

Poboljšanje tačnosti pozicioniranja u uslovima odsustva optičke vidljivosti primjenom PSO algoritma optimizacije

Stevo Lukić

Direkcija za zehniku
MTEL a.d. Banja Luka
Banja Luka, BiH
stevo.lukic@mtel.ba

Mirjana Simić

Katedra za telekomunikacije
Elektrotehnički fakultet Beograd
Beograd, Srbija
mira@etf.rs

Sažetak—Najveći problem u realizaciji lokacijskih usluga predstavlja pozicioniranje u uslovima blokade direktne putanje između mobilne stanice (MS) i bazne stanice (BS), odnosno pozicioniranje u tzv. NLOS (*Non-Line-of-Sight*) propagacionom okruženju. U ovom radu prikazan je postupak poboljšanja tačnosti lociranja MS u ćelijskim radio mrežama u NLOS uslovima, zasnovan na TOA (*Time of Arrival*) orijentisanom estimatoru uz primjenu algoritma optimizacije rojem čestica PSO (*Particle Swarm Optimization*).

Ključne riječi—TOA metode; NLOS propagacija; PSO algoritam optimizacije.

I. UVOD

Kod višeputnog prostiranja radio talasa od predajnika ka prijemniku (*multipath propagation*) čest je slučaj da direktna talasna komponenta koja definiše LOS (*Line of Sight*) propagaciju, izostaje zbog opstrukcije od prepreka na prenosnom putu. Fenomen je poznat kao NLOS (*Non-Line of Sight*) transmisija koja se tipično dešava u urbanom propagacionom okruženju. Bez gubitka opštosti posmatra se slučaj pozicioniranja u WCDMA (*Wideband Code Division Multiple Access*) ćelijskoj mreži. Ako se rastojanje između mobilne stanice (MS) i bazne stanice (BS) procjenjuje na osnovu vremena prispjeća TOA (*Time of Arrival*) signala za pozicioniranje u prijemnik MS, onda je isto proporcionalno izmjerenom vremenskom kašnjenju direktnog talasa u odnosu na trenutak emitovanja signala sa predajnika BS (uz podrazumijevanu vremensku sinhronizaciju između MS i BS). Međutim, u NLOS okruženju, ne određuje se vremensko kašnjenje direktne komponente (*LOS path*), već neke druge, najčešće prve primljene NLOS talasne komponente. Posljedica toga je uvijek pozitivna greška (*NLOS bias*) u procjeni rastojanja između bazne stanice i mobilnog terminala (NLOS trajektorije uvijek su duže od direktne), a time i veća greška u izračunatoj poziciji mobilnog korisnika [1]. Prema tome, TOA metode pozicioniranja veoma su osjetljive na NLOS propagaciju čiji doprinos unesene greške u određivanju lokacije MS može iznositi reda nekoliko stotina metara. Predmet istraživanja koji će biti razmotren u ovom radu jeste napredni

mehanizam za eliminaciju NLOS grešaka mjerenja rastojanja, baziran na metaheurističkom konceptu optimizacije.

II. POSTAVKA MJERNOG MODELA

Pretpostavimo nešto ekstremnije uslove kada su zbog uticaja *hearibility* efekta za pozicioniranje dostupne samo četiri BS (uslov za cirkularnu lateraciju je da ih ima najmanje tri). *Hearibility* problem se javlja na *downlink*-u i nastaje kada se MS nalazi u blizini servisne BS, pa signali sa iste blokiraju signale sa udaljenijih BS. Nepoznate koordinate MS neka su označene sa (x,y) , a poznate koordinate i -te BS sa (x_i,y_i) , $i=1..4$. Tada se izraz za tačnu udaljenost između MS i i -te BS može napisati u sljedećem obliku:

$$d_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}, \quad i=1..4. \quad (1)$$

Mjerni model za slučaj totalnog NLOS scenarija u kome su putanje između MS i svih BS bez direktne optičke vidljivosti, postavlja se kao što slijedi:

$$r_i = c t_i = d_i + b_i + n_i, \quad i=1..4. \quad (2)$$

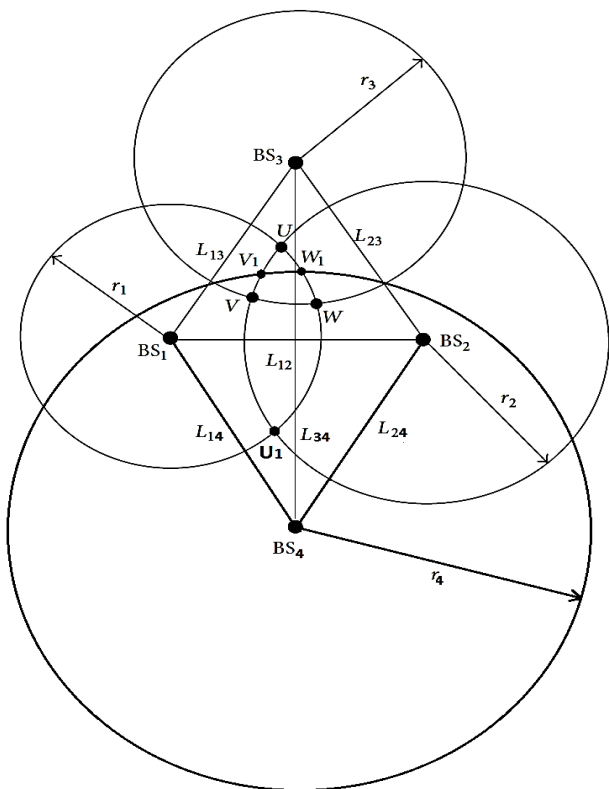
pri čemu je r_i "izmjerena" dužina i -te putanje dobijena mjerenjem vremenskog parametra TOA (t_i), c je brzina svjetlosti, n_i je standardni mjerni šum i -tog mjerenja uobičajeno modelovan kao Gausova slučajna promjenjiva nulte srednje vrijednosti i varijanse σ_i^2 ($n_i \sim \text{Norm}(0, \sigma_i^2)$), dok je ($b_i > 0$) pozitivna NLOS greška mjerenja rastojanja nastala usled deficita direktne putanje između MS i i -te BS. NLOS greška pozicioniranja koja se mijenja i u prostoru i u vremenu, za slučaj kada ne postoje informacije o statistici NLOS mjerenja u praksi je određena uniformnom raspodjelom $U(b_{imin}, b_{imax})$ sa funkcijom gustine vjerovatnoće [2],[3]:

$$p_{\text{NLOS}}(b_i) = \begin{cases} \frac{1}{b_{imax} - b_{imin}}, & b_i \in [b_{imin}, b_{imax}] \\ 0, & \text{inače} \end{cases}. \quad (3)$$

pri čemu su b_{imin} i b_{imax} donja i gornja granica NLOS greške respektivno.

U geometrijskom smislu, idealan slučaj pozicioniranja podrazumijeva da se lokacija MS nalazi u presjeku četiri TOA kružnice koje su analitički predstavljene sa (1) i čiji se centri nalaze u predmetnim BS. Iz (2) se vidi da realna procjena rastojanja sadži grešku usled prisustva Gausovog mjernog šuma i NLOS propagacije. Posljedica toga je da presjek četiri kruga nije tačka, već zona preklopa oblika cirkularnog četverougla (VV₁W₁W) konačne površine u kojoj se može naći MS, kao što je ilustrovano na Sl. 1. U situaciji kada ne postoji nikakva spoznaja o statistici NLOS grešaka, kompletan problem se može tretirati kao *Fermat-Weber* lokacioni problem [3],[4]. Shodno tome, MS je usidrena u tački unutar zajedničkog regiona za koju je zbir kvadrata euklidskih rastojanja do presječnih tačaka (vrhova) sa poznatim koordinatama V(V_x,V_y), V₁(V_{1x},V_{1y}), W₁(W_{1x},W_{1y}) i W(W_x, W_y), najmanji (Sl. 1). Odgovarajuća ciljna funkcija za koju je potrebna minimizacija u funkciji koordinata MS, ima sledeći oblik [4]:

$$F(x, y) = (x - V_x)^2 + (y - V_y)^2 + (x - V_{1x})^2 + (y - V_{1y})^2 + (x - W_x)^2 + (y - W_y)^2 + (x - W_{1x})^2 + (y - W_{1y})^2. \quad (4)$$



Slika 1. Geometrijska konfiguracija TOA metode pozicioniranja sa 4 BS

Uzimajući u obzir NLOS restrikciju $b_i > 0$ i činjenicu da je $b_i \gg n_i$, tada iz (2) sledi $d_i < r_i$. Imajući u vidu (1) i mekšu ($d_i \leq r_i$) verziju prethodne nejednakosti koja je potrebna kao matematički definicioni preduslov za optimizacione probleme sa ograničenjima, funkcija cilja (4) dobija sledeća ograničenja:

$$(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 \leq r_i^2, \quad i=1..4. \quad (5)$$

Dodatna ograničenja odnose se na dozvoljene opsege projektnih promjenjivih. Naime, očigledno je da se koordinate MS mogu nalaziti unutar sledećih granica [3]-[5]:

$$x_{min} = \min\{V_x, V_{1x}, W_{1x}, W_x\}. \quad (6)$$

$$x_{max} = \max\{V_x, V_{1x}, W_{1x}, W_x\}. \quad (7)$$

$$y_{min} = \min\{V_y, V_{1y}, W_{1y}, W_y\}. \quad (8)$$

$$y_{max} = \max\{V_y, V_{1y}, W_{1y}, W_y\}. \quad (9)$$

III. PSO METODA OPTIMIZACIJE

U literaturi postoji veliki broj metoda za uspešno rješavanje problema nelinearnih najmanjih kvadrata NLS (*Nonlinear Least Squares*), odnosno minimizacije ciljne funkcije (4) [1]-[5]. Zbog svojih dobrih osobina, u ovom radu se koristi algoritam optimizacije rojem čestica PSO (*Particle Swarm Optimization*) koji spada u savremene metaheurističke metode optimizacije. Algoritam roja čestica je populacijski algoritam zasnovan na ponašanju čestica u rojevima [6]. Populacija (roj) se sastoji od niza jedinki (čestica) koje se kreću u dopustivom prostoru rješenja. Svaka čestica odgovara jednom potencijalnom rješenju i kreće se koristeći svoje vlastito iskustvo iz prethodnih pozicija (kognitivno učenje), kao i iskustva cijelog roja (socijalno učenje). Prilikom određivanja smijera (brzine) kretanja, svaka čestica u određenoj mjeri uzima u obzir svoje do tada najbolje pronađeno rješenje (kognitivni faktor), te najbolje pronađeno rješenje čitave populacije (socijalni faktor). Pretpostavimo da je potrebno minimizovati ciljnu funkciju F definisanu u n -dimenzionalnom prostoru. Za rješavanje ovog optimizacionog problema biće upotrijebljen roj od k čestica smještenih u domenu funkcije F , odnosno algoritam će koristiti populaciju veličine k koja pretražuje prostor rješenja dimenzije n . Neka vektor $\mathbf{x}_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{in}]$ sadrži trenutnu poziciju (trenutno rješenje) i -te čestice, a vektor $\mathbf{v}_i = [v_{i1} \ v_{i2} \ \dots \ v_{in}]$ trenutnu brzinu, tačnije rečeno gradijent (pravac) u kojem bi se i -ta čestica kretala bez drugih uticaja. Čestice pretražuju ograničeni prostor rješenja određen opsegom $[\mathbf{x}_{imin}, \mathbf{x}_{imax}]$.

Brzina svake čestice je takođe ograničena sa svojom minimalnom i maksimalnom vrijednošću $[\mathbf{v}_{imin}, \mathbf{v}_{imax}]$. Ograničenje brzine je nužno, jer bez njega algoritam može doći u divergentno stanje. Stavi li se ograničenje brzine preveliko, čestica može "preletiti" preko područja dobrih rješenja. U suprotnom, ako je brzina ograničena na premalu vrijednost, može se dogoditi da čestica ostane zatočena u zoni lokalnih optimuma. Maksimalna brzina u praksi se najčešće postavlja na 10-20% raspona pretraživačkog prostora.

Algoritam uvijek započinje inicijalizacijom populacije. Svaka se čestica smješta na neku slučajno odabranu poziciju i dodjeljuje joj se neka slučajno odabrana brzina. Kao što je rečeno, svaka čestica pamti svoju najbolju poziciju, ali i najbolju poziciju u cijeloj populaciji. U iterativnom dijelu algoritma svaka čestica iz trenutne prelazi u narednu poziciju na osnovu sopstvenog i iskustva ostalih čestica. Glavni dio PSO algoritma sastoji se od nekoliko specifičnih faza koje se odvijaju za svaku iteraciju. Za svaku česticu se izračunava vrijednost ciljne funkcije (*fitnessa*) za trenutnu poziciju čestice. Ako je nova pozicija čestice bolja od individualne najbolje pozicije čestice (ima manji *fitness*), vrši se ažuriranje trenutne najbolje individualne pozicije (\mathbf{p}_i) i odgovarajućeg *fitnessa* (p_{besti}). U slučaju da je nova pozicija čestice bolja od trenutne globalne najbolje pozicije (rješenja) na nivou čitavog roja, vrši se ažuriranje trenutne najbolje globalne pozicije (\mathbf{g}) i globalnog *fitnessa* (g_{best}). Ažuriranje trenutne brzine i trenutnog položaja svake čestice je korak koji određuje optimizacione sposobnosti PSO algoritma. Brzina i -te čestice u svakoj narednoj iteraciji diskretnog vremena mijenja se po sledećoj formuli [6]:

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + c_1\varphi_1[\mathbf{p}_i(t) - \mathbf{x}_i(t)] + c_2\varphi_2[\mathbf{g}(t) - \mathbf{x}_i(t)]. \quad (10)$$

pri čemu su φ_1 i φ_2 slučajno izabrane konstante u intervalu $[0, 1]$, c_1 je koeficijent kognitivnog učenja (uticaj iskustva čestice), c_2 je koeficijent socijalnog učenja (uticaj iskustva roja), \mathbf{x}_i je trenutna pozicija i -te čestice, $\mathbf{p}_i = [p_{i1} p_{i2} \dots p_{in}]$ je trenutna najbolja individualna pozicija i -te čestice, dok je trenutno najbolje rješenje cijelog roja (najbolje globalno rješenje) označeno sa $\mathbf{g} = [g_1 g_2 \dots g_n]$.

Kognitivna komponenta predstavlja memoriju čestice i utiče na to da se čestica vraća na one oblasti prostora gdje je imala visoki *fitness*. Socijalna komponenta utiče da se čestica primakne najboljem kandidatu kojeg je roj do tada pronašao. Faktori c_1 i c_2 uobičajeno se postavljaju na vrijednost 2. Veličina populacije tipično se kreće od 20 do 50 čestica. Naravno, postoje problemi kod kojih se do zadovoljavajućeg rješenja dolazi tek sa većom populacijom. Ukoliko brzina čestice iskoči iz dozvoljenog opsega, vrši se korekcija na granične vrijednosti. Konačno, u skladu sa novom brzinom mijenja se i položaj čestice [6]:

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1). \quad (11)$$

Proces pretrage prostora rješenja generalno se može podijeliti u dva koraka. U prvom koraku obavlja se grubo pretraživanje (globalna pretraga) kako bi se identifikovala "zanimljiva" područja, a potom se u drugom koraku obavlja fino pretraživanje unutar lociranih kandidata (lokalna pretraga). Kako bi se osiguralo ovakvo ponašanje algoritma, izraz za ažuriranje brzine (10) se modifikuje na način da se brzina u tekućoj iteraciji $\mathbf{v}_i(t)$ množi sa parametrom inercije $\omega(t)$ koji kontroliše uticaj prethodnih brzina čestice na trenutnu brzinu. Pomenuti parametar je odgovoran za kretanje čestice u pravcu kojim se do tada kretala (inercijalni pravac). Za veće vrijednosti ω pojačava se globalno pretraživanje (*global exploration*), odnosno vrši se diverzifikacija (proširenje pretrage), dok se za manje vrijednosti intenzivira lokalna pretraga (*local*

exploration). Parametar inercije najčešće je vremenski promjenjiv faktor i obično se bira iz opsega $[0, 1]$. Inicijalno se postavlja na vrijednost blisku jedinici (≈ 0.9), a sa povećanjem broja iteracija vrijednost mu se smanjuje prema nekoj minimalno utvrđenoj. Ako sa ω_{max} i ω_{min} obilježimo željenu maksimalnu i minimalnu vrijednost parametra inercije, te sa T iteraciju u kojoj težinski faktor treba pasti na ω_{min} , za ažuriranje se može koristiti sledeći izraz [6]:

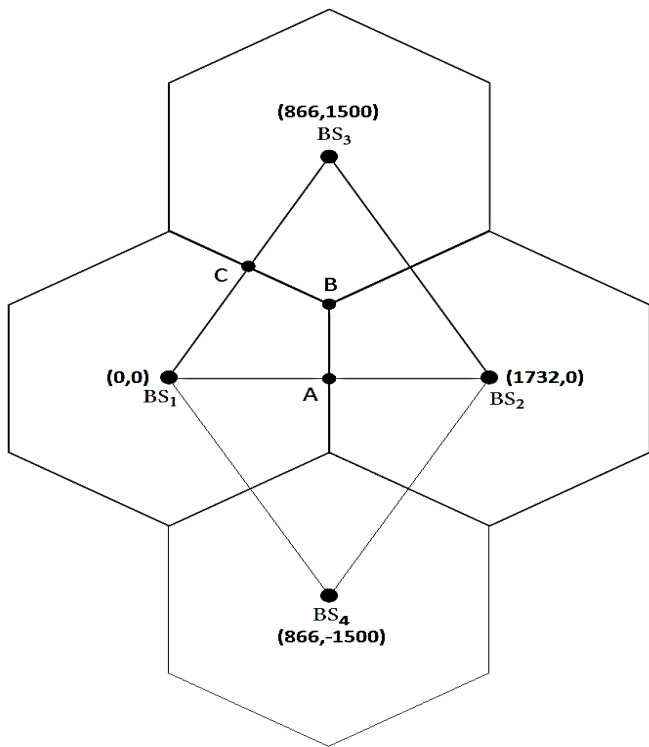
$$\omega(t) = \begin{cases} \frac{t}{T}(\omega_{min} - \omega_{max}) + \omega_{max}, & t < T \\ \omega_{min}, & t > T \end{cases}. \quad (12)$$

Glavni dio algoritma se ponavlja sve dok se ne ispuni kriterijum zaustavljanja (pronalazak dovoljno dobrog rješenja ili dostizanje maksimalnog broja iteracija). Najbolja dostignuta globalna pozicija se uzima za aproksimaciju optimalnog rješenja. Kriterijum zaustavljanja može biti i stagniranje najboljeg globalnog *fitnessa* (najbolje rješenje se nije značajno promijenilo tokom određenog broja PSO iteracija). Osnovna prednost PSO algoritma je njegova jednostavnost, jer je metrika koja određuje kvalitet rješenja isključivo definisana preko *fitnessa*, što znači da se zahtijevaju samo elementarne matematičke operacije, odnosno za realizaciju metode nisu potrebne kompleksne derivacione procedure. Algoritam je manje osjetljiv na izbor početnog rješenja, kao i na ograničenja ciljne funkcije. PSO ima ugrađene mehanizme izbjegavanja lokalnih minimuma i lako se može integrisati sa ostalim metodama optimizacije. Niz poželjnih karakteristika kao što je lakoća implementacije, mala složenost, procesiranje u realnom vremenu, mogućnost primjene čak i na višekriterijumske probleme optimizacije, odredili su PSO kao metodu izbora za rješavanje optimizacionih problema u različitim naučnim oblastima.

IV. REZULTATI SIMULACIJE

Simulacija je obavljena u celularnom radio okruženju prikazanom na Sl. 2, kojeg čine četiri WCDMA BS koje su sastavio dio klastera od sedam BS. MS se može nalaziti u bilo kojoj tački oblasti ograničenoj sa tačkama BS_1 , A, B i C, odnosno informacija o stvarnoj lokaciji mobilne stanice u tom dijelu prostora dobijena je preko funkcije gustine vjerovatnoće uniformnog tipa. U pomenutoj oblasti je zbog uticaja servisne BS_1 izražen problem čujnosti (*hearability*) sa udaljenijim BS. Koordinate dostupnih baznih stanica BS_1 , BS_2 , BS_3 i BS_4 izražene u metrima postavljene su redom na vrijednosti (0,0), (1732,0), (866,1500) i (866,-1500), uzimajući u obzir da u alociranom dijelu prostora ne postoji direktna optička vidljivost između MS i predmetnih BS. Radijus heksagonalnih ćelija iznosi 1 km. Kada je distanca između MS i servisne BS malena, a istovremeno NLOS greška rastojanja "generisana" na preostalim BS izrazito velika, tada postoji mogućnost da TOA kružnica poluprečnika r_1 opisana oko servisne BS leži unutar preostale tri kružnice sa poluprečnicima r_2 , r_3 i r_4 . U tom slučaju predloženi algoritam ne bi bio primjenjiv. Prema tome, ako je ispunjen neželjeni uslov da je $r_i > L_{1i} + r_1$ ($i=2,3,4$), pri čemu je L_{1i} udaljenost servisne BS_1 do susjednih BS_i (Sl. 1), vrši se limitiranje iskačućih mjerenja (*outlier-a*) na vrijednost $r_i = L_{1i} + r_1$. Na taj način zagarantovano je da se bilo koje dvije

TOA kružnice sijeku u najmanje jednoj tački, čime je obezbijedena puna funkcionalnost algoritma.



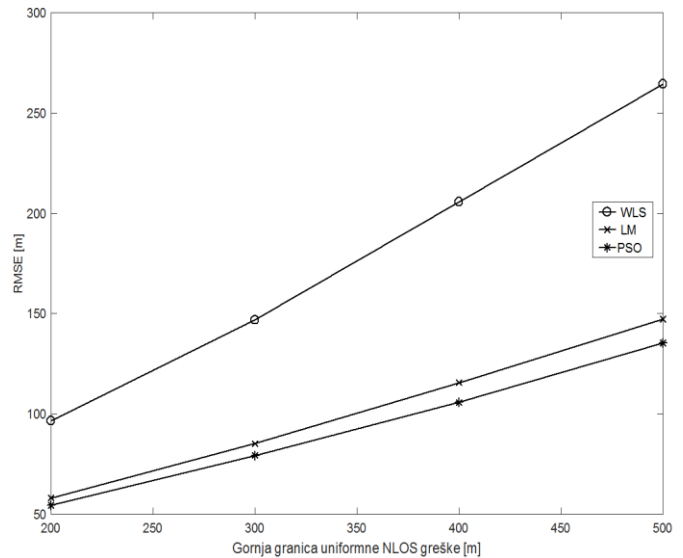
Slika 2. Celularni sistem sa 4 BS

Pošto se radi o maloj prostornoj matrici, pretpostavljeno je nadalje da su donje i gornje granice vrijednosti NLOS grešaka rastojanja identične na putanji između MS i svake pojedinačne BS. Analizirano je četiri opsega NLOS greške za koje važi: $b_{imax}[m] \in \{200,300,400,500\}$ i $b_{imin}[m] = 0$.

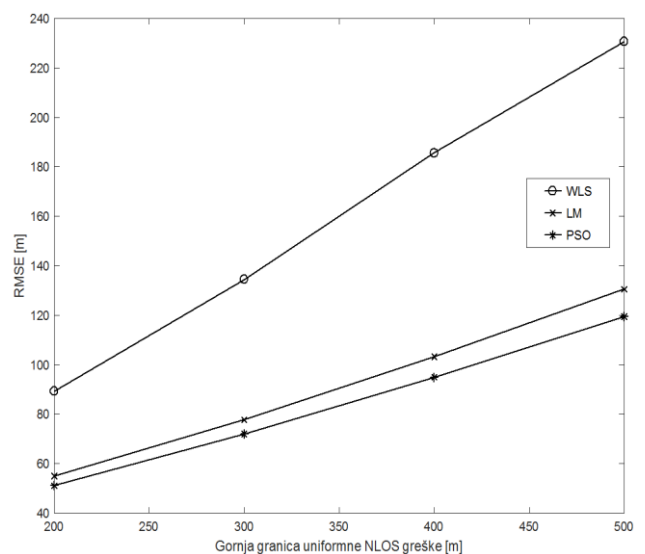
Na bazi lokacione geometrije sa Sl. 2, izvršeno je ukupno 1000 nezavisnih TOA mjerenja za različite položaje mirujuće MS za svaki simulacioni opseg NLOS greške, pri čemu je uticaj Gausovog mjernog šuma zanemaren. Korišten je princip da se na svakoj poziciji koja se estimira izvrši nekoliko testnih mjerenja (u našem slučaju 10) i da se kao referentno mjerenje uzme ono za koje je presječna površina TOA kružnica najmanja, čime se posljedično smanjuje i greška određivanja lokacije MS. Generalno, sa povećanjem broja testnih mjerenja povećava se i tačnost, ali i vrijeme procesiranja algoritma pozicioniranja. Inicijalna PSO populacija se smješta u oblast određenu sa (6)-(9). Procedura koristi tzv. kaznene (*penalty*) funkcije, čime se brzo odbacuju rješenja koja ne zadovoljavaju ograničenja (5). Veličina populacije je postavljena na 40 čestica, dok su faktori c_1 i c_2 podešeni na vrijednost 2. Maksimalna vrijednost parametra inercije iznosi 0.9. Minimalna vrijednost parametra inercije iznosi 0.4 pri maksimalnom broju od 500 iteracija. Algoritam se zaustavlja ako se globalni *fitnes* nije značajnije mijenjao za dvije susjedne iteracije (ako apsolutna promjena nije bila veća od 10^{-4}), ili u slučaju dostizanja maksimalnog broja PSO iteracija.

Uspješnost PSO algoritma testirana je poređenjem sa klasičnim algoritmima pozicioniranja kao što su metod ponderisanih najmanjih kvadrata WLS (*Weighted Least Squares*) i LM (*Levenberg-Marquardt*) gradijentni metod. Specijalno, simulacija je izvršena i za gori slučaj u kome se za pozicioniranje koristi konfiguracija sa tri BS (BS₁, BS₂, BS₃) i dobijeni su bolji rezultati od onih navedenih u [3] i [4].

Na Sl. 3 i Sl. 4 prikazana je devijacija srednjekvadratne greške pozicioniranja RMSE (*Root Mean Square Error*) u funkciji gornjeg praga vrijednosti NLOS greške (b_{imax}) po svakom od navedenih algoritama, za sistem sa tri i četiri BS respektivno.

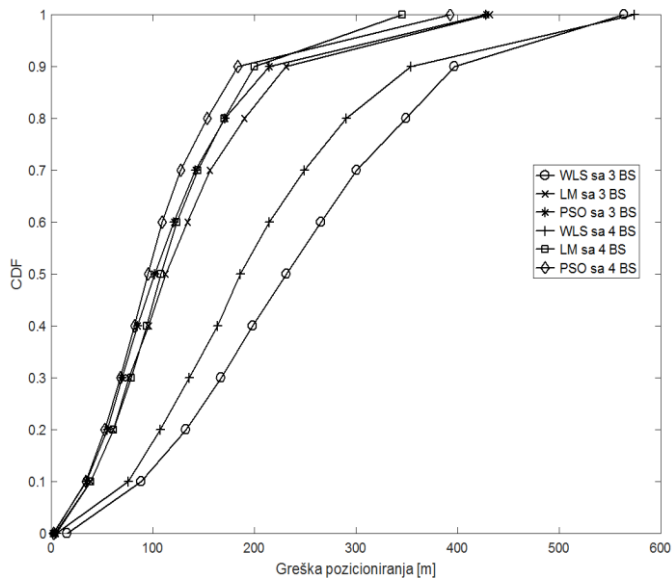


Slika 3. RMSE u funkciji gornje granice NLOS greške (tri BS)



Slika 4. RMSE u funkciji gornje granice NLOS greške (četiri BS)

Kumulativna funkcija raspodjele greške pozicioniranja CDF (*Cumulative Distribution Function*) za $b_{i\max} = 500$ m u konfiguracijama sa tri i četiri BS, data je na Sl. 5.



Slika 5. Zbini dijagram tačnosti pozicioniranja za $b_{i\max} = 500$ m

V. ZAKLJUČAK

Rezultati simulacione studije prezentovani na prethodnim slikama ukazuju da su performance PSO algoritma po pitanju tačnosti pozicioniranja uporedive, čak i nešto bolje od konvencionalnog LM gradijentnog algoritma koji se smatra standardom u problemima optimizacije. PSO algoritam je neuporedivo bolji od WLS algoritma. Kao što je i za očekivati, sa povećanjem broja dostupnih BS, u određenoj mjeri smanjuje se i greška procijenjene pozicije MS. U najgorem scenariju, za maksimalnu vrijednost NLOS greške od 500 m, u 67% slučajeva greška pozicioniranja je u sistemu sa tri BS manja od 135 m, a u sistemu sa četiri BS manja od 119 m. Analizirajući slična istraživanja u literaturi, može se izvesti zaključak da su dobijeni rezultati prihvatljivi [3],[4].

Respektujući navedene činjenice, kao i mogućnost unapređenja osnovnog PSO algoritma na bazi hibridizacije sa ostalim metaheurističkim algoritmima [7], isti može biti varijanta potencijalnog rješenja za TOA bazirane ćelijske sisteme pozicioniranja u NLOS situacijama.

LITERATURA

- [1] S.Lukić, M.Simić, "Eliminacija NLOS grešaka pozicioniranja u ćelijskim radio mrežama primjenom ML estimatora sa ugrađenim Levenberg-Marquardt algoritmom optimizacije," Zbornik radova 61. konferencije ETRAN, Kladovo, 2017.
- [2] R.W.Ouyang, A.K.Wong, "An Enhanced TOA-based Wireless Location Estimation Algorithm for Dense NLOS Enviroments," IEEE Wireless Communications and Networking Conference, 2009.
- [3] C.S.Chen, "A non-line-of-sight error mitigation method for location estimation," International Journal of Distributed Sensor Networks, vol. 13(1), 2017.
- [4] S.Venkatraman, J.Caffery and H.You, "Location using LOS Range Estimation in NLOS Environments," IEEE Vehicular Technology Conference, vol. 2, pp. 856–860, 2002.
- [5] C.S.Chen, J.M.Lin, C.T.Lee and C.D.Lu, "The Hybrid Taguchi-Genetic Algorithm for Mobile Location," International Journal of Distributed Sensor Networks, Hindawi Publishing Corporation, vol. 2017.
- [6] M.Čupić, Prirodom inspirirani optimizacijski algoritmi. Fakultet elektrotehnike i računarstva, Zagreb, 2009.
- [7] S.R.Sujatha, M.Siddappa, "Node Localization Method for Wireless Sensor Networks Based on Hybrid Optimization of Particle Swarm Optimization and Differential Evolution," IOSR of Computer

ABSTRACT

The biggest problem in realization of location services is positioning in conditions of blocking the direct path between the mobile station (MS) and the base station (BS), or positioning in Non-Line-of-Sight propagation environment. This paper presents the procedure for improving accuracy of MS locationing in cellular radio networks in NLOS conditions, based on the TOA (Time of Arrival) oriented estimator using the Particle Swarm Optimization algorithm.

IMPROVING ACCURACY OF POSITIONING IN NLOS CONDITIONS USING PSO OPTIMIZATION ALGORITHM

Stevo Lukić and Mirjana Simić