni za kose mostove, tamo gdje postoje znatna slijeganja ili pomjeranja tla, kod slabo nosivog tla gdje piloni nose na trenje, te za neke tehnologije građenja (potiskivanje),
- pri gradnji integralnih mostova od montažnih elemenata javljaju se teškoće,
- u zavisnosti od okolnosti, potrebna je posebna noseća konstrukcija za prelaz sa mosta na trup puta. [5]

Prema zapadnoevropskim pokazateljima, prosječni godišnji troškovi održavanja otprilike iznose 2% cijene izgradnje mosta. [5] Ukoliko pretpostavimo da je vijek trajanja mosta 100 godina, ušteda na održavanju mostova u periodu vijeka trajanja bi omogućila izgradnju dva nova mosta. Na osnovu ovoga, jasno je da je održavanje mostova važna stavka u ekonomiji svake države i da zaslužuje punu pažnju.

Neka od istraživanja sa njemačkih autoputeva pokazuju da godišnje održavanje objekata na putevima iznosi prosječno 1,2% troškova izgradnje objekata. [6] G. Koning i ostali su aktivnosti održavanja mostova podijelili u glavne troškovne grupe prikazane u tabeli 4.1. [7] Kod okvirnih (ramovskih) mostova, 12% od troškova

održavanja se može uštediti na izostavljanju ležišta i na samoj pristupnoj konstrukciji. Za jedna prosječan životni vijek mosta, od 70 godina, ovo iznosi $1,2\% [a^{-1}] \times 12\% \times 70 [a] = 10\%$ od troškova održavanja. [8]

Tabela 4.1 Djelovi koji utiču na cijenu održavanja mostova

| | |
|-------------------------------|------------|
| Betonski radovi | 32% |
| Kolovoz i zaptivanje | 24% |
| Zamjena konstrukcije | 11% |
| Pristupna konstrukcija | 10% |
| Korozivna zaštita | 7% |
| Odbojne ograde | 3% |
| Ležišta | 2% |
| Čeličarski radovi | 1% |
| Drugo | 10% |

Mostovi se sastoje od tri cjeline:

- rasponska konstrukcija,
- stubovi mosta – potporna konstrukcija i
- oprema mosta.

Rasponska konstrukcija direktno preuzima saobraćajno opterećenje, i statičke i dinamičke uticaje prenosi na potpornu konstrukciju. Ona može da bude različitih statičkih sistema, različitih poprečnih presjeka i izrađena od različitih materijala.

Potpornu konstrukciju mosta čine srednji (riječni) stubovi i krajnji (obalni) stubovi sa krilnim zidovima.

Srednji (riječni) stubovi podupiru rasponsku konstrukciju mosta između krajnjih stubova, ako rasponska konstrukcija ima dva ili više raspona.

Krajnji (obalni) stubovi, koji se još nazivaju oporci, podupiru rasponsku konstrukciju na krajevima mosta i obezbjeđuju prelaz sa objekta na trup puta.

Noseća konstrukcija je zajednički naziv za potpornu i rasponsku konstrukciju mosta.

Krilni zidovi su dio konstrukcije krajnjih (obalnih) stubova, a služe za bočno ograničavanje trupa puta na prelazu sa mosta na trup puta.

Temeljenje mostova može da bude:

- plitko temeljenje do dubine 6 m na temeljima samcima ili temeljnim trakama i
- duboko temeljenje na bušenim šipovima i/ili bunarima na dubinama većim od 6 m.

Ukupna dužina mosta je odstojanje između osovina ležišta ili osovina krajnjih stubova, kod okvirnih (ramovskih) konstrukcija bez ležišta.

Ukupna širina mosta je odstojanje između spoljašnih ivica ivičnih vjenaca.

Ukupna površina mosta je proizvod ukupne dužine i ukupne širine mosta, a služi kao pokazatelj veličine mosta.

Statički rasponi mostova su razmaci između osovina susjednih stubova.

Niveleta mosta je identična sa niveletom trase puta na mostu.

Na slici 4.14 su prikazani nazivi djelova mosta u njegovoj konstrukciji.



Slika 4.14 Nazivi djelova mosta u njegovoj konstrukciji (Kovačević, 2018)

4.1.1 TEHNOLOGIJA IZVOĐENJA RADOVA INTEGRALNIH DRUMSKIH MOSTOVA

Najzastupljeniji tipovi mostova koji se grade su okvirni (ramovski) i gredni. Ovo poglavlje će se bazirati na tehnologiju izvođenja okvirnih konstrukcija - integralnih betonskih mostova. Oni mogu biti monolitni armirano betonski ili armirano betonski prednapregnuti okvirni mostovi.

U slučaju izvođenja objekata površine do 1000 m², kao i objekata koji se nalaze u sastavu saobraćajnih petlji, betoniranje se obavlja u oplati na fiksnim skelama ili po sistemu „polje po polje“ (polumontažni način gradnje). Na ovaj način omogućava se izvođenje prostorno složene geometrije rasponske konstrukcije u podužnom i poprečnom pravcu. U cilju omogućavanja višestrukog korišćenja skele i oplata, a sami tim i smanjenja njihovih troškova u okviru betonskih radova, teži se njihovom unificiranju.

Upotreba pokretnih skela, prema literaturi [2], opravdana je kod izgradnje rasponske konstrukcije mostova i vijadukata čija je dužina veća od 500 m a za raspone od 25 do 45 m.

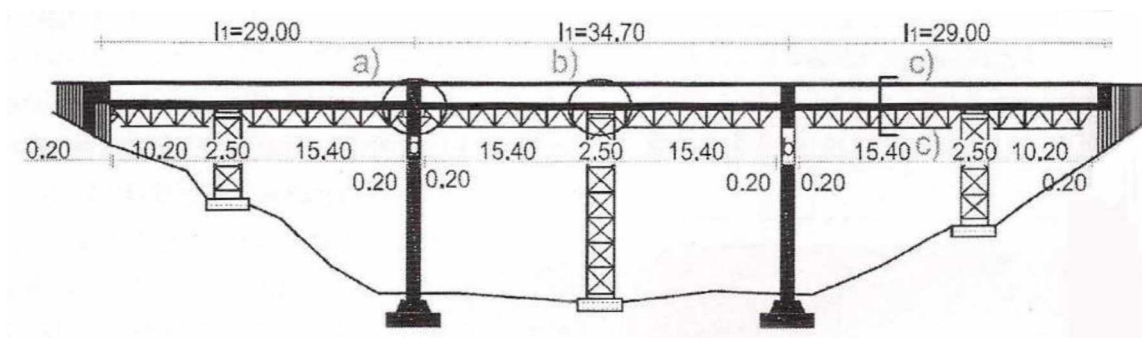
4.1.1.1 IZVOĐENJE RASPONSKE KONSTRUKCIJE NA FIKSNOJ ČELIČNOJ SKELI

Čelična cijevasta skela se može primijeniti kod izgradnje manjih mostova i nadvožnjaka. Postavljanje čeličnih cijevi se vrši na razmaku od 2 m sa dijagonalnim ukrućenjima, kako bi se spriječilo izvijanje. Vertikalne cijevi se postavljaju na montažne temelje malih dimenzija. Oni se montiraju na podlogu, koja je pripremljena na način da ne dozvoljava slijeganje. Na vrhu cijevne skele su podužne i poprečne drvene ili čelične grede. Ovim skelama je neophodno obezbijediti gromobransku instalaciju. Na slici 4.15 je prikazan primjer ove skele.



Slika 4.15 Čelična cijevasta skela za betoniranje rasponske konstrukcije [A. Bogdan (2017): „Gradi se preostali dio koridora V.c kroz BiH“, GRAĐEVINAR 69 (2017) 6]

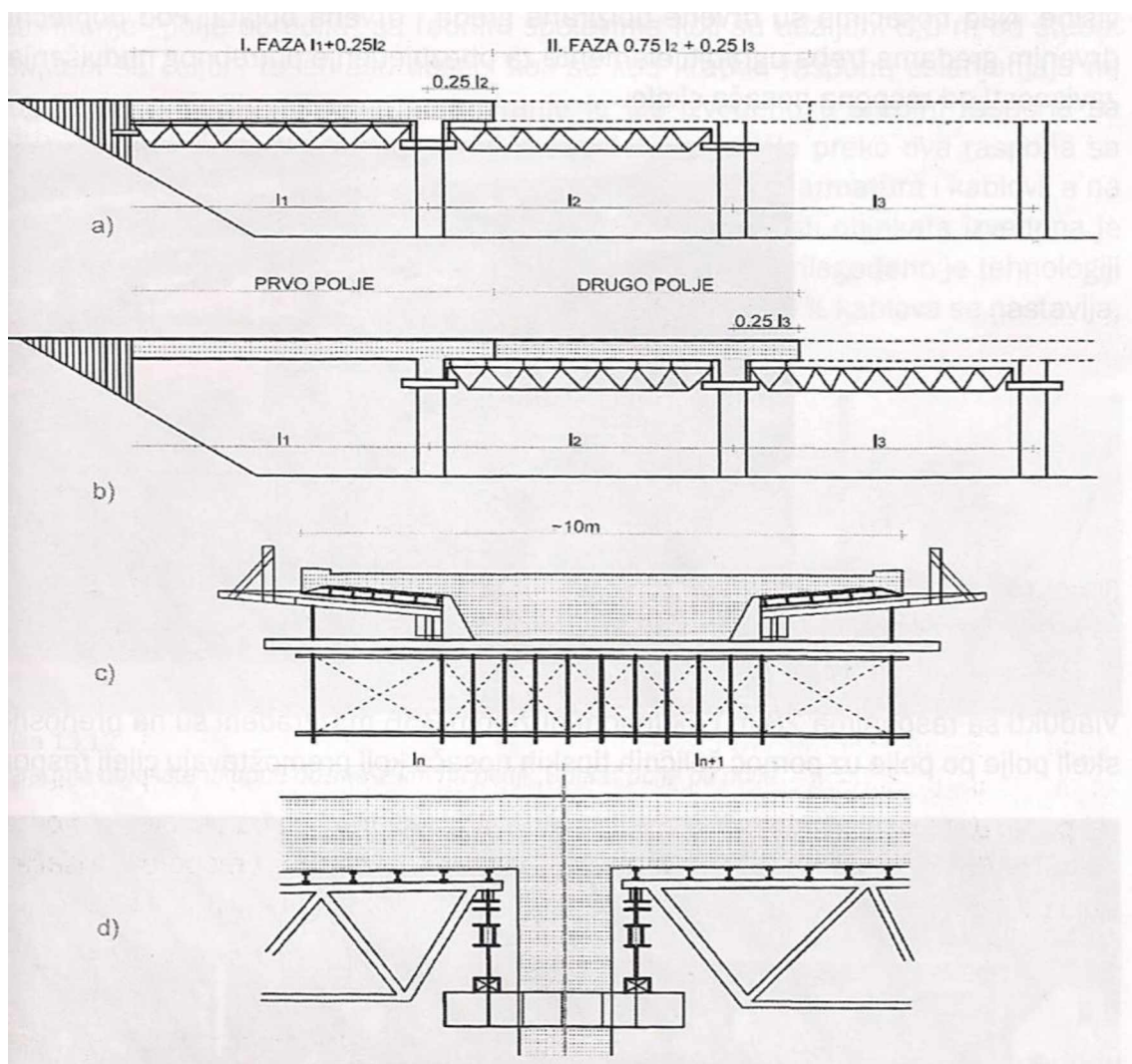
Za izgradnju mostova čiji su rasponu do 100 m dužine, preporučuje se primjena fiksne čelične skele. Ovu skelu, zapravo, predstavljaju čelični rešetkasti nosači, sa osnovnim modulom 5 do 10 m. Oni se, cijevastim poprečnim i podužnim spregovima, povezuju u prostorno stabilnu strukturu. Nosači skele se oslanjaju na stubove mosta preko čeličnih montažno-demontažnih konzola ili preko tornjeva skele. Na slici 4.16 je prikazan primjer ove skele.



Slika 4.16 Fiksna čelična skela kod tipskih nosećih elemenata [B. Ivković, Ž. Popović (2005): „Upravljanje projektima u građevinarstvu“, Građevinska knjiga, Beograd]

4.1.1.2 IZVOĐENJE RASPONSKE KONSTRUKCIJE NA PRENOSNOJ ČELIČNOJ SKELI

Kod mostova čiji su rasponi od 20 do 30 (35) m, preporuka je da se koristi prenosna skela i gradnja po sistemu „polje po polje“ (slika 4.17). Ovu skelu čine rešetkasti nosači modularne dužine od 10 do 30 m. Rešetkasti nosači se oslanjaju na stubove mosta i (ili) na privremene oslonce. U poprečnom pravcu, nosači se raspoređuju u zavisnosti od presjeka rasponske konstrukcije. Sa čeličnim cijevima manjeg profila formiraju se poprečni i podužni spregovi, koji obezbjeđuju prostornu krutost.



Slika 4.17 Prenosna čelična skela za izvođenje rasponske konstrukcije po sistemu „polje po polje“ [B. Ivković, Ž. Popović (2005): „Upravljanje projektima u građevinarstvu“, Građevinska knjiga, Beograd]

- a. Prva faza betoniranje prvog polja i 0,25 drugog polja,

- b. Druga faza betoniranje drugog polja i 0,25 trećeg polja,
- c. Presjek rasponske konstrukcije i skele i
- d. Detalji oslanjanja tipskih čeličnih rešetki na stubove.

4.1.1.3 IZVOĐENJE RASPONSKE KONSTRUKCIJE NA POKRETNOJ ČELIČNOJ SKELI

Primjena pokretne čelične skele (MSS – *movable scaffolding system*) se preporučuje kod mostova i vijadukta čiji se rasponi kreću od 35 do 50 m, a dužina veće od 500 m. Ova skela se sastoji od dva prostorna punozidna ili rešetkasta nosača sa dvostrukom dužinom polja i sistema za ankerisanje. Pokretni nosači su zgloбно povezani sa čeličnim elementima oplata koji se otvaraju prilikom pomjeranja skele, a zatvaraju prije betoniranja. Pokretna skela se oslanja preko čeličnih elemenata koji su konzolno poduprti i povezani sa vrhom stuba. Na slici 4.18 je prikazan ovaj tip skele.



Slika 4.18 Pokretna čelična skela

[<http://indotech.vn/en/2016/04/08/movable-scaffolding-system-mss-method/>]

4.1.1.4 IZVOĐENJE STUBOVA MOSTOVA

Krjanji stubovi mostova se betoniraju na licu mjesta. Njihova geometrija i raspored radnih spojeva uslovljavaju oblik oplata. Oplata mora da obezbijedi stabilnost i nedeformabilnost do momenta dok beton dostigne odgovarajuću čvrstoću.

Srednji stubovi se mogu betonirati na različite načine i to:

- uz pomoć fiksne oplata,
- uz pomoć pokretne oplata i
- uz pomoć klizne oplata.

Pokretna oplata predstavlja oplatu u kojoj se betonira stub, a njeno pokretanje se vrši mehaničkim putem (slika 4.19). Betoniranje se vrši u kampadama od 3 do 4 m.



Slika 4.19 Betoniranje stubova sa pokretnom oplatom (Kovačević, 2018)

Klizna oplata je oplata čije se pomijeranje u naredni položaj obavlja hidrauličkim dizalicama (slika 4.20).



Slika 4.20 Betoniranje stubova sa kliznom skelom

[\[https://www.peri.com/en/projects/civil-engineering/terenez-bridge.html\]](https://www.peri.com/en/projects/civil-engineering/terenez-bridge.html)

Uvažavajući značaj tehnologije gradnje mostova u analizi koja je uslijedila ista je uzeta u obzir na način što je u prvoj iteraciji bila podijeljena u dvije grupe. Ove dvije grupe su podrazumijevale vrstu skele (fiksna ili pokretna). U narednoj iteraciji, tehnologija gradnje je bila podijeljena u četiri grupe. Grupe su formirane u zavisnosti od visine stubova integralnih drumskih mostova.

LITERATURA:

1. *Univerzitet u Ljubljani, Fakultet za gradbeništvo in geodezijo, Družba za svetovanje in inženiring, d.o.o (2005): „Smjernice za projektovanje, građenje, održavanje i nadzor na putevima“, Sarajevo/Banja Luka.*
2. *Javno preduzeće Putevi Srbije (2012): „Priručnik za projektovanje puteva u republici Srbiji“, Beograd.*
3. *N. Csorba (2016): „Lučni sistemi betonskih mostova“, Građevinski fakultet Subotica.*
4. *M. Pržulj (2014): „Mostovi“, Udruženje „Izgradnja“, Beograd.*
5. *K. Šavor (2002): „Integralni mostovi“, UDK 624.21.001.8, GRAĐEVINAR 55 (2003) 9, 519-525.*
6. *H. Kaiser (2005): „Befriedigend“ bis „Ausreichend“ für jede zweite Brücke in Bayern, Bayerische Staatszeitung, Beilage Maximilianeum, Ausgabe 08/2005, Brückenbau.*
7. *G. Koning et al (1986): „Bewährung im Brückenbau“, Springer-Verlag Berlin.*
8. *A. Braun, G. Seidl, M. Weizenegger (2006): „Frame structures in bridge construction-Design, analysis and economic considerations“, International Workshop on the Bridges with Integral Abutments, Topics of relevances for the INTAB project, 2006:14-ISSN:1402-1536-ISRNLTU-TR--06/14- -SE.*

5. NEURALNE MREŽE I TEORIJSKI OSVRT

Vještačke neuralne mreže su jedan od oblika implementacije sistema vještačke inteligencije. One predstavljaju pokušaj podražavanja načina rada ljudskog mozga. Funkcionisanje ljudskog mozga se bazira na radu biološkog neurona i nervnog sistema. On realizuje mnoge funkcije inteligentnih sistema sa približno 10^{11} bioloških neurona (moždanih nervnih ćelija). Biološki neuroni su sporiji od savremenih elektronskih kola, ali je mozak brži od bilo kog računara. Razlog za ovu činjenicu leži u jednovremenom paralelnom radu velikog broja neurona.

Vještačke neuralne mreže imaju veliki broj neurona koji su međusobno povezani i čine paralelnu strukturu. One imaju sposobnost da formiraju funkciju zavisnosti između izlaza i ulaza i da nauče ove veze iz eksperimentalnih podataka. Kao proračunske metode, one su sposobne da generalizuju prirodu određenih fenomena na osnovu poznatih podataka. Vještačke neuralne mreže se mogu primjeniti u situacijama kada imamo nepotpune i nejasne informacije o određenim pojavama i njihovim uzročno-posljedičnim vezama. Takođe, one imaju sposobnost da procesuiraju veliki broj podataka koji su istovremeno nosioci složenih informacija o posmatranoj pojavi.

Vještačke neuralne mreže imaju veoma široku primjenu. Njihova primjena je najuspješnija u oblastima kao što su:

- kontrola upravljanja,
- analiza podataka i
- senzorske primjene.

Takođe, one se često koriste u procesu donošenja odluka a danas se koriste i za naučna istraživanja u oblastima kao što su: upravljanje, planiranje, dijagnostika itd. [1]

Širok dijapazon mogućnosti upotrebe vještačkih neuralnih mreža je i doprinio njihovom značajnom razvoju na istraživačkom polju. One se primjenjuju za rješavanje različitih vrsta problema i to:

- finansijskih i ekonomskih analiza,
- medicinska dijagnostika
- prognoznih modela,
- optimizacije,
- klasifikacije,
- prognoziranja cijena na tržištu,
- upravljanja proizvodnim procesima i dr.

Pored velikog potencijala koji posjeduju, vještačke neuralne mreže imaju i mnogo ograničenja (nedostatak semantike u strukturi, da li je problem uopšte rješiv neuralnim mrežama, problemi sa određivanjem arhitekture i treningom za određenu primjenu, plastičnost/stabilnost). Ova činjenica ukazuje na potrebu za istraživanjem različitih primjena ove vrste vještačke inteligencije.

Vještačke neuralne mreže su definisane na mnogo načina a neki od njih su:

„Vještačka neuralna mreža je sistem koji se sastoji od velikog broja međusobno povezanih, jednostavnih elemenata procesiranja koji rade paralelno. Funkcija neuralnih mreža je određena strukturom mreže, težinskim koeficijentima i obradom u elementima procesiranja.“ (DARPA, 1988)

„Vještački neuro sistemi ili neuralne mreže, su ćelijski sistemi koji mogu da stiču, čuvaju i koriste iskustveno znanje.“ (Zura, 1992)

„Vještačka neuralna mreža je paralelni distribuirani procesor koji ima prirodnu sposobnost čuvanja i korišćenja iskustvenog znanja.“ (Haykin, 1998)

„Vještačke neuralne mreže (VNM) su kompjuterski programi dizajnirani da simuliraju neke od funkcija ljudskog mozga kao što su: učenje, sposobnost generalizacije i donošenje zaključaka iz stečenog iskustva.“ (Ibrić, 2007)

Počeci vještačke inteligencije zabilježeni su 1943.godine, kada McCulloch i Pitts predlažu model vještačkog neurona. [2] Oni uvode mogućnost dodjeljivanja različitih funkcija robotima, korišćenjem vještačke inteligencije. Razvoj neuralnih mreža se nastavlja sa pojavom neuro računara po imenu SNARC (Stochastic Neural Analog Reinforcement Computer), koga su dizajnirali Marvin Minsky i Dean Edmonds

1951.godine. [3] Prvi neuro računar je imao sinapse koje su se prilagođavale njihovim težinama (mjera sinaptičke propustljivosti) shodno uspješnosti obavljanja određenog zadatka. Ipak, u konačnom, ovaj neuro računar nije postigao zapažene rezultate u praksi.

Sedam godina nakon konstruisanja SNARC-a, Rosenblatt konstruiše prvu „mašinu“ koja ima sposobnost učenja. [4] Ova mašina je nazvana perceptron i predstavlja najjednostavniji oblik jednoslojne neuralne mreže. Perceptron je bio prvi model koji je učio na osnovu eksperimentalnih podataka i mogao je da rješava samo probleme klasifikacije. Rješavanjem problema linearne regresije su se bavili Widrow i Hoff. [5] Oni su razvili prvo pravilo adaptivnog učenja za rješavanje ovih problema (LMS pravilo – least mean squer). Ovo pravilo je služilo za treniranje adaptivnog linearnog neurona (adaline). Razlika između perceptrona i adaline je u tome što su, kod adaline, u fazi učenja, težine prilagođene prema ponderisanoj sumi ulaza.

U prvoj polovini osamdesetih godina, istraživanje u oblasti vještačke inteligencije je doživjelo procvat. Do 1985.godine tržište vještačke inteligencije je dostiglo cifru od milijardu dolara. U isto vrijeme, japanski projekat pete generacije kompjutera je potakao američku i britansku Vladu da ulažu sredstva u istraživanje u ovoj oblasti.

Krajem devedesetih godina i početkom 21 vijeka, vještačka inteligencija se počela koristiti za logistiku, medicinsku dijagnozu i druge oblasti. Uspjeh se povećavao sa razvojem specijalizovanih hardvera i softvera. Akcenat je stavljen na rješavanje specifičnih problema i povezivanje vještačke inteligencija sa drugim oblastima, kao što su statistika, ekonomija i matematika.

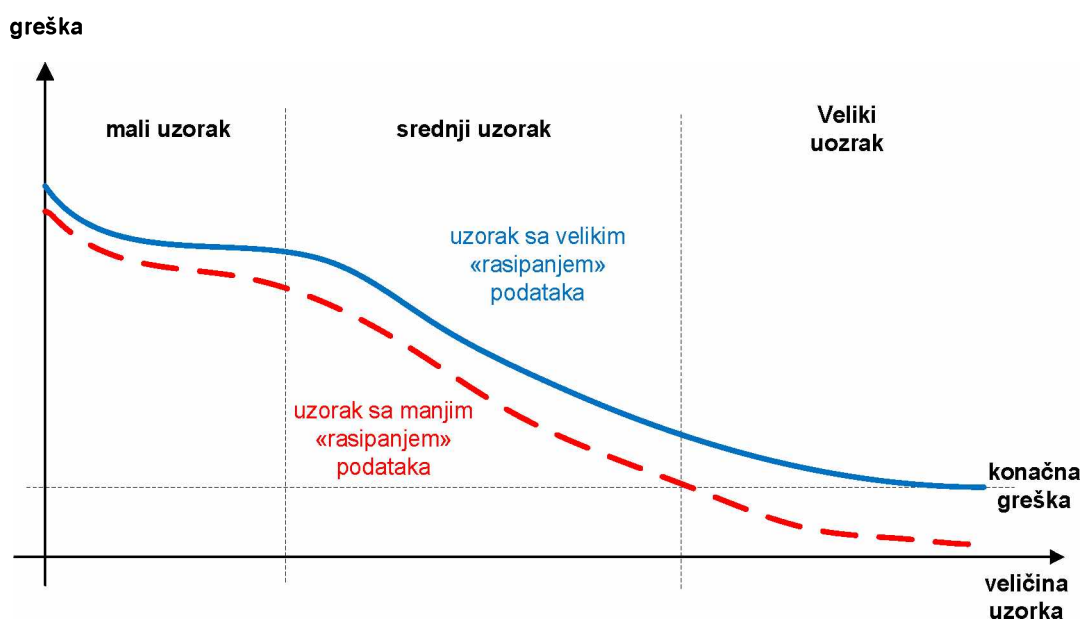
Danas se neuralne mreže primjenjuju za rješavanje sve većeg broja svakodnevnih problema. Gotovo da ne postoji sfera ljudskog djelovanja u kojoj nisu primijenjeni neki od modela ovog tipa vještačke inteligencije. One predstavljaju korisne alate za rješavanje problema regresije i klasifikacije mijenjanjem paramatera koji kontrolišu njihovo “učenje” bazirano na trening podacima. [6] Neuralne mreže se odlikuju postizanjem dobrih rezultata prilikom predviđanja i modelovanja sistema gdje fizički procesi nisu jasni ili su veoma kompleksni.

Specifičnosti neuralnih mreža u odnosu na druge metode su: adaptivnost, nelinearnost i sposobnost generalizacije. Pod generalizacijom se podrazumijeva

spособnost algoritma (modela) da ne pravi grešku u regresiji kada se kao ulazni podaci koriste podaci koji nisu korišteni u toku obuke (validacioni/test podaci). Osnovni princip formiranja modela sa dobrom sposobnošću generalizacije, prema Vapnik [7], je minimizirati grešku obuke, definisati odgovarajuću strukturu modela i održavati fiksnu grešku estimacije.

Rezultujući model bi trebao da bude između onoga koji usljed premalog broja parametara loše aproksimira zavisnost između ulaznih i izlaznih podataka (*underfitting*), i onoga koji usljed prevelikog broja parametara interpolira podatke za obuku i ima lošu sposobnost generalizacije (*overfitting*). [7]

Zavisnost greške modela u odnosu na veličinu uzorka za obučavanje je prikazana na slici 5.1.



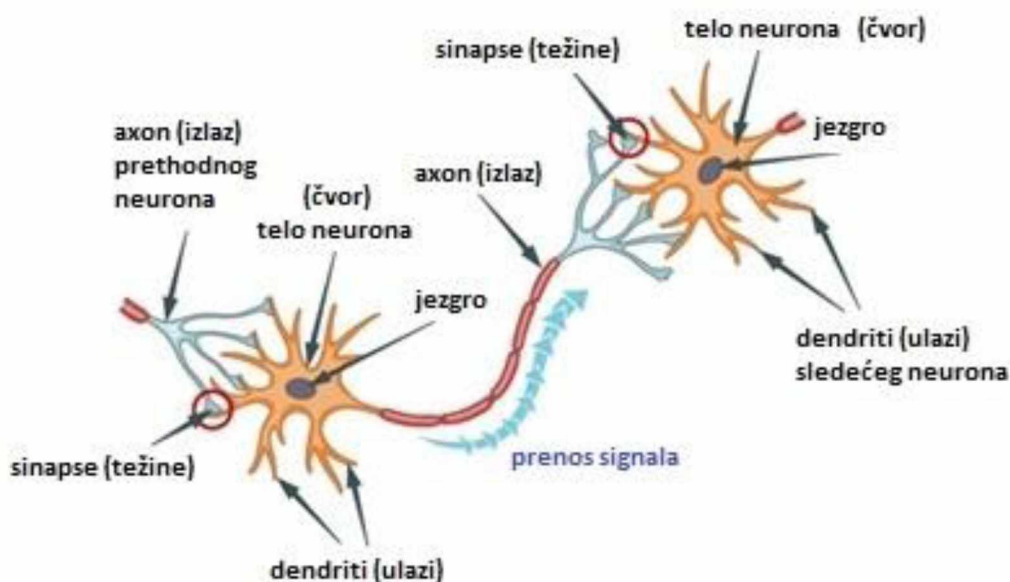
Slika 5.1. Zavisnost greške modela od broja parametara za obučavanje [V. Kecman (2001): „Learning and Soft Computing, Support Vector Machines, Neural Networks and Fuzzy Logic Models“, Massachusetts Institute of Technology (MIT), USA]

5.1 BIOLOŠKA OSNOVA VJEŠTAČKIH NEURALNIH MREŽA

Osnovne karakteristike vještačkih neuralnih mreža se baziraju na neurobiološkim osnovama ljudskog mozga.

Ljudski mozak je sazdan od velikog broja neurona (moždane nervne ćelije) koji su međusobno povezani. Uz pomoć njih, mozak realizuje funkcije inteligentnih sistema (paralelno procesuiranje informacija, učenje, samoorganizovanje itd).

Svaki neuron se sastoji od ulaznog dijela ćelije, tijela ćelije, izlaznog dijela ćelije i sinapse (slika 5.2). Ulazni dio ćelije je formiran od niti koje se nazivaju dendriti. Tijelo ćelije vrši obradu signala koje prima od dendrita i potom stvara izlazni impuls. Izlazni impuls se šalje preko vlakna koje se nadovezuje na tijelo neurona. Ovo vlakno se naziva akson i on predstavlja izlazni dio ćelije. Dio u kome se akson jednog neurona dodiruje sa dendritima drugog neurona, nazivamo sinapsa. Preko sinapse se vrši prenos signala sa jedne na drugu ćeliju. Dendriti primaju signale od drugih neurona a neuronska aktivnost koja je generisana od strane dendrita se aksonom, a preko sinapse, prenosi na druge nervne ćelije.



Slika 5.2 Struktura nervne ćelije [I. Peško (2013): „Model za procenu troškova i vremena izgradnje gradskih saobraćajnica“, Doktorska disertacija, Novi Sad: Fakultet tehničkih nauka u Novom Sadu]

Prenos impulsa je vrlo kompleksan hemijski proces. Uspješnost procesa prenosa informacija, sa jednog na drugi neuron, zavisi od jačine impulsa. Ukoliko ne dođe do

aktiviranja narednog neurona, zbog nedovoljne jačine impulsa, to znači da informacija nije prenijeta sa jednog na drugi neuron. Prema tome, jasno je da postoje dvije vrste sinapsi, aktivirajuće i blokirajuće. Regulisanjem sinaptičkih veza, biološke neuralne mreže obavljaju učenje.

5.2 KLASIFIKACIJA NEURALNIH MREŽA

Vještačke neuralne mreže se mogu podijeliti na osnovu:

- strukture mreže (broj slojeva, vrsta veza),
- načina prostiranja informacija među neuronima i
- vrsti obučavanja. [8]

Prema strukturi mreže, VNM se dijele na:

- jednoslojne (one layer) i
- višeslojne (multy layer).

Jednoslojne VNM imaju samo jedan sloj neurona i to izlazni sloj (*output layer*). Broj neurona u ovom sloju zavisi od broja izlaza, a broj izlaza se određuje prilikom postavljanja problema koji se rješava. Višeslojne VNM imaju najmanje dva sloja neurona i to, skriveni sloj (*hidden layer*) i izlazni sloj (*output layer*). Skriveni slojevi moraju imati nelinearnu ili diferencijabilnu aktivacionu funkciju. Ulazni sloj VNM nije sloj neurona jer se u njemu ne vrši obrada podataka. Neuroni izlaznog sloja mogu imati linearnu ili sigmoidalnu aktivacionu funkciju.

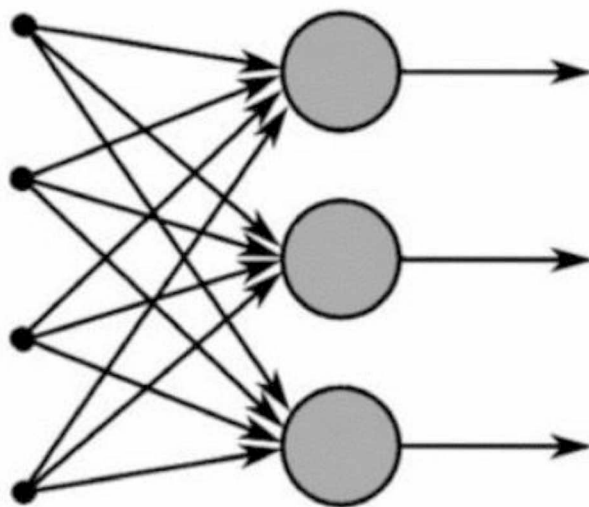
Prema vrsti veza tj. arhitekturi mreže, mreže se dijele na:

- nerekurentne (nepovratne),
- rekurentne (povrate) i
- celularne.

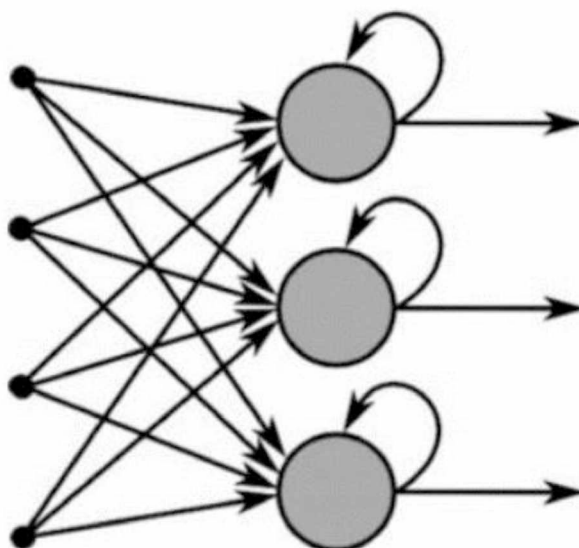
Veze između neurona u mreži mogu biti nepovratne (nerekurentne) ili povratne (rekurentne). Kod nerekurentnih mreža, između neurona u istom sloju ne postoje međuzavisnosti. Informacije u mreži se kreću u jednom smijeru, od ulaza ka izlazu. Nerekurentna neuralna mreža je prikazana na slici 5.3.

Povratne mreže su mreže u kojima izlaz iz jednog neurona predstavlja ulaz svih neurona i one su po svojoj strukturi bliže biološkim neuralnim mrežama. Ipak, nepovratne mreže su one koje se, zbog davanja zadovoljavajućih rezultata, češće

koriste u praksi. Uz pomoć njih se može riješiti širok spektar problema. U prilog češćoj primjeni nepovratnih neuralnih mreža, ide i činjenica da su procedure za njihovo učenje jednostavnije i brže. Rekurentna neuralna mreža je prikazana na slici 5.4.



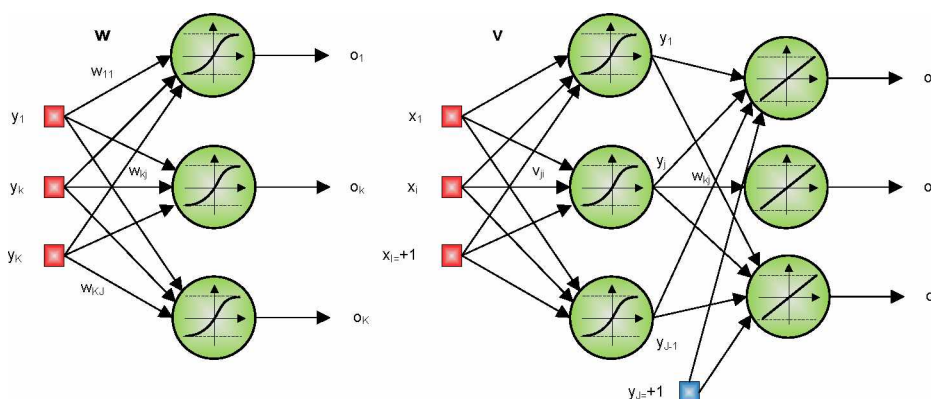
Slika 5.3 Nerekurentna mreža [N. Donges: „Recurrent Neural Networks and LSTM“, SAP Machine Learning Foundation Working Student CODE University of Applied Sciences, Berlin, <https://towardsdatascience.com/recurrent-neural-networks-and-lstm-4b601dd822a5>]



Slika 5.4 Rekurentna mreža [N. Donges: „Recurrent Neural Networks and LSTM“, SAP Machine Learning Foundation Working Student CODE University of Applied Sciences, Berlin, <https://towardsdatascience.com/recurrent-neural-networks-and-lstm-4b601dd822a5>]

Prema načinu prostiranja informacija među neuronima, VNM se dijele na:

- feed-forward - mreže orijentisane naprijed, informacije se kreću ka izlazu (nerekurentne ili nepovratne) i
- feed-back - mreže orijentisane unazad, informacije se vraćaju nazad u niže slojeve (rekurentne ili povratne).



Slika 5.5 Jednoslojna i višeslojna VNM orijentisana naprijed [I. Peško (2013): „Model za procenu troškova i vremena izgradnje gradskih saobraćajnica“, Doktorska disertacija, Novi Sad: Fakultet tehničkih nauka u Novom Sadu]

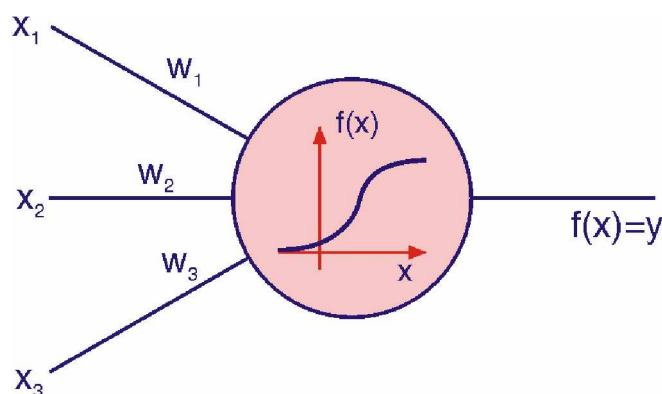
Odgovarajuća struktura VNM, za rješavanje određenog problema, pronalazi se u beskonačnom broju kombinacija koje se prave kombinovanjem smjera prenosa informacija između neurona i broja slojeva i broja neurona u slojevima. Na slici 5.5 su prikazane jednoslojna i višeslojna NM orijentisane unaprijed (*feed-forward*). U ovako orijentisanim NM, a kao što je to i uočljivo sa slike, protok informacija teče od ulaza ka izlazima, u jednom smjeru. U slučaju da je bar jedan od izlaza, ujedno i ulaz u čvor iz istog ili prethodnog sloja, to je onda mreža sa orijentacijom unazad (*feed-back*). U ovakvim mrežama informacije se kreću u oba smjera. Mreže orijentisane unazad su vrlo komplikovane i za njih je potrebno mnogo vremena za podešavanje. One se koriste za potrebe rješavanja dinamičkih problema.

Danas je prepoznato više od 50 različitih tipova NM. Za rješavanje regresionih problema i problema nelinearne klasifikacije najčešće se primjenjuju feed-forward-supervised learning NM.

5.3 VJEŠTAČKI NEURON

Po uzoru na način funkcionisanja neurona u ljudskom mozgu, osmišljen je vještački neuron koji će biti sposoban da vrši slične akcije u neuralnoj mreži. Način prenosa informacija i obrade podataka se dešava po istoj analogiji. Vještačka neuralna mreža ima ulazne kanale koji imaju ulogu dendrita i izlazne kanale koji imaju ulogu aksona. Sinapse su formirane kroz promjenljive težinske odnose između neurona. To znači da se jačina impulsa definiše pomoću sinapsi. Svaka težina veza mijenja ulazni signal prije njegovog prosljeđivanja. Ovo znači, da svaki ulazni signal biva modifikovan težinskim odnosima u odnosu na neuron u koji se šalje. Na ovaj način se formira ukupni signal koji ulazi u neuron. Jedan signal, ovako formiran, se dalje prenosi preko funkcije prenosa, odnosno, ulazno-izlazne funkcije neurona. Najveći uticaj na ponašanje vještačke neuralne mreže ima težina veza između neurona i vrsta funkcije prenosa.

Uprkos postojanju velikog broja različitih vrsta neuralnih mreža, u osnovi svih je konfiguracija koja je prikazana na slici 5.6.



Slika 5.6 Model vještačkog neurona [M. Knežević (2005): „Upravljanje rizikom pri realizaciji građevinskih projekata“, doktorska disertacija, Građevinski fakultet Univerziteta u Beogradu]

Signali koji dolaze prema sinapsama su, na slici 5.6, označeni sa x_1 , x_2 i x_3 . Oni se multipliciraju sa težinskim koeficijentima koji su označeni sa w_1 , w_2 i w_3 . Nakon multipliciranja a na ulazu u neuron, stvaraju se signali w_1x_1 , w_2x_2 i w_3x_3 . Na taj način, u neuron ulazi ukupni signal koji je jednak $x = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3$. Nakon ulaska u neuron, signal se obrađuje u samom neuronu u skladu sa određenom

funkcijom $f(x)$. Na osnovu obrade signala dolazi do aktiviranja neurona, ili ne. Ukoliko se neuron aktivira, a po završetku obrade, neuron emituje signal koji je jednak $y = f(x) = f(w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3)$. Ovaj signal se prenosi na naredne neurone sa kojima je povezan u mreži.

Ulazni signali kod vještačkog neurona predstavljaju signale koji su ulazi za sinapse biološkog neurona i možemo ih označiti vektorom X . Težinske koeficijente možemo označiti vektorom W . Samim tim, izlazne signale možemo označiti kao $F = XW$.

5.4 TEORIJSKE POSTAVKE NEURALNIH MREŽA

Za formiranje neuralne mreže potrebno je:

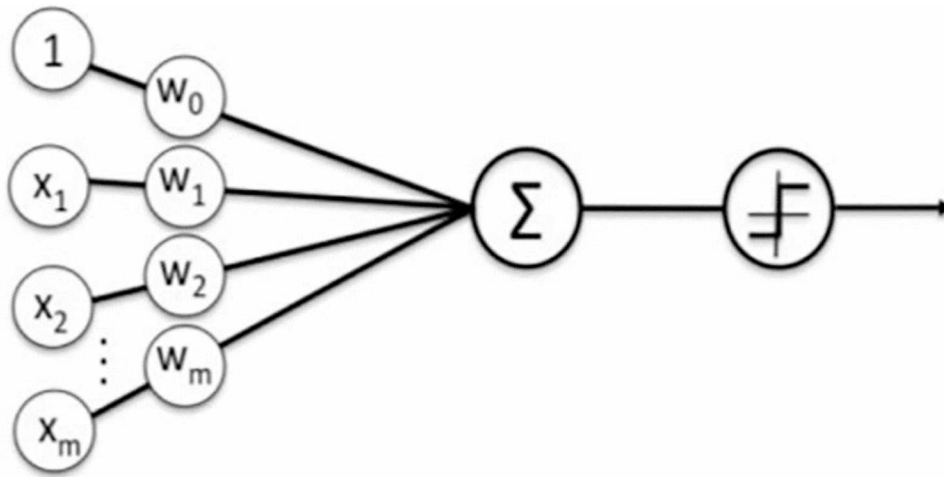
- projektovati arhitekturu mreže,
- odrediti težinske koeficijente i
- obučiti mrežu.

Arhitektura mreža je sačinjena od neurona koji su međusobno povezani. Kao što je to i prethodno navedeno, neuralne mreže mogu imati jedan ili više slojeva u kojima su raspoređeni neuroni. Složenost mreža ogleda se u broju slojeva. Svaki sloj prima informacije od prethodnog i proslijeđuje ih ka narednom sloju. Izlazni podaci predstavljaju ulazne podatke multiplicirane težinskim koeficijentom. Funkcije predaje impulsa su nepromjenljive, dok su težinski koeficijenti ti koji se mijenjaju.

5.5 AKTIVACIONE FUNKCIJE

Funkcije transfera ili aktivacione funkcije, deteminišu odnos između ulaza i izlaza čvorova i mreže. U tijelu neurona se, uz pomoć aktivacione funkcije, vrši transformacija ukupnog signala u aktivirajuću ili inhibirajuću vrijednost. Ove funkcije su najčešće nelinearne.

Na slici 5.7 je prikazan neuron sa aktivacionom funkcijom.



Slika 5.7 Neuron sa aktivacionom funkcijom

[\[http://www.techmaru.com/technology/artificial-neural-networks/neural-network-elements\]](http://www.techmaru.com/technology/artificial-neural-networks/neural-network-elements)

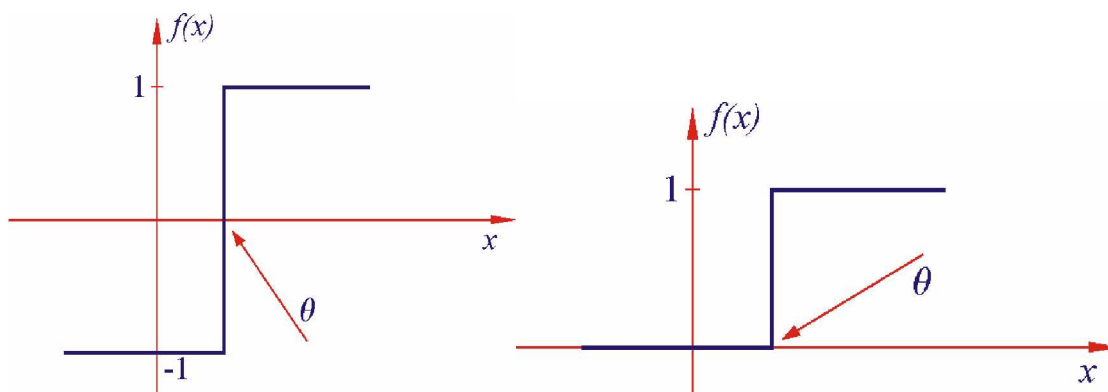
Na raspolaganju imamo veliki broj oblika ovih funkcija. Međutim, u praksi, jedino mali broj ovih funkcija je pokazao „dobro ponašanje“ (ograničenost, monotoni rast i diferencijabilnost). [9] Najčešće korišćene funkcije su:

$$\text{Odskočna funkcija oblika } f(x) = \begin{cases} 1 & \text{ako je } x \geq \theta \\ -1 & \text{ako je } x < \theta \end{cases} \quad (\text{Slika 5.6})$$

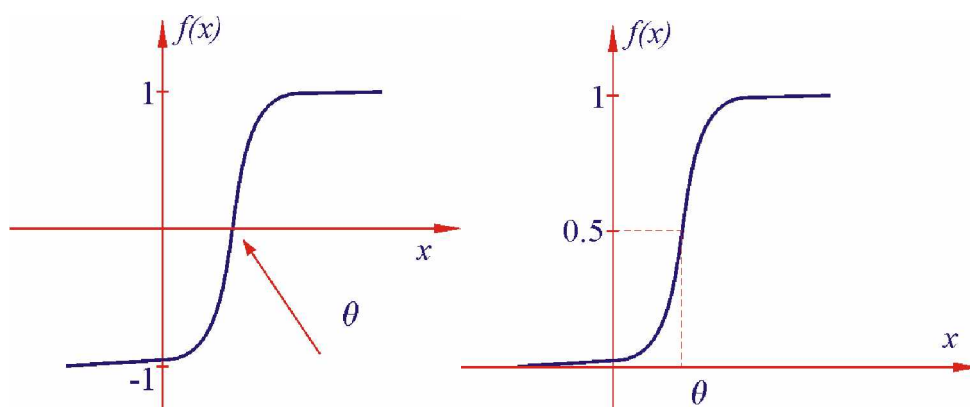
$$\text{Odskočna funkcije oblika } f(x) = \begin{cases} 1 & \text{ako je } x \geq \theta \\ 0 & \text{ako je } x < \theta \end{cases} \quad (\text{Slika 5.8})$$

$$\text{Tangens hiperbolični } f(x) = \frac{e^{(x-\theta)} - e^{-(x-\theta)}}{e^{(x-\theta)} + e^{-(x-\theta)}} \quad (\text{Slika 5.9})$$

$$\text{Sigmoidalna funkcija } f(x) = \frac{1}{1 + e^{-(x-\theta)}} \quad (\text{Slika 5.9})$$



Slika 5.8 Oblici aktivacionih funkcija - Odskočne funkcije [M. Knežević (2005): „Upravljanje rizikom pri realizaciji građevinskih projekata“, doktorska disertacija, Građevinski fakultet Univerziteta u Beogradu]



Slika 5.9 Oblici aktivacionih funkcija - Tangens hiperbolični i logistička funkcija [M. Knežević (2005): „Upravljanje rizikom pri realizaciji građevinskih projekata“, doktorska disertacija, Građevinski fakultet Univerziteta u Beogradu]

Aktivacioni prag neurona je u svim formulama označen sa θ i on predstavlja promjenu stanja.

Uopšteno govoreći, svaka diferencijabilna funkcija se može upotrijebiti kao aktivaciona funkcija. Od navedenih, najčešće korištenih funkcija, veliki broj autora se odlučuje za sigmoidalne funkcije (tangens hiperbolični i logističku funkciju). Razlog za njihovo opredjeljenje leži u činjenici da su ove funkcije diferencijabilne i imaju mogućnost jednostavnog određivanja izvoda.

5.6 ARHITEKTURA NEURALNE MREŽE

Projektovanje arhitekture neuralnih mreža, podrazumijeva upotrebu velikog broja različitih postojećih formi mreža koje su matematički dokazane. Neke od njih su mnogoslojni perceptron (*Multy Layer Perceptron - MLP*), neuromreža sa opštom regresijom, mreža Kohonena, mreža Hopfilda i dr. [10]

Vještačka neuralna mreža je sastavljena od slojeva neurona. Ulazni sloj je sačinjen od ulaznih neurona. Posljednji sloj u mreži je izlazni sloj i u njemu se nalaze izlazni neuroni. Skriveni slojevi, jedan ili više, su svi slojevi koji se nalaze između ova dva sloja i njih čine skriveni neuroni. Prilikom projektovanja arhitekture neuralne mreže, potrebno je odrediti sledeće promjenljive:

- broj ulaznih neurona,
- broj skrivenih slojeva i skrivenih neurona i
- broj izlaznih slojeva. [9]

Različite arhitekture mreže daju različitu pouzdanost modela.

5.7 OBUČAVANJE MREŽE

Obučavanje mreže je jedan neograničeni nelinearni problem minimizacije u kojem se težinski koeficijenti mreže iterativno modifikuju kako bi se smanjila greška između željenog i stvarno dobijenog rezultata. Modifikacije težinskih koeficijenata se nazivaju procedurama obučavanja mreže. U primjeni je veliki broj različitih metoda optimizacije.

Sa aspekta pristupa obučavanju, NM se dijele na:

- one kod kojih se vrši parametarsko obučavanje (obučavanje težina) i
- one u kojima se vrši obučavanje strukture.

Parametarsko obučavanje predstavlja određivanje vrijednosti težinskih koeficijenata i to na osnovu podataka koji se koriste za obučavanje mreže. Ovi podaci su podaci koji sačinjavaju skup ulaznih i izlaznih podataka. Kada se izvrši određivanje težinskih koeficijenata, mreža se smatra obučenom. Obučena mreža ima sposobnost procjene izlaznih vrijednosti na osnovu novih ulaznih podataka.

Obučavanje strukture podrazumijeva prilagođavanje strukture mreže promjenom tipa veza između neurona i/ili promjenom broja neurona.

Ova dva načina obučavanja mreže se mogu primjenjivati separatno jedan od drugog ili simultano.

U zavisnosti od mogućnosti promjene vrijednosti težinskih koeficijenata pri obučavanju, postoji još jedna podjela NM i to na adaptivne i fiksne. Adaptivne imaju mogućnost promjene težinskih faktora, dok kod fiksnih NM ne postoji mogućnost njihove promjene tokom njenog obučavanja.

Adaptivne NM se najčešće obučavaju: [8]

- sa nadzorom (*supervised learning*),
- sa djelimičnim nadzorom i
- bez nadzora (*unsupervised learning*)

Za sprovođenje procesa obučavanja sa nadzorom, neophodno je imati dovoljno veliki reprezentativni skup ulaznih, i njima odgovarajućih izlaznih podataka. Smanjenje razlike između podataka koje izračuna mreža, i podatka koji su zadati kao izlazi, se postiže modifikacijom težinskih koeficijenata. Sve dok razlika između ovih vrijednosti nije u prihvatljivim granicama, neophodno je vršiti nadzor nad obučavanjem mreže. Težinski koeficijenti se mogu modifikovati na dva načina:

- modifikacija težinskih koeficijenata nakon unosa svakog podatka iz trening skupa, gdje se obučavanje zasniva na korekciji greške koja iznosi

$$\Delta W_i = \sum_{k=1}^N \frac{\partial \varepsilon_k (W^{e+k-1})}{\partial W_i}, \varepsilon_k \text{ greška ili}$$

- modifikaciji težinskih koeficijenata nakon unosa cijelog trening skupa, gdje se koriste gradijenti pravila i u ovom slučaju ukupna promjena je

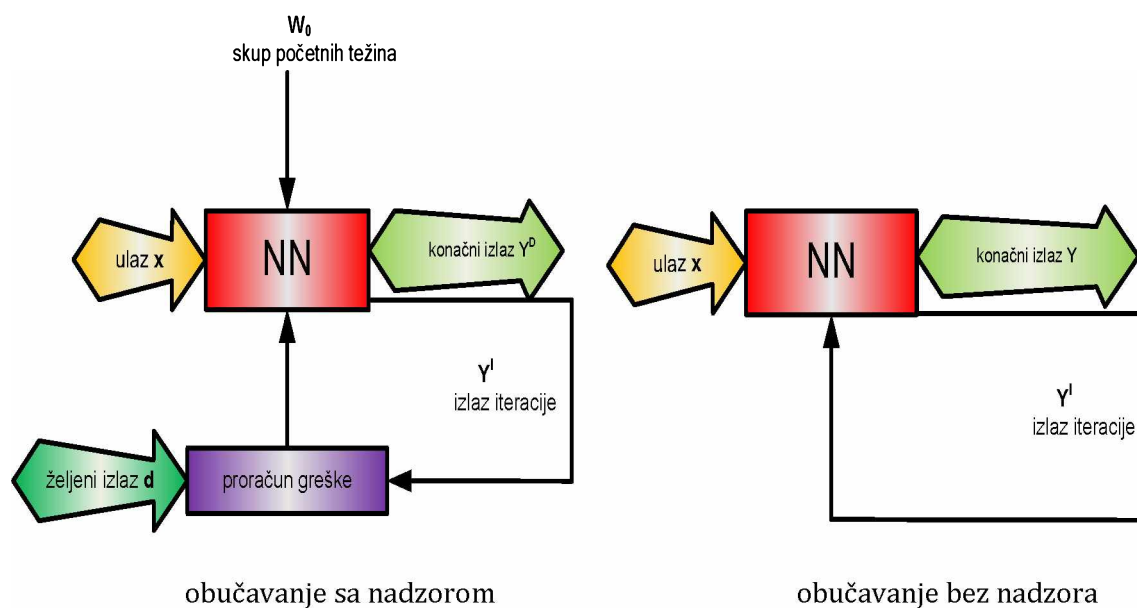
$$\Delta W_i = \sum_{k=1}^N \frac{\partial \varepsilon_k (W^{(e)})}{\partial W_i}, \text{ i tu se uočava minimiziranje greške za cijeli trening skup,}$$

$$\text{tj. funkcije } \varepsilon = \sum_{k=1}^N \varepsilon_k .$$

Na slici 5.10 je prikazan jedan od algoritama za ovu vrstu obučavanja mreže.

Obučavanje mreže bez nadzora se bazira na samoorganizaciji mreže jer ne postoji spoljašnji faktor korekcije. Kod ove vrste obučavanja, mreža sama formira korelacije u ulaznim podacima i kodira ih u izlazima. Izlazi podliježu obaveznoj provjeri, a

takođe i korisnost rezultata. Na slici 5.10 je prikazan jedan od algoritama za ovu vrstu obučavanja mreže.

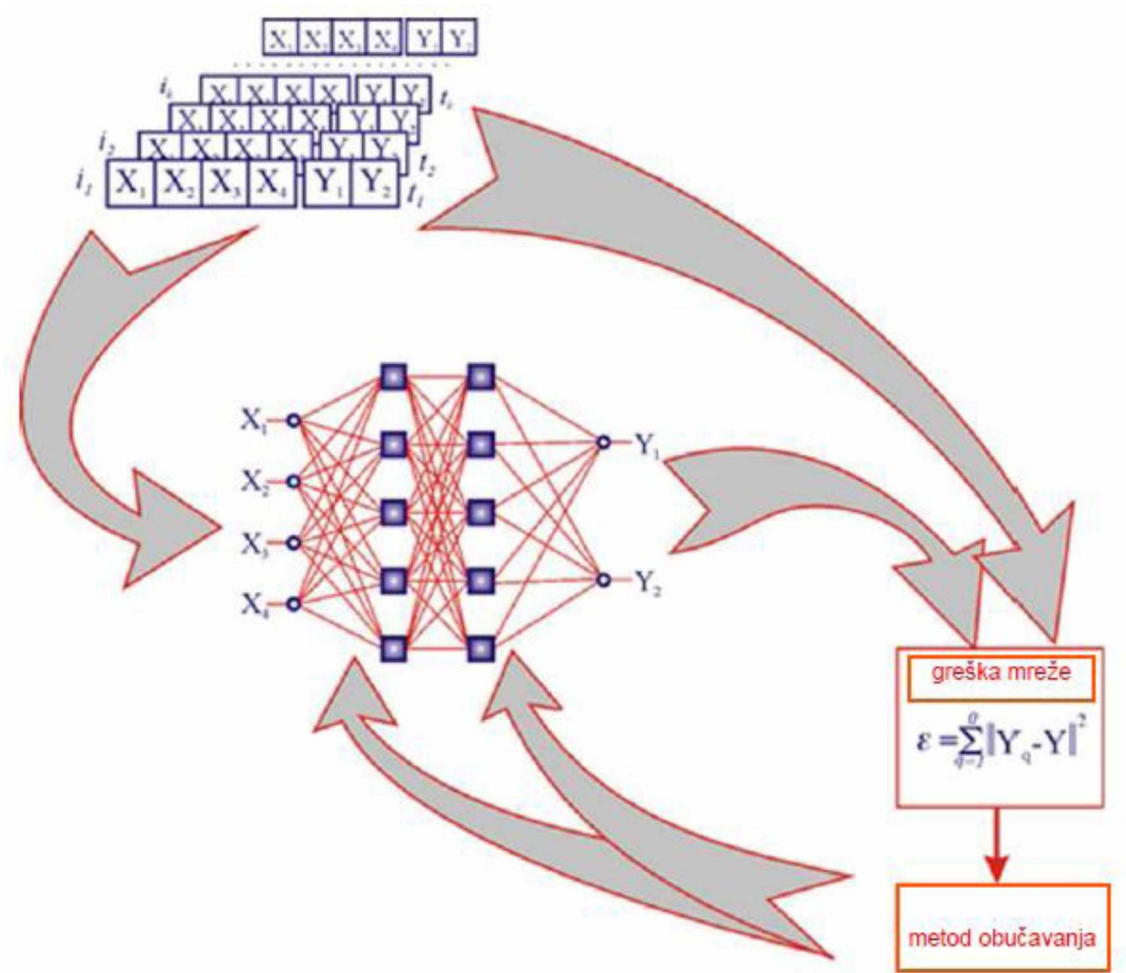


Slika 5.10 Blok dijagram obučavanja mreža sa i bez supervizora [I. Peško (2013): „Model za procenu troškova i vremena izgradnje gradskih saobraćajnica“, Doktorska disertacija, Novi Sad: Fakultet tehničkih nauka u Novom Sadu]

5.8 BACKPROPAGATION ALGORITAM

Najčešće primjenjivani metod za treniranje, odnosno obučavanje mreže je backpropagation algoritam. Kod ovog algoritma se podaci iz trening skupa puštaju kroz mrežu i tako dobijene vrijednosti se upoređuju sa stvarnim izlazima. U slučaju pojavljivanja razlike između ovih vrijednosti, vrši se modifikacija težinskih koeficijenata. Modifikacija se vrši iterativnim postupkom i sve do trenutka dok se ne dobiju težinski koeficijenti koji rezultuju zadovoljavajućim rješenjem.

Na slici 5.11 je prikazan backpropagation algoritam.



Slika 5.11 Algoritam rada Backpropagation algoritma [M. Knežević (2005): „Upravljanje rizikom pri realizaciji građevinskih projekata“, doktorska disertacija, Građevinski fakultet Univerziteta u Beogradu]

Backpropagation algoritam pojašnjen je na više načina, a ovdje će biti prikazan jedan od njih prema M. Kneževiću [11].

Aktivacioni signal neurona u sloju j , za linearnu funkciju ulaza je:

$$x_{jk}^{(l)} = \sum_{i=0}^{N_{l-1}} w_{ij}^{(l)} u_{ijk}^{(l)} = \sum_{i=0}^{N_{l-1}} w_{ij}^{(l)} v_{ik}^{(l-1)}, \text{ gdje je } w_{ij}^{(l)} \text{ težinski koeficijent u sloju } l, u_{ijk}^{(l)}$$

signal na i -tom ulazu neurona pri pobuđivanju mreže sa $u_{ijk}^{(l)}$ a $v_{ik}^{(l)}$ izlaz neurona.

Kada mrežu pobudi vektor ulaznih signala i_k , izlazni signal neurona je:

$v_{jk}^{(l)} = f_j^{(l)}(x_{jk}^{(l)})$, gdje je $f_j^{(l)}$ aktivaciona funkcija, a $x_{jk}^{(l)}$ aktivacioni signal neurona kada je vektor ulaznih signala na ulazu mreže.

Funkcija greška opisuje minimiziranje razlike između željenog odziva t_k i odziva mreže o_k usljed pobude i_k a na sljedeći način: $\varepsilon_k = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^n (o_{sk} - t_{sk})^2 = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^n (v_{sk}^{N_L} - t_{sk})^2$

Za određivanje težina veza računaju se parcijalni izvodi funkcije greške i to:

$$\frac{\partial \varepsilon_k}{\partial w_{ij}^{(l)}} = \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial x_{jk}^{(l)}} = \frac{\partial x_{jk}^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}}$$

Iz $x_{jk}^{(l)} = \sum_{i=0}^{N_{l-1}} w_{ij}^{(l)} v_{ik}^{(l-1)}$ slijedi da je $\frac{\partial x_{jk}^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}} = v_{ik}^{(l-1)}$.

U tom slučaju važi $\frac{\partial \varepsilon_k}{\partial w_{ij}^{(l)}} = \delta_{jk}^{(l)} v_{ik}^{(l-1)}$, gdje je $\delta_{jk}^{(l)} = \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial x_{jk}^{(l)}}$.

Za skrivene slojeve je:

$$\begin{aligned} \delta_{jk}^{(l)} &= \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial v_{jk}^{(l)}} \frac{\partial v_{jk}^{(l)}}{\partial x_{jk}^{(l)}} = \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial v_{jk}^{(l)}} f_j^{(l)}(x_{jk}^{(l)}) = f_j^{(l)'}(x_{jk}^{(l)}) \sum_{s=1}^{N_{l+1}} \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial x_{sk}^{(l+1)}} \frac{\partial x_{sk}^{(l+1)}}{\partial v_{jk}^{(l)}} \\ &= f_j^{(l)'}(x_{jk}^{(l)}) \sum_{s=1}^{N_{l+1}} \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial x_{sk}^{(l+1)}} w_{js}^{(l)} \end{aligned}$$

Za izlazni sloj je:

$$\delta_{lk}^{(N_L)} = (o_{lk} - t_{lk}) f_j^{(N_L)'}(x_{lk}^{(N_L)}), \text{ gdje je } N_L \text{ broj neurona u sloju } L.$$

Uvrštavajući $\delta_{jk}^{(l)} = \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial x_{jk}^{(l)}}$ u izraz za skrivene slojeve, dobija se:

$$\delta_{jk}^{(l)} = f_j^{(l)'}(x_{jk}^{(l)}) \sum_{s=1}^{N_{l+1}} \delta_{sk}^{(l+1)} w_{js}^{(l)}.$$

Računanje se vrši kroz fazu podešavanja težina i forward fazu (unaprijed). Naredna faza je Backforward faza (unazad). Težine se podešavaju pravilom gradijentnog spusta:

$$w_{ij}^{(l)_{new}} = w_{ij}^{(l)_{old}} - \eta \partial \varepsilon_k / \partial w_{ij}^{(l)}$$

Za korišćenje Backpropagation algoritma zahtijeva se diferencijabilnost aktivacione funkcije. Najčešće korišćena aktivaciona funkcija je sigmoidalna funkcija. Razlog za

to se nalazi u njenoj diferencijabilnosti tj. jednostavnosti računanja izvoda i njihovoj osobini univerzalnog aproksimatora.

Za logističku funkciju:

$$y = f(x) = \frac{1}{(1+e^{-x})}, \text{ izvod je } y' = \frac{df(x)}{dx} = y(1-y),$$

pa su neuroni:

$$\delta_{lk}^{(N_L)} = o_{jk}(1 - o_{jk})(o_{jk} - t_{jk}) \text{ i } \delta_{jk}^{(l)} = v_{jk}^{(l)}(1 - v_{jk}^{(l)}) \sum_{s=1}^{N_{l+1}} \delta_{sk}^{(l+1)} w_{js}^{(l+1)}.$$

U t -oj prezentaciji uzorka, ako je $\Delta w_{ij}^{(l)}(t)$ promjena težine $w_{ij}^{(l)}$, onda je:

$$\Delta w_{ij}^{(l)}(t) = -\eta \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial w_{ij}^{(l)}}, \text{ gdje je } \varepsilon_k \text{ greška u odzivu mreže za trening uzorak } p_k.$$

Povećanje brzine učenja se postiže uvođenjem momenta, kako bi promjena težina u trenutku t zavisila od promjene u prethodnom momentu:

$$\Delta w_{ij}^{(l)}(t) = -\eta \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial w_{ij}^{(l)}} + \alpha \Delta w_{ij}^{(l)}(t-1), 0 < \alpha < 1.$$

Izborom koeficijenata η i α , vršimo obučavanje mreže. U početku obučavanja optimizacioni proces je daleko od minimuma i treba birati male vrijednosti η i α , a kasnije veće, bez bojazni od divergencije.

Jasno je da obučavanje neuralnih mreža predstavlja neograničeni nelinearni proces minimizacije u kome se podešavanje težinskih koeficijenata vrši iterativno, u cilju smanjenja greške između realnih i prognoziranih vrijednosti izlaznih veličina.

Obučavanje mreže se vrši uz pomoć trening i validacionog skupa podataka. Trening skup se koristi za obučavanje modela neuralne mreže a validacioni skup je skup koji se koristi za provjeru i testiranje modela. Podaci iz validacionog skupa služe za provjeru sposobnosti modela za generalizaciju u toku obučavanja.

Uobičajena je situacija, da se validacioni skup podijeli u dva skupa i da se oni koriste za provjeru i testiranje mreže. Podaci za provjeru modelu se koriste kako bi se izbjegao problem tkz. pretreniranja mreža (*overfitting*) ili za određivanje momenta u kome je potrebno zaustaviti proces treniranja, odnosno obučavanja mreže. Potreba za podacima za provjeru modela proizilazi iz činjenice da se neuralna mreža poslije određenog broja ciklusa za treniranje, može pretrenirati. U ovoj situaciji,

model faktički preslikava, odnosno kopira podatke umjesto da ih prognozira. Za slučaj pretreniranja mreže, model bi imao precizne prognoze izlaznih veličina, ali samo za podatke iz skupa za provjeru. U ovom momentu, greška prognoziranja za podatke za testiranje počinje da raste, umjesto da opada. Sa druge strane, greška kod dijela validacionog skupa koji se koristi za provjeru, opada.

Osnovni koraci, za formiranje trening i validacionog skupa, su prikupljanje, analiza, selekcija i priprema podataka. Za obavljanje ovih koraka ne postoji generalno pravilo, ali je poznato da o nekim od faktora, kao što su karakteristike problema, tip podataka i broj raspoloživih podataka, treba voditi računa prilikom definisanja skupova. Neodgovarajuća podjela podataka na trening, i skup za validaciju, će uticati na određivanje optimalne strukture neuralne mreže i evaluaciju prognoznih performansi modela.

Određivanje trening i validacionog skupa u značajnoj mjeri utiče na performanse neuralne mreže. Podjela podataka na tri skupa daje mogućnost dovoljno precizne prognoze izlaznih veličina. Međutim, u situaciji kada imamo mali broj podataka, podjela podataka na ovaj način, može dovesti do gubljenja informacija zbog smanjenog broja podataka koji bi se koristili za treniranje, provjeru i testiranje. Za ovakve situacije preporučuje se upotreba kompjuterskog simuliranja za određen broj slučajnih generisanja za sve grupe podataka i analizira se najveća, prosječna i najmanja greška.

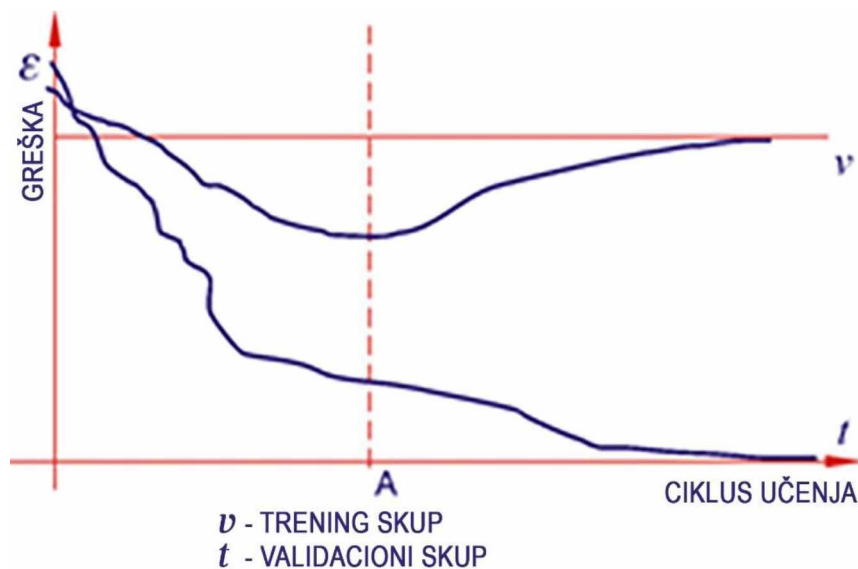
U literaturi postoje preporuke za formiranje trening, i skupa za validaciju. Veliki broj autora vrši selekciju podataka u odnosu 90% na prema 10%, 80% na prema 20% ili 70% na prema 30%. [12] Naravno, postoje i situacije u kojima se ovaj odnos određuje na osnovu specifičnosti problema koji je potrebno riješiti. Jasno je da što veći broj podataka za formiranje skupova imamo, tačnost modela će biti veća. Važno je napomenuti, da i pored velikog broja podataka koji omogućavaju definisanje modela sa zadovoljavajućom tačnošću, svaki model ima ograničenja u pogledu tačnosti koju može dostići za realne probleme.

Mjera tačnosti modela se može vršiti na više načina. Ona je predstavljena razlikom između realne i prognozirane vrijednosti. G. Zhang i ostali navode sljedeće najčešće korišćene metode prema [12]:

- srednja apsolutna greška (*mean absolute error* – **MAE** = $\frac{\sum |e_t|}{N}$),
- suma kvadratne greške (*sum of squared error* – **SSE** = $\sum (e_t)^2$),
- srednja kvadratna greška (*mean squared error* – **MSE** = $\frac{\sum (e_t)^2}{N}$),
- korijen srednje kvadratne greške (*root mean squared error* – **RMSE** = \sqrt{MSE}) i
- procenat prosječne apsolutne greške (*mean absolute percentage error* – **MAPE** = $\frac{1}{N} \sum \left| \frac{e_t}{y_t} \right| (100)$),

gdje je e_t pojedinačna greška predviđanja, y_t je realna vrijednost i N je broj uslova greške. Svaka od navedenih metoda ima svoje prednosti i ograničenja [13].

Greška kod trening skupa podataka ima tendenciju opadanja nakon većeg broja iteracija. Sa druge strane, greška koja se generiše iz validacionog skupa, ponaša se na drugi način, tj. greška se u nekom intervalu smanjuje, a kasnije uvećava [11].

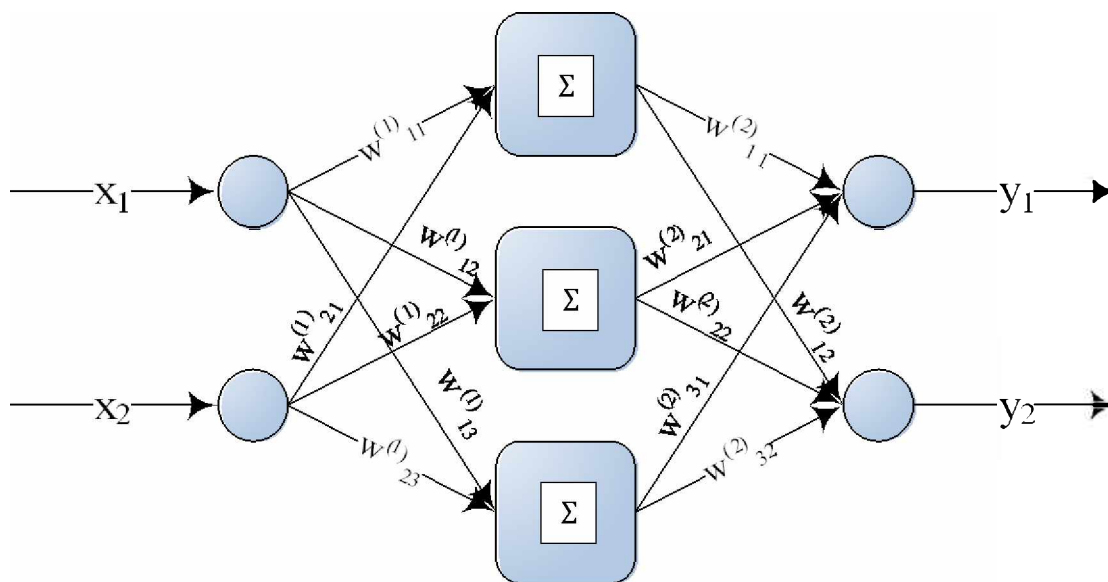


Slika 5.12 Zavisnost greške trening i validacionog skupa u toku procesa učenja [M. Knežević (2005): „Upravljanje rizikom pri realizaciji građevinskih projekata“, doktorska disertacija, Građevinski fakultet Univerziteta u Beogradu]

Na slici 5.12 je prikazano ponašanje greške trening i validacionog skupa u zavisnosti od ciklusa učenja. Na apscisi se nalaze ciklusi učenja, na ordinati je greška a sa t i v su označeni trening i validacioni skup. Isprekidanom linijom je označen trenutak u kome se vrši zaustavljanje učenja. Zaustavljanje učenja se vrši u tački A, tj. onda kada je generalizacija parametara zadovoljavajuća.

5.8.1 PRIMJER OBUČAVANJA BACKPROPAGATION ALGORITMA

Primjer postupka obučavanja neuralne mreže sa dvije ulazne varijable, dvije izlazne varijable i jednim skrivenim slojem sa tri neurona, biće prikazan u nastavku. Obučavanje će biti urađeno uz pomoć Backpropagation algoritma. Za aktivacionu funkciju se koristi sigmoidalna funkcija. Neuralnu mrežu je potrebno obučiti kako bi bila sposobna da odredi vrijednost funkcije pripadnosti ulaznih podataka za dva skupa. Na slici 5.13 je prikazana mreža.



Slika 5.13 Arhitektura neuralne mreže [Lj. Marković (2009): „Primena backpropagation algoritma za obučavanje neuronskih mreža“, SYM-OP-IS 2009, XXXVI Simpozijum o operacionim istraživanjima]

Ulazne varijable su date u tabeli 5.1

Tabela 5.1 *Ulazni podaci*

| Redni broj | x_1 | x_2 | y_1 | y_2 |
|------------|-------|-------|-------|-------|
| 1 | 0.11 | 0.21 | 1.00 | 0.00 |
| 2 | 0.20 | 0.28 | 1.00 | 0.00 |
| 3 | 0.55 | 0.60 | 0.00 | 1.00 |
| 4 | 0.80 | 0.85 | 0.00 | 1.00 |
| 5 | 0.90 | 0.99 | 0.00 | 1.00 |

Vrijednosti težinskih koeficijenata su određene slučajnim odabirom i imaju sljedeće vrijednosti:

$$w_{11}^{(1)}=0.3 \quad w_{11}^{(2)}=0.60$$

$$w_{12}^{(1)}=0.5 \quad w_{12}^{(2)}=0.40$$

$$w_{13}^{(1)}=0.2 \quad w_{21}^{(2)}=0.75$$

$$w_{21}^{(1)}=0.4 \quad w_{22}^{(2)}=0.25$$

$$w_{22}^{(1)}=0.5 \quad w_{31}^{(2)}=0.35$$

$$w_{23}^{(1)}=0.1 \quad w_{32}^{(2)}=0.65$$

Kako je za aktivacionu funkciju korišćena sigmoidalna funkcija, to je izlaz iz neurona oblika:

$$o = \frac{1}{1 + e^{-(\sum x_i w_i)}}$$

Sa x_i , ($i = 0, 1, \dots, n$) su predstavljene ulazne varijable, a sa w_i ($i = 0, 1, \dots, n$) njihovi pripadajući težinski koeficijenti. Radi jednostavnosti proračuna, uzima se da je prag (bias) svih neurona jednak nuli tj. $w_0 = 0$.

Obučavanje neuralne mreže se počinje sa prvim uzorkom iz tabele 5.1, tj. $[x_1, x_2] = [0.11; 0.21]$.

Izlazi iz skrivenog sloja su za ovu mrežu predstavljeni obrascima:

$$o_1^{(2)} = \frac{1}{1 + e^{[-(x_1 w_{11}^{(1)} + x_2 w_{21}^{(1)} + w_{01}^{(2)})]}}$$

$$o_2^{(2)} = \frac{1}{1 + e^{[-(x_1 w_{12}^{(1)} + x_2 w_{22}^{(1)} + w_{02}^{(2)})]}}$$

$$o_3^{(2)} = \frac{1}{1 + e^{[-(x_1 w_{13}^{(1)} + x_2 w_{23}^{(1)} + w_{03}^{(2)})]}}$$

Vrijednosti izlaznih veličina iz skrivenog sloja su:

$$o_1^{(2)} = \frac{1}{1 + e^{[-(0,11*0,3+0,21*0,4+0)]}} = 0.529217$$

$$o_2^{(2)} = \frac{1}{1 + e^{[-(0,11*0,5+0,21*0,5+0)]}} = 0.539915$$

$$o_3^{(2)} = \frac{1}{1 + e^{[-(0,11*0,2+0,21*0,1+0)]}} = 0.510748$$

Po analogiji sa proračunom vrijednosti izlaznih veličina iz skrivenog sloja, vrši se proračun izlaznih vrijednosti iz mreže, pri čemu su sada ulazne vrijednosti označene sa O_1, O_2 i O_3 , a po obrascima:

$$o_1^{(3)} = \frac{1}{1 + e^{[-(o_1^{(2)} w_{11}^{(2)} + o_2^{(2)} w_{21}^{(2)} + o_3^{(2)} w_{31}^{(2)} + w_{01}^{(3)})]}}$$

$$o_2^{(3)} = \frac{1}{1 + e^{[-(o_1^{(2)} w_{12}^{(2)} + o_2^{(2)} w_{22}^{(2)} + o_3^{(2)} w_{32}^{(2)} + w_{02}^{(3)})]}}$$

Vrijednosti izlaznih veličina iz mreže su:

$$o_1^{(3)} = \frac{1}{1 + e^{[-(0.529217*0.6+0.539915*0.75+0.510748*0.65+0)]}} = 0.741629$$

$$o_2^{(3)} = \frac{1}{1 + e^{[-(0.529217*0.40+0.539915*0.25+0.510748*0.65+0)]}} = 0.663438$$

Proračun greške počinje od izlaznog sloja a na sljedeći način:

$$\varepsilon_n = O_n(1 - O_n)(y_n - O_n)$$

gdje je O vrijednost izlaza iz mreže, a y_i tačna vrijednost.

U tabeli 1 je dat željeni izlaz i to $y = [1.0]$. Na osnovu toga dobijamo grešku kao:

$$\varepsilon_1^{(3)} = O_1^{(3)}(1 - O_1^{(3)})(y_1 - O_1^{(3)}) = 0.741629(1 - 0.741629)(1 - 0.741629)$$

$$\varepsilon_1^{(3)} = 0.049507$$

$$\varepsilon_2^{(3)} = O_2^{(3)}(1 - O_2^{(3)})(y_2 - O_2^{(3)}) = 0.663438(1 - 0.663438)(0 - 0.663438)$$

$$\varepsilon_2^{(3)} = -0.148138$$

Greška skrivenog sloja se računa prema izrazu:

$$\varepsilon_n^{(r)} = O_n^{(r)}(1 - O_n^{(r)}) * \Sigma(w_{nj}^{(r)} * \varepsilon_j^{(r+1)})$$

gdje je:

$\varepsilon_n^{(r)}$ - greška n -tog neurona u sloju r

$O_n^{(r)}$ - izlaz n -tog neurona u sloju r

$w_{nj}^{(r)}$ - težinski koeficijent koji se nalazi uz vezu n -tog neurona u sloju r i ulaza j -tog neurona u sloju $r+1$

$\varepsilon_j^{(r+1)}$ - greška j -tog neurona u $r+1$ sloju

$$\varepsilon_1^{(2)} = O_1^{(2)}(1 - O_1^{(2)})(w_{11}^{(2)} * \varepsilon_1^{(3)} + w_{12}^{(2)} * \varepsilon_2^{(3)})$$

$$\begin{aligned} \varepsilon_1^{(2)} &= 0.529217(1 - 0.529217)(0.60 * 0.049507 + 0.40 * (-0.148138)) \\ &= 0.007363 \end{aligned}$$

$$\varepsilon_2^{(2)} = O_2^{(2)}(1 - O_2^{(2)})(w_{21}^{(2)} * \varepsilon_1^{(3)} + w_{22}^{(2)} * \varepsilon_2^{(3)})$$

$$\begin{aligned} \varepsilon_2^{(2)} &= 0.539915(1 - 0.539915)(0.75 * 0.049507 + 0.25 * (-0.148138)) \\ &= 0.000024 \end{aligned}$$

$$\varepsilon_3^{(2)} = O_3^{(2)}(1 - O_3^{(2)})(w_{31}^{(2)} * \varepsilon_1^{(3)} + w_{32}^{(2)} * \varepsilon_2^{(3)})$$

$$\begin{aligned}\varepsilon_3^{(2)} &= 0.510748(1 - 0.510748)(0.35 * 0.049507 + 0.65 * (-0.148138)) \\ &= 0.019732\end{aligned}$$

Greška za prvi sloj se ne računa.

Korekcija težinskih koeficijenata se vrši po formuli:

$$w_{jk}^{(i)new} = w_{jk}^{(i)old} + \eta \varepsilon_k^{(i+1)} O_j^{(i)}$$

i dobijamo:

$$w_{11}^{(1)new} = w_{11}^{(1)} + \eta \varepsilon_1^{(2)} O_1^{(1)} = 0.3 + 0.5 * 0.007363 * 0.11 = 0.300404$$

$$w_{12}^{(1)new} = w_{12}^{(1)} + \eta \varepsilon_2^{(2)} O_1^{(1)} = 0.5 + 0.5 * 0.000024 * 0.11 = 0.500001$$

$$w_{13}^{(1)new} = w_{13}^{(1)} + \eta \varepsilon_3^{(2)} O_1^{(1)} = 0.2 + 0.5 * 0.019732 * 0.11 = 0.201085$$

$$w_{21}^{(1)new} = w_{21}^{(1)} + \eta \varepsilon_1^{(2)} O_2^{(1)} = 0.4 + 0.5 * 0.007363 * 0.21 = 0.400773$$

$$w_{22}^{(1)new} = w_{22}^{(1)} + \eta \varepsilon_2^{(2)} O_2^{(1)} = 0.5 + 0.5 * 0.000024 * 0.21 = 0.500003$$

$$w_{23}^{(1)new} = w_{23}^{(1)} + \eta \varepsilon_3^{(2)} O_2^{(1)} = 0.1 + 0.5 * 0.019732 * 0.21 = 0.102072$$

$$w_{11}^{(2)new} = w_{11}^{(2)} + \eta \varepsilon_1^{(3)} O_1^{(2)} = 0.6 + 0.5 * 0.049507 * 0.529217 = 0.613100$$

$$w_{12}^{(2)new} = w_{12}^{(2)} + \eta \varepsilon_2^{(3)} O_2^{(2)} = 0.4 + 0.5 * (-0.148138) * 0.539915 = 0.215966$$

$$w_{21}^{(2)new} = w_{21}^{(2)} + \eta \varepsilon_1^{(3)} O_2^{(2)} = 0.75 + 0.5 * 0.049507 * 0.539915 = 0.763365$$

$$w_{22}^{(2)new} = w_{22}^{(2)} + \eta \varepsilon_2^{(3)} O_2^{(2)} = 0.25 + 0.5 * (-0.148138) * 0.539915 = 0.210009$$

$$w_{31}^{(2)new} = w_{31}^{(2)} + \eta \varepsilon_1^{(3)} O_3^{(2)} = 0.35 + 0.5 * 0.049507 * 0.510748 = 0.362643$$

$$w_{32}^{(2)new} = w_{32}^{(2)} + \eta \varepsilon_2^{(3)} O_3^{(2)} = 0.65 + 0.5 * (-0.148138) * 0.510748 = 0.612169$$

Nakon korekcije težinskih koeficijenata, vrši se korekcija pragova prema formuli:

$$w_{jo}^{(i)new} = w_{jo}^{(i)old} + \eta \varepsilon_j^{(i)}, \text{ i dobija se:}$$

$$w_{10}^{(2)} = w_{10}^{(2)} + \eta \varepsilon_1^{(2)} = 0 + 0.5 * 0.007363 = 0.003682$$

$$w_{20}^{(2)} = w_{20}^{(2)} + \eta \varepsilon_2^{(2)} = 0 + 0.5 * 0.000024 = 0.000012$$

$$w_{30}^{(2)} = w_{30}^{(2)} + \eta \varepsilon_3^{(2)} = 0 + 0.5 * 0.019732 = 0.009866$$

$$w_{10}^{(3)} = w_{10}^{(3)} + \eta \varepsilon_1^{(3)} = 0 + 0.5 * 0.049507 = 0.024754$$

$$w_{20}^{(3)} = w_{20}^{(3)} + \eta \varepsilon_2^{(3)} = 0 + 0.5 * (-0.148138) = -0.074069$$

Postupak se ponavlja zadavanjem istih ulaznih varijabli mreži. Kada vrijednost greške bude u željenom okviru, mreži se zadaju naredne ulazne varijable i postupak se ponavlja. Jedna epoha obučavanja označava jedan ciklus u kome smo iscrpili sve ulazne varijable.

Za mrežu možemo reći da je obučena ukoliko smo joj, kao ulazne varijable, zadali podatke za koje nije bila obučavana a dobijen je zadovoljavajući rezultat. U suprotnom, mreži zadajemo nove ulazne varijable i ponavljamo ciklus sve do trenutka dobijanja rezultata zadovoljavajuće tačnosti.

LITERATURA:

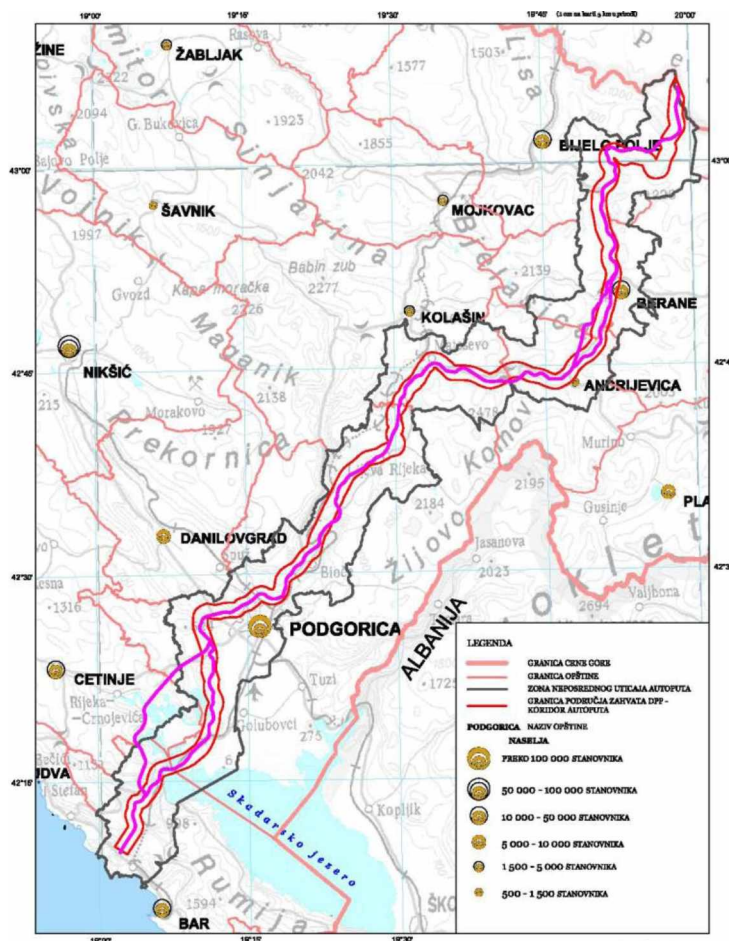
1. Q. Hamarsheh: „Neural Networks and Fuzzy Logic“ (630514), Philadelphia University Jordan.
2. W. McCulloch, W. Pitts (1943): „A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity“, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, Vol. 5, 1943, p. 115-133.
3. M. Minsky, D. Edmonds (1951): <http://cyberneticzoo.com/mazesolvers/1951-maze-solver-minsky-edmonds-american/>
4. F. Rosenblatt (1958): „The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain“, *Psychological Review*, Vol. 65, No. 6, 1958.
5. B. Widrow, M.E. Hoff (1960): „Adaptive switching circuits,“ *Proc. Of WESCON Conv. Rec.*, part 4, pp.96-140, 1960.
6. V. Kecman (2001): „Learning and Soft Computing, Support Vector Machines, Neural Networks and Fuzzy Logic Models“, Massachusetts Institute of Technology (MIT), USA, 2001.
7. V. Vapnik (1999): „An Overview of Statistical Learning Theory“, *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS*, VOL. 10, NO. 5, 1999.
8. <https://www.geeksforgeeks.org/ml-types-learning-supervised-learning/?ref=rp>
9. G. G. Zhang, B.E. Patuwo, M.Y. Hu (1997): „Forecasting with artificial neural networks: The state of the art“, Graduate School of Management, Kent State University, Kent, Ohio 44242-0001, USA.
10. S. Makridakis, A. Andersen, R. Carbone, R. Fildes, M. Hibon, R. Lewandowski, J. Newton, E. Parzen, R. Winkler (1982): „The Accuracy of Extrapolation (Time Series) Methods: Results of a Forecasting Competition“, *Journal of Forecasting*, Vol. 1, 111-153 (1982).
11. M. Knežević (2005): „Upravljanje rizikom pri realizaciji građevinskih projekata“, doktorska disertacija, Građevinski fakultet Univerziteta u Beogradu

12. G. Zhang, B.E. Patuwo, M.Y. Hu (1997): „Forecasting with artificial neural networks: The state of the art“, Graduate School of Management, Kent State University, Kent, Ohio 44242-0001, USA.
13. S. Makridakis, A. Andersen, R. Carbone, R. Fildes, M. Hibon, R. Lewandowski, J. Newton, E. Parzen, R. Winkler (1982): „The Accuracy of Extrapolation (Time Series) Methods: Results of a Forecasting Competition“, *Journal of Forecasting*, Vol. 1, 111-153 (1982).

6. STUDIJA SLUČAJA: INTEGRALNI DRUMSKI MOSTOVI PROCJENA CIJENE KOŠTANJA I UTROŠKA BETONA I ARMATURE

Analizirani su mostovi na autoputu Bar-Boljare u Crnoj Gori, mostovi sa autoputeva iz Federacije Bosne i Hercegovine i mostovi sa autoputeva u Srbiji.

Značaj autoputa Bar – Boljare prevashodno treba posmatrati kao dio koridora autoputa Beograd – Južni Jadran. Koridor Bar - Beograd se nalazi u sklopu TEM (Transevropske Magistrale) sistem puteva i on neposredno doprinosi ostvarenju jednog od polaznih ciljeva koji su postavljeni pred TEM, a to je, da se njegovom izgradnjom ostvaruje povezivanje obala hladnog mora Sjeverne Evrope, sa obalom toplih mora na jugu Evrope.



Slika 6.1. Detaljni prostorni plan Autoputa Bar-Boljare
[Ministarstvo za ekonomski razvoj Crne Gore (2008):
„Detaljni prostorni plan Autoputa: Bar-Boljare“, Podgorica, Crna Gora]

Navedeni pravac, na dijelu kroz Crnu Goru, pripada koridoru planiranog autoputa Bar – Boljare. To je najznačajniji strateški koridor u okviru saobraćajnog sistema Crne Gore.

Za izradu doktorske disertacije razmatrani su integralni drumski mostovi na prvoj dionici autoputa Bar-Boljare, Smokovac-Uvač-Mateševo. Razmatranje je obuhvatilo 46 Glavnih projekata ovih mostova. Iz projektne dokumentacije su preuzeti podaci koji se odnose na projektantske cijene izgradnje mostova i njihove projektne karakteristike. Ovi podaci su korišćeni za formiranje baze podataka uz pomoć koje se definiše prognozni model za procjenu troškova izgradnje integralnih drumskih mostova.

Pored objekata sa autoputa Bar-Boljare, za formiranje baze podataka, korišćeni su i podaci o integralnim i semiintegralnim mostovima iz regiona, i to iz Federacije Bosne i Hercegovine, Srbije. Analizom je obuhvaćeno 41 projekata iz Federacije Bosne i Hercegovine, zatim, iz Srbije 24 projekta.

Sumirajući sve projekte, u konačnom se raspolagalo sa 111 projekata integralnih i semiintegralnih mostova iz Crne Gore i regiona.

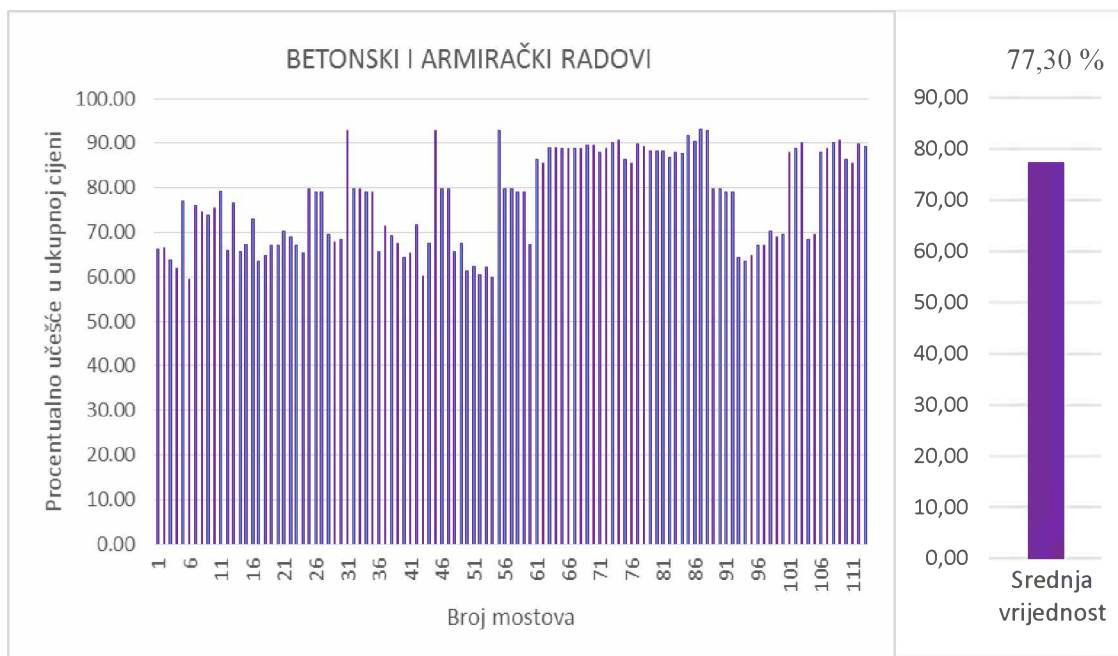
Sastavni dio tehničke dokumentacije Glavnih projekata mostova je predmjer i predračun i iz njega su preuzeti svi potrebni podaci. Rasponi ovih mostova se kreću od 11,5 do 28 metara, broj raspona se kreće od 1 do 18, dužine mostova bez krilnih zidova se kreću od 11,5 do 784,4 metara i visina stubova se kreće od 2,8 do 65 metara. Ovi projekti su rađeni u periodu od 2010. do 2016.godine.

6.1 ANALIZA I PRIKAZ PODATAKA

Kako su objekti rađeni u tri zemlje, projektna dokumentacija nije imala istu formu i sadržaj nego se razlikovala jedna u odnosu na drugu. Faza analize i pripreme podataka je iz tog razloga bila kompleksna. U cilju postizanja uniformnosti, iz svih predmjera i predračuna su preuzete samo iste vrste radova. Na ovaj način su formirani predmjeri i predračuni za sve objekte, koji imaju zastupljene iste grupe radova. U predmjerima i predračunima vrste radova su podijeljene na pripremne, zemljane, betonske, armiračke, utezačke radove i prednaprezanje, izolaterske, asfalterne i završne.

Cijena izgradnje integralnih mostova je određena u predračunu a na osnovu predmjera radova i jediničnih cijena pozicija radova. U slučaju da se iz predmjera i predračuna radova mogu izdvojiti neke pozicije radova, koje, u ukupnoj sumi, imaju veliko, preovladavajuće procentualno učešće, postupak određivanja cijene bi se značajno mogao pojednostaviti. Ove pozicije radova se još nazivaju i troškovno značajne pozicije.

Sprovedena je analiza udjela cijene koštanja svih vrsta radova u ukupnoj sumi. Analiza je rezultovala prepoznavanjem pozicija radova koje imaju najznačajnije procentualno učešće u ukupnoj cijeni. To su betonski i armirački radovi, a njihova procentualna zastupljenost u ukupnoj cijeni izgradnje je 77,30 %, što je prikazano na Slici 6.2. Procentulana zastupljenost ove dvije vrste radova u skupu svih vrsta radova je 25%. Aproksimirajući prethodno dobijene procentualne vrijednosti, možemo zaključiti da se procentualno učešće približava Pareto metodi tj. da oko 20% pozicija radova uzima učešće sa oko 80% u ukupnoj cijeni.



Slika 6.2. Procentualno učešće betonskih i armiračkih radova u ukupnoj cijeni izgradnje

Sa učešćem betonskih i armiračkih radova u ukupnoj cijeni u intervalu od 70% do 90%, ima 69 projekata, što predstavlja 61,06% od ukupnog broja analiziranih projekata. Ova činjenica ukazuje na to da je za 61,06% projekata udio ukupnih cijena u rasponu od $\pm 10\%$ u odnosu na 80%. Uzimajući prethodno u obzir, može se reći da

armirački i betonski radovi predstavljaju troškovno značajne pozicije radova prema Pareto raspodjeli.

Na osnovu utvrđenih troškovno značajnih vrsta radova, izvršeno je određivanje projektnih karakteristika mostova kao ulaznih promjenljivih prognoznog modela. U tom smislu odabrane su karakteristike koje direktno utiču na troškovno značajne vrste radova, a to su:

- dužina mosta,
- širina mosta,
- visina stubova mosta i
- raspon mosta.

S obzirom na to da je razmatran veliki broj različitih mostova a u pogledu visine stubova, bilo je neophodno unificirati ovaj podatak i svesti ga na jednu vrijednost za svaki most. Iz tog razloga, pod visinom stubova, kao ulaznom promjenljivom, podrazumijeva se aritmetička sredina vrijednosti svih visina srednjih stubova mosta. Kod jednorasponskih konstrukcija, pod srednjom visinom stubova, podrazumijeva se srednja vrijednost visine krajnjih stubova.

Slična je situacija i sa rasponom mosta kao ulaznim parametrom. Ovu veličinu je, takođe, trebalo unificirati radi činjenice da nije isto ukoliko imate veći broj manjih raspona ili manji broj većih raspona u identičnoj dužini mosta. Zbog ove činjenice, raspon mosta, kao ulazni parametar, podrazumijeva aritmetičku sredinu vrijednosti svih raspona na jednom mostu.

Značajne pozicije radova, u smislu ukupnih troškova izgradnje, su i skela i oplata. Međutim, cijena skele i oplata je, u predračunima koji su analizirani, uračunata u pozicije radova koje se odnose na betoniranje određenih elemenata konstrukcije i nisu eksplicitno navedene. Iz tog razloga, a preko predmjera i predračuna, nije bilo moguće sagledati troškove vezane za ove pozicije radova. Zbog toga je uvedena ulazna promjenljiva koja tretira tehnologiju građenja mostova. U projektima koji su analizirani, za rasponsku konstrukciju, korišćena je oplata na fiksnoj skeli i oplata na pokretnoj skeli. Skela i oplata, prema nekim istraživanjima, mogu da imaju procentualno učešće i do 20% u ukupnim troškovima građenja. [1] U cilju sagledavanja uticaja ovih pozicija radova na troškove, uvedena je ulazna

promjenljiva pod nazivom tehnologija građenja. U prvoj iteraciji za tretman tehnologije građenja, promjenljivoj je dodijeljena vrijednost 0 u slučaju oplata na fiksnoj skeli, a vrijednost 1 kada imamo oplatu na pokretnoj skeli. U drugoj iteraciji tretmana tehnologije građenja, promjenljivoj su dodjeljivane sledeće vrijednosti: 0; 0,25; 0,5 i 1,0. Vrijednosti su dodijeljivane u zavisnosti od visine stubova integralnih mostova.

Troškovi fundiranja zavise od načina fundiranja. Za fundiranje mostova koji su analizirani, primjenjivano je plitko i duboko fundiranje. Za sagledavanje uticaja troškova koji se odnose na fundiranje, uvedena je ulazna promjenljiva pod nazivom Način fundiranja. Vrijednost 0 se promjenljivoj dodjeljuje u slučaju plitkog fundiranja, a vrijednost 1, u slučaju dubokog fundiranja.

U istraživanju je analiziran model za procenu koštanja građenja integralnih mosta. Svi troškovi su izraženi po m² površine mosta. Analizirani su troškovi gradnje u zavisnosti od promjenljivih prikazanih u Tabeli 6.1. Promjenljive su prikazane sa svojim graničnim (minimalnim i maksimalnim) i srednjim vrijednostima. U tabeli je data promjenljiva tehnologija građenja u prvoj iteraciji. U nastavku disertacije je ova data promjenljiva data u drugoj iteraciji.

Tabela 6.1 Ulazni podaci

| Broj ulaznih promjenljivih | Opis ulaznog podatka | Tip podatka | Jed. mjere | Min | Max | Srednja vrijednost |
|----------------------------|----------------------|-------------------------|------------|-------|--------|--------------------|
| Ulaz 1 | Dužina mosta | numerički | m | 11,50 | 784,40 | 153,25 |
| Ulaz 2 | Širina mosta | numerički | m | 6,50 | 30,55 | 11,52 |
| Ulaz 3 | Visina stubova | numerički | m | 2,80 | 35,90 | 13,65 |
| Ulaz 4 | Raspon mosta | numerički | m | 11,33 | 44,50 | 24,07 |
| Ulaz 5 | Tehnologija građenja | kategorički (diskretni) | - | 0 | 1 | - |
| Ulaz 6 | Način fundiranja | kategorički (diskretni) | - | 0 | 2 | - |

Podaci koji se koriste za formiranje prognoznog modela treba da budu međusobno uporedivi. S obzirom na to da se radi o procjeni koštanja a pri činjenici da su projekti rađeni u periodu od 6 godina, neophodno je bilo izvršiti revalorizaciju cijena. Ovo je neophodno iz razloga što cijena predstavlja faktor zavisn od vremena.

Izvršena je provjera promjene prosječnih bruto zarada i indeksa rasta cijena građevinskog materijala (cement i armatura) u regionu a za period od 2010. do 2016.godine kada su rađeni projekti. Na teritoriji Crne Gore u tom periodu su uočene promjene bruto zarada. Prosječna bruto plata u građevinarstvu u januaru 2010.godine iznosila je 634 eura. U januaru 2016.godine bruto plata je povećana na 666 eura. Procentulano izražena, ova promjena iznosi 5%. Na teritoriji Federacije BiH prosječne bruto zarade za isti period su imale rast od 391 eura (767 KM) za 2010.godinu, do 410 eura (803 KM) za 2016.godinu. Procentualno gledano, ova promjena iznosi, takođe, približno 5%. U Republici Srbiji, prosječne bruto zarade su se kretale od 398 eura (40 985 RSD) za 2010.godinu, do 464 eura (57 282 RSD) za 2016.godinu, što iznosi 16%.

Radi određivanja nivoa promjene cijena građevinskog materijala, u okviru istraživanja je vršeno prikupljanje podataka iz država u kojima su rađeni projekti (Crna Gora, Srbija i Federacija Bosne i Hercegovine). Nakon prikupljanja podataka i sprovođenja proračuna, utvrđeno je da se cijena cementa smanjila, i to, u Crnoj Gori približno 2.7%, u Srbiji 1,2% i Federaciji BiH 5.6%. Što se tiče cijene armature, ona se u Crnoj Gori i Federaciji BiH smanjila 13,3% i 17%, dok se u Srbiji povećala 15,2%.

[2]

Zbog nedovoljnog broja podataka a uzimajući u obzir da je učešće materijala i radne snage u ukupnoj cijeni, u odnosu 45%-55% [3] ili 40%-60% (s obzirom na to da se radi o mostogradnji), izvršena je gruba procjena promjene cijena. Na osnovu navedenog izvršena je revalorizacija cijena i nakon toga podaci su bili spremni za unos.

Nakon definisanja ulaznih podataka za model, definisani su i izlazni podaci iz modela. Na osnovama razmatranih djelova istraživanja, određen je jedan izlaz iz modela a to je ukupna cijena koštanja izgradnje integralnih drumskih mostova po m² površine mosta. Izlazna veličina je prikazana sa svojom graničnom i srednjom vrijednošću, Tabela 6.2.

Tabela 6.2 Izlazni podaci

| Broj izlaznih promjenljivih | Opis izlaznog podatka | Tip podatka | Jed. mjere | Min | Max | Srednja vrijednost |
|-----------------------------|------------------------|-------------|------------------|--------|---------|--------------------|
| Izlaz 1 | Ukupna cijena koštanja | numerički | €/m ² | 409,63 | 1752,36 | 915,97 |

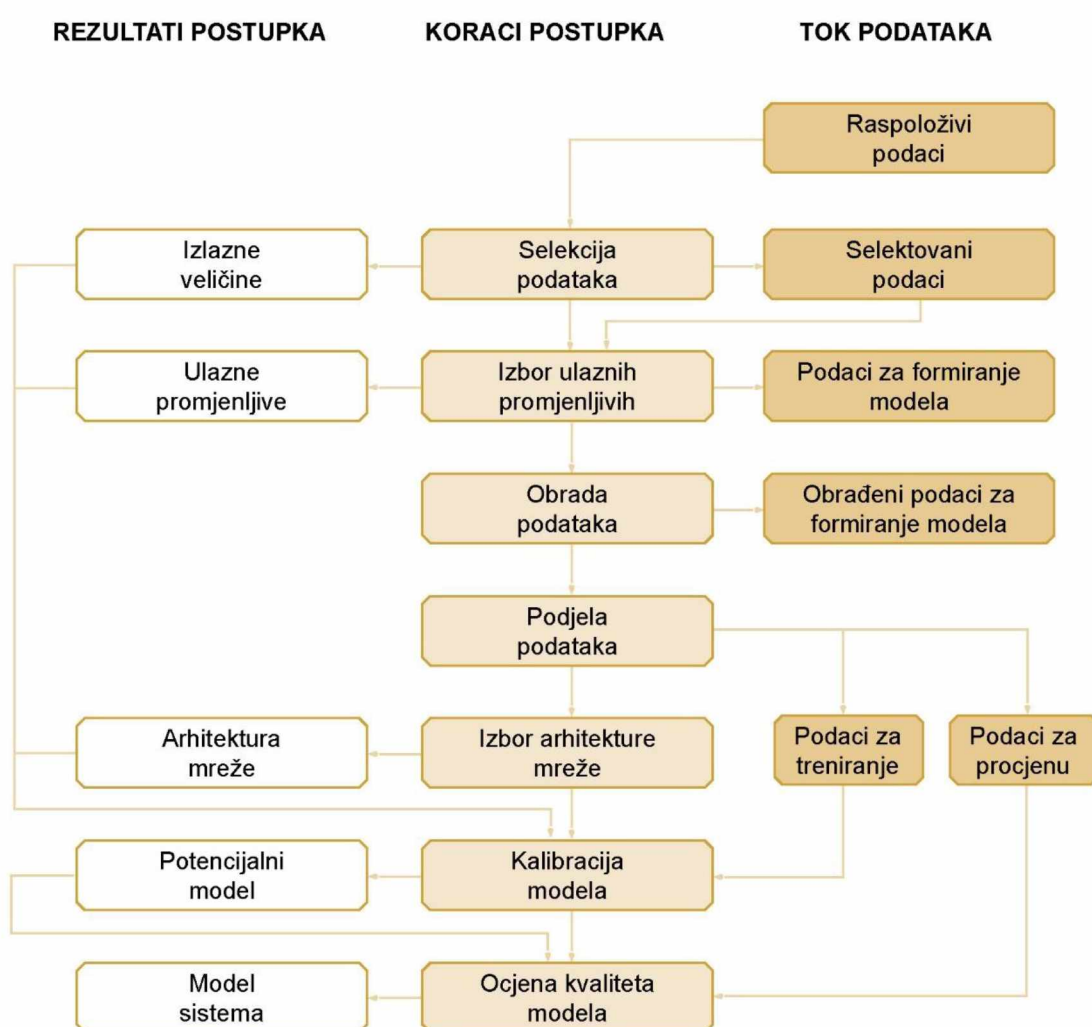
Pored modela za procjenu koštanja izgradnje integralnih mostova, definisani su i modeli za utrošak materijala, tačnije, betona i armature u izgradnji integralnih mostova.

Prilikom definisanja modela za procjenu utrošenog materijala, uzete su količine (zapremine) svih različitih čvrstoća betona i količine svih prečnika rebrastog čelika. Izlazna veličina kod modela za procjenu utrošenog betona je izražena u m³/m² površine mosta. Kod modela za procjenu utroška armature izlazna veličina je izražena u kg/m² površine mosta.

6.2 FORMIRANJE PROGNOZNOG MODELA ZA PROCJENU

Definisanju modela za procjenu se pristupilo na sistematičan način. Postupak formiranja modela se sastoji od određenog broj koraka (Slika 6.3). Neophodno je obezbijediti jednake uslove za sve modele, kao i iste procedure.

Početna faza definisanja modela je određivanje izlazne veličine, tj. određivanje svrhe modela. U disertaciji su formirani modeli koji imaju jednu izlaznu veličinu. Za razliku od ovih modela, u praksi postoje modeli koji, naravno, mogu da imaju veći broj izlaznih veličina.



Slika 6.3 Postupak formiranja modela za prognozu. Adaptirano [Miljković, J.: Sistemi veštačkih neuronskih mreža u proizvodnim tehnologijama, Mašinski fakultet Beograd, (2003)]

Nakon definisanja izlazne veličine slijedi određivanje ulaznih veličina. Pri određivanju ulaznih veličina ne smijemo izgubiti iz vida da je neophodno opredijeliti se samo za one koje imaju uticaj na izlaznu veličinu. Broj ulaznih veličina treba da bude optimalan za model što znači da treba da bude takav da ne opterećuje model. Sve veličine koje se odrede kao ulazne, neophodno je svesti na isti vremenski trenutak kako bi bilo moguće izvršiti upoređivanje modela.

Naredna faza u formiranju modela je priprema podataka tako da se svi nađu u određenom opsegu veličina. Ovo se postiže sprovođenjem postupka skaliranja podataka. Izbor opsega za skaliranje ulaza i izlaza zavisi od aktivacione funkcije

izlaznih veličina. Skaliranje se može uraditi uz pomoć standardizacije i normalizacije [4]. Rezultat ovih metoda je svođenje određenih podataka na isti red veličine. Pored toga, one omogućavaju vršenje analize podataka sa istim značajem prilikom formiranja modela, što znači da će osigurati i analizu podataka sa manjim rasponom veličine. Važnost jednakosti analiziranih podataka se nalazi u činjenici da nerijetko apsolutni iznosi nisu ekvivalentni realnom uticaju razmatrane veličine na izlaznu veličinu modela. Skaliranje podataka je sprovedeno na cijelom skupu od 113 projekata. Metodi koji su korišteni za skaliranje podataka u disertaciji su Standard Scalar (Z-score normalizacija) i Min-Max normalizacija.

Posle pripreme podataka slijedi njihova podjela na dva skupa. Jedan od ta dva skupa je trening skup i koristiće se za treniranje mreže a drugi je test skup i biće korišten za provjeru mreže. Prilikom odabira podataka za test skup, potrebno je voditi računa da su to podaci koji su valjani za rješavanje određenog problema.

U literaturi postoje preporuke za formiranje ovih skupova. Veliki broj autora vrši selekciju podataka u odnosu 90% na prema 10%, 80% na prema 20%, 85% prema 15% ili 70% na prema 30% [4]. Naravno, postoje i situacije u kojima se ovaj odnos određuje na osnovu specifičnosti problema koji je potrebno riješiti. U modelima koji se formiraju u disertaciji, podjela je izvršena u odnosu 80% prema 20%, trening skup na prema test skup. Pored ovakvog, direktnog odabira, u određenom broju modela je vršen i nasumični odabir podataka. Nasumični odabir podataka se vršio uz pomoć postupka unakrsne validacije (KFold-CrossValidation i LeaveOneOut-CrossValidation).

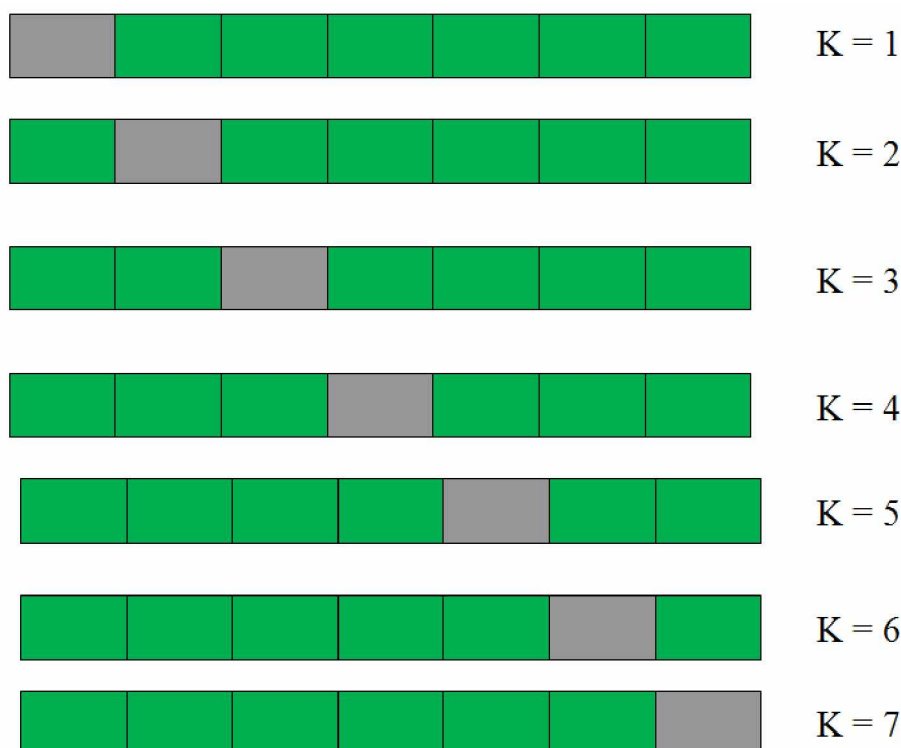
Kros validacija je tehnika u kojoj se model trenira uz pomoć podskupa trening skupa, a potom se evaluacija vrši preko preostalih podataka trening skupa koji nisu korišteni za treniranje. Ova tehnika se sastoji od tri koraka i to:

- odvajanje jednog dijela podataka za evaluaciju modela,
- treniranje modela uz pomoć preostalog dijela podataka i
- testiranje modela na odvojenom dijelu podataka.

6.2.1 Metode kros validacije

K-Fold unakrsna validacija

U ovom metodu, svi podaci se dijele u k podskupova tkz. foldera. Nakon toga, vršimo treniranje modela na $K-1$ podskupova. Jedan, odvojeni podskup, koristimo za evaluaciju modela. Potrebno je izvršiti iteraciju K puta i svaki put sa različitim podskupovima odvojenim u svrhu testiranja. Na slici 6.2.1 je data shema za primjer za $K=7$.

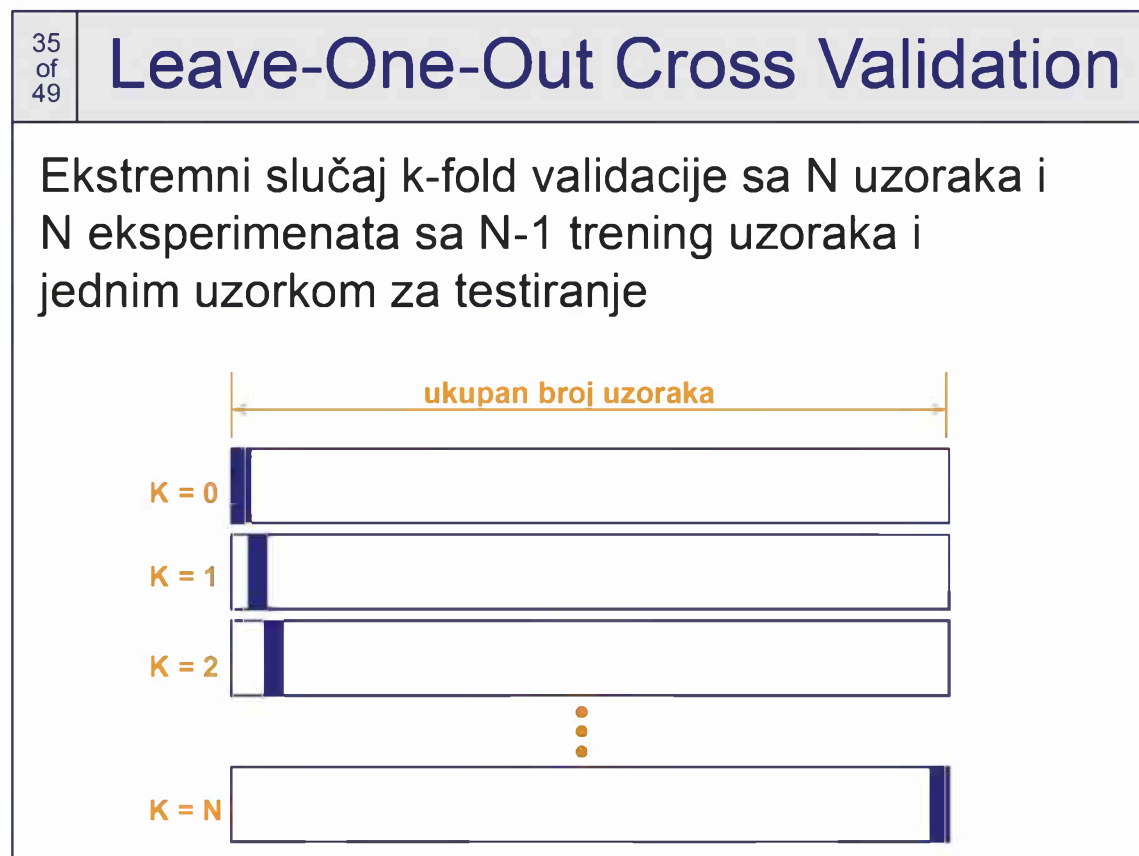


Slika 6.4 Postupak unakrsne validacije na primjeru $K=7$
[\[https://www.geeksforgeeks.org/cross-validation-machine-learning/\]](https://www.geeksforgeeks.org/cross-validation-machine-learning/)

LOOCV (Leave One Out Cross Validation) unakrsna validacija

U LOOCV metodu, vrši se treniranje na skoro cijelom skupu podataka osim na jednom podatku iz skupa a potom se sprovede iteracija za svaki podatak u skupu. Na slici 6.5 je prikazana shema ove metode.

Prednost upotrebe ovog postupka je u tome što koristimo sve podatke iz skupa tako da je pristrasnost pri odabiru mala.



Slika 6.5 Postupak unakrsne validacije LOOCV

[\[https://www.geeksforgeeks.org/cross-validation-machine-learning/\]](https://www.geeksforgeeks.org/cross-validation-machine-learning/)

Nedostatak ove metode je što ona dovodi do većih varijacija prilikom testiranja na jednom podatku skupa. Još jedan nedostatak je to što postupak iziskuje puno vremena za izvršenje. Preporuka je da, pri korišćenju K-Fold unakrsne validacije, vrijednost K treba da bude 10, što je i uzeto u disertaciji, jer veće vrijednosti vode u situaciju da se, zapravo, koristi LOOCV metoda.

Nakon podjele podataka, određuje se arhitektura mreže. Arhitektura mreže podrazumijeva definisanje broja slojeva i broja neurona u svakom od slojeva. Preporuke nekih autora su da pri definisanju vještačke neuralne mreže nije potrebno uzimati više od dva skrivena sloja [5, 6, 7]. Mreže sa ovakvom arhitekturom su dale veoma pouzdane rezultate što potvrđuju mnogi teorijski rezultati i brojne simulacije u različitim inženjerskim oblastima. Međutim, teoretski rezultati pokazuju i da je jedan skriveni sloj dovoljan da bi mreža aproksimirala bilo koju kompleksnu nelinearnu funkciju sa dovoljnom tačnošću [8].

Uprkos velikom značaju, za odabir broja neurona trenutno ne postoji formula. Broj neurona treba da bude takav da omogući ispoljavanje najkorisnijih karakteristika koje imaju podaci. Veliki broj neurona dovodi do problema pretreniranja (overfitting), dok nedovoljan broj neurona vodi ka lošoj aproksimaciji zavisnosti između ulaznih i izlaznih veličina, tj. vodi ka problemu nedovoljnog treniranja (underfitting). Brojni autori su dali smjernice koje pomažu pri određivanju optimalnog broja neurona u skrivenom sloju, Tabela 6.3. [9].

Tabela 6.3 Preporuke za broj neurona u skrivenom sloju neuronske mreže

| | Broj neurona u skrivenom sloju | Autori |
|----|--|---|
| 1. | $N_H = \frac{1}{2} (N_i + N_o)$ | <i>B. D. Ripley: Statistical aspects of neural networks. In: Barndoff-Neilsen OE, Jensen JL, Kendall WS, editors. Networks and chaos-statistical and probabilistic aspects, London: Chapman & Hall, 1993.</i> |
| 2. | $N_H = \sqrt{(N_i + N_o)}$ | <i>I. Kaastra, M. Boyd: "Designing a neural network for forecasting", Neurocomputing, Vol.10, br. Issue 3, pp. 215-236, 1996.</i> |
| 3. | $N_H = 2 \times N_i$ | <i>I. Kanellopoulos, G. G. Wilkinson: "Strategies and best practice for neural network image classification", Int J Remote Sensing, Vol. 18, pp. 711-725, 1997.</i> |
| 4. | $N_H = \frac{2}{3} \times N_i + N_o$ | <i>J. Heaton: Introduction to Neural Networks for C#, Second Edition, Publisher: Heaton Research, Inc, 2008.</i> |
| 5. | $N_H = \frac{4 \times N_i + 3}{N_i^2 - 8}$ | <i>K. G. Sheela, S. N. Deepa: "Review on methods to fix number of hidden neurons in neural networks", Mathematical Problems in Engineering, Vol. 2013, 2013.</i> |

Za maksimalan broj neurona u skrivenom sloju postoje preporuke koje u određenoj mjeri rješavaju ovu nedoumicu. Nejednakosti koje preporučuju maksimalan broj neurona, N_H , su date u izrazima (1) [10] i (2) [11]. Savjetuje se prihvatanje manjeg od brojeva iz navedenih nejednakosti, u kojima je N_i broj ulaznih parametara i N_s broj uzoraka za treniranje.

$$N_H \leq 2 \times N_i + 1 \quad (1)$$

$$N_H \leq \frac{N_S}{N_i + 1} \quad (2)$$

Naredni korak je izbor odgovarajućeg modela za vršenje prognoze.

Nastojanje je da se definiše model sa što boljom mogućnošću generalizacije. Pod generalizacijom se podrazumijeva proces u kojem se znanje koje važi za neki skup slučajeva prenosi na neki njegov nadskup [12], tj. to je mogućnost modela da rezultira zadovoljavajućim veličinama, a na osnovu podataka koji mu nisu prezentovani u toku treniranja (validacioni skup). Validacioni skup se uvodi da bi se izbjegao problem pretreniranja (overfitting) ili odredile tačke zaustavljanja procesa obučavanja [13]. Podizanje nivoa generalizacije kod predikcije se može postići i uz pomoć postupka unakrsne validacije. Ovaj postupak se sprovodi na podacima iz skupa za testiranje.

Potrebno je razmatrati veći broj modela sa različitim karakteristikama u pogledu njegove strukture, a potom usvojiti onaj sa najboljim karakteristikama generisanja prediktivnog modela.

Na kraju, koriste se podaci koji su rezervisani za test skup i to za provjeru sposobnosti generalizacije modela. Pod generalizacijom se podrazumijeva proces u kojem se znanje koje važi za neki skup slučajeva prenosi na neki njegov nadskup, [14] tj. to je mogućnost modela da rezultira zadovoljavajućim veličinama a na osnovu podataka koji mu nisu prezentovani u toku treniranja. Ocjena sposobnosti generalizacije modela se kvantifikuje primjenom različitih kriterijuma.

6.2.2 Mjerenje performansi modela

U postupku definisanja modela sa što boljom generalizacijom vrši se mjerenje performansi. Mjera performansi predstavlja predviđanje tačnosti. Mjera tačnosti se često definiše preko greške predviđanja koja predstavlja razliku između stvarne (željene) i predviđene vrednosti. Postoji više takvih mjera tačnosti za predviđanje koje se susreću u literaturi. [12] [15] [16]

U disertaciji je korišćena metoda procenat prosječne apsolutne greške (mean absolute percentage error - MAPE).

Srednja apsolutna procentualna greška, poznata i kao srednji apsolutni procenat devijacije je mjera tačnosti prognoze data u procentima a računa se po formuli (1)

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{(Sv_i - Pv_i)}{Sv_i} \right| * 100\% \quad (1)$$

Ona predstavlja prosjek sume količnika, razlike između stvarne i prognozirane vrijednosti, i stvarne vrijednosti. Jasno je da se ovaj kriterijum ne može koristiti kada postoje stvarne vrijednosti koje su jednake nuli.

Ukoliko je devijacija između prognoziranih i očekivanih rezultata na trening i test skupu mala, može se reći da je postignuta zadovoljavajuća mogućnost generalizacije kod modela.

6.2.3 Formiranje prognoznog modela primjenom vještačkih neuralnih mreža

Prognozni model je izrađen u Python 3.7 softver package. Za rješavanje problema procjene koštanja korišten je višeslojni perceptron MLP. Ovaj tip vještačke neuralne mreže se, između ostalog, koristi za rješavanje problema regresije, kome pripada i procjena koštanja.

Najčešće korišćene aktivacione funkcije neurona u skrivenim slojevima su logistička sigmoidalna (logistic), tangens hiperbolični (tanh) i funkcija ispravljen linearnih jedinica (ReLU). Aktivaciona funkcija izlaznih neurona je uglavnom linearna. Shodno navedenim preporukama, a uzimajući u obzir broj podataka kao i njihove druge karakteristike, pri formiranju modela su se koristile, za skrivene neurone, funkcija ispravljen linearnih jedinica (ReLU) i tangens hiperbolični (Tanh), a za izlazne neurone, korištena funkcija Identity, Tabela 6.4.

Tabela 6.4 Aktivacione funkcije višeslojnog perceptrona modela vještačke neuralne mreže

| Funkcija | Oznaka | Objašnjenje | Domet |
|--|-------------------------------|--|----------------------|
| Identity | x | Koristi se samo u izlaznom sloju. | $(-\infty, +\infty)$ |
| Funkcija ispravljene linearne jedinice- Rectified Linear units | $\max(0, x)$ | Aktivacija neurona se proslijeđuje direktno kao izlaz ukoliko je pozitivna a ukoliko je negativna proslijeđuje se 0. Dokazano je da ima 6 puta bolju konvergenciju u odnosu na funkciju tangens hiperbolički | $(0, +\infty)$ |
| Tangens hiperbolički | $\frac{2}{(1 + e^{-2x})} - 1$ | Slična sigmoidalnoj funkciji, ali ima bolje performanse zbog simetrije koju ima. Idealno za MLP ANN modele, posebno za skrivene neurone. | $(-1, +1)$ |

Na osnovu definisanih ulaznih veličina i izlazne veličine i ostalih potrebnih parametara, formirani su modeli vještačkih neuralnih mreža - višeslojni perceptron (MLP). Broj slojeva je određen na osnovu preporuka iz literature. U svrhu određivanja optimalnog broja neurona u skrivenim slojevima, urađen je veliki broj mreža sa različitim brojem neurona. Početna struktura mreže se sastojala od 3 neurona. Broj neurona je postepeno povećavan i vršena je kontrola svake arhitekture mreže preko mjere performansi MAPE. Najveći broj skrivenih neurona koji je uzet u modelima je 13 a na osnovu izraza (1) i (2). Podešavanje parametara modela je vršeno treniranjem modela tj. kalibracijom. Kalibracija modela je postupak koji se ponavlja veliki broj puta radi iznalaženja optimalnih parametara modela, a to za posljedicu ima različite početne uslove modela.

6.2.3.1 Formiranje prognoznog modela za procjenu troškova izgradnje

U Tabeli 6.5 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom StandardScaler a aktivaciona funkcija ReLu.

Tabela 6.5 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža sa StandardScaler skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metoda mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 19.55 | 16.65 |
| 4 | 19.81 | 19.57 |
| 5 | 18.76 | 17.61 |
| 6 | 16.08 | 16.63 |
| 7 | 17.21 | 13.40 |
| 8 | 17.59 | 16.86 |
| 9 | 15.8 | 18.92 |
| 10 | 14.28 | 14.90 |
| 11 | 10.72 | 17.65 |
| 12 | 11.00 | 16.99 |
| 13 | 17.06 | 17.41 |

U Tabeli 6.6 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom StandardScalar a aktivaciona funkcija Tanh.

Tabela 6.6 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža sa StandardScalar skaliranjem sa aktivacionom funkcijom Tanh

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metoda mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 17.19 | 19,16 |
| 4 | 16.25 | 14,15 |
| 5 | 15.51 | 18,83 |
| 6 | 20.91 | 19,21 |
| 7 | 10.05 | 14,01 |
| 8 | 13.37 | 18,90 |
| 9 | 21.72 | 20,94 |
| 10 | 11.42 | 12,74 |
| 11 | 11.51 | 15,11 |
| 12 | 13.08 | 16,33 |
| 13 | 7.51 | 18,51 |

U Tabeli 6.7 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom Min-Max a aktivaciona funkcija Relu.

Tabela 6.7 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža sa Min-Max skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metoda mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 20,79 | 22,19 |
| 4 | 19,96 | 21,51 |
| 5 | 19,93 | 21,38 |
| 6 | 20,72 | 22,38 |
| 7 | 20,74 | 21,39 |
| 8 | 18,29 | 17,34 |
| 9 | 15,63 | 17,09 |
| 10 | 15,60 | 15,28 |
| 11 | 16,42 | 17,55 |
| 12 | 17,26 | 18,66 |
| 13 | 16,2 | 17,50 |

U Tabeli 6.8 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom Min-Max a aktivaciona funkcija Tanh.

Tabela 6.8 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža sa Min-Max skaliranjem sa aktivacionom funkcijom Tanh

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metoda mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 20,98 | 21,19 |
| 4 | 19,64 | 20,60 |
| 5 | 21,09 | 21,40 |
| 6 | 20,31 | 20,96 |
| 7 | 19,82 | 21,88 |
| 8 | 22,66 | 19,58 |
| 9 | 20,66 | 21,70 |
| 10 | 20,05 | 19,74 |
| 11 | 20,67 | 22,08 |
| 12 | 21,52 | 21,80 |
| 13 | 18,47 | 19,84 |

U Tabeli 6.9 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom StandardScalar a aktivaciona funkcija Relu. Kod ovih modela je urađena podjela podataka na trening, validacioni i test skup u odnosu 64%-20%-16%.

Tabela 6.9 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža (podjela na skupove 64%/20%/16%) sa StandardScalar skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metoda mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 18,66 | 17,04 |
| 4 | 15,27 | 16,49 |
| 5 | 16,31 | 16,19 |
| 6 | 17,22 | 17,30 |
| 7 | 16,14 | 17,20 |
| 8 | 17,38 | 12,55 |
| 9 | 16,36 | 14,45 |
| 10 | 16,42 | 16,37 |
| 11 | 14,21 | 15,99 |
| 12 | 15,36 | 12,79 |
| 13 | 19,5 | 14,44 |

U Tabeli 6.10 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom Min-Max aktivaciona funkcija Relu. Kod ovih modela je urađena podjela podataka na trening, validacioni i test skup u odnosu 64%-20%-16%.

Tabela 6.10 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža (podjela na skupove 64%/20%/16%) sa Min-Max skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metoda mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 20,09 | 20,14 |
| 4 | 21,63 | 17,95 |
| 5 | 20,79 | 16,70 |
| 6 | 19,36 | 20,10 |
| 7 | 19,96 | 18,22 |
| 8 | 19,54 | 21,04 |
| 9 | 20,60 | 17,57 |
| 10 | 17,51 | 19,37 |
| 11 | 18,23 | 17,52 |
| 12 | 16,02 | 18,71 |
| 13 | 19,18 | 18,71 |

U modelu u kome je podjela podataka urađena sa LOOCV, podaci su skalirani Min-Max postupkom aktivaciona funkcija Relu. Rezultati su dati u tabeli 6.11.

Tabela 6.11 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža (podjela LOOCV) sa Min-Max skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metoda mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 21,18 | 21,18 |
| 4 | 18,94 | 21,10 |
| 5 | 20,69 | 19,08 |
| 6 | 16,99 | 17,76 |
| 7 | 17,12 | 17,06 |
| 8 | 17,69 | 17,62 |
| 9 | 18,25 | 18,50 |
| 10 | 17,33 | 17,19 |
| 11 | 14,23 | 19,98 |
| 12 | 16,39 | 18,47 |
| 13 | 17,33 | 17,02 |

Sve neuralne mreže, NMC_i , za $i = 1, 2, \dots, 11$, imaju po 6 ulaznih i 1 izlaznu veličinu. U Tabeli 6.12 su prikazani modeli svih neuralnih mreža koji su dali najbolje rezultate tj, čija je vrijednost proračunatih mjera tačnosti najmanja.

Tabela 6.12 Modeli vještačkih neuralnih mreža sa najboljim rezultatima

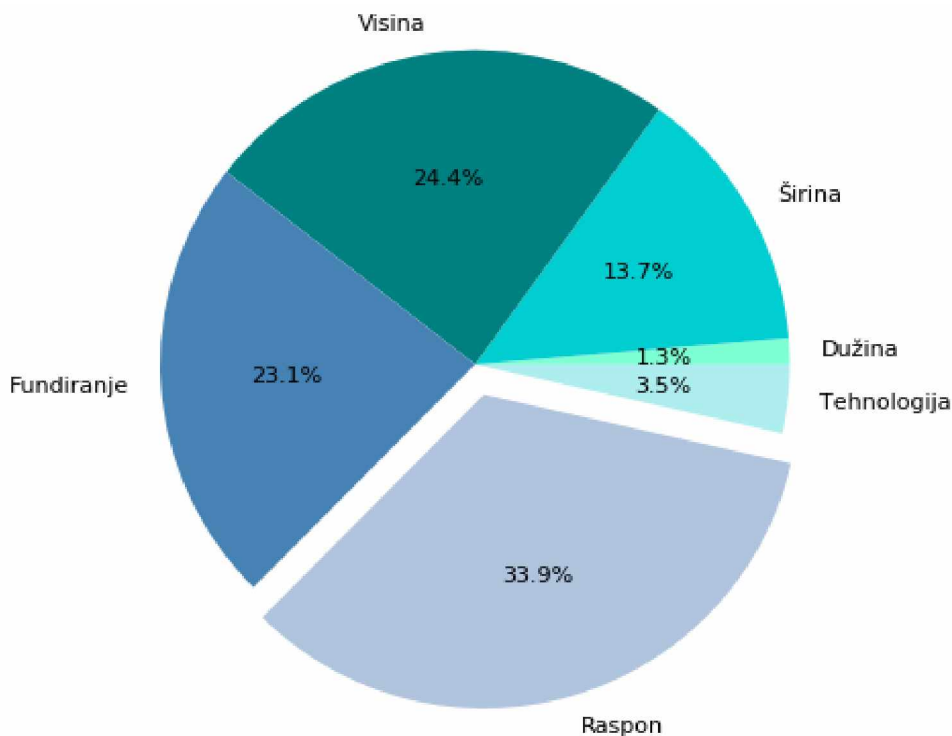
| Naziv modela | Karakteristike modela | MAPE Trening skup [%] | MAPE Test skup [%] |
|--------------|-----------------------|-----------------------|--------------------|
| NMC1 | MLP 6-3-1 | 19.55 | 16.65 |
| NMC2 | MLP 6-4-1 | 16.25 | 14,15 |
| NMC3 | MLP 6-5-1 | 16,31 | 16,19 |
| NMC4 | MLP 6-6-1 | 16.08 | 16.63 |
| NMC5 | MLP 6-7-1 | 17.21 | 13.40 |
| NMC6 | MLP 6-8-1 | 17,38 | 12,55 |
| NMC7 | MLP 6-9-1 | 16,36 | 14,45 |
| NMC8 | MLP 6-10-1 | 11.42 | 12,74 |
| NMC9 | MLP 6-11-1 | 11.51 | 15,11 |
| NMC10 | MLP 6-12-1 | 15,36 | 12,79 |
| NMC11 | MLP 6-13-1 | 19,5 | 14,44 |

Upoređujući predstavljene modele, jasno se vidi da model NMC6 ima najveću tačnost procjene izraženu preko MAPE, Tabela 6.13. U modelu NMC6 su definisna 3 sloja neurona, od kojih je jedan ulazni, jedan skriveni i jedan izlazni sloj. U skrivenom sloju se nalazi 8 neurona. Taj model je izabran za finalni model i na osnovu njega je definisan prognozni model za procjenu.

Tabela 6.13 Model vještačkih neuralnih mreža sa najvećom tačnošću izraženom preko MAPE

| Naziv modela | Karakteristike modela | MAPE [%] |
|--------------|-----------------------|----------|
| NMC6 | MLP 6-8-1 | 12,55 |

Činjenica je da ulazne veličine imaju različit nivo uticaja na procijenjene vrijednosti, Nivo uticaja određujemo sprovođenjem analize osjetljivosti. Ovo je metoda koja nam omogućava da definišemo uzročnopsljudični odnos između ulaznih i izlaznih veličina. Rezultati ove metode su prikazani na Dijagramu 6.1 tj, prikazan je uticaj svih šest ulaznih veličina na izlaznu veličinu.



Dijagram 6.1 Uticaj ulaznih veličina na cijenu izgradnje mosta

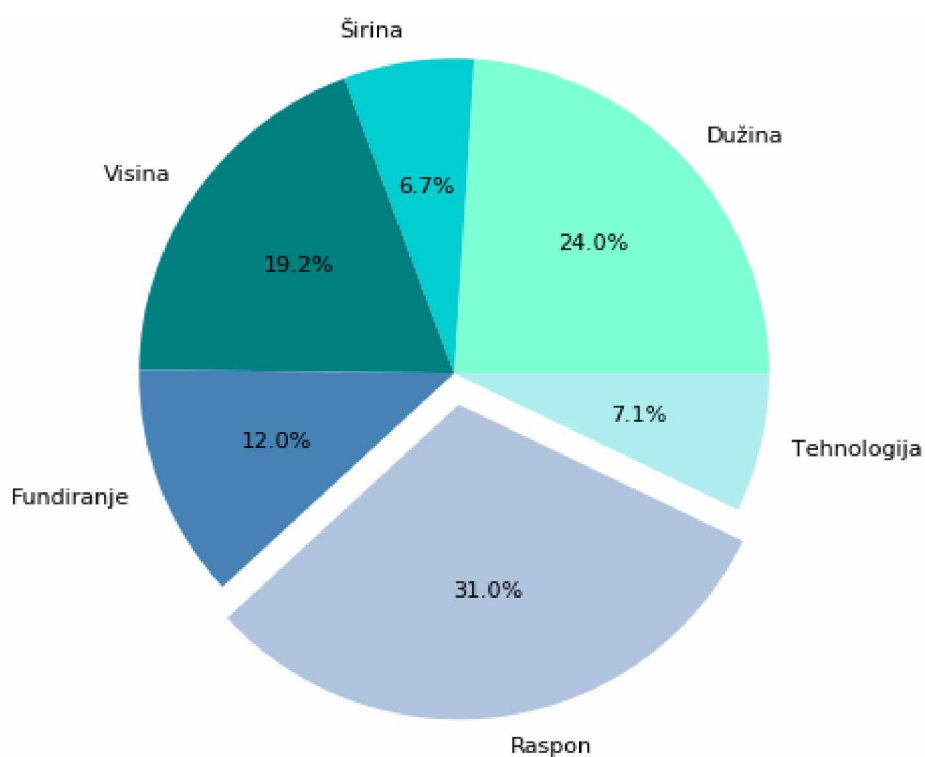
Sa ovog dijagrama se može očitati da je, ulazna veličina koja najviše utiče na cijenu mosta raspon konstrukcije sa 33,90%.

Uticaj tehnologije izvođenja na ukupnu cijenu je 3,5%. Pretpostavka je da je ovako mali procenat učešća tehnologije u ukupnoj cijeni posljedica veličina koje su dodijeljene ulaznoj promjenljivoj „tehnologija izvođenja“. Ova veličina je predstavljena kroz vrijednosti 0, u sličaju fiksne skele i 1 u slučaju pokretne skele. Vrijednosti 0 i 1 ne odražavaju ekvivalentnost stvarnog uticaja promjenljive na cijenu. U cilju poboljšanja prikaza uticaja ove promjenljive na izlaznu promjenljivu, izvršena je promjena vrijednosti ulazne promjenljive. Tehnologija izvođenja je posmatrana u odnosu na visinu stubova. U zavisnosti od visine stubova promjenljivoj su dodijeljene različite vrijednosti, Tabela 6.14.

Tabela 6.14 Vrijednost ulazne promjenljive „tehnologija građenja„ u zavisnosti od visine stubova

| Visina stubova (m) | Vrijednost ulazne promjenljive „tehnologija građenja“ |
|--------------------|---|
| 2,8-11,1 | 0,25 |
| 11,2-19,5 | 0,5 |
| 19,6-27,8 | 0,75 |
| 27,9-35,9 | 1,0 |

Nakon unošenja u model promijenjene veličine izvršena je analiza osjetljivosti a njeni rezultati su prikazani na Dijagramu 6.2. Na ovaj način je uticaj tehnologije izvođenja radova na ukupnu cijenu je povećan na 7,1%.



Dijagram 6.2 Uticaj ulaznih veličina na cijenu izgradnje mosta nakon promjene vrijednosti ulazne promjenljive „tehnologija građenja“

6.2.3.2 Formiranje prognoznog modela za procjenu utroška količina betona i armature za izgradnju

U disertaciji su definisani i prognozni modeli za procjenu utroška količina troškovno značajnih pozicija radova (betonski i armirački radovi).

Formirana su dva odvojena prognozna modela za procjenu utroška količine betona i armature primjenom višeslojnog perceptrona – MLP. Ulazne veličine su karakteristike mostova koje direktno utiču na troškovno značajne vrste radova. Izlazna veličina jednog modela je utrošak količine betona, a drugog utrošak količine armature. Broj slojeva u svim neuralnim mrežama koje su korišćene u procesu izrade prognoznog modela, određen je na osnovu preporuka iz literature. Optimalan broj neurona u skrivenim slojevima određen je eksperimentalno, tj, provjerom velikog broja mreža sa različitim brojem neurona. Broj neurona u mrežama je povećavan i vršena je kontrola rezultata.

Najveći broj skrivenih neurona u modelima je 13 a na osnovu izraza (1) i (2).

6.2.3.2.1 Formiranje prognoznog modela za procjenu utroška količine betona

U Tabeli 6.15 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom StandardScalar sa aktivacionom funkcijom Relu.

Tabela 6.15 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža sa StandardScalar skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 10,94 | 14,24 |
| 4 | 8,61 | 14,5 |
| 5 | 8,71 | 14,87 |
| 6 | 9,84 | 14,41 |
| 7 | 8,66 | 15,85 |
| 8 | 7,98 | 14,4 |
| 9 | 7,91 | 15,43 |
| 10 | 6,6 | 14,52 |
| 11 | 7,34 | 15,91 |
| 12 | 7,17 | 16,21 |
| 13 | 8,24 | 14,99 |

U Tabeli 6.16 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom StandardScalar sa aktivacionom funkcijom Tanh.

Tabela 6.16 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža sa StandardScalar skaliranjem sa aktivacionom funkcijom Tanh

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 11,5 | 9,64 |
| 4 | 11,46 | 8,58 |
| 5 | 10,57 | 9,88 |
| 6 | 11,02 | 8,79 |
| 7 | 11,32 | 8,59 |
| 8 | 11,67 | 9,59 |
| 9 | 10,99 | 10,53 |
| 10 | 11,11 | 10,82 |
| 11 | 13,61 | 12,12 |
| 12 | 12,44 | 10,17 |
| 13 | 10,38 | 12,09 |

U Tabeli 6.17 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom Min-Max sa aktivacionom funkcijom Relu.

Tabela 6.17 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža sa Min-Max skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 13,64 | 10,91 |
| 4 | 12,64 | 10,38 |
| 5 | 11,52 | 12,93 |
| 6 | 14,60 | 11,18 |
| 7 | 11,83 | 11,62 |
| 8 | 11,58 | 11,17 |
| 9 | 12,07 | 10,19 |
| 10 | 11,06 | 15,98 |
| 11 | 9,97 | 10,50 |
| 12 | 10,84 | 12,68 |
| 13 | 12,24 | 11,06 |

U Tabeli 6.18 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom Min-Max sa aktivacionom funkcijom Tanh.

Tabela 6.18 *Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža sa Min-Max skaliranjem sa aktivacionom funkcijom Tanh*

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 15,13 | 12,10 |
| 4 | 15,00 | 11,92 |
| 5 | 11,75 | 11,25 |
| 6 | 13,92 | 11,84 |
| 7 | 11,47 | 11,18 |
| 8 | 13,92 | 11,26 |
| 9 | 12,13 | 11,39 |
| 10 | 11,55 | 11,63 |
| 11 | 11,53 | 11,82 |
| 12 | 11,98 | 10,72 |
| 13 | 10,78 | 10,81 |

U Tabeli 6.19 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom StandardScalar sa aktivacionom funkcijom Relu. Kod ovih modela je urađena podjela podataka na trening, validacioni i test skup u odnosu 64%-20%-16%.

Tabela 6.19 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža (podjela na skupove 64%/20%/16%) sa StandardScalar skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 9,05 | 12,03 |
| 4 | 8,17 | 11,90 |
| 5 | 7,98 | 11,01 |
| 6 | 8,15 | 10,72 |
| 7 | 8,01 | 9,95 |
| 8 | 8,14 | 13,04 |
| 9 | 8,44 | 12,38 |
| 10 | 7,58 | 10,61 |
| 11 | 7,53 | 10,23 |
| 12 | 6,53 | 11,21 |
| 13 | 6,65 | 11,91 |

U Tabeli 6.20 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom Min-Max sa aktivacionom funkcijom Relu. Kod ovih modela je urađena podjela podataka na trening, validacioni i test skup u odnosu 64%-20%-16%.

Tabela 6.20 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža (podjela na skupove 64%/20%/16%) sa Min-Max skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 10,13 | 12,06 |
| 4 | 9,20 | 11,90 |
| 5 | 10,49 | 12,41 |
| 6 | 8,95 | 12,11 |
| 7 | 8,78 | 10,73 |
| 8 | 8,85 | 11,77 |
| 9 | 11,28 | 11,18 |
| 10 | 8,26 | 11,89 |
| 11 | 9,42 | 12,77 |
| 12 | 8,43 | 11,86 |
| 13 | 11,05 | 14,16 |

U modelu u kome je podjela podataka urađena sa LOOCV, podaci su skalirani Min-Max postupkom sa aktivacionom funkcijom Relu. Rezultati su dati u tabeli 6.21.

Tabela 6.21 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža (podjela LOOCV) sa Min-Max skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 10,71 | 11,25 |
| 4 | 12,18 | 12,65 |
| 5 | 11,33 | 11,19 |
| 6 | 13,32 | 13,32 |
| 7 | 10,47 | 10,08 |
| 8 | 10,91 | 12,09 |
| 9 | 11,73 | 11,49 |
| 10 | 11,57 | 11,47 |
| 11 | 11,25 | 9,85 |
| 12 | 11,15 | 13,60 |
| 13 | 11,28 | 9,91 |

Sve neuralne mreže, NMB_i , za $i = 1, 2, \dots, 11$, imaju po 6 ulaznih i 1 izlaznu veličinu. Nakon analize stepena tačnosti svih modela koji su kalibrirani, izvršen je odabir onih koji su imali najbolje performanse i njihov prikaz je dat u Tabeli 6.22.

Tabela 6.22 Modeli vještačkih neuralnih mreža sa najboljim rezultatima

| Naziv modela | Karakteristike modela | MAPE Trening skup [%] | MAPE Test skup [%] |
|--------------|-----------------------|-----------------------|--------------------|
| NMB1 | MLP 6-3-1 | 11,5 | 9,64 |
| NMB2 | MLP 6-4-1 | 11,46 | 8,58 |
| NMB3 | MLP 6-5-1 | 10,57 | 9,88 |
| NMB4 | MLP 6-6-1 | 11,02 | 8,79 |
| NMB5 | MLP 6-7-1 | 11,32 | 8,59 |
| NMB6 | MLP 6-8-1 | 11,67 | 9,59 |
| NMB7 | MLP 6-9-1 | 12,07 | 10,19 |
| NMB8 | MLP 6-10-1 | 7,58 | 10,61 |
| NMB9 | MLP 6-11-1 | 11,25 | 9,85 |
| NMB10 | MLP 6-12-1 | 12,44 | 10,17 |
| NMB11 | MLP 6-13-1 | 11,28 | 9,91 |

Model koji je pokazao najbolje performance po kriterijumu MAPE je model NMB2, Tabela 6.23. Arhitektura mreže se sastoji od 3 sloja neurona, od kojih je jedan ulazni, jedan skriveni i jedan izlazni sloj. U skrivenom sloju se nalaze 4 neurona. Taj model je izabran za finalni model i na osnovu njega je definisan prognozni model za procjenu utroška betona.

Tabela 6.23 Model vještačkih neuralnih mreža sa najvećom tačnošću po dva kriterijuma

| Naziv modela | Karakteristike modela | MAE | MSE | MAPE [%] |
|--------------|-----------------------|--------|--------|----------|
| NMB2 | MLP 6-4-1 | 0,0475 | 0,0052 | 8,58 |

6.2.3.2.2 Formiranje prognostnog modela za procjenu utroška količine armature

U Tabeli 6.24 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom StandardScalar sa aktivacionom funkcijom Relu.

Tabela 6.24 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža sa StandardScalar skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 18,93 | 24,72 |
| 4 | 19,01 | 23,17 |
| 5 | 18,85 | 20,74 |
| 6 | 18,33 | 23,52 |
| 7 | 17,4 | 17,36 |
| 8 | 19,94 | 18,86 |
| 9 | 16,74 | 21,2 |
| 10 | 15,89 | 24,08 |
| 11 | 17,01 | 29,3 |
| 12 | 14,49 | 29,88 |
| 13 | 12,08 | 29,64 |

U Tabeli 6.25 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom StandardScalar sa aktivacionom funkcijom Tanh.

Tabela 6.25 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža sa StandardScalar skaliranjem sa aktivacionom funkcijom Tanh

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 14,62 | 19,57 |
| 4 | 16,19 | 19,24 |
| 5 | 15,53 | 20,56 |
| 6 | 16,78 | 21,65 |
| 7 | 15,82 | 19,37 |
| 8 | 10,17 | 18,73 |
| 9 | 14,85 | 19,69 |
| 10 | 19,80 | 22,05 |
| 11 | 14,76 | 21,15 |
| 12 | 12,69 | 19,09 |
| 13 | 10,83 | 18,51 |

U Tabeli 6.26 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom Min-Max sa aktivacionom funkcijom Relu.

Tabela 6.26 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža sa Min-Max skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 19,18 | 19,39 |
| 4 | 19,81 | 20,46 |
| 5 | 23,76 | 18,10 |
| 6 | 19,44 | 19,08 |
| 7 | 18,28 | 19,03 |
| 8 | 17,96 | 21,79 |
| 9 | 18,45 | 19,64 |
| 10 | 18,05 | 19,88 |
| 11 | 16,91 | 20,99 |
| 12 | 20,02 | 20,11 |
| 13 | 21,29 | 20,82 |

U Tabeli 6.27 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom Min-Max sa aktivacionom funkcijom Tanh.

Tabela 6.27 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža sa Min-Max skaliranjem sa aktivacionom funkcijom Tanh

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 19,15 | 19,41 |
| 4 | 17,89 | 20,18 |
| 5 | 18,04 | 20,83 |
| 6 | 18,38 | 21,15 |
| 7 | 19,21 | 19,24 |
| 8 | 18,14 | 19,60 |
| 9 | 19,58 | 19,91 |
| 10 | 17,52 | 19,82 |
| 11 | 20,77 | 19,66 |
| 12 | 18,22 | 20,35 |
| 13 | 19,01 | 19,37 |

U Tabeli 6.28 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom StandardScalar sa aktivacionom funkcijom Relu. Kod ovih modela je urađena podjela podataka na trening, validacioni i test skup u odnosu 64%-20%-16%.

Tabela 6.28 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža (podjela na skupove 64%/20%/16%) sa StandardScalar skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 19,57 | 27,50 |
| 4 | 18,75 | 21,43 |
| 5 | 16,59 | 21,89 |
| 6 | 22,48 | 24,96 |
| 7 | 16,97 | 23,55 |
| 8 | 16,74 | 19,33 |
| 9 | 14,54 | 21,11 |
| 10 | 17,71 | 16,22 |
| 11 | 17,04 | 21,08 |
| 12 | 13,92 | 21,90 |
| 13 | 14,88 | 24,59 |

U Tabeli 6.29 su prikazane mjere performansi modela preko MAPE a za modele kod kojih je skaliranje podataka izvršeno postupkom Min-Max sa aktivacionom funkcijom Relu. Kod ovih modela je urađena podjela podataka na trening, validacioni i test skup u odnosu 64%-20%-16%.

Tabela 6.29 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža (podjela na skupove 64%/20%/16%) sa Min-Max skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 20,28 | 24,08 |
| 4 | 19,50 | 23,01 |
| 5 | 19,30 | 21,99 |
| 6 | 19,10 | 21,00 |
| 7 | 17,96 | 19,95 |
| 8 | 17,45 | 21,33 |
| 9 | 18,26 | 18,78 |
| 10 | 16,91 | 20,77 |
| 11 | 18,47 | 21,84 |
| 12 | 19,28 | 22,27 |
| 13 | 17,96 | 22,96 |

U modelu u kome je podjela podataka urađena sa LOOCV, podaci su skalirani Min-Max postupkom sa aktivacionom funkcijom Relu. Rezultati su dati u tabeli 6.30.

Tabela 6.30 Mjere performansi modela vještačkih neuralnih mreža (podjela LOOCV) sa Min-Max skaliranjem sa aktivacionom funkcijom ReLu

| Broj neurona u skrivenom sloju | Metode mjerenja performansi modela | |
|--------------------------------|------------------------------------|-----------|
| | MAPE | |
| | Trening skup | Test skup |
| 3 | 20,34 | 21,44 |
| 4 | 19,09 | 19,62 |
| 5 | 18,37 | 19,95 |
| 6 | 14,97 | 16,74 |
| 7 | 19,35 | 20,15 |
| 8 | 18,98 | 19,67 |
| 9 | 14,12 | 17,31 |
| 10 | 17,63 | 19,44 |
| 11 | 18,92 | 19,01 |
| 12 | 18,28 | 20,90 |
| 13 | 17,34 | 20,35 |

Sve neuralne mreže, NMA_i , za $i = 1, 2, \dots, 11$, imaju po 6 ulaznih i 1 izlaznu veličinu. Nakon sprovođenja postupka kalibracije tj. treniranja modela sa različitom arhitekturom, izdvojeni su modeli koji su imali najbolju ocjenu tačnosti predstavljenu kroz kriterijum MAPE. U Tabeli 6.31 su prikazani modeli sa najboljom ocjenom tačnosti na osnovu kriterijuma MAPE.

Tabela 6.31 Modeli vještačkih neuralnih mreža sa najboljim rezultatima


| Naziv modela | Karakteristike modela | MAPE Trening skup [%] | MAPE Test skup [%] |
|--------------|-----------------------|--------------------------|-----------------------|
| NMA1 | MLP 6-3-1 | 19,18 | 19,39 |
| NMA2 | MLP 6-4-1 | 16,19 | 19,24 |
| NMA3 | MLP 6-5-1 | 23,76 | 18,1 |
| NMA4 | MLP 6-6-1 | 14,97 | 16,74 |
| NMA5 | MLP 6-7-1 | 17,4 | 17,36 |
| NMA6 | MLP 6-8-1 | 10,17 | 18,73 |
| NMA7 | MLP 6-9-1 | 14,12 | 17,31 |
| NMA8 | MLP 6-10-1 | 17,71 | 16,22 |
| NMA9 | MLP 6-11-1 | 18,92 | 19,01 |
| NMA10 | MLP 6-12-1 | 12,69 | 19,09 |
| NMA11 | MLP 6-13-1 | 10,83 | 18,51 |

Model koji je pokazao najbolje performance po dva, od tri kriterijuma je model NMA8, Tabela 6.32. Arhitektura mreže se sastoji od 3 sloja neurona, od kojih je jedan ulazni, jedan skriveni i jedan izlazni sloj. U skrivenom sloju se nalazi 10 neurona. Taj model je izabran za finalni model i na osnovu njega je definisan prognozni model za procjenu utroška betona.

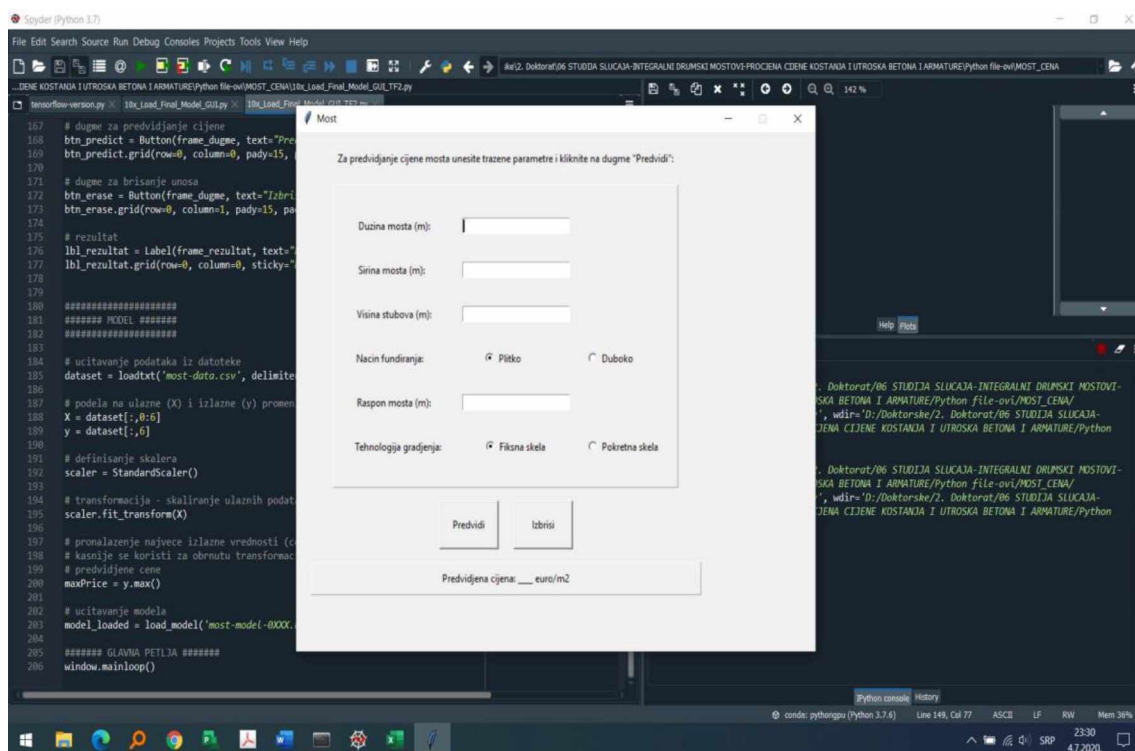
Tabela 6.32 Model vještačkih neuralnih mreža sa najvećom tačnošću po dva kriterijuma

| Naziv modela | Karakteristike modela | MAPE [%] |
|--------------|-----------------------|----------|
| NMA8 | MLP 6-10-1 | 16,22 |

6.3 REZULTATI ISTRAŽIVANJA

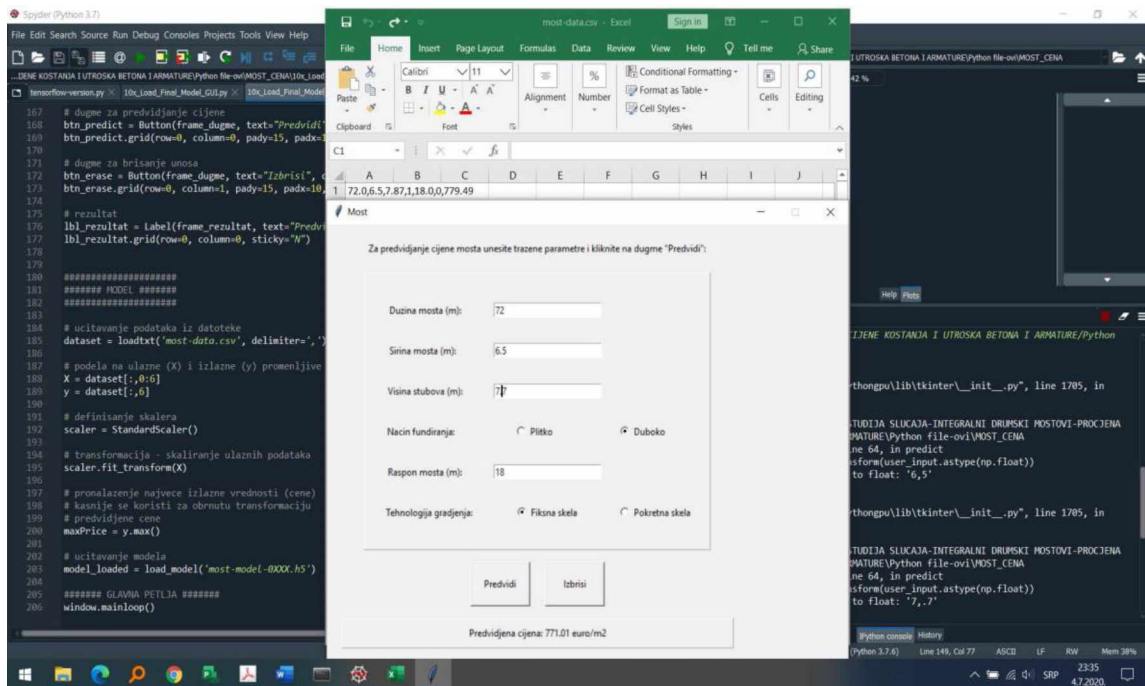
Prognozni model za procjenu troškova izgradnje integralnih drumskih mostova je formiran u softverskom paketu Python 3.7. Nakon analize neuralnih mreža različitih arhitektura, usvojena je ona sa najmanjom greškom i ista je upotrijebljena za formiranje prognoznog modela za procjenu troškova izgradnje. Prognozi model je formiran u okviru Load_Final_Model_GUI.py fajla. U ovaj fajl je učitana neuralna mreža sa najboljom mjerom performanse kroz komandu `model_loaded = load_model('naziv modela koji je imao najbolje performance')`. Model se pokreće aktiviranjem grafičkog interfejsa (GUI) ili direktno iz Python softvera klikom na ikonicu  („play“). Nakon pokretanja modela na ekranu se aktivira prozor koji je prikazan na slici 6.6. U određena polja prozora se unose tražene vrijednosti ulaznih promjenljivih. Ulazne promjenljive dužina mosta, širina mosta, visina stubova i raspon mosta su veličine koje su izražene u metrima. Decimalne vrijednosti ovih ulaznih promjenljivih upisuju se korišćenjem decimalne tačke. Unos podataka se vrši kretanjem u okviru prozora upotrebom tastera tab na tastaturi. Ulazna promjenljiva način fundiranja se u unosi u polje prozora koje se odnosi na fundiranje a na način što se čekira polje plitko ili duboko fundiranje u zavisnosti od toga koje je fundiranje primijenjeno kod mosta. Ulazna promjenljiva tehnologija građenja se unosi u polje prozora koje se odnosi na tehnologiju a na način što se čekira polje fiksna skela ili pokretna skela u zavisnosti od tog koja je skela upotrijebljena kod mosta.

Nakon unosa svih ulaznih promjenljivih klikom na dugme „Predvidi“ dobijamo procjenu koštanja izgradnje u €/m².




Slika 6.6 Grafički korisnički interfejs prognoznog modela za procjenu troškova izgradnje integralnih drumskih mostova u softverskom paketu Python 3.7

U slučaju mosta čije su karakteristike unijete i prikazane u okviru prozora na slici 6.7 predviđeno koštanje izgradnje je izračunato i dato na dnu prozora i iznosi 771,01 €/m². Tačna vrijednost cijene izgradnje po m² mosta se nalazi u csv.file-u koji je prikazan iznad prozora za unos podataka. U prvom redu ovog file-a je prikazana vrijednost 779,49 €/m².

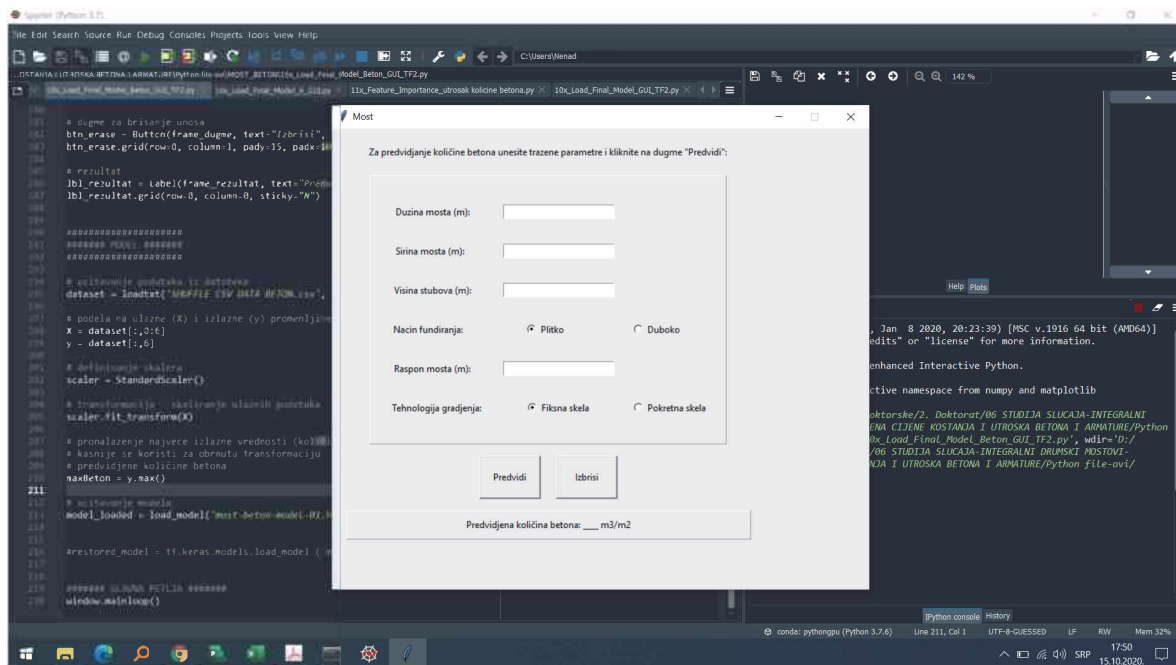


Slika 6.7 Grafički korisnički interfejs za unos podataka radi predviđanja cijene koštanja izgradnje integralnih drumskih mostova u softverskom paketu Python 3.7

Prognozni model za procjenu utroška betona kod izgradnje integralnih drumskih mostova je formiran u softverskom paketu Python 3.7. Nakon analize neuralnih mreža različitih arhitektura, usvojena je ona sa najmanjom greškom i ista je upotrijebljena za formiranje prognoznog modela za procjenu utroška betona. Prognozi model je formiran u okviru `Load_Final_Model_GUI.py` fajla. U ovaj fajl je učitana neuralna mreža sa najboljom mjerom performanse kroz komandu `model_loaded = load_model('naziv modela koji je imao najbolje performance')`. Model se pokreće aktiviranjem grafičkog interfejsa (GUI) ili direktno iz Python softvera klikom na ikonicu  („play“). Nakon pokretanja modela na ekranu se aktivira prozor koji je prikazan na slici 6.8. U određena polja prozora se unose tražene vrijednosti ulaznih promjenljivih. Ulazne promjenljive dužina mosta, širina mosta, visina stubova i raspon mosta su veličine koje su izražene u metrima. Decimalne vrijednosti ovih ulaznih promjenljivih upisuju se korišćenjem decimalne tačke. Unos podataka se vrši kretanjem u okviru prozora upotrebom tastera tab na tastaturi. Ulazna promjenljiva način fundiranja se u unosi u polje prozora koje se odnosi na fundiranje a na način što se čeka polje plitko ili duboko fundiranje u zavisnosti od toga koje je fundiranje primijenjeno kod mosta. Ulazna promjenljiva

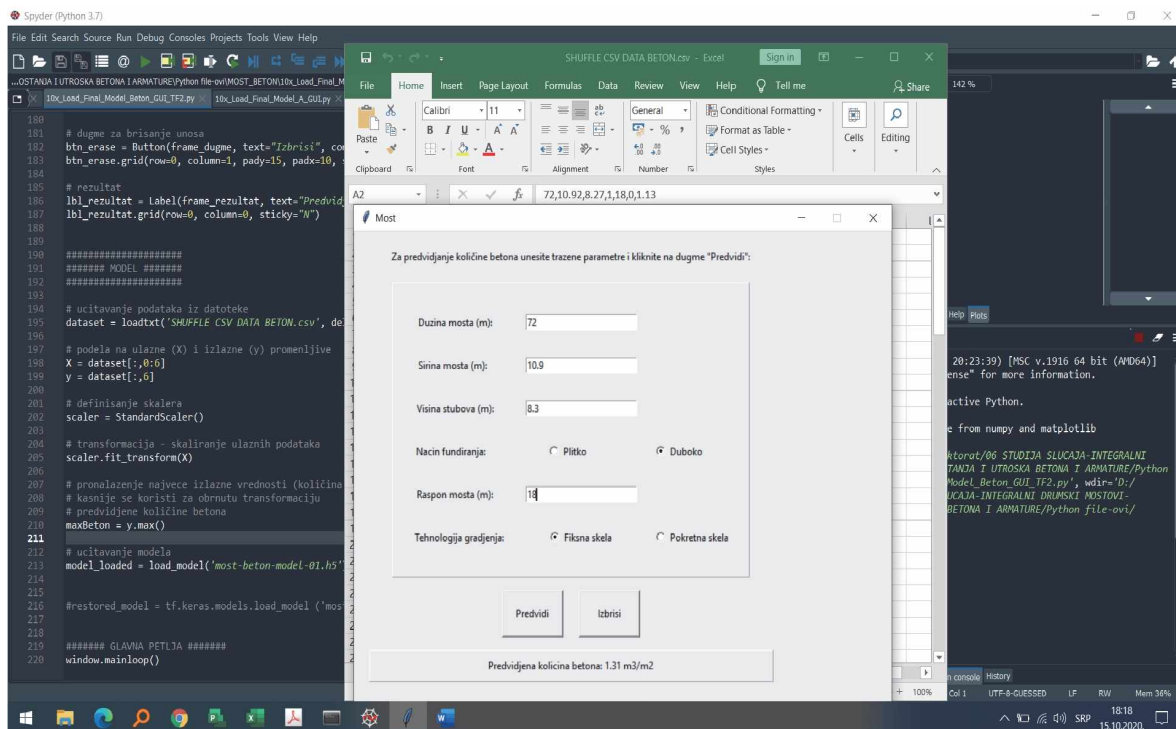
tehnologija građenja se unosi u polje prozora koje se odnosi na tehnologiju a na način što se čekira polje fiksna skela ili pokretna skela u zavisnosti od tog koja je skela upotrijebljena kod mosta.

Nakon unosa svih ulaznih promenljivih klikom na dugme „Predvidi“ dobijamo procjenu utroška količine betona kod izgradnje u m^3/m^2 površine mosta.




Slika 6.8 Grafički korisnički interfejs prognoznog modela za procjenu utroška betona kod izgradnje integralnih drumskih mostova u softverskom paketu Python 3.7

U slučaju mosta čije su karakteristike unijete i prikazane u okviru prozora na slici 6.9 predviđen utrošak količine betona kod izgradnje je izračunat i dat na dnu prozora i iznosi $1,31 \text{ m}^3/\text{m}^2$. Tačna vrijednost utrošene količine betona kod izgradnje po m^2 mosta se nalazi u csv.file-u koji je prikazan iznad prozora za unos podataka. U prvom redu ovog file-a je prikazan utrošak u iznosu od $1,13 \text{ m}^3/\text{m}^2$.

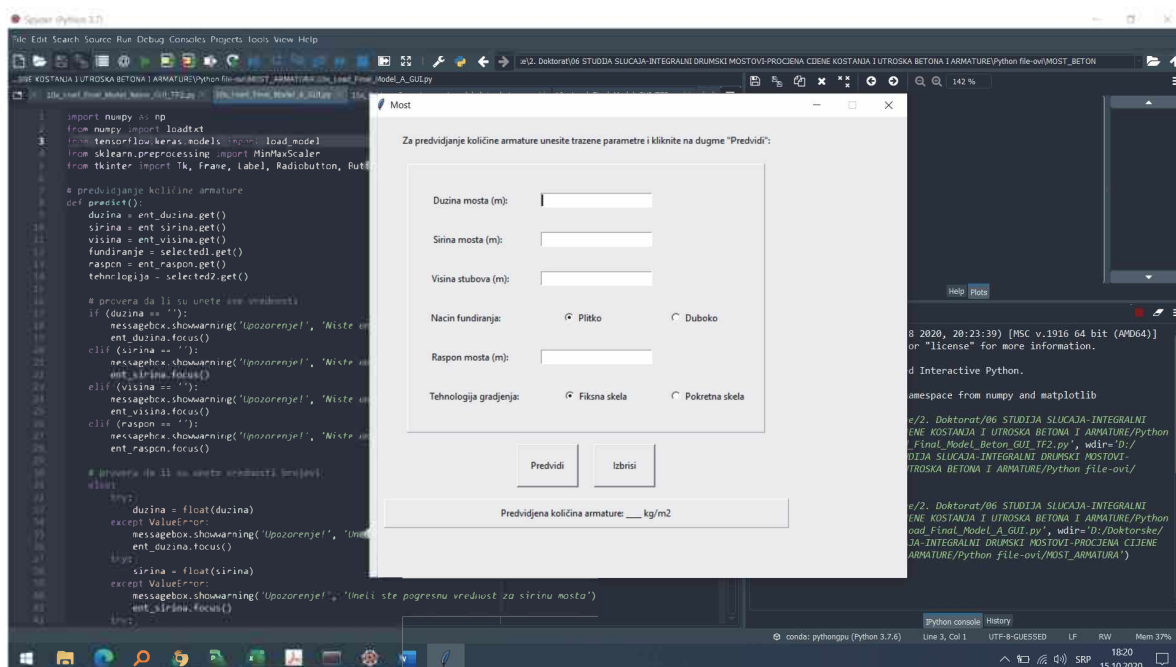


Slika 6.9 Grafički korisnički interfejs za unos podataka radi predviđanja utroška količine betona kod izgradnje integralnih drumskih mostova u softverskom paketu Python 3.7

Prognozni model za procjenu utroška armature kod izgradnje integralnih drumskih mostova je formiran u softverskom paketu Python 3.7. Nakon analize neuralnih mreža različitih arhitektura, usvojena je ona sa najmanjom greškom i ista je upotrijebljena za formiranje prognoznog modela za procjenu troškova izgradnje. Prognozi model je formiran u okviru Load_Final_Model_GUI.py fajla. U ovaj fajl je učitana neuralna mreža sa najboljom mjerom performanse kroz komandu `model_loaded = load_model('naziv modela koji je imao najbolje performance')`. Model se pokreće aktiviranjem grafičkog interfejsa (GUI) ili direktno iz Python softvera klikom na ikonicu  („play“). Nakon pokretanja modela na ekranu se aktivira prozor koji je prikazan na slici 6.10. U određena polja prozora se unose tražene vrijednosti ulaznih promjenljivih. Ulazne promjenljive dužina mosta, širina mosta, visina stubova i raspon mosta su veličine koje su izražene u metrima. Decimalne vrijednosti ovih ulaznih promjenljivih upisuju se korišćenjem decimalne tačke. Unos podataka se vrši kretanjem u okviru prozora upotrebom tastera tab na tastaturi. Ulazna promjenljiva način fundiranja se u unosi u polje prozora koje se odnosi na fundiranje a na način što se čeka polje plitko ili duboko fundiranje u

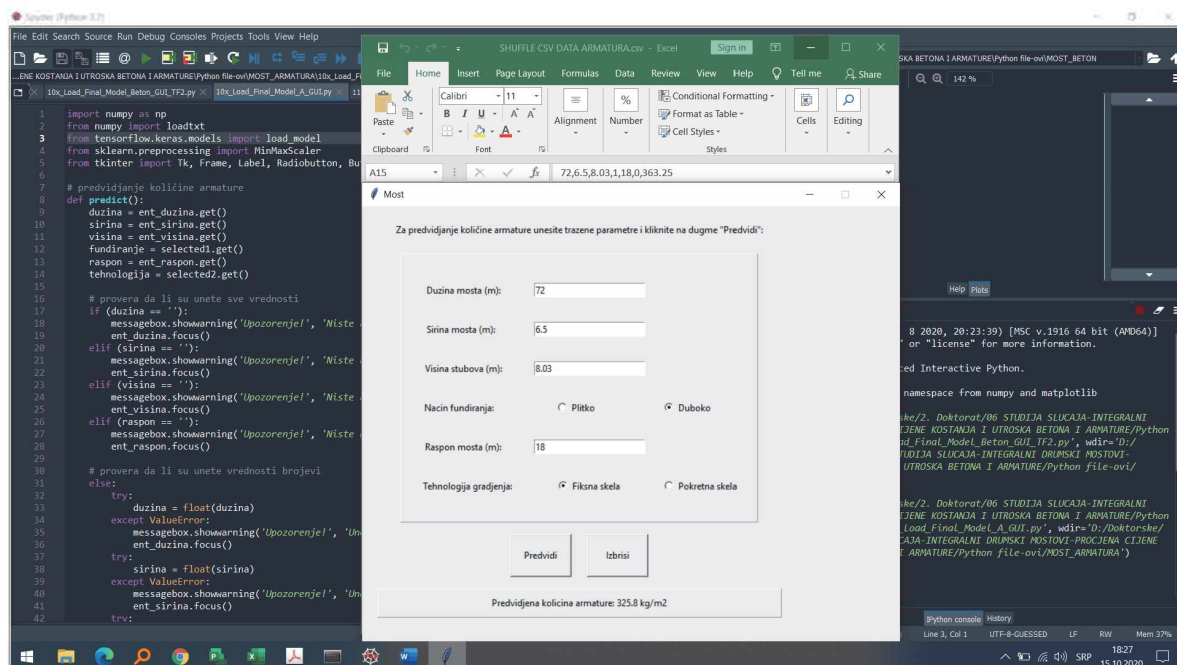
zavisnosti od toga koje je fundiranje primijenjeno kod mosta. Ulazna promjenljiva tehnologija građenja se unosi u polje prozora koje se odnosi na tehnologiju a na način što se čeka polje fiksna skela ili pokretna skela u zavisnosti od tog koja je skela upotrijebljena kod mosta.

Nakon unosa svih ulaznih promenljivih klikom na dugme „Predvidi“ dobijamo utrošak količine armature kod izgradnje u kg/m² površine mosta.



Slika 6.10 Grafički korisnički interfejs prognostnog modela za procjenu utroška armature kod izgradnje integralnih drumskih mostova u softverskom paketu Python 3.7

U slučaju mosta čije su karakteristike unijete i prikazane u okviru prozora na slici 6.11 predviđen utrošak količine armature kod izgradnje je izračunat i dat na dnu prozora i iznosi 325,80 kg/m². Tačna vrijednost utrošene količine betona kod izgradnje po m² mosta se nalazi u csv.file-u koji je prikazan iznad prozora za unos podataka. U prvom redu ovog file-a je prikazan utrošak u iznosu od 363,25 kg/m².



Slika 6.11 Grafički korisnički interfejs za unos podataka radi predviđanja utroška količine armature kod izgradnje integralnih drumskih mostova u softverskom paketu Python 3.7

LITERATURA:

1. C, Menn (1990): „Prestressed concrete bridges“, Basel-Boston-Berlin, Birkhauser Verlag,
2. Izvori: Cemex Crna Gora, Cemex Federacija BiH, Cijevna Komerc Podgorica, Letač Indija, Graditelj NS Novi Sad
3. Gichuhi, F,: *Percentage of cost breakdown between labour, materials and contractor profit in construction*, A4architect.com, Architects, Nairobi, Kenya, <https://www.a4architect.com/2013/04/percentage-of-cost-breakdown-between-labour-materials-and-contractor-profit-in-construction/>, <https://answers.angieslist.com/what-labor-percentage-cost-building-5000-sq-ft-home-q231700.aspx>, 2013
4. Brownlee, J,: *Machine Learning Mastery with Weka*, Machine learning mastery, Australija, (2016)
5. Heaton, J,: *Introduction to Neural Networks for C#, Second Edition*, Publisher: Heaton Research, Inc, 2008
6. Goodfellow, I,, Bengio, Y,, Courville, A,: *Deep learning (Adaptive Computation and Machine Learning series)*, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, (2016)
7. Reed, R, Marksll, R,: *Neural Smithing: Supervised Learning in Feedforward Artificial Neural Networks (A Bradford Book)*, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England (1999)
8. Cybenko, G,: *Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function*, Math, Control Signals Systems, 2 (1989), pp, 303-314
9. Kovačević, M,: *Model za prognozu i procenu troškova izgradnje armirano-betonskih drumskih mostova*, Doktorska disertacija, Građevinski fakultet Univerziteta u Beogradu, Beograd, 2018
10. Heaton, J,: *Introduction to Neural Networks for C#, Second Edition*, Publisher: Heaton Research, Inc, 2008
11. Kingston, G,B,: *Bayesian Artificial Neural Networks in Water Resources Engineering*, doctoral dissertation, University of Adelaide, Australia: School of Civil and Environmental Engineering, Faculty of Engineering, 2006

12. *Janičić, P., Nikolić, M.: Veštačka inteligencija, Matematički fakultet Univerziteta u Beogradu, Beograd, 2019*
13. *Simonović, M.: Primena veštačkih neuronskih mreža za kratkoročno predviđanje i analizu sistema daljinskog grejanja, Doktorska disertacija Mašinski fakultet Univerzitet u Nišu, Niš (2016)*
14. *Zhang, G., Patuwo, B.E., Hu, M.Y.: Forecasting with artificial neural networks: The state of the art, Graduate School of Management, Kent State University, Kent, Ohio, USA, (1997)*
15. *Shahin, M.A., Jaksa, M.B., Maier, H.R.: State of the Art of Artificial Neural Networks in Geotechnical Engineering, Electronic Journal of Geotechnical Engineering, 2008*
16. *Legate, D.R., McCabe, J. J.: Evaluating the use of "goodness-of-fit" measures in hydrologic and hydroclimatic model validation, Water Resources Research, Vol, 35, No, 1, pp, 233-241, 1999*

7. ZAKLJUČAK

Procjena troškova izgradnje mostova je sastavni dio kompleksne oblasti izgradnje mostova. U ranim fazama realizacije projekata količina raspoloživih podataka je nedovoljna za obavljanje detaljnih i u potpunosti preciznih prognoza. Uprkos tome, Investitori i na osnovu te količine podataka treba da donesu odluku o započinjanju (ili odustajanju) građenja integralnih drumskih mostova. U početnim fazama projekata ovakve odluke se donose uz činjenicu postojanja rizika i na osnovu predikcija koje imaju određen nivo pouzdanosti. U cilju smanjenja rizika u toku trajanja projekta, teži se prognozi sa što većim stepenom pouzdanosti.

Predmet istraživanja sprovedenog u okviru doktorske disertacije je formiraje sopstvenog modela za procjenu troškova izgradnje integralnih drumskih mostova sa visokom pouzdanošću.

Podaci su prikupljeni iz predmjera i predračuna Glavnih projekata integralnih drumskih mostova. Analizom tih podataka uočene su troškovno značajne pozicije radova i to su betonski i armirački radovi. Njihovo procentualno učešće u ukupnoj cijeni koštanja građenja je 77,3%. Od toga je procentualno učešće betonskih radova 44,1% a armiračkih radova 33,2%.

S obzirom na činjenicu da su betonski i armirački radovi troškovno značajne vrste radova, na početku istraživanja analizirana je zavisnost cijene koštanja od promjenljivih koje direktno utiču na troškovno značajne radove a to su: dužina mosta, širina mosta, visina stubova mosta, raspon mosta, tehnologija građenja i vrsta fundiranja.

Prognozni model za procjenu cijene koštanja integralnih drumskih mostova je urađen uz pomoć jedne od metoda vještačke inteligencije, vještačkih neuralnih mreža.

U disertaciji je izvršeno treniranje velikog broja neuralnih mreža sa različitim arhitekturama radi pronalaženja mreže sa najboljim rezultatima a u cilju definisanja prognoznih modela za procjenu koštanja i utrošaka betona i armature.

U postupku treniranja mreža kombinovane su i metode skaliranja podataka i tipovi aktivacionih funkcija skrivenih slojeva neurona.

Ulazne promjenljive modela za procjenu troškova izgradnje su: dužina mosta, širina mosta, visina stubova mosta, raspon mosta, tehnologija građenja i vrsta fundiranja.

Tokom istraživačkog procesa ulazna promjenljiva „tehnologija građenja“ je varirana. U prvoj iteraciji ona je imala vrijednosti 0 i 1 u zavisnosti od vrste skele. Ulaznoj promjenljivoj je dodjeljivana vrijednost 0 u slučaju fiksne skele a vrijednost 1 u slučaju pokretne skele. Nakon sprovođenja analize osjetljivosti modela na ulaznu promjenljivu „tehnologija građenja“ uočeno je da je zavisnost izlazne promjenljive „cijena koštanja“ manja od očekivane. To je razlog zbog koga se pristupilo drugoj iteraciji ali ovog puta sa drugim vrijednostima ulazne promjenljive. Za drugu iteraciju je „tehnologija građenja“ predstavljena u zavisnosti od visine stubova i pridružene su joj vrijednosti: 0; 0,25; 0,5; 0,75 i 1,0. Nakon druge iteracije ponovo je urađena analiza osjetljivosti. Ovog puta je za rezultat imala povećanje uticaja ulazne promjenljive „tehnologija građenja“ na cijenu koštanja i taj uticaj je 7,1%.

Analizom svih modela neuralnih mreža došlo se do modela koji je pokazao najbolje performanse. Model sa najvećom tačnošću je model čija se arhitektura sastoji od tri sloja (ulazni, skriveni i izlazni), i 8 neurona u skrivenom sloju (mreža označena sa NMC6). Mjera performansi ovog modela prikazana kroz MAPE iznosi 12,55%. Ovaj model je upotrijebljen za definisanje prognoznog modela za procjenu koštanja građenja integralnih drumskih mostova.

Uticaj ulaznih promjenljivih „visina stubova“, „dužina mosta“, „raspon mosta“ i „fundiranje“ nose oko 85% od cijene mosta. Na osnovu tog rezultata zaključujemo da se promjenljive ponašaju u skladu sa Pareto metodom. Uticaj promjenljivih „širina mosta“ i „tehnologija građenja“ je 15%.

Po analogiji ulaznih promjenljivih modela za procjenu koštanja, uzete su iste ulazne promjenljive za modele predikcije količina utrošaka betona i armature.

Model neuralnih mreža sa najmanjom greškom kod procjene utroška betona je model čija se arhitektura sastoji od tri sloja (ulazni, skriveni i izlazni), i 4 neurona u skrivenom sloju (mreža označena sa NMB2). Ovaj model je vrednovan preko srednje apsolutne procentualne greške. MAPE za ovaj model iznosi 8,58%. On je upotrijebljen za definisanje prognoznog modela za procjenu koštanja građenja integralnih drumskih mostova.

Najbolji rezultat, u slučaju procjene utroška armature, je pokazao model arhitekture od tri sloja (ulazni, skriveni i izlazni), i 10 neurona u skrivenom sloju (mreža označena sa NMA4). Njegova mjera performansi data kroz MAPE iznosi 16,22%.

Dobijeni rezultati su pokazali da je osnovna prednost neuralnih mreža njihova mogućnost da modeluju nelinearnost podataka.

Procentualno učešće troškovno značajnih pozicija radova (betonski i armirački radovi) u ukupnoj cijena koštanja građenja integralnih drumskih mostova je 77,3%. Model za prognozu cijene koštanja sa najvećom pouzdanošću je model koji ima grešku od 12,55%. Ovo u odnosu na ukupnu cijenu koštanja, a uzimajući u obzir procentualno učešće betona i armature, iznosi 16,24%, što u ranoj fazi procjene predstavlja visok nivo pouzdanosti.

Naučni doprinos istraživanja sprovedenog u okviru doktorske disertacije je:

- analiza rezultata dosadašnjih istraživanja,
- klasifikacija modela procjene troškova građenja,
- formiranje sopstvenog modela procjene troškova integralnih drumskih mostova kombinacijom dva poznata modela troškovno značajnih pozicija radova i ekspertskog sistema,
- prikupljanje i sistematizacija baze podataka,
- selektovanje troškovno značajnih pozicija radova iz prikupljenih podataka i
- analiza podataka i izrada prognoznog modela cijene koštanja.

Tokom izrade disertacije prikupljen je veliki broj dostupnih podataka i formirana baza integralnih drumskih mostova. Na ovoj bazi se i dalje mogu raditi različite vrste analiza.

U programskom paketu Python je napravljen softver sa korisničkim interfejsom (GUI - Graphical User Interface) za unos ulaznih promjenljivih. Nakon unošenja ulaznih promjenljivih i pokretanjem komande „predvidi“ dobijamo procjenu koštanja ili procjenu utrošaka betona i armature kod izgradnje integralnih drumskih mostova.

Ulazna hipoteza, da se korišćenjem metode bazirane na vještačkoj inteligenciji može modelovati procjena troškova i utrošaka količina betona i armature u izgradnji integralnih drumskih mostova sa visokom pouzdanošću a u ranim fazama razvoja projekta i na osnovu karakteristika mostova i dovoljno velike baze podataka, je potvrđena.

PREDLOG ZA BUDUĆA ISTRAŽIVANJA

Prognozni model je urađen na osnovu projektantskih cijena iz predmjera i predračuna Glavnih projekata mostova. To je razlog zbog koga model nije vremenski zavisen od ostalih rizika koji se mogu javiti tokom izvođenja radova. U cilju postizanja veće pouzdanosti, preporuka za buduća istraživanja je izrada modela za koje su podaci uzeti sa realizovanih projekata i to uz uslov da se adekvatno modeluje i vremenski okvir realizacije (inflatorna kretanja projekta).

Uticaj tehnologije građenja na cijenu koštanja a u zavisnosti od visine stubova i raspona mosta je potrebno detaljnije sagledati.

Buduća istraživanja treba da budu usmjerena na proširenje baze podataka radi dobijanja modela sa još većom pouzdanošću.

Ovim modelom je urađena procjena koštanja građenja ali bi za buduća istraživanja bilo uputno uzeti i parametre održavanja i eksploatacije radi stvaranja kompletnije slike tokom građenja i eksploatacije ovog tipa objekata.

Prognozni model je definisan korišćenjem jedne od metoda vještačke inteligencije – vještačkim neuralnim mrežama. Predlog za buduća istraživanja je definisanje modela drugim metodama koje mogu rješavati ove probleme. Nakon definisanja modela uz pomoć drugih metoda moguće je izvršiti uporednu analizu modela definisanih primjenom različitih metoda.

Izjava o autorstvu

Potpisana Željka Beljkaš

Broj indeksa/upisa 4/12

Izjavljujem

da je doktorska disertacija pod naslovom

PROGNOZNI MODEL ZA PROCJENU TROŠKOVA IZGRADNJE
INTEGRALNIH DRUMSKIH MOSTOVA

- rezultat sopstvenog istraživačkog rada,
- da predložena disertacija ni u cjelini ni u djelovima nije bila predložena za dobijanje bilo koje diplome prema studijskim programima drugih ustanova visokog obrazovanja,
- da su rezultati korektno navedeni, i
- da nijesam povrijedila autorska i druga prava intelektualne svojine koja pripadaju trećim licima.

U Podgorici, 08.07.2020.

Potpis doktoranda



Izjava o istovjetnosti štampane i elektronske verzije doktorskog rada

| | |
|----------------------|---|
| Ime i prezime autora | Željka Beljkaš |
| Broj indeksa/upisa | 4/12 |
| Studijski program | Građevinarstvo |
| Naslov rada | Prognozni model za procjenu troškova izgradnje integralnih drumskih mostova |
| Mentor | Prof.dr Miloš Knežević, dipl. inž. građ. |
| Potpisana | mr Željka Beljkaš, dipl. inž. građ. |

Izjavljujem da je štampana verzija mog doktorskog rada istovjetna elektronskoj verziji koju sam predala za objavljivanje u Digitalni arhiv Univerziteta Crne Gore.

Istovremeno izjavljujem da dozvoljavam objavljivanje mojih ličnih podataka u vezi sa dobijanjem akademskog naziva doktora nauka, kao što su ime i prezime, godina i mjesto rođenja, naziv disertacije i datum odbrane rada.

U Podgorici, 08.07.2020.

Potpis doktoranda



IZJAVA O KORIŠĆENJU

Ovlašćujem Univerzitetsku biblioteku da u Digitalni arhiv Univerziteta Crne Gore pohrani moju doktorsku disertaciju pod naslovom:

PROGNOZNI MODEL ZA PROCJENU TROŠKOVA IZGRADNJE
INTEGRALNIH DRUMSKIH MOSTOVA

koja je moje autorsko djelo.

Disertaciju sa svim prilogima predala sam u elektronskom formatu pogodnom za trajno arhiviranje.

Moju doktorsku disertaciju pohranjenu u Digitalni arhiv Univerziteta Crne Gore mogu da koriste svi koji poštuju odredbe sadržane u odabranom tipu licence Kreativne zajednice (Creative Commons) za koju sam se odlučio/la.

1. Autorstvo

☒ 2. Autorstvo – nekomercijalno

3. Autorstvo – nekomercijalno – bez prerade

4. Autorstvo – nekomercijalno – dijeliti pod istim uslovima

5. Autorstvo – bez prerade

6. Autorstvo – dijeliti pod istim uslovima

U Podgorici, 08.07.2020.

Potpis doktoranda