

<https://doi.org/10.37528/FTTE/9788673954752/POSTEL.2023.020>

## **PRIMENA REGRESIONIH MODELA ZA PREDIKCIJU GREŠKE POZICIONIRANJA GNSS**

Ivana Stefanović<sup>1</sup>, Snežana Mladenović<sup>2</sup>, Slađana Janković<sup>2</sup>, Ana Uzelac<sup>2</sup>  
<sup>1</sup>Akademija tehničko-umetničkih strukovnih studija Beograd – Odsek Visoka škola elektrotehnike i računarstva, <sup>2</sup>Univerzitet u Beogradu - Saobraćajni fakultet  
ivanas@viser.edu.rs, snezanam@sf.bg.ac.rs,  
s.jankovic@sf.bg.ac.rs, ana.uzelac@sf.bg.ac.rs

**Rezime:** *Razvoj lokacijskih servisa dovodi do toga da globalni navigacioni satelitski sistemi (GNSS) postaju sastavni deo svakodnevnog života. Ovaj rad predstavlja nastavak istraživanja vezanih za povećanje preciznosti pozicioniranja globalnih navigacionih satelitskih sistema, u urbanom okruženju, primenom regresionih modela mašinskog učenja. U okviru rada izvršena je predikcija greške rastojanja i greške smera na osnovu podataka o elevaciji satelita. Skup podataka, koji je korišćen za istraživačku analizu, kreiran je na osnovu opsežnih rezultata merenja koja su sprovedana na različitim lokacijama u gradskom okruženju. Na osnovu rezultata kreiranog prediktivnog modela može se zaključiti da se podaci o elevaciji satelita mogu iskoristiti za predikciju greške pozicioniranja i korekciju koordinata GNSS prijemnika.*

**Ključne reči:** *greška pozicioniranja, predikcija, mašinsko učenje, regresija, GNSS*

### **1. Uvod**

Lokacijski servisi kombinuju informaciju o lokaciji korisnika sa drugim informacijama od značaja, radi pružanja personalizovanih servisa korisnicima. Veliki broj aplikacija, na pametnim uređajima, koristi lokacijske servise, koji podržavaju mnoge svakodnevne aktivnosti i zadovoljavaju različite potrebe društva i privrede [1]. Lokacijski servisi koriste različite tehnike pozicioniranja, koje se međusobno razlikuju po pitanju preciznosti i dostupnosti. Na otvorenom najčešće se koriste Globalni navigacioni satelitski sistemi, kao i pozicioniranje primenom mobilne mreže [2]. Prema [3], GNSS se najčešće koriste od strane lokacijskih servisa, čak 53.2%. Razvoj lokacijskih servisa, niska cena GNSS prijemnika, mogućnost korišćenja pametnih telefona kao GNSS prijemnika i razvoj aplikacija poput *GNSS Logger*, *GNSS View*, *GPS Test*, podstakao je veliki broj istraživanja u cilju povećanja preciznosti pozicioniranja GNSS.

Ovaj rad predstavlja nastavak istraživanja čiji je cilj povećanje preciznosti pozicioniranja primenom nadgledanog mašinskog učenja u urbanom okruženju. U okviru prethodnog istraživanja [4], izvršeno je ispitivanje da li se podaci o elevaciji i azimutu

satelita i odnosu signal/šum mogu iskoristiti, u svojoj izvornoj formi, bez dodatnih transformacija i proračuna, za predikciju greške pozicioniranja. Utvrđeno je da su podaci o elevaciji satelita najpogodniji za predikciju greške rastojanja i greške smera. U oba slučaja najbolji rezultati dobijeni su korišćenjem *DecisionTree* modela, pri čemu koeficijent determinacije iznosi 0.95 u slučaju predikcije greške rastojanja, odnosno 0.97 u slučaju predikcije greške smera. Primenom kreiranog prediktivnog modela prosečna greška rastojanja smanjena je sa 18.87m na 1.71m. Skup podataka koji je korišćen za prediktivnu analizu u [4] sadrži objedinjene rezultate merenja sa jedne lokacije, čije su koordinate (44.768327013742585, 20.479901459014688). Kako rezultati predikcije ukazuju na značajno smanjenje greške pozicioniranja izvršen je nastavak istraživanja u okviru kojeg je primenjena metodologija iz [4] na opsežnijem skupu podataka, koji obuhvata rezultate merenja sa više različitih lokacija u gradskom okruženju.

U drugoj sekciji rada objašnjena je metodologija istraživanja i sve faze koje su sprovedene u cilju predikcije greške pozicioniranja. Treća sekcija sadrži najznačajnije rezultate istraživanja, a u okviru treće sekcije izvršena je i validacija dobijenih rezultata. U okviru četvrte sekcije sumirani su rezultati istraživanja.

## 2. Metodologija

Kao što je već napomenuto, u okviru ovog istraživanja primenjena je metodologija iz [4], pri čemu su za predikciju greške pozicioniranja korišćeni isključivo podaci o elevaciji satelita. Za potrebe istraživanja izvršena su merenja i prikupljanje podataka sa 6 lokacija u urbanom okruženju. Nakon toga, usledila je priprema skupa podataka za prediktivnu analizu, statistička analiza i vizuelizacija podataka, za svaku lokaciju pojedinačno, a sprovedena je i sveobuhvatna analiza, koja uzima u obzir rezultate merenja sa svih lokacija. Nad kreiranim skupom podataka primenjeni su različiti modeli nadgledanog mašinskog učenja, u cilju rešavanja regresionog problema određivanja greške rastojanja i greške smera pozicioniranja.

### 2.1. Faza merenja i prikupljanja podataka

Za merenje i prikupljanje podataka korišćena je *Google* aplikacija *GNSS logger*. Merenja su vršena na šest lokacija, pri čemu je svako merenje trajalo jedan minut, a pozicioniranje se vršilo svake sekunde. Većina merenja obavljena je na opštinama Vračar i Zvezdara u Beogradu. U Tabeli 1 dat je pregled koordinata lokacija na kojima su vršena merenja, kao i nazivi ulica.

Tabela 1. Pregled lokacija na kojima su vršena merenja

Lokacija	Geografska širina	Geografska dužina	Naziv ulice
Lokacija 1	44.79779	20.49333	Bulevar kralja Aleksandra
Lokacija 2	44.79826	20.49186	Bregalnička
Lokacija 3	44.79824	20.48945	Kajmakčalanska
Lokacija 4	44.79834	20.48778	Branka Krsmanovića
Lokacija 5	44.79802	20.48438	Vojvode Petka
Lokacija 6	44.79795	20.48279	Cara Nikolaja II

Na Slici 1 prikazane su lokacije na kojima su izvršena merenja. Kao što se može videti sa Slike 1, merenja su vršena u gradskom okruženju, a odabrane lokacije se međusobno razlikuju po pitanju objekata koji okružuju GNSS prijemnik, kao i po orijentaciji i širini ulice. Merenja su vršena dva puta dnevno u prepodnevnom i poslepodnevnom časovima tokom šest dana, tako da je na svakoj lokaciji izvršeno 12 merenja, odnosno ukupan broj merenja za potrebe istraživanja iznosi 72. Za merenja korišćen je telefon marke *Xiaomi 12 Pro*.



Slika 1. Lokacije na kojima su vršena merenja

## 2.2. Kreiranje skupa podataka za prediktivnu analizu

Rezultati pojedinih merenja uskladišteni su u zasebne *.txt* dokumente. Prosečna veličina *.txt* dokumenata je 1.15MB. Izvršeno je spajanje *.txt* dokumenata za svaku lokaciju pojedinačno, nakon čega je izvršena priprema pojedinačnih skupova podataka u *Google Colaboratory* okruženju, korišćenjem programskog jezika *Python*. Priprema podataka obuhvatala je niz transformacija radi izdvajanja podataka od interesa u odgovarajućoj formi.

Prilikom merenja aplikacija *GNSS logger* beleži podatke o 67 atributa koji su raspoređeni u tri skupa podataka. U okviru ovog istraživanja, kao i u okviru [4], korišćeni su pojedini podaci iz prvog i drugog skupa podataka. Svaki *.txt* dokument sadrži zaglavlje u okviru kojeg su definisani parametri merenja. Na Slici 2 prikazano je zaglavlje prvog skupa podataka i jedna instanca tog skupa. Tokom svakog merenja beleži se tačno 60 instanci, jedna instanca svake sekunde. Na Slici 2 uokvireni su atributi i njima odgovarajući podaci koje je potrebno izdvojiti iz prvog skupa, a koji sadrže informacije o provajderu, geografskoj širini i dužini GNSS prijemnika i vremenu kada je izvršeno pozicioniranje.

```

Fix, Provider, LatitudeDegrees, LongitudeDegrees, AltitudeMeters, SpeedMps, AccuracyMeters, BearingDegrees, UnixTimeMillis, SpeedAccuracyMps, BearingAccuracyDegrees, elapsedRealtimeNanos, VerticalAccuracyMeters, MockLocation, NumberOfUsedSignals, VerticalSpeedAccuracyMps, SolutionType
Fix, GPS, 44.7982665100, 20.4894655500, 207.89324951171875, 0.0, 3.929806,, 1697462356418, 0.0
29428551,,353497157977948,4.7337985,0,,,

```

Slika 2. Zaglavlje prvog skupa podataka i jedna instanca tog skupa

Drugi skup podataka sadrži informacije o satelitima. Zaglavlje i nekoliko instanci drugog skupa podataka prikazani su na Slici 3. Potrebno je naglasiti da jednoj instanci iz prvog skupa podataka odgovara veći broj instanci iz drugog skupa, zavisno od broja vidljivih satelita u trenutku kada je izvršeno merenje.

```

Status, UnixTimeMillis, SignalCount, SignalIndex, ConstellationType, Svid, CarrierFrequencyHz, Cn0DbHz, AzimuthDegrees, ElevationDegrees, UsedInFix, HasAlmanacData, HasEphemerisData, BasebandCn0DbHz
Status, 1697462356418, 72, 0, 1, 5, 1575420030, 38.30, 295.0, 46.0, 1, 1, 1, 34.7
Status, 1697462356418, 72, 1, 1, 7, 1575420030, 38.60, 55.0, 54.0, 1, 1, 1, 35.0
Status, 1697462356418, 72, 2, 1, 8, 1575420030, 29.60, 69.0, 9.0, 0, 1, 0, 26.0
Status, 1697462356418, 72, 3, 1, 9, 1575420030, 42.30, 108.0, 19.0, 1, 1, 1, 38.7
Status, 1697462356418, 72, 4, 1, 13, 1575420030, 26.90, 293.0, 31.0, 1, 1, 1, 23.3

```

Slika 3. Zaglavlje drugog skupa podataka i nekoliko instanci tog skupa

Iz drugog skupa podataka izdvajaju se podaci o vremenu kada je izvršeno pozicioniranje, GNSS kojem pripada satelit, elevaciji satelita i podatak o tome da li je satelit korišćen prilikom pozicioniranja ili ne. Na osnovu prikazanih instanci, može se videti da svi sateliti pripadaju GPS (*Global Positioning System*) sistemu, kako vrednost atributa *ConstellationType* iznosi 1, kao i da su svi sateliti, sem satelita čija je elevacija 9°, korišćeni prilikom pozicioniranja. U okviru istraživanja razmatrani su isključivo rezultati kod kojih je pozicioniranje izvršeno od strane GPS sistema.

Prilikom predikcije koja je izvršena u [4] razmatrane su isključivo instance kod kojih je pozicioniranje izvršeno sa istim brojem satelita. U okviru ovog istraživanja, korišćen je drugačiji pristup, odnosno prediktivnim skupom obuhvaćene su sve instance bez obzira na broj satelita koji je korišćen prilikom pozicioniranja. Na ovaj način izbegnuta je eliminacija pojedinih instanci i smanjivanje dimenzija skupa za prediktivnu analizu. Takođe, analiziran je uticaj broja korišćenih satelita na tačnost prediktivnog modela.

Predviđeno je korišćene maksimalno 15 satelita prilikom pozicioniranja, odnosno predikcija se uvek vrši na osnovu podataka o elevaciji 15 satelita. U slučaju da je prilikom pozicioniranja korišćen manji broj satelita, *null* vrednosti zamenjene su 0, što odgovara elevaciji satelita od 0°.

Ciljne promenljive koje je potrebno predvideti su greška rastojanja u metrima i greška smera u stepenima. Heversine formula (1), korišćena je za proračun greške rastojanja, prema [5]:

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

gde je:

$d$  – rastojanje između dve tačke na elipsoidu u metrima;

$R$  – poluprečnik Zemlje, koji iznosi 6371000m;

$\varphi_1$  – geografska širina GNSS prijemnika dobijena pozicioniranjem;

$\varphi_2$  – tačna geografska širina GNSS prijemnika;

$\lambda_1$  – geografska dužina GNSS prijemnika dobijena pozicioniranjem;

$\lambda_2$  – tačna geografska dužina GNSS prijemnika.

Greška smera dređena je korišćenjem formule (2), prema [5]:

$$c = 2 \cdot \operatorname{atan2}(\sqrt{a}, \sqrt{1-a}), \quad (2)$$

gde je  $a$  određeno relacijom (3):

$$a = \sin^2\left(\frac{\varphi_1 - \varphi_2}{2}\right) + \cos\varphi_1 \cdot \cos\left(\varphi_2 \cdot \sin^2\left(\frac{\lambda_1 - \lambda_2}{2}\right)\right). \quad (3)$$

Konačan skup podataka, koji je korišćen za prediktivnu analizu i koji obuhvata rezultate merenja sa svih lokacija, sadrži 3938 instanci.

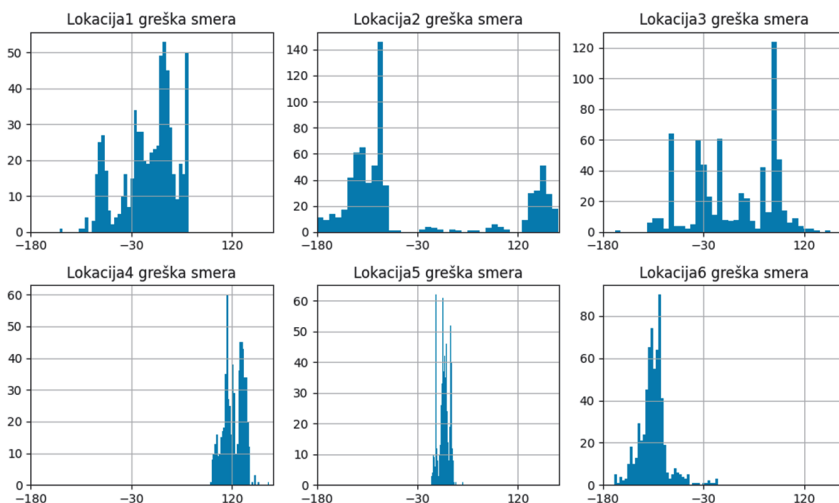
### 2.3. Istraživačka analiza kreiranog skupa podataka

Nakon kreiranja skupa podataka za prediktivnu analizu izvršena je istraživačka analiza ciljnih promenljivih za svaku lokaciju pojedinačno, a nakon toga analiza celokupnog skupa. U Tabeli 2 dat je pregled minimalne, maksimalne i prosečne greške rastojanja u metrima za pojedinačne lokacije.

Tabela 2. Pregled minimalne, maksimalne i prosečne greške rastojanja za pojedinačne lokacije

Lokacija	Min greška rastojanja [m]	Max greška rastojanja [m]	Prosečna greška rastojanja [m]
Lokacija 1	0.145055	24.238300	8.221410
Lokacija 2	0.338031	11.572124	5.351545
Lokacija 3	0.364507	8.628568	3.483915
Lokacija 4	6.166651	22.058529	13.797677
Lokacija 5	5.842309	35.386863	27.311740
Lokacija 6	2.054824	19.675162	9.552090

Iz Tabele 2 se mogu uočiti veće vrednosti prosečne greške rastojanja, na lokacijama 4 i 5, u poređenju sa ostalim lokacijama. Lokacije 4 i 5 najviše odgovaraju uslovima uličnog kanjona (Slika 1), pri čemu je GNSS prijemnik zaklonjen visokim zgradama. Potrebno je napomenuti da su merenja na lokacijama 4 i 5 izvršena u ulicama Branka Krsmanovića i Vojvode Petka, koje su uže ulice sa dve saobraćajne trake. Sa druge strane, merenja na lokacijama 1 i 2 izvršena su na raskrsnicama dveju ulica i ulice Bulevar kralja Aleksandra, koja sadrži 4 saobraćajne trake, kao i tramvajске šine između saobraćajnih traka. Najmanja prosečna greška rastojanja zabeležena je u slučaju lokacije 3. Sa Slike 1 se može videti da je u slučaju lokacije 3, GNSS prijemnik sa više strana okružen niskim kućama. Raspodela greške smera za različite lokacije prikazana je na Slici 4.



Slika 4. Raspodela greške smera za pojedinačne lokacije

Za grafički prikaz raspodele greške smera korišćen je histogram, koji omogućava prikaz distribucije frekvencije kvantitativne promenljive. Sa Slike 4 se može uočiti da je u slučaju lokacija 4 i 5, kod kojih je zabeležena najveća prosečna greška rastojanja, greška smera skoncentrisana u užem opsegu vrednosti, oko  $120^\circ$ , odnosno  $-40^\circ$ . Sa druge strane za lokacije 2 i 3, kod kojih je zabeležena najmanja prosečna greška rastojanja, greška smera je neuniformno raspoređena na celokupnom opsegu, pogotovo kod lokacije 3.

Prosečna greška rastojanja za sve lokacije iznosi 13.84m. Na Slici 5 prikazana je raspodela greške smera za sve lokacije.



Slika 5. Raspodela greške smera za sve lokacije

### 3. Rezultati i analiza rezultata

U okviru rada razmatran je regresioni problem predikcije greške rastojanja i greške smera na osnovu podataka o elevaciji satelita. Za ocenu i validaciju obučenih

modela korišćena je RMSE (*Root Mean Squared Error*), koja se pored MAE (*Mean Absolute Error*) i MSE (*Mean Squared Error*) najčešće koristi kao metrika za ocenu regresionih modela mašinskog učenja [6]. RMSE ukazuje na razliku između stvarne i prediktovane vrednosti i jednostavan je za interpretaciju jer uzima vrednosti ciljne promenljive [6]. Za proračun RMSE korišćena je formula (4), gde je  $y_i$  tačna vrednost,  $\hat{y}_i$  vrednost dobijena predikcijom, a  $n$  broj opservacija [6].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

Kao ocena performansi kod regresionih modela često se koristi i koeficijent determinacije,  $R^2$ , čija se vrednost nalazi u opsegu od 0 do 1, pri čemu se vrednosti bliske jedinici smatraju odličnim. Koeficijent determinacije predstavlja udeo varijanse ciljne promenljive koji je objašnjen tim modelom [7]. Koeficijent determinacije zapravo ukazuje na to koliko su promene jedne promenljive prouzrokovane promenama druge promenljive [7].

Koeficijent determinacije korišćen je za ocenu performansi modela u slučaju predikcije greške rastojanja i greške smera, dok je RMSE korišćen isključivo u slučaju greške rastojanja, zbog jednostavne interpretacije rezultata.

Prvo je sproveden proces mašinskog učenja za svaku lokaciju pojedinačno, kako bi se ispitao uticaj korišćenja različitog broja satelita prilikom pozicioniranja, koji nije razmatran u [4]. Izvršena je podela podataka na skup za treniranje – 70% instanci, i skup za testiranje – 30% instanci. Trenirana su tri modela mašinskog učenja: *DecisionTree*, *RandomForest* i *GradientBoosting*, pomoću kojih su dobijeni najbolji rezultati u okviru istraživanja [4]. U Tabeli 3 sumirani su rezultati treniranja navedenih modela za ciljnu promenljivu greška rastojanja, a u Tabeli 4 za ciljnu promenljivu greška smera.

Tabela 3. Rezultati validacije za ciljnu promenljivu greška rastojanja za pojedinačne lokacije

Lokacija	DecisionTree		RandomForest		GradientBoosting	
	R <sup>2</sup>	RMSE [m]	R <sup>2</sup>	RMSE [m]	R <sup>2</sup>	RMSE [m]
Lokacija 1	<b>0.9473</b>	<b>1.1848</b>	0.9396	1.2674	0.9205	1.4549
Lokacija 2	<b>0.9997</b>	<b>0.9943</b>	0.9973	2.6833	0.9996	1.0072
Lokacija 3	0.8495	0.6676	<b>0.8505</b>	<b>0.6653</b>	0.8237	0.7225
Lokacija 4	0.8497	1.4379	<b>0.8705</b>	<b>1.3347</b>	0.8499	1.4367
Lokacija 5	0.9168	2.3156	<b>0.9729</b>	<b>1.3195</b>	0.9713	1.3589
Lokacija 6	0.8093	1.2632	<b>0.8145</b>	<b>1.2456</b>	0.8084	1.2658

Tabela 4. Rezultati validacije za ciljnu promenljivu greška smera za pojedinačne lokacije

Lokacija	DecisionTree	RandomForest	GradientBoosting
	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup>
Lokacija 1	0.8381	<b>0.8358</b>	0.8047
Lokacija 2	0.9194	<b>0.9338</b>	0.9113
Lokacija 3	<b>0.8842</b>	<b>0.8842</b>	0.8831
Lokacija 4	0.8815	<b>0.9091</b>	0.8983
Lokacija 5	0.9190	<b>0.9349</b>	0.9330
Lokacija 6	<b>0.8932</b>	0.7835	0.7510

Iz Tabele 3 i 4 se može uočiti da su najbolji rezultati, u slučaju greške rastojanja i greške smera, dobijeni korišćenjem *RandomForest* i *DecisionTree* modela mašinskog učenja. Kod greške smera dobijene su veće vrednosti koeficijenta determinacije primenom *RandomForest* modela. Koeficijent determinacije, za grešku rastojanja, za sve lokacije u slučaju *RandomForest* modela, nalazi se u opsegu od 0.8145 do 0.9973, odnosno od 0.7835 do 0.9349 u slučaju greške smera. U slučaju lokacije 5, kod koje je zabeležena najveća prosečna greška rastojanja, koeficijent determinacije iznosi 0.9729, dok RMSE ukazuje na razliku predviđenih i stvarnih vrednosti greške rastojanja od 1.32m. Za lokaciju 5, dobijena je visoka vrednost koeficijenta determinacije, 0.9349, i u slučaju predikcije smera greške. Na osnovu dobijenih rezultata može se zaključiti da se kreirani model mašinskog učenja može koristiti za predikciju greške rastojanja i greške smera i u slučaju korišćenja različitog broja satelita prilikom predikcije.

Nakon treniranja modela nad pojedinačnim skupovima podataka, primenjen je isti pristup i na celokupnom skupu podataka. Rezultati validacije, za različite modele mašinskog učenja, prikazani su u Tabeli 5. Iz priloženog se može videti da su najbolji rezultati za ciljnu promenljivu greška rastojanja dobijeni primenom *DecisionTree* i *RandomForest* modela, dok je po pitanju greške smera najbolji rezultat dobijen primenom *RandomForest* modela. Dobijeni rezultati ukazuju na to da se kreirani model može primeniti za predikciju greške pozicioniranja i u slučaju većeg broja različitih lokacija istovremeno.

Tabela 5. Rezultati validacije celokupnog skupa podataka

Model mašinskog učenja	Greška rastojanja		Greška smera
	R <sup>2</sup>	RMSE [m]	R <sup>2</sup>
DecisionTree	0.9781	2.6586	0.8868
RandomForest	0.9764	2.7606	0.9080
GradientBoosting	0.9419	5.7017	0.7213

Radi dodatne validacije kreiranog modela rezultati predikcije, dobijeni primenom *RandomForest* modela, iskorišćeni su za korekciju koordinata GNSS prijemnika. Korekcija je izvršena nad skupom podataka koji je korišćen za testiranje modela i koji sadrži 788 instanci. Nakon toga izvršeno je kreiranje šest poligona u neposrednoj blizini lokacija na kojima su vršena merenja. Poligoni su kreirani primenom *Python* biblioteke *geopandas*, koja omogućava jednostavan rad sa geoprostornim podacima. Na Slici 6 dat je grafički prikaz kreiranih poligona.

Nakon kreiranja poligona određen je broj tačaka unutar i van poligona, pre i nakon korekcija koordinata GNSS prijemnika. Rezultati su prikazani u Tabeli 6. Iz Tabele 6 se može uočiti značajno povećanje broja tačaka, detektovanih u poligonu, nakon korekcija koordinata GNSS prijemnika. Npr. ukoliko posmatramo lokaciju 5, kod koje je zabeležena najveća prosečna greška rastojanja, možemo uočiti da se svega 13 tačaka nalazi u kreiranom poligonu, dok je nakon korekcija koordinata u poligonu detektovano čak 107 tačaka. Za lokaciju 4, kod koje je takođe zabeležena velika vrednost prosečne greške rastojanja, može se videti da je pre korekcija u poligonu detektovana samo jedna tačka, dok je nakon korekcija detektovano 57 tačaka. Takođe, može se uočiti da u slučaju lokacije 1, nakon korekcija koordinata, samo tri tačke nisu detektovane u okviru poligona, dok je broj tačaka van poligona pre korekcija iznosio 123.





Slika 6. Poligoni koji su korišćeni za validaciju modela

Tabela 6. Pregled broja tačaka detektovanih u okviru definisanih poligona pre i nakon korekcija koordinata GNSS prijemnika.

Lokacija	Broj tačaka u poligonu pre korekcija	Broj tačaka u poligonu nakon korekcije	Ukupan broj tačaka
Lokacija 1	24	144	147
Lokacija 2	44	95	139
Lokacija 3	10	82	127
Lokacija 4	1	57	128
Lokacija 5	13	107	123
Lokacija 6	16	38	124

Posmatrajući sve lokacije, broj tačaka koji je detektovan unutar kreiranih poligona pre korekcija iznosi 108, dok su nakon korekcija u poligonima detektovane 523 tačke. Na ovaj način broj tačaka van poligona smanjen je sa 680 na 265.

#### 4. Zaključak

U okviru ovog rada nastavljeno je istraživanje u cilju povećanja preciznosti pozicioniranja, u urbanoj sredini, primenom nadgledanog mašinskog učenja. Izvršena je predikcija greške rastojanja i greške smera na osnovu podataka o elevaciji satelita. Prilikom prediktivne analize korišćeni su rezultati merenja sa većeg broja lokacija u gradskom okruženju, pri čemu je za pozicioniranje korišćeno između 7 i 15 satelita GPS sistema.

Na osnovu rezultata istraživanja može se videti potencijal primene mašinskog učenja za smanjenje greške pozicioniranja GNSS. Najbolji rezultati predikcije greške

rastojanja i greške smera dobijeni su primenom *DecisionTree* i *RandomForest* modela. Dobijeni rezultati iskorišteni su za korekciju koordinata GNSS prijemnika, čime je obezbeđena značajno veća preciznost pozicioniranja.

## Literatura

- [1] J. Paziewski, "Recent advances and perspectives for positioning and applications with smartphone GNSS observations", *Measurement Science and Technology* 31.9, 2020: 091001. DOI: 10.1088/1361-6501/ab8a7d.
- [2] M. Đogatović, V. Radonjić Đogatović, "Principi i razvoj aplikacija za lokacijske servise", *XXXV Simpozijum o novim tehnologijama u poštanskom i telekomunikacionom saobraćaju – PosTel 2017*, Beograd, 5. i 6. decembar 2017. Zbornik radova, str. 201-210, ISBN: 978-86-7395-384-7.
- [3] P. J.G. Teunissen, O. Montenbruck, *Springer Handbook of Global Navigation Satellite Systems*. Springer, Cham, 2017.
- [4] I. Stefanović, A. Uzelac, S. Janković, S. Mladenović, "Povećanje preciznosti GPS pozicioniranja u urbanoj sredini primenom mašinskog učenja", *SYM-OP-IS 23, L Međunarodni simpozijum o operacionim istraživanjima*, Tara, 18-21. septembar 2023. Zbornik radova, str. 167-172, ISBN 978-86-335-0836-0.
- [5] D. Hurgoiu, V. Tompa, C. Neamțu, D. Popescu, "Low-cost GPS navigation for NXT-based robots", *Quality - Access to Success*, 13.5, pp. 371-374, 2012.
- [6] S. Ozdemir, *Principles of data science*. Packt Publishing Ltd, 2016.
- [7] D. Chicco, M. J. Warrens, G. Jurman, "The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation", *PeerJ Computer Science*, 7, 2021, DOI: 10.7717/peerj-cs.623.

**Abstract:** *Global navigation satellite systems (GNSS) are becoming an essential component of daily life as a result of the rapid expansion of location services. In this paper, machine learning regression models are used to further research on improving the location accuracy of global navigation satellite systems in urban environments. As part of the study, satellite elevation data were used to predict the distance error and direction error. The data collection, which was used for research analysis, had been created using extensive results from measurements made at various locations within the city environment. The findings of the developed prediction model allow us to draw the conclusion that the satellite elevation data can be utilized to forecast positioning error and correct the coordinates of the GNSS receiver.*

**Keywords:** *positioning error, prediction, machine learning, regression, GNSS*

### APPLICATION OF REGRESSION MODELS FOR THE PREDICTION OF GNSS POSITIONING ERROR

Ivana Stefanović, Snežana Mladenović, Slađana Janković, Ana Uzelac