

PREDIKCIJA SNAGE SIGNALA U LTE MREŽAMA PRIMENOM MAŠINSKOG UČENJA

Ivana Stefanović¹, Valentina Radojičić²

¹Akademija tehničko-umetničkih strukovnih studija Beograd – Odsek Visoka škola
elektrotehnike i računarstva, ivanas@viser.edu.rs

²Univerzitet u Beogradu - Saobraćajni fakultet, valentin@sf.bg.ac.rs

Rezime: *Upotreba mašinskog učenja za predikciju snage signala i propagacionih gubitaka u okviru bežičnih komunikacionih sistema je sve češća. Brojna istraživanja pokazuju da modeli mašinskog učenja omogućavaju znatno veću preciznost u poređenju sa klasičnim empirijskim propagacionim modelima. U okviru ovog rada izvršen je veći broj merenja različitih parametara u okviru LTE mreže, na dve trase sa sličnom topologijom terena i stepenom urbanosti. Rezultati merenja su iskorišćeni za obučavanje različitih regresionih modela mašinskog učenja radi predikcije snage signala na prijemu. Skup podataka koji je korišćen za predikciju sadrži samo 5 atributa. Rezultati najboljeg modela ukazuju na to da se izmerene vrednosti sa jedne lokacije mogu iskoristiti za predikciju snage signala u LTE mrežama na drugoj, sličnoj, lokaciji.*

Ključne reči: *LTE, RSSI, propagacioni gubici, mašinsko učenje, predikcija*

1. Uvod

Mobilni operatori, regulatorna tela i agencije sprovode merenja snage signala na terenu radi ispitivanja performansi mreže. Dostupnost podataka ove vrste predstavlja ograničavajući faktor za istraživanja. Poslednjih godina razvijen je značajan broj aplikacija koje omogućavaju merenja na terenu pomoću pametnih telefona. Ranije je za merenje bila potrebna specijalizovana oprema, pri čemu je fizička postavka opreme ograničavala metodologiju istraživanja. Upotrebom aplikacija omogućeno je kreiranje *big data* skupova podataka sa različitim performansama mobilne mreže.

Merenja na otvorenom se obično sprovode iz vozila (*drive test*) ili pešice (*walk test*). Istraživači se češće odlučuju za pristup koji obuhvata merenja iz vozila, obično automobila, ali i iz drugih prevoznih sredstava. Odabir trase i metodologija merenja predstavlja prvi korak u okviru istraživanja. U okviru ovog istraživanja merenja su vršena pešice na dve slične lokacije u urbanom okruženju. Na svakoj lokaciji urađeno je po 10 merenja, zbog kraćih trasa i niže GPS tačnosti. Za predikciju snage signala na prijemu koristi se 5 atributa. To su rastojanje između predajnika i prijemnika, razlika visine između predajnika i prijemnika, azimut i ugao elevacije između predajnika i prijemnika, kao i frekvencija. Navedene promenljive predstavljaju kombinaciju promenljivih koje se koriste u okviru empirijskih i determinističkih propagacionih modela. Parametri

rastojanje i relativna visina između predajnika i prijemnika odgovaraju empirijskim modelima, dok azimut i elevacija spadaju u parametre koji se koriste u okviru determinističkih modela. Ugaona geometrija se sve češće koristi u okviru bežičnih komunikacionih sistema. Upotreba azimuta i elevacije naročito je izražena prilikom pozicioniranja u okviru WiFi mreže. Uzimajući u obzir značaj sektorisanja i *beamforming*-a u okviru 5G mreža upotreba azimuta i elevacije je sve češća prilikom procene propagacionih gubitaka u okviru mobilne mreže. Upotrebom navedenih parametara eliminiše se potreba za korišćenjem dodatnih izvora podataka. Svi parametri su poznati i dostupni mobilnim operatorima. Priprema podataka je jednostavna, a male dimenzije skupa podataka skraćuju vreme koje je potrebno za izvršenje modela i čine model pogodnim za testiranje.

U većini istraživanja prilikom predikcije koristi se jedan skup podataka koji sadrži objedinjene rezultate svih merenja. Deo podataka koristi se za treniranje modela, dok se drugi deo podataka koristi za testiranje modela. Ono što je specifično za ovo istraživanje je korišćenje dva zasebna skupa podataka za testiranje i treniranje modela. Rezultati merenja sa jedne trase korišćeni su za treniranje modela, dok su rezultati merenja sa druge trase korišćeni za testiranje modela. Cilj istraživanja je da se utvrdi da li se rezultati merenja sa jedne lokacije mogu iskoristiti za predikciju snage signala u LTE mrežama, na drugoj lokaciji sa sličnom topologijom terena i stepenom urbanosti.

Rad je struktuiran u pet poglavlja. Posle uvodnog dela, dat je pregled literature koji obuhvata relevantne radove iz razmatrane oblasti. U trećoj sekciji opisane su sve faze istraživanja. Rezultati prediktivne analize prikazani su u sekciji četiri. Na kraju rada, sumirani su rezultati istraživanja

2. Pregled literature

Jedna grupa radova, u koju spadaju radovi [1-3], fokusira se isključivo na merenje i poređenje mrežnih performansi, poput brzine prenosa podataka, različitih mobilnih operatora. Druga grupa radova, [4-11], obuhvata rezultate merenja koji se koriste za predikciju snage signala na prijemu i/ili propagacionih gubitaka. Pojedini radovi, poput [4], koriste tradicionalne empirijske propagacione modele, dok sve veći broj radova [5-11] za predikciju koristi mašinsko učenje. Prilikom predikcije koriste se različiti pristupi, uključujući regresione i klasifikacione modele i neuronske mreže.

Sa aspekta metodologije merenja, pregledom literature uočena su dva pristupa. Prvi pristup obuhvata veći broj merenja na istoj trasi. U radu [4] merenja su vršena na istoj trasi dva puta dnevno, tokom vremenskog perioda od čak 6 meseci. U okviru drugog pristupa izbegava se ponavljanje merenja na istoj trasi. Autori u [1] naglašavaju da je trasa odabrana tako da se minimizuje broj ponovljenih merenja. Prilikom odabire trase autori se takođe odlučuju za dva pristupa koji podrazumevaju merenja u jednoj zoni sa sličnom topologijom terena i stepenom urbanosti, odnosno za merenja u različitim zonama koje obično obuhvataju urbano, suburbano i ruralno okruženje.

Takođe, pregledom literature uočen je širok spektar različitih parametara koji se koriste za predikciju. Pojedini ulazni atributi, poput rastojanja između predajnika i prijemnika, su zajednički u većini istraživanja, dok se ostali atributi koji se koriste za predikciju međusobno razlikuju. Sve veći broj modela prilikom predikcije koristi podatke o topologiji terena koji obično podrazumevaju korišćenje različitih izvora prilikom prikupljanja podataka, što rezultuje zahtevnijom pripremom podataka. U radu [5] pored rastojanja i relativne visine između predajnika i prijemnika, kao ulazni atributi koriste se i parametri koje se odnose na relativnu visinu terena i prepreka, odnosno zgrada. Takođe,

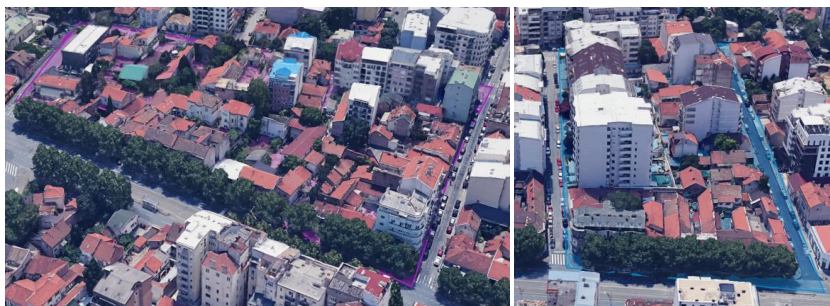
za svaku instancu merenja radi se provera da li postoji linija optičke vidljivosti između predajnika i prijemnika. Za predikciju propagacionih gubitaka koriste se različiti regresioni i klasifikacioni modeli. Slični ulazni parametri, bez provere linije optičke vidljivosti, koriste se i u [7] pri čemu se autori fokusiraju na optimizaciju hiperparametara različitih modela primenom neuronskih mreža. U slučaju radova [5] i [7] neophodno je korišćenje dodatnih izvora podataka radi pribavljanja dodatnih informacija o okruženju. Ovakav pristup produžava proces pripreme podataka i podrazumeva korišćenje novih ulaznih podataka svaki put kada se vrši testiranje modela, što bi naročito došlo do izražaja prilikom testiranja različitih položaja baznih stanica. Provera linije optičke vidljivosti vrši se i u okviru rada [8]. U radu [6] autori za procenu parametara okruženja koriste satelitske slike i duboke neuronske mreže kako bi numerički odredili različite karakteristike okruženja. Na ovaj način dobijaju se detaljne informacije o okruženja koje nije potrebno pribavljati svaki put prilikom testiranja različitih položaja baznih stanica. Prilikom predikcije u [6] koriste se tri različite mreže, što značajno uvećava kompleksnost sistema. Pri tome, druga mreža koja je zadužena za obradu satelitskih slika, za svaku instancu merenja formira podmatricu dimenzija 256x256. Novi alat za procenu pokrivenosti koji se bazira na upotrebi *Random Forest* algoritma za predikciju snage signala na prijemu, predložen je u [9]. Pored rastojanja, azimuta i elevacije, prilikom predikcije koriste se i drugi parametri, koji uključuju tip okruženja i liniju optičke vidljivosti. Autori u [10] za predikciju snage signala koriste još veći broj ulaznih parametara koji pored prosečne visine prepreka uključuju i visinu i udaljenost od najviše prepreke. Sa druge strane, autori u [11] za predikciju propagacionih gubitaka koriste isključivo 4 promenljive koje uključuju frekvenciju, rastojanje između predajnika i prijemnika, visinu predajne i prijemne antene, ukazujući na značaj smanjenja broja promenljivih koje se koriste za predikciju. Promenljive koje su odabrane za predikciju u radu [11] odgovaraju promenljivima koje se koriste u okviru klasičnih empirijskih propagacionih modela, dok promenljive u radovima [5-10] više odgovaraju determinističkim modelima kod kojih se u obzir uzima topologija terena.

3. Metodologija

U okviru ovog rada vrši se predikcija snage signala na prijemu u okviru LTE mreže. Prva faza istraživanja obuhvata merenja i pripremu podataka za proces mašinskog učenja. Treniranje i testiranje različitih regresionih modela mašinskog učenja najpre je sprovedeno na jednom skupu podataka, radi poređenja performansi sa modelima u okviru drugih istraživanja. Nakon podešavanja hiperparametara različitih modela, model sa najboljim performansama iskorišćen je za predikciju RSSI (*Received Signal Strength Indicator*) pri čemu su za treniranje i testiranje korišćena dva zasebna skupa podataka.

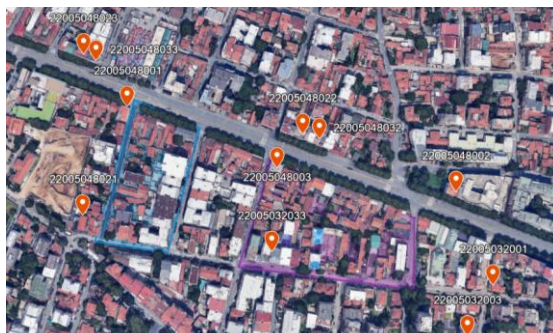
3.1. Merenje i priprema podataka

Merenja su izvršena na 2 trase dužine 644 m (Trasa 1) i 521 m (Trasa 2). Trase su odabrane tako da je topologija terena i stepen urbanosti sličan, kao što se može videti na Slici 1.



Slika 1. Mape sa prikazom trasa merenja (Trasa 1 i Trasa 2)

Na svakoj trasi urađeno je 10 merenja. Trase su odabrane tako da prilikom merenja nema prelaska ulica i dodatnih zadržavanja. Brzina kretanja prijemnika tokom merenja je približno konstantna i iznosi 2.34 km/h za Trasu 1, odnosno 2.39 km/h za Trasu 2. Na Trasi 1 detektovan je signal sa 9 različitih baznih stanica, dok je na Trasi 2 detektovan signal sa 10 baznih stanica. Na Slici 2 dat je grafički prikaz mape sa naznačenim trasama i lokacijama baznih stanica.



Slika 2. Mapa sa prikazom lokacija baznih stanica

U okviru ovog rada za merenje korišćena je *G Net Track* aplikacija, koja je korišćena i za prikupljanje podataka u radovima [1-3]. *G Net Track* aplikacija omogućava merenje na otvorenom, kao i merenja u zatvorenom prostoru. Pored podataka o kvalitetu signala i brzini prenosa aplikacija omogućava i prikupljanje lokacijskih informacija. Za potrebe rada izdvojeni su sledeći atributi:

- *Timestamp* – datum i vreme kada je izvršeno merenje;
- *Operator* – kod operatora;
- *LAC (Location Area Code)* – kod lokalne oblasti;
- *CellID* – ID bazne stanice;
- *NetworkTech* – mrežna tehnologija;
- *Longitude* i *Latitude* – koordinate prijemnika (geografska dužina i širina) u stepenima;
- *Height* – nadmorska visina na kojoj se nalazi prijemnik u *m*;
- *Ground* – visina iznad zemlje na kojoj se nalazi prijemnik u *m*;
- *LongitudeBS* i *LatitudeBS* – koordinate bazne stanice (geografska dužina i širina) u stepenima;

- *GPSSAcc* – GPS tačnost u *m*;
- *RSSI (Received Signal Strength Indicator)* – nivo snage signala na prijemu u *dBm*;
- *Speed* – brzina kretanja prijemnika u *km/h* i
- *Frequency* – frekvencija na kojoj se emituje signal u *MHz*.

Prilikom merenja detektovan je signal isključivo u okviru LTE mreže, pri čemu je mobilni operator A1 Srbija. Parametri *Operator*, *LAC* i *CellID* se koriste za identifikaciju bazne stanice. Pored informacija o lokaciji prijemnika dostupne su i lokacijske informacije o baznim stanicama. Prilikom pripreme podataka uočena je neusaglašenost između koordinata istih baznih stanica. Uočena odstupanja koordinata posledica su promene tačnosti pozicioniranja prilikom merenja. Ovo su podaci koji su poznati mobilnim operatorima, ali ne i široj javnosti. Pojedina istraživanja, poput [12] ukazuju na ovaj problem i koriste *crowdsourced* skupove podataka radi određivanja lokacija baznih stanica. U okviru ovog rada za određivanje tačnih koordinata baznih stanica korišćena je *OpenCell* aplikacija koja sadrži najveći otvoreni skup podataka o baznim stanicama. Na osnovu prikupljenih podataka izvršena je korekcija koordinata baznih stanica. Takođe, registar evidentiranih radio-stanica u javnoj mobilnoj elektronskoj komunikacionoj mreži ne sadrži podatak o visini bazne stanice iznad zemlje. Visina bazne stanice iznad zemlje je procenjena pomoću *Google Earth Pro* mapa. Skup podataka je dopunjen sa atributom *GroundBS* koji odgovara visini bazne stanice iznad zemlje, kao i atributom *HeightBS* koji predstavlja nadmorsku visinu.

Kako su merenja sprovedena u urbanoj sredini, propagacija signala po višestrukim putanjama rezultuje smanjenom tačnošću pozicioniranja. Na pojedinim delovima trasa, poput ulice Bulevar kralja Aleksandra, ovaj efekat je izraženiji. Za svaku instancu merenja izvršena je provera koordinata prijemnika, kao i korekcija koordinata po potrebi radi smanjenja greške pozicioniranja. Pojedine instance kod kojih je zabeležena izuzetno niska GPS preciznost pozicioniranja su uklonjene iz skupa podataka. Nakon pripreme podataka konačan broj instanci za Trasu 1 iznosi 455, odnosno 306 instanci za Trasu 2.

Atributi koji su korišćeni za predikciju RSSI u okviru ovog rada su rastojanje, relativna visina, azimut i elevacija između bazne stanice i prijemnika, kao i frekvencija. Za procenu rastojanja između bazne stanice i prijemnika korišćena je Heversine formula koja je definisana izrazom (1)

$$d = 2 \cdot R \cdot \arcsin \sqrt{\sin^2 \left(\frac{\varphi_1 - \varphi_2}{2} \right) + \cos \varphi_1 \cdot \cos \left(\varphi_2 \cdot \sin^2 \left(\frac{\lambda_1 - \lambda_2}{2} \right) \right)} \quad (1)$$

gde su: R – poluprečnik Zemlje, koji iznosi 6371000 m; φ_1, λ_1 – koordinate prijemnika (geografska širina i dužina) u stepenima; φ_2, λ_2 – koordinate bazne stanice (geografska širina i dužina) u stepenima.

Relativna visina između bazne stanice i prijemnika predstavlja razliku između visine bazne stanice i prijemnika i određuje se pomoću formule (2)

$$h_{eff} = h_2 - h_1 = (h_{BSa} + h_{BSg}) - (h_{Rxa} + h_{Rxg}). \quad (2)$$

Prilikom određivanja relativne visine u obzir se uzima nadmorsku visinu i visinu predajnika, odnosno prijemnika, iznad zemlje. Za određivanje azimuta koji predstavlja vertikalno ugaono rastojanje između prijemnika i bazne stanice korišćena je formula (3)

$$\varphi = 2 \cdot \operatorname{atan} 2(\sqrt{a}, \sqrt{1-a}), \quad (3)$$

gde je a definisano izrazom (4)

$$a = \sin^2 \left(\frac{\varphi_1 - \varphi_2}{2} \right) + \cos \varphi_1 \cdot \cos \left(\varphi_2 \cdot \sin^2 \left(\frac{\lambda_1 - \lambda_2}{2} \right) \right). \quad (4)$$

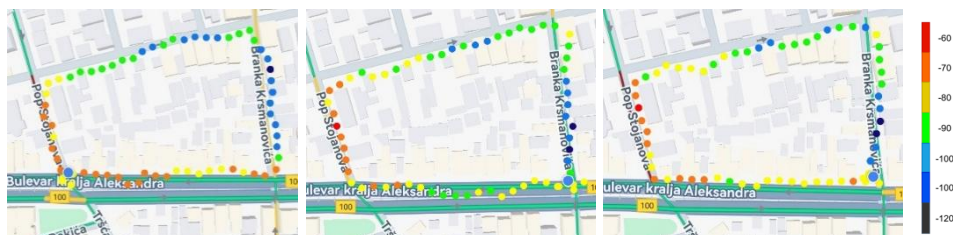
Elevacija, odnosno horizontalno ugaono rastojanje između bazne stanice i prijemnika određena je pomoću formule (5):

$$\theta = \operatorname{atan} \left(\frac{h_2 - h_1}{d} \right) \quad (5)$$

gde h_1 i h_2 odgovaraju visini prijemnika, odnosno visini bazne stanice iznad zemlje, uvećanim za nadmorsku visinu.

3.2. Istraživačka analiza kreiranih skupova podataka

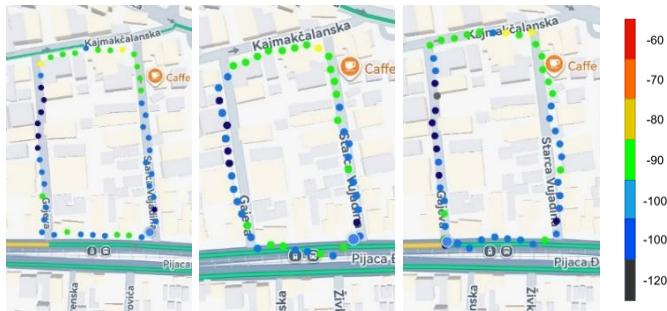
Merenja su sprovedena različitim danima u različito vreme. Takođe, merenja su započeta u različitim početnim tačkama sa promenom smera kretanja. Cilj većeg broja merenja je da se utvrdi da li postoje značajna odstupanja RSSI na istim lokacijama tokom različitih merenja. Na Slici 3 prikazani su rezultati tri merenja na Trasi 1. Sa Slike 3 mogu se uočiti blaga odstupanja RSSI tokom različitih merenja. Niža odstupanja RSSI su očekivana i mogu biti posledica različitih faktora poput saobraćaja, broja korisnika i njihovih aktivnosti, vremenskih uslova i sl. Takođe, sa Slike 3 se može uočiti da nema značajnih varijacija RSSI. U ulicama Pop Stojanova i Bulevar kralja Aleksandra zabeležen je najviši nivo snage signala na prijemu tokom svih merenja. U Kajmačalanskoj ulici dolazi do blažeg pada RSSI, dok je najznačajniji pad RSSI uvek zabeležen u ulici Branka Krstanovića.



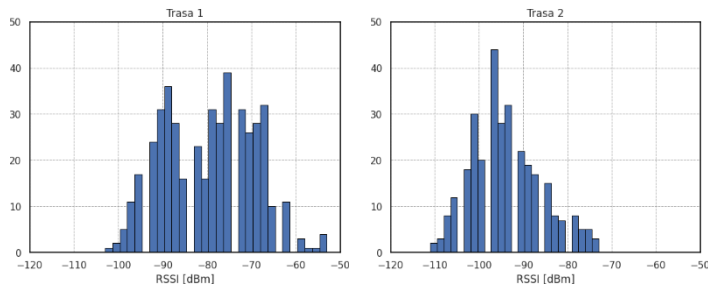
Slika 3. Mapa Trase 1 sa prikazom snimljenog RSSI tokom tri merenja

U slučaju Trase 2, takođe nisu uočene značajne varijacije RSSI tokom različitih merenja, kao što je i prikazano na Slici 4. Zabeležene vrednosti RSSI na Trasi 2, su značajno niže u odnosu na Trasu 1. Prilikom odabira trasa nije očekivano ovoliko odstupanje izmerenih RSSI vrednosti, obzirom na to da je rastojanje između trasa malo i da je okruženje u kojem se odvija propagacija slično po stepenu urbanosti i vegetacije. Na Trasi 1 zabeležene vrednosti RSSI nalaze se u opsegu od -103 dBm do -53 dBm, dok se zabeležene vrednosti RSSI na Trasi 2 nalaze u opsegu od -111 do -73 dBm.

Na Slici 5 dat je grafički prikaz raspodele zabeleženih vrednosti RSSI na Trasi 1 i Trasi 2 u vidu histograma. U Tabeli 1 dat je pregled minimalnih, maksimalnih i srednjih vrednosti atributa koji su korišćeni za predikciju RSSI. Pored velikog odstupanja RSSI na Trasi 1 i Trasi 2 zabeležena je i velika razlika između ulaznih atributa koji se koriste za predikciju.



Slika 4. Mapa Trase 2 sa prikazom snimljenog RSSI tokom tri merenja

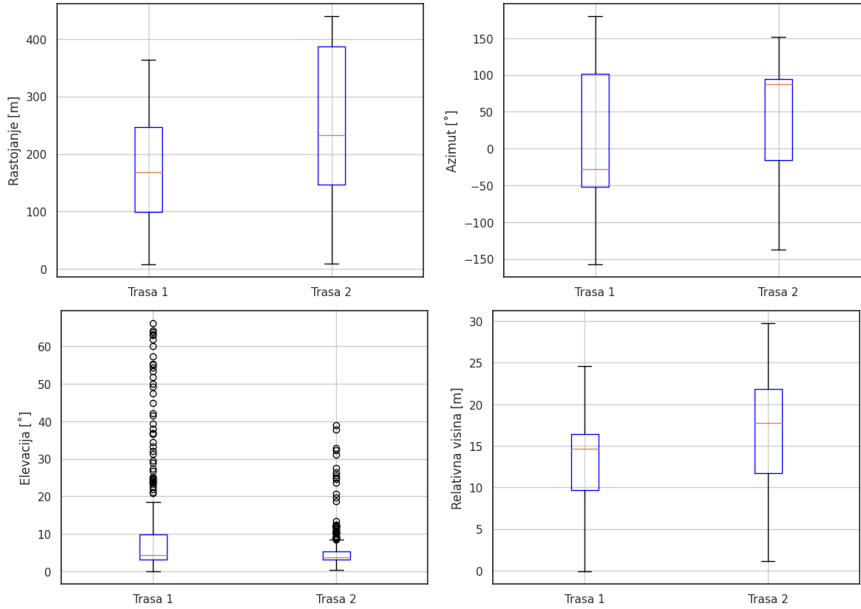


Slika 5. Raspodela snage signala na prijemu za Trasu 1 i Trasu 2

Tabela 1. Pregled minimalne, maksimalne i srednje vrednosti ulaznih atributa

atribut	Trasa 1			Trasa 2		
	min vrednost	max vrednost	srednja vrednost	min vrednost	max vrednost	srednja vrednost
rastojanje [m]	8.14	364.25	168.94	9.58	439.54	246.86
azimut [°]	-157.38	180.00	14.76	-137.45	152.24	48.07
elevacija[°]	-0.02	66.19	8.96	0.29	39.07	5.62
relativna visina[m]	-0.11	24.56	13.50	1.13	29.75	16.83
frekvencija [MHz]	1755.10	1957.50	1820.00	1755.10	1957.50	1800.50

Iz Tabele 1 može se videti da su u slučaju Trase 2 zabeležena veća rastojanja između predajnika i prijemnika. Ovo je jedan od razloga zbog koga su izmerene vrednosti RSSI na Trasi 2 znatno niže u poređenju sa izmerenim vrednostima na Trasi 1. Atribut azimut uzima vrednosti od 0 do $\pm 180^\circ$ u zavisnosti od položaja prijemnika u odnosu na baznu stanicu. Na osnovu Tabele 1 i Slike 6, na kojoj je prikazana raspodela ulaznih atributa, može se uočiti da se polažaj prijemnika u odnosu na baznu stanicu značajno razlikuje u slučaju Trase 1 i Trase 2. U slučaju elevacije nisu uočena velika odstupanja između Trase 1 i Trase 2. Elevacija se nalazi u opsegu između 0 i 90° . Negativne vrednosti za elevaciju zabeležene su u slučaju Trase 1 kod nekoliko instanci, u slučaju kada je visina predajnika niža od visine prijemnika. U skladu sa elevacijom nisu zabeležene ni drastične razlike u slučaju relativne visine između Trase 1 i Trase 2. Potrebno je naglasiti da je u slučaju Trase 1 zabeležen veći broj instanci sa višim vrednostima relativne visine, što takođe može biti razlog zbog koga je nivo RSSI viši na Trasi 1.



Slika 6. Raspodela rastojanja, azimuta, elevacije i relativne visine za Trasu 1 i Trasu 2

Frekvencija emitovanja se nalazi u opsegu od 1755.1 do 1957.5 MHz u slučaju obe trase. Srednja vrednost frekvencije za Trasu 1 iznosi 1820 MHz, odnosno 1800.5 MHz za Trasu 2.

4. Rezultati i analiza rezultata

Za predikciju RSSI u okviru ovog rada korišćeni su regresioni modeli mašinskog učenja. Testirano je nekoliko regresionih modela uključujući *Decision Tree*, *Random Forest*, *Gradient Boosting* i *SVR (Support Vector Regression)* model. Navedeni modeli se često koriste za predikciju snage signala na prijemu i u okviru drugih radova. Takođe, ovo su modeli koji su korišćeni i u okviru prethodnih istraživanja [13] prilikom predikcije RSSI kod digitalne televizije u zavisnosti od vremenskih uslova.

Modeli su prvo trenirani i testirani na skupu podataka koji obuhvata merenja isključivo na Trasi 1. Kao što je naglašeno u Sekciji 1, ovakav način obučavanja modela se primenjuje kod većine radova. Odnos podataka za testiranje i treniranje modela se razlikuje. Tipično se veći procenat podataka koristi za treniranje modela, a u pojedinim istraživanjima, poput [5], ovaj procenat je niži i iznosi 50%. Za treniranje modela, u okviru ovog istraživanja, korišćeno je 80% instanci, dok je preostalih 20% korišćeno za testiranje modela. Za ocenu performansi obučanih modela korišćena je RMSE (*Root Mean Squared Error*), MAE (*Mean Absolute Error*) i MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). RMSE, MAE i MAPE predstavljaju standardnu metriku za ocenu performansi regresionih modela. RMSE predstavlja razliku između izmerene RSSI vrednosti, y_i , i vrednosti dobijene predikcijom, $\hat{y}_i$. RMSE se određuje pomoću formule (6)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}. \quad (6)$$

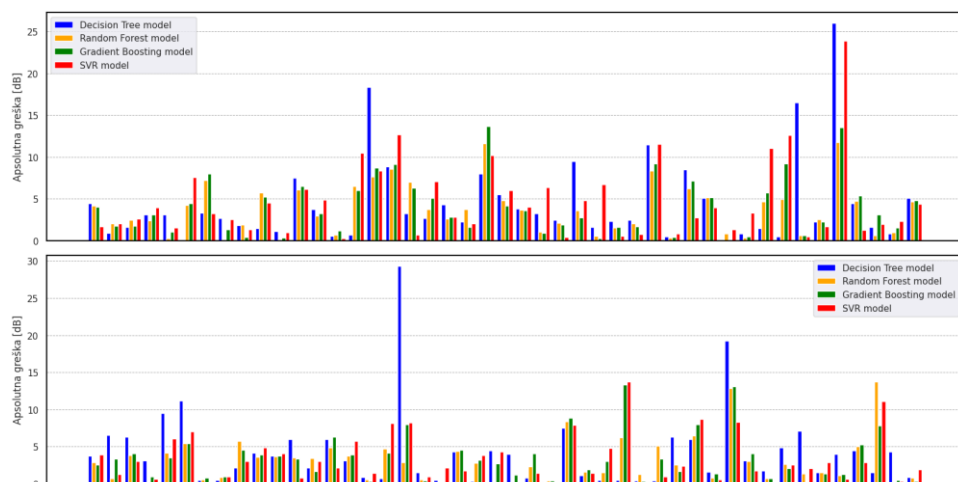
MAE predstavlja srednju apsolutnu razliku između tačne vrednosti i vrednosti dobijene predikcijom. Za proračun MAE korišćena je jednačina (7)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2. \quad (7)$$

Apsolutna razlika između tačne vrednosti i vrednosti dobijene predikcijom može se izraziti u procentima pomoću jednačine (8)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \cdot 100. \quad (8)$$

Primenom tehnike *RandomizedSearchCV* izvršeno je podešavanje hiperparametara modela. Na Slici 7 dat je grafički prikaz apsolutne greške između izmerene RSSI vrednosti i vrednosti dobijene predikcijom za primenjene modele. Zbog većeg broja instanci grafik je podeljen na dva dela. Sa Slike 7 se može uočiti da je najveća vrednost apsolutne greške zabeležena kod *Decision Tree* i *SVR* modela. Sa druge strane primenom *Random Forest* i *Gradient Boosting* modela apsolutna greška se smanjuje. Rezultati validacije različitih modela prikazani su u Tabeli 2. Najbolji rezultati predikcije, sa najnižom vrednošću RMSE od 4.533 dBm dobijeni su primenom *Random Forest* modela.



Slika 7. Apsolutna greška između izmerene RSSI vrednosti i vrednosti dobijene predikcijom za primenjene modele na Trase 1

Tabela 2. Ocena performansi primenjenog modela

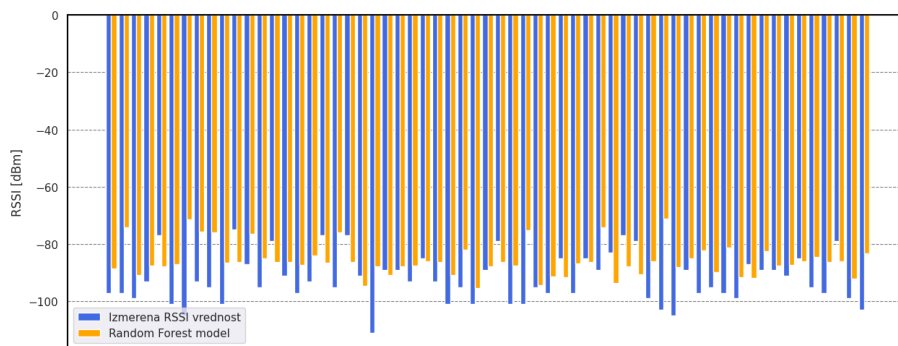
Model mašinskog učenja	RMSE [dBm]	MAE [dBm]	MAPE [%]
<i>Decision Tree</i>	6.696	4.322	5.40
<i>Random Forest</i>	4.533	3.428	4.30
<i>Gradient Boosting</i>	4.934	3.725	4.66
<i>SVR</i>	5.642	4.021	5.01

Random Forest model izdvojen je kao model sa najboljim performansama i mogućnošću detektovanja ekstremnih padova snage signala na prijemu i u slučaju istraživanja [13]. U okviru rada [5] prilikom predikcije propagacionih gubitaka primenom

regresionih modela RMSE najboljeg modela iznosi 7.3 dB. Autori u [5] naglašavaju da dobijeni rezultati zadovoljavajuć za praktičnu primenu. Potrebno je naglasiti da se u radu [5] za svaku instancu merenja vrši provera linije optičke vidljivosti između predajnika i prijemnika. U radu [6] dobijene vrednosti RMSE i MAE iznose 4.32 dB i 3.45 dB prilikom procene propagacionih gubitaka. Kao što je navedeno u Sekciji 2, u istraživanju [6] autori koriste satelitske slike i tri različite mreže prilikom predikcije čime se povećava kompleksnost sistema. Autori u [11], koji za predikciju koriste sličan skup ulaznih atributa prijavljuju vrednosti za RMSE i MAE od 8.52 dB i 6.48 dB.

Propagacioni gubici definišu se kao razlika snage na predaji i prijemu. Kako nije poznata snaga signala na predaji u okviru ovog rada izvršena je isključivo predikcija snage signala na prijemu. Uzimajući u obzir da je snaga signala na predaji konstantna, možemo smatrati da su propagacioni gubici direktno proporcionalni promeni RSSI. Dobijene vrednosti za RMSE, MAE i MAPE od 4.533 dBm, 3.428 dBm i 4.30% respektivno, ukazuju na visoku tačnost predikcije. Model je precizniji u poređenju sa rezultatima istraživanja [5] i [11] za čak 37.97%, odnosno 46.88%. Sa druge strane, u poređenju sa istraživanjem [6] dobijeni rezultati su lošiji za samo 4.32%.

Nakon obučavanja modela korišćenjem podataka isključivo sa Trase 1 i poređenjem sa ostalim modelima izvršeno je i obučavanje modela korišćenjem podataka sa Trase 2. Ovakav pristup testiranja modela uočen je jedino kod istraživanja [6], gde je manji deo trase, dužine 110 m iskorišćen isključivo za testiranje modela. Sve instance merenja sa Trase 1 korišćene su za obučavanje modela, dok je 20% instanci sa Trase 2 korišćeno za testiranje modela. Izvršeno je obučavanje *Random Forest* modela kod koga su u slučaju Trase 1 zabeleženi najbolji rezultati. U ovom slučaju dolazi do značajnog smanjenje tačnosti predikcije RSSI. RMSE iznosi čak 12.528 dBm, dok MAPE iznosi 10.95 %. Na Slici 8 dat je uporedni grafički prikaz izmerenih RSSI vrednosti i RSSI vrednosti koje su dobijene predikcijom na Trasi 2.



Slika 8. Izmerene RSSI vrednosti i RSSI vrednosti dobijene predikcijom na Trasi 2

Prema [9] prihvatljive vrednosti RMSE za ruralnu i suburbanu sredinu nalaze se u opsegu od 10 do 15 dB, dok u slučaju urbane sredine RMSE treba da bude niži od 7 dB. Dobijeni rezultati u okviru ovog rada zadovoljavaju kriterijum za ruralnu i suburbanu sredinu, ali ne i za urbanu sredinu. Sa druge strane, autori u [4] poredi izmerene vrednosti propagacionih gubitaka u okviru LTE mreže za propagacionim gubicima određenim pomoću klasičnih empirijskih modela, uključujući EGTI, ECC, COST 231 i ERICSSON propagacioni model. U slučaju EGTI, ECC i COST 231 modela dobijene vrednosti standardne devijacije iznose čak 29.24, 19.13 i 19.23 dB, dok je primenom

ERICSSON modela dobijena najniža vrednost standardne devijacije od 10.13 dB. U poređenju sa rezultatima istraživanja [4] kreirani model i pored smanjene tačnosti predikcije na Trasi 2 omogućava veću preciznost u poređenju sa većinom klasičnih empirijskih modela. U okviru studije [9] izvršeno je poređenje novog RF modela sa klasičnim empirijskim propagacionim modelima uključujući COST 231, ECC-33, ITM i SUI model. Na većini lokacija u urbanoj sredini zabeležene vrednosti RMSE klasičnih empirijskih propagacionih modela su znatno više od 15 dB. Takođe, RMSE novog RF modela je niži od 7 dB samo u slučaju jedne lokacije. U slučaju ostalih lokacija RMSE se nalazi u opsegu između 10 i 20 dB.

Uzimajući u obzir veliko odstupanje izmerenih vrednosti RSSI na Trasi 1 i Trasi 2, kao i razliku između vrednosti i raspodele ulaznih atributa smanjenje tačnosti predikcije je očekivano. Potrebno je proširiti skup podataka za treniranje modela, merenjem na znatno većem broju lokacija, kako bi se proširio opseg izmerenih RSSI vrednosti, kao i opseg vrednosti ulaznih atributa koji se koriste za predikciju. Očekuje se da bi proširenje skupa podataka za treniranje modela dovelo do pada RMSE i MAPE i u slučaju testiranja na različitim trasama.

5. Zaključak

Prilikom predikcije snage signala u okviru ovog istraživanja korišćen je drugačiji pristup obučavanja modela mašinskog učenja koji obuhvata korišćenje zasebnih skupova podataka, sa različitim lokacija, za treniranje i testiranje modela. Ovakav način predikcije bi omogućio znatno efikasnije planiranje infrastrukture mreže i smanjio potrebu za terenskim merenjima. Mobilni operatori bi mogli da testiraju različite raspodele baznih stanica u cilju pronalaska optimalnog plana raspodele uz značajno smanjenje troškova.

Rezultati ukazuju na veću tačnost predikcije u poređenju sa empirijskim propagacionim modelima, ali i sa drugim modelima mašinskog učenja koji su kreirani u okviru sličnih istraživanja. Osim toga, za predikciju snage signala korišćen je znatno manji broj ulaznih atributa koji ne zahtevaju kompleksne proračune i korišćenje dodatnih izvora podataka radi pribavljanja informacija o okruženju, što je značajno sa aspekta praktične primene modela.

Literatura

- [1] A. A. El-Saleh, et al., "Measuring and assessing performance of mobile broadband networks and future 5G trends", *Sustainability*, vol. 14, no. 2, pp. 829, 2022. <https://doi.org/10.3390/su14020829>
- [2] A. A. El-Saleh, et al., "Measurement analysis and performance evaluation of mobile broadband cellular networks in a populated city", *Alexandria Engineering Journal*, vol. 66, pp. 927-946, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.10.052>
- [3] D. Raca, J. J. Quinlan, A. H. Zahran and C. J. Sreenan, "Beyond throughput: A 4G LTE dataset with channel and context metrics", *In Proceedings of the 9th ACM multimedia systems conference*, pp. 460-465, June 2018.
- [4] C. Emeruwa and P. Iwuji, "Determination of a pathloss model for long term evolution (LTE) in Yenagoa", *Engineering and Science*, vol. 7, no. 10, pp. 38-44, 2018. DOI:10.9790/1813-0710033844

- [5] I. Iliev, et al., "A Machine Learning Approach for Path Loss Prediction Using Combination of Regression and Classification Models", *Sensors*, vol. 24, no. 17, pp. 5855, 2024. <https://doi.org/10.3390/s24175855>
- [6] S. Zeng, et al., "Mobile Network Coverage Prediction Using Multi-Modal Model Based on Deep Neural Networks and Semantic Segmentation", *Sensors*, vol. 24, no. 16, pp. 5178, 2024. <https://doi.org/10.3390/s24165178>
- [7] B. Kwon, and H. Son, "Accurate path loss prediction using a neural network ensemble method", *Sensors*, vol. 24, no. 1, pp. 304, 2024. <https://doi.org/10.3390/s24010304>
- [8] N. Moraitis, L. Tsipi, and D. Vouyioukas, "Machine learning-based methods for path loss prediction in urban environment for LTE networks", *2020 16th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*, IEEE, Thessaloniki, Greece, pp. 1-6, October 2020, DOI:10.1109/WiMob50308.2020.9253369.
- [9] M. F. A. Fauzi, et al., "Machine learning-based online coverage estimator (MLOE): Advancing mobile network planning and optimization", *IEEE Access*, vol. 11, pp. 3096-3109, 2023. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3234566
- [10] K. Gideon, C. Nyirenda, and C. Temaneh-Nyah, "Echo state network-based radio signal strength prediction for wireless communication in northern namibia", *Iet Communications*, vol. 11, no. 12, pp. 1920-1926, 2017.
- [11] H. S. Jo, et al., "Path loss prediction based on machine learning techniques: Principal component analysis, artificial neural network, and Gaussian process", *Sensors*, vol. 20, no. 7, pp. 1927, 2020. <https://doi.org/10.3390/s20071927>
- [12] M. Rahman, M. A. Hossain, and M. Yuksel, "Multi-operator cell tower locations prediction from crowdsourced data", *2021 International Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN)*, IEEE, pp. 1-9, Athens, Greece, July 2021. DOI: 10.1109/ICCCN52240.2021.9522192
- [13] I. Stefanovic, M. Malnar, S. Mladenovic, and M. Nesic, "Weather-Based Nonlinear Regressions for Digital TV Received Signal Strength Prediction", *Elektronika ir Elektrotechnika*, vol. 30, no. 2, pp. 80-87, 2024. <https://doi.org/10.5755/j02.eie.36479>

Abstract: *The application of machine learning to forecast signal strength and propagation loss in wireless communication systems is becoming more common. Numerous studies indicate that machine learning models provide significantly higher predictive accuracy than traditional empirical propagation models. This study involved comprehensive measurements of multiple LTE network features, conducted over two routes with similar topographical topography and urban density. The measurement results were utilized to train several machine learning regression models for predicting signal strength. There are only five attributes in the predictive dataset. The results of the best model indicate that the recorded data from one location may be utilized to predict the signal strength of LTE networks at another, similar location.*

Keywords: *LTE, RSSI, path loss, machine learning, prediction*

SIGNAL STRENGTH PREDICTION IN LTE NETWORKS USING MACHINE LEARNING

Ivana Stefanović, Valentina Radojičić