Pavle Šoškić i Lazar Mitrović

Određivanje pozicije mobilnog korisnika u postojećim bežičnim mrežama

Na dva prostora različitih dimenzija ispitivana je tačnost pozicioniranja pomoću WLAN signala koristeći fingerprinting metod i kNN algoritam. Na ovim prostorima su izmerene RSSI vrednosti trening i test skupova tačaka na kojima je kasnije primenjen kNN algoritam. Variranjem koeficijenta k posmatrana je srednja greška kao mera tačnosti. Opšte gledano postignuta tačnost se kretala između 2.4 i 5.0 metara.

Uvod

Pozicioniranje je pronalaženje relativne lokacije objekta unutar nekog prostora. Metode pozicioniranja koriste različite prenosnike informacija, koji mogu biti radio signali GPS (Global Positioning System), signal mobilne telefonije ili signal bežičnog interneta (Liu et al. 2007). WLAN (Wireless Local Area Network - bežična lokalna mreža) predstavlja kompjutersku mrežu koja se ostvaruje bežičnim prenosom informacija i definisana je IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) 802.11 standardom. U navedenoj mreži prenos informacija se vrši radio-talasima frekvencije 2.4 GHz (Crow et al. 1997). Pozicioniranje pomoću signala bežičnog interneta (WLAN signala) je uvedeno za potrebe pozicioniranja u prostoru gde su druge metode nedostupne ili je njihova preciznost nedovoljna. Ovakva metoda pozicioniranja ima najveću upotrebu u relativno malim, zatvorenim prostorima, kao što su stovarišta, zgrade ili parkinzi. Poteškoće pri pozicioniranju ovom metodom su najčešće vezane za karakteristike prostora koji pokriva WLAN signal i nestabilan intenzitet signala (Bachrach i Taylor 2005). Nestabilnost signala kao karakteristika prostora prouzrokovana je time što metalni objekti na terenu reflektuju radio-talas koji se koristi kao medijum prenosa. Značajno manji domet WLAN signala u odnosu na signal GPS satelita ograničava lokalizaciju na manju površinu, ali omogućava precizniju estimaciju pozicije. Metod koji koristi GPS je multilateracija, koja, koristeći razlike između vremena stizanja signala, određuje relativnu lokaciju objekta. Upravo zbog nestabilnosti WLAN signala i neuniformnog slabljenja njegovog intenziteta, multilateracija za njega nije u praksi upotrebljiva (Navarro *et al.* 2010), te je potrebno uvesti drugačiji metod.

Drugi metod pozicioniranja je fingerprinting (Liu *et al.* 2007). Fingerprinting predstavlja algoritam, koji se takođe naziva i analizom scene, gde se za potrebu pozicioniranja prethodno snime neke karakteristike prostora u različitim tačkama koje predstavljaju referentan skup, da bi se kasnije, pri pozicioniranju, trenutno snimljene karakteristike poredile sa referentnim. Pri pozicioniranju pomoću WLAN signala ove karakteristike su intenziteti signala svakog rutera.

U referentnim radovima korišćeni su: neuronska mreža (Borenović *et al.* 2008) i kNN algoritam (Jekabsons *et al.* 2011). Za neuronsku mrežu dobijena je srednja greška od 8.4 m na prostoru površine 8500 m² sa 8 rutera i referentnom mrežom od 433 referentne tačke, dok je koristeći kNN srednja greška bila 2.4 m na pro-

Pavle Šoškić (1998), Kraljevo, Trg srpskih ratnika 3/23, učenik 3. razreda Gimnazije

Lazar Mitrović (1996), Beograd, Vojvode Stepe 293, učenik 4. razreda Matematičke gimnazije

MENTORI:

Ana Anastasijević, doktorand na Elektrotehničkom fakultetu Univerziteta u Beogradu

Vuk Vukomanović, student Elektrotehničkog fakulteta Univerziteta u Beogradu

Stefan Krsmanović, student Elektrotehničkog fakulteta Univerziteta u Beogradu

storu površine 460 m² sa 14 rutera i referentnom mrežom od 82 tačke.

U ovom radu je ispitivana tačnost pozicioniranja pomoću fingerprinting metode i kNN algoritma. Na dva različita prostora su izmerene referentne mreže tačaka, kao i skup probnih tačaka, za koje je kasnije vršeno pozicioniranje. Prilikom pozicioniranja mereno je odstupanje od realne pozicije probne tačke. Tačnost ovakvog sistema za pozicioniranje je u Borenović *et al.* 2008 definisano kroz aritmetičku sredinu odstupanja za test skup tačaka uz određene karakteristike prostora, dok u Jekabsons *et al.* 2011 definicija tačnosti ne uključuje karakteristike prostora.

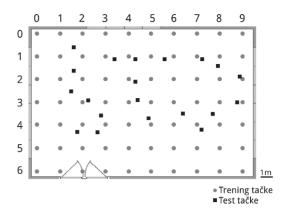
Metod

Kako bi proverili tačnost kNN algoritma, korišćena su dva različita prostora, na kojima je merena snaga signala bežične mreže. Tačke u kojima su vršena merenja u svakom pojedinačnom prostoru su podeljene u dva seta: trening set, koji će služiti kao referentna mreža pomoću koje će se vršiti pozicioniranje, i test set, koji će služiti za testiranje tačnosti pozicioniranja. Realne lokacije tačaka iz test seta su poređene sa lokacijama dobijenim primenom kNN algoritma, nakon čega je računato srednje odstupanje za svaku moguću vrednost koeficijenta k.

Fingerprint i stvaranje referentne mreže

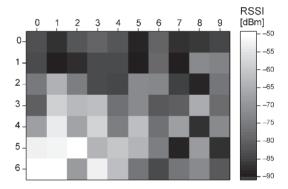
Prvi korak ove metode je stvaranje baze podataka referentnih tačaka, tj. referentne mreže RSSI (Received Signal Strength Indicator – indikator snage primljenog signala) svakog rutera. RSSI se izražava u decibelmilivatima (dBm) i njegova vrednost se kreće od –10 dBm do –100 dBm. Decibelmilivat ili dBm predstavlja odnos snage u decibelima u odnosu na referentnu snagu od 1 mW.

Za rad su formirane dve baze podataka: jedna napravljena u zatvorenom prostoru, druga na otvorenom. Obe baze se nalaze na prostoru kampusa Istraživačke stanice Petnica, a ruteri koji su korišćeni su deo infrastrukture stanice i dodatni ruteri nisu postavljani. Baza napravljena u zatvorenom prostoru (stara biblioteka) se sastoji od



Slika1. Lokacije trening i test tačke na zatvorenom prostoru

Figure 1. Locations of test and training points in the closed space



Slika 2. Vrednosti medijane RSSI jednog rutera na zatvorenom prostoru (svetlija polja predstavljaju jači signal)

Figure 2. RSSI median values of one router, recored indoors (brighter fields represent a stronger signal)

prostorije 15 m \times 10 m. Na ovom prostoru je izmeren RSSI 70 referentnih tačaka na mreži od 7×10 tačaka, gde je međusobno rastojanje dve susedne tačke 1.5 m (slika 1). Druga baza je napravljena na otvorenom prostoru dimenzija 24 m \times 12 m (dvorišni prostor ispred Nastavnog centra). RSSI je izmeren u 50 referentnih tačaka mreže 5×10 međusobnog odstojanja 3 m.

U svakoj bazi u 20 nasumično izabranih tačaka izmeren je RSSI, sa zabeleženim lokacijama u relativnom koordinatnom sistemu referentne mreže. Tačke su korištene za testiranje pozicioniranja i predstavljaju test set.

Akvizicija RSSI-a je vršena po tri minuta u jednoj tački, pri čemu je frekvencija odabiranja 2 Hz. Za ovako snimljen signal RSSI (slika 3) izračunate su srednja vrednost i medijana, koje su korišćene kao referentne vrednosti RSSI.

Takođe, za bazu napravljenu u otvorenom prostoru izmerene su vrednosti RSSI u temenima mreže tri dana posle merenja mreže. Tačke su služile za proveru ponovljivosti merenja, tj. za ispitivanje mogućnosti ponovnog korišćenja trening baze sa test bazama snimljenih u različito vreme. Ova merenja su izvršena u temenima mreže zbog toga što u njima RSSI ima ekstremne vrednosti za većinu rutera (minimume ili maksimume). Ako je bilo moguće ponoviti merenje sa istim rezultatima, smatrano je da je srednja greška reda veličine srednje greške prvobitnog test seta.

Raspored trening i test tačaka u zatvorenom prostoru je prikazan na slici 1.

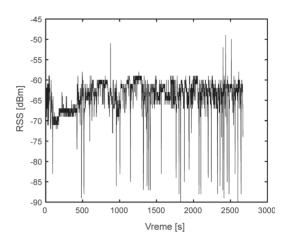
Problem nestabilnosti signala

RSSI je nestabilan parametar – vrednosti parametra variraju u granicama od –50 dBm do –90 dBm na celom terenu. Primer jednog RSSI-a za isti ruter prikazan je na slici 2. Za jedan ruter u referentnoj tački (1,1) vrednosti RSSI-a se kreću od –87 dBm do –70 dBm i srednja vrednost je –77.4 dBm (slika 3). Odstupanje od srednje vrednosti u ovoj tački dostiže i do 10 dBm. Takođe, zbog grešaka u merenju dolazi i do pojave nemogućih vrednosti pri akviziciji, kao što je 0 dBm.

Iz ovih razloga signal je filtriran koliko je to bilo moguće. Za ceo signal je izračunata standardna devijacija i potom su izbačena sva merenja sa odstupanjem većim od jedne standardne devijacije. Na preostalom signalu je izračunata srednja vrednost, koja je uzeta kao referentna za RSSI.

Lokalizacija pomoću kNN

Nearest Neighbour ili k Nearest Neighbours (kNN) je algoritam koji pomoću datih parametara neke tačke određuje najsličnije vrednosti



Slika 3. Vrednost RSSI u vremenu

Figure 3. RSSI value over time, sampled with 2Hz

i pomoću njih vrši klasifikaciju ili regresiju. Ako je u pitanju klasifikacija, tačka se klasifikuje uz svojih k najbližih suseda. Kod regresije kNN algoritam računa vrednost tačke kao srednju vrednost *k* najbližih suseda. Najbliži sused je tačka sa najmanjim euklidskim rastojanjem u prostoru parametra RSSI.

Rastojanje *d* između dve tačke se računa kao euklidsko rastojanje

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (\mathbf{R}_i - \mathbf{F} \mathbf{P}_i)^2}$$

gde R_i predstavlja jačinu signala i-tog rutera u test tački, dok je FP_i jačina signala i-tog rutera u trening tački na referentnoj mreži. Koordinate tačke se potom računaju kao aritmetička sredina koordinata najbližih referentnih tačaka.

Tačnost pozicioniranja raste sa povećanjem koeficijenta *k* do određene granice, odakle daljim povećavanjem tačnost opada. Ova pojava se može objasniti time da se sa porastom broja tačaka uključenih u kNN povećava verovatnoća da će neka od tačaka koja je udaljena a ima slične vrednosti RSSI-a biti označena kao bliska tačka. Sa porastom rezolucije raste i preciznost lokalizacije. Kako preciznost lokalizacije raste, povećava se i tačnost do određene granice, kada se povećava broj udaljenih tačaka i tačnost počinje da se smanjuje. Na primer, prilikom korišćenja svih tačaka u referentnoj mreži za lokalizaciju algoritam vraća jedno rešenje – centar mreže.

Rezultati i diskusija

Lokalizacija. Lokalizacija test skupa tačaka pomoću kNN na obe baze je dala rezultate pri-kazane u tabeli 1.

Tabela 1. Vrednosti grešaka pozicioniranja test skupova

Algoritam	Greška	Zatvoren prostor [m]	Otvoren prostor [m]
1NN	min	0.6	2.1
	srednja	3.3	6.2
	max	7.8	12.9
2NN	min	0.4	1.6
	srednja	2.7	5.1
	max	5.9	10.5
5NN	min	0.5	0.9
	srednja	2.4	4.6
	max	5.7	9.6
7NN	min	0.4	0.7
	srednja	2.8	4.5
	max	6.6	8.8

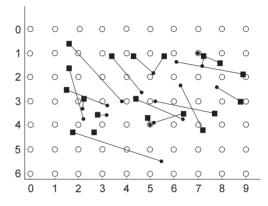
Srednje odstupanje za bazu izmerenu u zatvorenom prostoru je najmanje kada je koeficijent k=5 i njegova vrednost je 2.4 metra. Na slici 4 je predstavljena referentna mreža, na kojoj su kvadratima obeležene prave lokacije tačaka, dok su crnim tačkama obeležene lokacije koje je algoritam pronašao. Linija predstavlja odstupanje od estimirane i realne lokacije. Za bazu izmerenu u otvorenom prostoru srednje odstupanje je najmanje za koeficijent k=7 i njegova vrednost je 4.5 metara.

Medijan vrednosti RSSI za računanje referentih tačaka je rezultovalo manjim srednjim odstupanjem nego kada su korišćene srednje vrednosti RSSI.

Na graficima (slike 5 i 6) predstavljena je zavisnost srednjeg odstupanja od koeficijenta *k*.

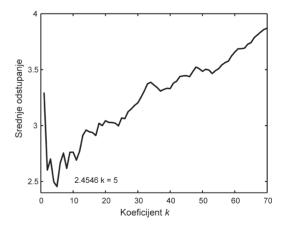
U kNN algoritmu preciznost zavisi od rezolucije referentne mreže. U referentnom radu (Borenović *et al.* 2008) lokalizacija je realizovana preko neuronske mreže i navedeno je da je takav pristup precizniji od kNN algoritma. Korišćenje

srednjeg odstupanja kao jedine metrike preciznosti sistema nije korektno, te je potrebno uračunati i prostor na kom je lokalizacija vršena, površinu, broj rutera i broj referentnih tačaka. Predložena metrika (ocena uspešnosti) u radu Borenovića i saradnika (2008), koja uzima u obzir navedene parametre sistema, može se predstaviti jednačinom $\Delta_B = \varepsilon \cdot n \cdot p$, gde je ε srednja vrednost greške, n broj tačaka, a p broj rutera po jedinici površine prostora.



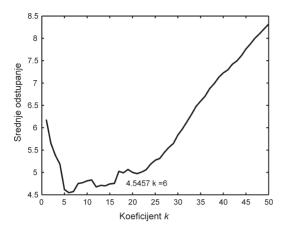
Slika 4. Procene lokacije u zatvorenom prostoru korištenjem 5NN algoritma (kvadrati – prave lokacije, crne tačke – procene)

Figure 4. Locations of test points – squares, and their estimations – black cricles, using 5NN (indoor data)



Slika 5. Zavisnost srednjeg odstupanja od koeficijenta *k* (zatvoren prostor)

Figure 5. Mean error – coefficient *k* dependence (indoors)

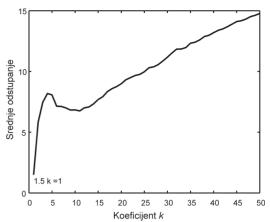


Slika 6. Zavisnost srednje greške od koeficijenta k ispred nastavnog centra

Figure 6. Mean error – coefficient *k* dependence (outdoors)

Površina prostora na kom se vrši lokalizacija je u metrici (Borenovic *et al.* 2008) bitna jer se na većoj površini pojavljuje se veća mogućnost greške. Površina je takođe značajna zbog odnosa srednje greške i veličine prostora na kom se vrši pozicioniranje. Broj rutera povećava broj parametara za kNN algoritam; na taj način veći broj rutera znači veću tačnost. Veći broj referentnih tačaka povećava rezoluciju mreže i time povećava i preciznost pozicioniranja.

Korišćenjem neuronske mreže na površini zgrade Elektrotehničkog fakulteta Univerziteta u Beogradu (8500 m²) izvršeno je pozicioniranje sa srednjom greškom od 8.4 metra (Borenović *et al.* 2008), što je dvostruko veća greška od one dobijene na bazi ispred Nastavnog centra, gde je



Slika 7. Zavisnost srednjeg odstupanja od koeficijenta *k* za kontrolni skup tačaka

Figure 7. Mean error – coefficient *k* dependence (repeatability set)

srednja greška 4.5 metara, i 3 puta veća od srednje greške u staroj biblioteci, koja je 2.5 metra. Ipak, korišćena površina ispred Nastavnog centra je 145m². U drugom radu, napisanom na Tehničkom univerzitetu u Rigi (Jekabsons *et al.* 2011), pozicioniranje je vršeno na površini od 460 m², gde je srednja greška 2.3 m. Red veličine greške i površine su slični i korišćen je isti algoritam. U tabeli 2 date su vrednosti srednjeg odstupanja upoređene sa dva referentna rada (Borenović *et al.* 2008; Jekabsons *et al.* 2011).

Ovakav odnos greške i parametara prostora je vrlo sličan rezultatima dobijenim u Jekabsons *et al.* 2011, ali je manje precizan od onog dobijenog u Borenović *et al.* 2008.

Tabela 2. Vrednosti grešaka sa parametrima prostora

Parametar	ETF – ANN	Ovaj rad – kNN		RTU –
		ispred NC	stara biblioteka	- kNN
Površina prostora	8500 m^2	320 m^2	145 m ²	460 m^2
Broj rutera	8	10	10	14
Broj referentnih tačaka (n)	433	50	70	82
Odnos površine prostora i broja rutera (p^{-1})	1062.5	32.4	14.5	32.8
Srednja greška (ε)	8.4 m	4.5 m	2.4 m	2.3 m
$\varepsilon \cdot p \cdot n$	3.42	6.94	11.56	5.74

Ponovljivost merenja. Srednja greška kontrolnog skupa tačaka, izmerenog u temenima mreže ispred Nastavnog centra, koji je služio za proveru ponovljivosti, pokazuje zavisnost od koeficijenta *k* prikazanu na slici 7.

Minimalna srednja greška pozicioniranja sve četiri tačke je 1.5 m. Greška lokalizacije referentnih tačaka merenih u drugom vremenskom periodu je uporediva sa greškom lokalizacije istih tačaka u prvobitnom skupu tačaka, pa se može zaključiti da su merenja ponovljiva. Ipak, za definitivan zaključak potreban je veći broj kontrolnih merenja. Takođe, grafik (slika 7) pokazuje konstantan rast greške sa porastom koeficijenta *k*. Ovo se dešava zato što se tačke nalaze na poziciji referentnih tačaka, te svako uvođenje ostalih referentnih tačaka smanjuje preciznost estimacije.

Zaključak

U dosadašnjem radu sa pozicioniranjem u postojećim bežičnim mrežama (Liu *et al.* 2007) korišćenjem kNN algoritma srednje odstupanje je ispod 5 m. Dobijena srednja odstupanja, 2.4 m u zatvorenom prostoru i 4.5 m u otvorenom prostoru, potvrdila su dosadašnja istraživanja. Korišćenjem predložene metrike iz rada Borenovića i saradnika (2008) zaključuje se da su neuronske mreže znatno preciznije u pozicioniranju u bežičnim mrežama.

Literatura

Liu H., Darabi H., Banerjee P., Liu J. 2007. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C* (Applications and Reviews), **37** (6): 1067.

Crow B. P., Widjaja I., Kim L. G., Sakai P. T. 1997. IEEE 802.11 wireless local area networks. *IEEE Communications magazine*, **35** (9): 116.

Bachrach J., Taylor C. 2005. Localization in sensor networks. U *Handbook of Sensor Networks: Algorithms and Architectures* (ur. I. Stojmenović). Wiley, str. 277–310.

Navarro E., Peuker B., Quan M. 2010. Wi-Fi Localization Using RSSI Fingerprinting. Bachelor's thesis, California Polytechnic State University.

Borenović M., Nešković A., Budimir Đ., Žeželj L. 2008. Utilizing artificial neural networks for WLAN positioning. U 2008 IEEE 19th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, str. 1-5.

Jekabsons G., Kairish V., Zuravlyov V. 2011. An analysis of Wi-Fi based indoor positioning accuracy. *Scientific Journal of Riga Technical University*, **47**: 131.

Pavle Šoškić and Lazar Mitrović

Mobile Client Positioning in Existing Wireless Networks

In this paper the implementation of the localization of a mobile client using a WLAN signal is described. The system was developed using a fingerprinting method implemented with a kNN algorithm. Two separate testing grounds were used. The first testing ground was indoors with a floor size of 145 m² and the second was outdoors in an area 320 m² in size. Training sets were formed by making a "fingerprint" of the RSSI values of every router positioned in a referential set of points for each ground separately. Testing sets for the kNN algorithm were made from measurements at 20 randomly located points inside the testing grounds. The acquisition of the RSSI value lasted 3 minutes for every point. Accuracy of the localization was tested versus the k parameter of the kNN algorithm. For k equaling 5 and 6 for the indoor testing area and outdoor area respectively, maximum accuracy was reached. Mean errors of 2.4 m for indoor tests and 4.5 m for outdoors are on par with similar work described in the "Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems", and as such are seen as expected results.