

Eliminacija NLOS grešaka pozicioniranja u ćelijskim radio mrežama primjenom ML estimatora sa ugrađenim *Levenberg-Marquardt* algoritmom optimizacije

Stevo Lukić i Mirjana Simić

Apstrakt—Najveći izazov pri implementaciji efikasnog postupka za lociranje mobilne stanice predstavlja negativan uticaj NLOS (*Non-Line of Sight*) propagacijskih uslova. U ovom radu je predloženo jedno od mogućih rješenja za potiskivanje NLOS grešaka pozicioniranja u ćelijskim radio mrežama, zasnovano na TOA (*Time of Arrival*) orjentisanom ML (*Maximum Likelihood*) estimatoru sa ugrađenim *Levenberg-Marquardt* algoritmom optimizacije. Pokazano je da na ovakav način projektovani estimator predstavlja ujedno i estimator minimalne varijanse u kombinovanom LOS/NLOS propagacionom okruženju.

Ključne reči—TOA metode; NLOS propagacija; ML estimator; *Levenberg-Marquardt* algoritam.

I. UVOD

U analizi fenomena višestruke propagacije radio talasa (*multipath propagation*), komponenta sa najmanjim vremenskim kašnjenjem naziva se direktna, a ako je njena snaga značajno veća od snage ostalih propagacionih komponenti označena je kao i dominantna. Po definiciji, dominantna direktna talasna komponenta određuje slučaj LOS (*Line of Sight*) propagacije. Ukoliko direktna komponenta izostaje zbog opstrukcije od prepreka, ili postoji a nije dominantna zbog slabljenja signala nakon prolaska kroz prepreke, radi se o NLOS (*Non-Line of Sight*) transmisiji koja se tipično dešava u urbanom propagacionom okruženju. Kada rastojanje između mobilne stanice MS (*Mobile Station*) i bazne stanice BS (*Base Station*) procjenjujemo na osnovu vremena prispjeća TOA (*Time of Arrival*) signala za pozicioniranje u prijemnik MS/BS, onda je isto proporcionalno izmjerenom vremenskom kašnjenju direktnog talasa u odnosu na trenutak emitovanja signala sa predajnika BS/MS (ovisno od toga da li se mjerenja obavljaju na *downlink*-u ili na *uplink*-u, uz podrazumijevanu sinhronizaciju između MS i BS). U LOS uslovima propagacije, detekcija dominantne direktne talasne komponente kroz kriterijum maksimalne snage u estimovanom impulsnom odzivu kanala je standardna procedura, pri čemu vrijeme propagiranja te

komponente određuje i željeno TOA kašnjenje pozicionog signala. Međutim, u NLOS okruženju, navedenim kriterijumom ne određuje se vremensko kašnjenje direktne komponente (*LOS path*), već neke druge, najčešće prve značajne primljene talasne komponente koja od ostalih NLOS komponenti ima i najmanje slabljenje (najveću snagu). Posljedica toga je uvijek pozitivna greška (*NLOS bias*) u procjeni rastojanja bazne stanice i mobilnog terminala (NLOS trajektorije uvijek su duže od direktne), a time i veća greška u izračunatoj poziciji mobilnog korisnika [1]. Zbog toga su *time-based* metode pozicioniranja veoma osjetljive na NLOS propagaciju čiji doprinos unesene greške u određivanju lokacije MS može iznositi reda nekoliko stotina metara. Iz pomenutog razloga, nakon estimacije vremenskog kašnjenja (parametra TOA), dalje otklanjanje uticaja smetnji na grešku pozicioniranja vrši se nakon transformacije procijenjenih vremenskih parametara u rastojanja. Predmet istraživanja koji će biti razmotren u ovom radu jeste napredni mehanizam za eliminaciju NLOS grešaka u okviru druge faze TOA tehnike (faze estimacije rastojanja).

II. ML ALGORITAM ZA KOMBINOVANI LOS/NLOS SCENARIO

Kako je pokazano u [2], Kramer-Rao donja granica CRLB (*Cramer-Rao Lower Bound*) varijanse procjena nepoznatih koordinata mobilne stanice za TOA metode pozicioniranja u kombinovanom LOS/NLOS okruženju u situaciji izostanka statističkih karakteristika NLOS šuma, ekskluzivno zavisi od parametara LOS signala. Prema tome, pod ovakvim okolnostima najjednostavniji način otklanjanja NLOS grešaka pozicioniranja zasnovan je na identifikaciji i odbacivanju mjerenja sa NLOS BS, nakon čega bi se za procjenu lokacije MS koristila isključivo TOA mjerenja sa LOS BS kontaminirana standardnim Gausovim šumom. U tom slučaju zadovoljavajući rezultati se postižu već i sa konvencionalnim lateracionim algoritmima. Ipak, od interesa su postupci pomoću kojih se može asimptotski prići Kramer-Rao granici tačnosti pozicioniranja. Naime, ML (*Maximum Likelihood*) estimator u LOS scenariju čak i u veoma jednostavnoj izvedbi ispunjava postavljeni zadatak pod uslovom da je nepristrasan, što se postiže, kako će docnije biti predstavljeno, sa većim odnosom signal/šum na ulazu u prijemnik i sa većim efektivnim propusnim opsegom signala za pozicioniranje (većom brzinom signaliziranja) [2]. Estimatori koji

Stevo Lukić – MTEL a.d. Banja Luka, Vuka Karadžića 2, 78000 Banja Luka, Republika Srpska, BiH (e-mail: stevo.lukic@mtel.ba).

Mirjana Simić – Univerzitet u Beogradu, Bulevar Kralja Aleksandra 73, 11020 Beograd, Srbija (e-mail: mira@etf.rs).

funkcionišu na principima prethodno opisane lokacione logike u literaturi se nazivaju IAD (*Identify and Discard*), a odlikuje ih između ostalog i značajno smanjenje računarskog opterećenja zbog manje obrade mjernih podataka. Najznačajniji predstavnik iz ove klase je AML (*Approximate Maximum Likelihood*) estimator detaljno istražen u [3]. Evidentno, ovakav pristup posjeduje i određene mane. Kao prvo, uvijek postoji mogućnost postojanja lažnog alarma (identifikacija LOS BS kao NLOS BS), odnosno pogrešne detekcije (identifikacija NLOS BS kao LOS BS). Nadalje, broj identifikovanih LOS mjerenja može biti nedovoljan za provođenje odgovarajućih postupaka pozicioniranja naročito u urbanim sredinama. Nasuprot tome, može se desiti slučaj da broj LOS mjerenja bude i prihvatljiv, ali da je geometrijski raspored LOS baznih stanica nepovoljan, odnosno da postoji velika vrijednost parametra geometrijskog rasipanja preciznosti GDOP (*Geometric Dilution of Precision*). Sve navedene činjenice u konačnici dovode do degradacije lokalizacione tačnosti. Dodavanjem NLOS BS u mjerni protokol smanjuje se GDOP inicijalne LOS konfiguracije i dobijaju novi izvori informacija, čime se direktno utiče na poboljšanje performansi estimacionog procesa. U analizi provedenoj u [2] utvrđeno je da se uz poznate probablističke informacije o NLOS transmisiji, integracijom LOS/NLOS mjerenja i korišćenjem adekvatnog ML estimatora za korekciju NLOS greške, mogu dobiti bolji rezultati nego kada se estimacija obavlja samo upotrebom LOS BS.

Pretpostavimo da postoji N dostupnih (*hearable*) BS, pri čemu važi da je $N \geq 3$. Nepoznate koordinate MS neka su označene sa (x, y) , a poznate koordinate i -te BS sa (x_i, y_i) , $i = 1 \dots N$. Tada se izraz za tačnu udaljenost između MS i i -te BS može napisati u sljedećem obliku:

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

Mjerni model za slučaj hibridnog LOS/NLOS scenarija koji je i najzastupljeniji u praksi, glasi:

$$r_i = d_i + \begin{cases} n_i, & i \in LOS \\ b_i + n_i, & i \in NLOS \end{cases} \quad (2)$$

pri čemu je r_i "izmjerena" udaljenost između MS i i -te BS dobijena mjerenjem parametra TOA (*Time of Arrival*), n_i je standardni mjerni šum i -tog mjerenja uobičajeno modelovan kao Gausova slučajna promjenjiva nulte srednje vrijednosti i varijanse σ_i^2 ($n_i \sim Norm(0, \sigma_i^2)$), dok je ($b_i > 0$) pozitivna NLOS greška mjerenja rastojanja nastala zbog blokade direktne putanje između MS i i -te BS. NLOS greška pozicioniranja određena je kao eksponencijalna slučajna promjenjiva srednje vrijednosti λ_i i varijanse λ_i^2 [4]:

$$p_{NLOS}(b_i) = \begin{cases} \frac{1}{\lambda_i} \exp\left(-\frac{b_i}{\lambda_i}\right), & b_i > 0 \\ 0, & \text{inače} \end{cases} \quad (3)$$

Uvedimo novu slučajnu promjenjivu, ukupnu grešku pozicioniranja kao:

$$\varepsilon_i = \begin{cases} n_i, & i \in LOS \\ b_i + n_i, & i \in NLOS \end{cases} \quad (4)$$

nakon čega se može pisati:

$$r_i = d_i + \varepsilon_i. \quad (5)$$

Ukoliko su n_i i b_i međusobno nezavisne slučajne promjenjive, tada slučajna promjenjiva koja je jednaka njihovom zbiru ($\varepsilon_{i,NLOS} = n_i + b_i$) ima tzv. eksponencijalnu modifikovanu Gausovu raspodjelu EMG (*Exponentially Modified Gaussian Distribution*) čija se funkcija gustine vjerovatnoće dobija konvolucijom funkcija gustina vjerovatnoće Gausove i eksponencijalne raspodjele:

$$p_{\varepsilon_{i,NLOS}} = \frac{1}{2\lambda_i} \exp\left[-\frac{1}{\lambda_i}\left(\varepsilon_i - \frac{\sigma_i^2}{2\lambda_i}\right)\right] \operatorname{erfc}\left(\frac{\sigma_i^2 - \lambda_i \varepsilon_i}{\sqrt{2}\lambda_i \sigma_i}\right). \quad (6)$$

Imajući u vidu postulate centralne granične teoreme, a sa ciljem teoretskog izvođenja i lakšeg provođenja optimizacionih postupaka, $\varepsilon_{i,NLOS}$ se može aproksimativno predstaviti kao Gausova slučajna promjenjiva srednje vrijednosti λ_i i varijanse $\sigma_i^2 + \lambda_i^2$, odnosno važi da je $\varepsilon_{i,NLOS} \sim Norm(\lambda_i, \sigma_i^2 + \lambda_i^2)$. Tačnost ove aproksimacije je primjerena kada λ_i nije mnogo veće od σ_i , a smanjuje se sa povećanjem parametra λ_i . Međutim, simulacioni rezultati pokazuju da korišćenje tačne formule ne daje mnogo bolje efekte od onih koji se dobijaju predloženom aproksimacijom [5], a uzrok se može tražiti u kompleksnosti i velikoj nelinearnosti funkcije definisane sa (6). Pri tome istovremeno važi da je $\varepsilon_{i,LOS} \sim Norm(0, \sigma_i^2)$.

Bez gubitka opštosti razmotrimo idealan slučaj pozicioniranja kada se perfektno poznaju NLOS BS, kao i distribucija NLOS greške, odnosno parametri λ_i . Neka opet postoji $N = N_{LOS} + N_{NLOS}$ dostupnih baznih stanica, gdje je N_{LOS} broj LOS BS, a N_{NLOS} broj NLOS BS, pri pretpostavci da se zadovoljavajući rezultati tačnosti lociranja MS očekuju u slučaju kada vrijedi $N_{LOS} > N_{NLOS}$. Obično se uzima da je $N_{LOSmin} = 3$. Ako su sva mjerenja međusobno nezavisna, združena funkcija gustine vjerovatnoće ima sljedeći oblik [5]:

$$p(\mathbf{r}|\boldsymbol{\theta}) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\varepsilon_i}} \exp\left\{-\frac{(\varepsilon_i - \bar{\varepsilon}_i)^2}{2\sigma_{\varepsilon_i}^2}\right\} = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\tilde{\sigma}_i} \exp\left\{-\frac{(\tilde{r}_i - d_i)^2}{2\tilde{\sigma}_i^2}\right\}. \quad (7)$$

gdje je:

$$\tilde{\sigma}_i = \begin{cases} \sigma_i, & i \in LOS \\ \sqrt{\sigma_i^2 + \lambda_i^2}, & i \in NLOS \end{cases} \quad (8)$$

$$\tilde{r}_i = \begin{cases} r_i, & i \in LOS \\ r_i - \lambda_i, & i \in NLOS \end{cases} \quad (9)$$

pri čemu su nepoznate koordinate MS predstavljene sa komponentama lokacionog vektora $\boldsymbol{\theta} = [x \ y]^T$, dok je vektor izmjerenih (grubo procijenjenih) udaljenosti okarakterisan kao $\mathbf{r} = [r_1 \ r_2 \ \dots \ r_i \ \dots \ r_N]^T$, $i = 1 \dots N$.

ML estimator daje vektor finih procjena koordinata MS $\hat{\boldsymbol{\theta}}(\hat{x}, \hat{y})$ za koje funkcija (7) ima maksimum:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(\hat{x}, \hat{y}) = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} p(\mathbf{r}|\boldsymbol{\theta}) = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} \ln p(\mathbf{r}|\boldsymbol{\theta}). \quad (10)$$

Nakon logaritmiranja i ignorisanja relevantnih konstanti dobija se funkcija vjerodostojnosti:

$$L(\mathbf{r}, \boldsymbol{\theta}) = -\sum_{i=1}^N \frac{(\tilde{r}_i - d_i)^2}{2\tilde{\sigma}_i^2}. \quad (11)$$

Maksimizacija gornjeg izraza je ekvivalentna sa:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(\hat{x}, \hat{y}) = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} \sum_{i=1}^N \frac{(\tilde{r}_i - d_i)^2}{\tilde{\sigma}_i^2}. \quad (12)$$

Očigledno da se ML estimacija nepoznate lokacije MS svodi na rješavanje nelinearnog problema najmanjih kvadrata NLS (*Nonlinear Least Squares*) [6]:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(\hat{x}, \hat{y}) = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} F(\boldsymbol{\theta}) = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} \sum_{i=1}^N (w_i f_i(\boldsymbol{\theta}))^2. \quad (13)$$

NLS problem se odnosi na minimizaciju ciljne funkcije:

$$F(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{i=1}^N (w_i f_i(\boldsymbol{\theta}))^2. \quad (14)$$

Vrijednosti parametara koji definišu odgovarajuće rezidualne $w_i f_i(\boldsymbol{\theta})$ iznose respektivno:

$$w_i = 1/\tilde{\sigma}_i = \begin{cases} 1/\sigma_i, & i \in LOS \\ 1/\sqrt{\sigma_i^2 + \lambda_i^2}, & i \in NLOS \end{cases}. \quad (15)$$

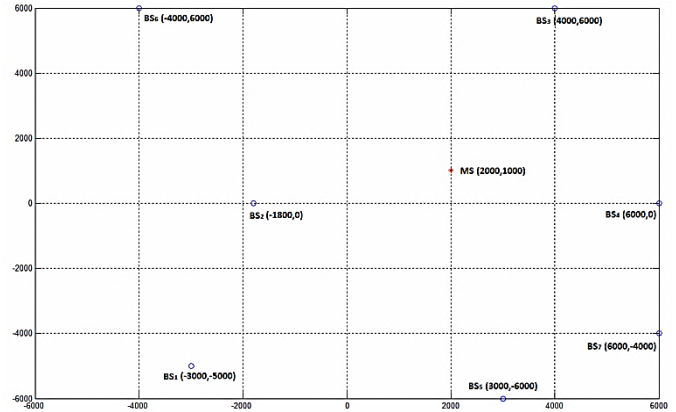
$$f_i(\boldsymbol{\theta}) = \tilde{r}_i - d_i = \begin{cases} r_i - d_i, & i \in LOS \\ r_i - \lambda_i - d_i, & i \in NLOS \end{cases}. \quad (16)$$

U literaturi postoji veliki broj metoda za uspješno rješavanje NLS problema, odnosno minimizacije ciljne funkcije $F(\boldsymbol{\theta})$. Zbog svojih dobrih osobina, u ovom radu se koristi iterativni *Levenberg-Marquardt* algoritam koji spada u metode bezuslovne optimizacije (*unconstrained optimization*) sa pseudokodom opisanim u [6]. Ako se uvedu restrikcije vezane za veličinu lokacionog područja u kojem se može nalaziti MS, kao i dopunske restrikcije $\hat{b}_i > 0 \Rightarrow r_i \geq \hat{d}_i$ ($i \in NLOS$), NLS tada postaje optimizacioni problem sa ograničenjem (*constrained optimization problem*).

III. OPIS SIMULACIJE

Za potrebe komparativne analize tačnosti pozicioniranja mobilnog korisnika primjenom ML algoritma u LOS i hibridnom LOS/NLOS scenariju razvijen je simulacioni

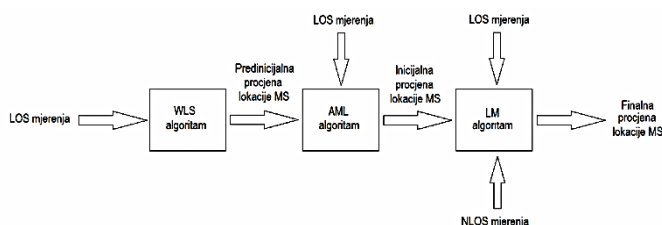
model u programskom paketu MATLAB [7]. Pri tome je razmotren već pomenuti idealan slučaj TOA pozicioniranja u hipotetičkoj CDMA ćelijskoj mreži realizovan upotrebom cirkularne U-TDOA (*Uplink Time Difference of Arrival*) metode (mjerenja TOA parametra se obavljaju na uzlaznoj trasi od MS ka BS), koji podrazumijeva egzaktno poznavanje NLOS BS, kao i statistike NLOS grešaka. Prednost ovog pristupa je što se sva mjerenja i proračuni obavljaju na strani mreže. Pretpostavljeno je da MS miruje i da je oko nje raspoređeno sedam BS u vidu prostorne geometrijske konstelacije prikazane na Sl. 1.



Sl. 1. Lokaciona geometrija korištena u eksperimentu.

Predmet simulacije je nekoliko hibridnih LOS/NLOS scenarija pozicioniranja označenih u tekstu kao " $N_{LOS} + N_{NLOS}$ " gdje je N_{LOS} broj korištenih LOS BS a N_{NLOS} broj korištenih NLOS BS po razmatranom scenariju, pri čemu važi $N_{LOS} + N_{NLOS} \leq 7$. Svaki hibridni scenario sa istim N_{LOS} , ekstenzija je tzv. referentne konfiguracije komponovane od identičnih LOS BS na kojoj se bazira čisti LOS scenario. Referentne konfiguracije sadrže od $N_{LOS} = 3$ do $N_{LOS} = 6$ LOS BS, pa se na taj način formiraju četiri matrice mjerenja bazirane na četiri referentne konfiguracije prikazane u tabelama I-IV. Svaki hibridni scenario vezan za neku referentnu konfiguraciju gradi se pomoću iste sukcesivnim dodavanjem po jedne NLOS BS sve dok je zadovoljen uslov $N_{LOS} > N_{NLOS}$ pri kome se smatra da se očekuju korektni rezultati po pitanju tačnosti lokalizacionog algoritma. Za konkretan slučaj N_{NLOS} se kreće od jedan do tri, što znači da za referentnu LOS konfiguraciju može biti vezano najviše do tri hibridna scenarija (na LOS bazne stanice se dodaje jedna, dvije ili tri NLOS BS). Nadalje, zbog ilustracije uticaja parametra GDOP na performanse predloženog postupka pozicioniranja i jednostavnosti njegovog izvođenja, bazne stanice BS_1 , BS_2 i BS_3 u toku simulacionog procesa permanentno su tretirane kao LOS BS, za razliku od BS_4 koja se uvijek pojavljuje kao NLOS BS. Preostale tri bazne stanice BS_5 , BS_6 i BS_7 zavisno od konfiguracije mogu se nalaziti u oba propagaciona stanja. Zbog testiranja efikasnosti algoritma, za sve BS pretpostavljen je Gausov mjerni šum nulte srednje vrijednosti i devijacije u iznosu od 100 m koji je nešto ekstremniji od standardnog šuma koji se javlja u CDMA

mrežama. Analogno, pretpostavljeno je da su mjerenja između MS i svake NLOS BS podložna NLOS greškama poznate eksponencijalne raspodjele sa srednjom vrijednošću od 100 m ili 500 m respektivno. Mjerenja (grube procjene) rastojanja između MS i BS (definisanje slučajnih mjernih uzoraka) simulirana su dodavanjem randomiziranih vrijednosti LOS i NLOS grešaka na tačne vrijednosti udaljenosti. Simulacija je izvedena za svaku hibridnu konfiguraciju na ukupno 1000 nezavisnih TOA mjerenja signala sa mirujuće MS, uz razumnu pretpostavku da su propagacioni uslovi nepromjenjivi, odnosno da pojedinačna BS može biti ili u LOS ili NLOS „statusu“ (zavisno od toga kako je definisana u mjernoj konfiguraciji) cjelokupno vrijeme trajanja mjerne procedure. U slučaju nepokretne MS ovo znači da sva ponavljajuća (redundantna) mjerenja, odnosno svi elementi vektora mjerenja sa 1000 elemenata za svaku BS imaju isti "propagacioni prefiks" (LOS ili NLOS). Na Sl. 2 dat je blok dijagram simulacionog procesa [7].



Sl. 2. Blok dijagram simulacionog procesa.

Predicijalna procjena lokacije MS generiše se kao izlaz neiterativnog algoritma težinskih najmanjih kvadrata WLS (*Weighted Least Squares*), koji ujedno predstavlja i inicijalni estimat za iterativni AML algoritam [7]. Oba estimatora eksploatišu isključivo LOS mjerenja odgovarajuće referentne LOS konfiguracije, za standardni mjerni šum nulte srednje vrijednosti i standardne devijacije u iznosu od 100 m. Izlaz AML estimatora odgovara inicijalnoj procjeni pozicije MS koja služi kao ulaz za ML estimator sa korekcijom NLOS greške na NLOS BS u svakom hibridnom scenariju vezanom za određenu referentnu konfiguraciju, za srednje vrijednosti NLOS greške u iznosu od 100 m ili 500 m. Kako je rečeno, projektovani estimator koristi iterativni LM (*Levenberg-Marquardt*) algoritam optimizacije. Recikliranjem LOS mjerenja kroz kaskadu primijenjenih estimatora i njihovim procesiranjem zajedno sa NLOS mjerenjima, dobija se finalna procjena lokacije MS na izlazu ML estimatora sa ugrađenim LM algoritmom. Između hibridnih scenarija vezanih za specifičnu referentnu konfiguraciju i same referentne konfiguracije (LOS scenarija), kao i navedenih hibridnih scenarija međusobno, vrši se poređenje rezultujućih RMSE (*Root Mean Square Error*) grešaka procjene pozicije MS stvorenih upotrebom estimatora na bazi AML i LM algoritma. U svakoj referentnoj LOS konfiguraciji i izvedenim hibridnim scenarijima, RMSE greški pozicioniranja pridružena je i minimalna vrijednost iste, odnosno RMMSE (*Root Minimum Mean Square Error*) koja se izračunava na sledeći način:

$$RMMSE(\hat{\theta}) = \sqrt{MMSE(\hat{\theta})} = \sqrt{RMMSE^2(\hat{x}) + RMMSE^2(\hat{y})}. \quad (17)$$

Može se pokazati da minimalna vrijednost srednjekvadratne greške MMSE (*Minimum Mean Square Error*) učinjene tokom estimacionog procesa za nepristrasne estimatore u LOS situacijama ujedno predstavlja i minimum varijanse procjene lokacionog vektora, odnosno zbirnu Kramer-Rao donju granicu po obje koordinate [2], pa (17) postaje:

$$RMMSE(\hat{\theta}) = \sqrt{MMSE(\hat{\theta})} = \sqrt{CRLB(x) + CRLB(y)}. \quad (18)$$

Kako su u našem eksperimentu standardne devijacije mjernog šuma identične za sva LOS mjerenja, iznalazi se da je [7]:

$$RMMSE(\hat{\theta}) = \sigma GDOP. \quad (19)$$

Gornji izraz važi samo za estimatore minimalne varijanse u uslovima povoljne lokacione geometrije (što je i potvrđeno u simulacionoj studiji za AML estimator), u protivnom u (19) umjesto $RMMSE(\hat{\theta})$ treba da stoji $RMSE(\hat{\theta})$.

Pri tome važi da je standardna devijacija mjernog šuma [2]:

$$\sigma = \frac{c}{\sqrt{8\pi^2 \beta^2 R^2}}. \quad (20)$$

U (19) i (20) je prezentovano da maksimalna tačnost pozicioniranja u LOS uslovima definisana preko Kramer-Rao donje granice varijanse procjene pozicije MS, zavisi od lokacione geometrije (faktora GDOP) i varijanse mjernog šuma, odnosno sistemskih parametara kao što su efektivni propusni opseg (β) signala za pozicioniranje i odnos signal/šum (R) na ulazu u geolokacioni prijemnik, pri čemu se konstanta "c" odnosi na brzinu svjetlosti. Navedeni sistemski parametri treba da su što veći, jer samo tada je ML estimator nepristrasan i može dostići CRLB. Ako se koristi CDMA sistem za pozicioniranje, veća vrijednost efektivnog propusnog opsega signala se postiže sa većom brzinom signaliziranja (uzanijim čip impulsima) i u idealnom slučaju korišćenjem talasnih oblika pseudoslučajnog koda u obliku izduženih sfernih talasnih funkcija PSWF (*Prolate Spheroidal Wave Functions*) [7], dok primjena prilagođenog filtra u funkciji korelatora omogućava maksimizaciju odnosa S/N u trenucima uspostave kodne sinhronizacije. U hibridnom LOS/NLOS scenariju u (18) umjesto Kramer-Rao donje granice varijanse procjena nepoznatih koordinata mobilne stanice (CRLB), figuriše tzv. generalizovana CRLB odnosno G-CRLB (*Generalized CRLB*). Kao i u LOS scenariju, devijacija minimalne vrijednosti srednjekvadratne greške pozicioniranja $RMMSE(\hat{\theta})$ zavisice od lokacione geometrije, varijansi mjernog šuma, ali i od varijansi NLOS grešaka rastojanja. Eksplicitne matematičke formulacije za obje metrike tačnosti CRLB i G-CRLB, date su u [7].

IV. NUMERIČKI REZULTATI

U tabelama I-IV prikazani su eksperimentalni numerički rezultati iskazani u vidu parametara RMSE i RMMSE za različite mjerne scenarije [7]. Kao što je istaknuto, procjena pozicije MS snažno zavisi od lokalizacione geometrije, odnosno parametra GDOP, što je posebno izražajno kada je broj dostupnih BS mali, pa rezultati mogu biti drastično različiti od situacije kada je GDOP povoljan. Naime, u početnoj referentnoj konfiguraciji sa 3 LOS BS (BS_1, BS_2 i BS_3) navedenoj u Tabeli I, uočava se da je devijacija srednjekvadratne greške koju generiše AML estimator mnogo veća od minimalno moguće ($RMSE \gg RMMSE$). Prethodna nejednakost ukazuje da je pozicioniranje obavljeno u uslovima nepovoljne lokacione geometrije kada AML produkuje varijanse procjena koordinata MS koje nisu asimptotski bliske sa CRLB. LOS BS locirane su jedna u odnosu na drugu u položaju kojeg odlikuje veća vrijednost parametra GDOP (Sl. 1), konkretno važi da je $GDOP \approx 3,25$. Zbog takve činjenice korišćenje samo LOS BS unosi veliku grešku pozicioniranja. Imajući u vidu prednje, predloženi ML estimator sa NLOS korekcijom greške na dodatnoj NLOS BS (BS_4) u hibridnom scenariju sa "3+1" BS, ima signifikantno bolje performanse od AML estimatora sa LOS BS, čak i za srednju vrijednost NLOS greške od 500 m. Dodavanjem BS_5 kao NLOS BS na prethodni scenario dobija se hibridni scenario sa "3+2" BS. Novi izvor informacija uslovio je i blagi pad greške pozicioniranja u odnosu na prethodni scenario, za obje vrijednosti parametra λ .

TABELA I
RMSE/RMMSE GREŠKE POZICIONIRANJA ZA REFER. KONFIG. SA 3 LOS BS

$\sigma_{LOS} = \sigma_{NLOS} = 100$ $\mu_{LOS} = \mu_{NLOS} = 0$ m	λ_{NLOS} [m]	CONFIG "3 + 1"		CONFIG "3 + 2"	
		RMSE[m]	RMMSE [m]	RMSE[m]	RMMSE [m]
AML		325,35	166,86	325,35	166,86
LM	100	129,63	129,41	112,20	111,84
	500	162,86	162,17	159,34	158,47

U referentnoj konfiguraciji sa 4 LOS BS (BS_1, BS_2, BS_3 i BS_5) prikazanoj u Tabeli II, dolazi do značajnog smanjenja RMSE greške kod AML estimatora. Uzrok leži u povećanju broja dostupnih LOS BS i smanjenju faktora GDOP. Geometrijski uslovi za pozicioniranje su stabilizovani, pa varijanse koje proizvodi AML estimator dostižu CRLB ($RMSE \approx RMMSE$). Dodavanjem BS_4 kao NLOS BS komponovan je hibridni scenario sa "4+1" BS. LM algoritam ponovo pokazuje dobre performanse sa značajnim smanjenjem RMSE greške u odnosu na rezultate vezane za referentnu konfiguraciju sa 3 LOS BS. Ubacivanjem BS_6 kao NLOS BS u gornji scenario dobija se hibridni scenario sa "4+2" BS. Ako se poslednjem pridruži i BS_7 kao NLOS BS, formiran je novi scenario sa "4+3" BS. Prateći strukturu RMSE greške po istima uočava se i dalje njen ravnomjeran pad u odnosu na referentnu LOS konfiguraciju (AML algoritam), kao i sa povećanjem broja NLOS BS. Izuzetno, LM algoritam još uvijek pokazuje bolje rezultate od AML

algoritma pri srednjoj vrijednosti NLOS greške od 500 m. Pri ovim vrijednostima NLOS greške, ipak je primjetna konvergencija rezultata sa povećanjem broja NLOS BS. Dalje povećanje broja NLOS BS i narušavanje definisanog odnosa ($N_{LOS} > N_{NLOS}$) dovelo bi do smanjenja lokalizacione tačnosti.

TABELA II
RMSE/RMMSE GREŠKE POZICIONIRANJA ZA REFER. KONFIG. SA 4 LOS BS

$\sigma_{LOS} = \sigma_{NLOS} = 100$ $\mu_{LOS} = \mu_{NLOS} = 0$ m	λ_{NLOS} [m]	CONFIG "4 + 1"		CONFIG "4 + 2"		CONFIG "4 + 3"	
		RMSE[m]	RMMSE [m]	RMSE[m]	RMMSE [m]	RMSE[m]	RMMSE [m]
AML		118,51	118,17	118,51	118,17	118,51	118,17
LM	100	102,47	102,23	93,89	92,36	86,62	86,39
	500	116,59	116,50	115,15	114,83	113,52	113,40

U referentnoj konfiguraciji sa 5 LOS BS (BS_1, BS_2, BS_3, BS_5 i BS_6) i hibridnim vezanim scenarijima "5+1" BS sa dodatkom BS_4 kao NLOS BS i "5+2" BS sa dodatkom BS_4 i BS_7 kao NLOS BS, sa povećanjem broja dostupnih BS nastavlja se trend blagog pada parametra RMSE na svim pozicijama u Tabeli III.

TABELA III
RMSE/RMMSE GREŠKE POZICIONIRANJA ZA REFER. KONFIG. SA 5 LOS BS

$\sigma_{LOS} = \sigma_{NLOS} = 100$ $\mu_{LOS} = \mu_{NLOS} = 0$ m	λ_{NLOS} [m]	CONFIG "5 + 1"		CONFIG "5 + 2"	
		RMSE[m]	RMMSE [m]	RMSE[m]	RMMSE [m]
AML		93,03	92,20	93,03	92,20
LM	100	86,14	86,11	82,10	81,95
	500	92,61	91,64	91,85	91,15

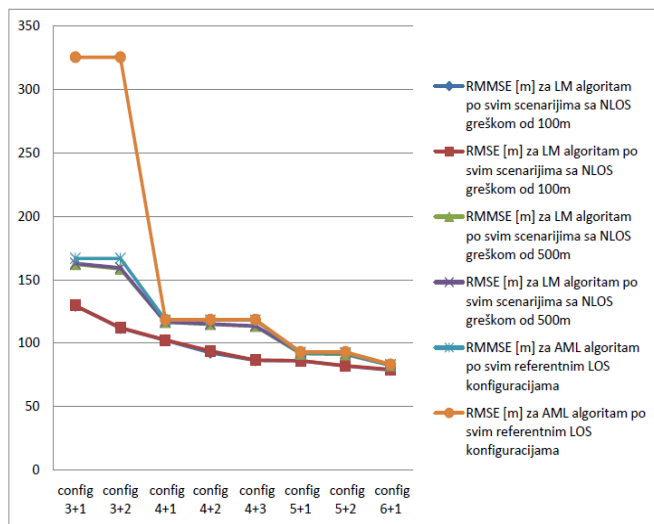
Analogno važi i za završnu referentnu konfiguraciju sa 6 LOS BS ($BS_1, BS_2, BS_3, BS_5, BS_6$ i BS_7) i hibridnim vezanim scenarijem "6+1" BS sa dodatkom BS_4 kao NLOS BS, sa prikazom rezultata u Tabeli IV. U obje zadnje navedene referentne konfiguracije reprizirana je superiornost LM algoritma, ali i evidentno postepena konvergencija rezultata AML i LM estimatora uslovljena povećanjem broja LOS BS.

Na Sl. 3 ilustrovana je komparativna analiza svih hibridnih scenarija pozicioniranja. Uočava se da za LM estimator u svim kombinacijama pozicioniranja i za bilo koju srednju vrijednost NLOS greške vrijedi da je $RMSE \approx RMMSE$, pa ovaj estimator u kombinovanim LOS/NLOS propagacionim uslovima generiše varijanse procjena koordinata MS koje su veoma bliske minimalno mogućim određenim sa G-CRLB. AML estimator, izuzimajući situaciju sa lošom geometrijom (referentna konfiguraciju sa 3 LOS BS) takođe je estimator minimalne varijanse u LOS uslovima pozicioniranja, što znači da proizvodi varijanse procjena pozicije MS koje su približnih vrijednosti sa CRLB. Parametar RMSE otprilike linearno opada kretajući se kroz hibridne scenarije vezane za referentne konfiguracije sa 3 i 4 LOS BS, da bi u sličnim scenarijima pridruženim za referentne konfiguracije sa 5 i 6 LOS BS došlo do njegovog postupnog zasićenja.

AML estimator i LM estimator pri srednjoj vrijednosti NLOS greške od 500 m na svim NLOS BS daju približno jednake rezultate (ne računajući slučaj loše geometrije).

TABELA IV
RMSE/RMMSE GREŠKE POZICIONIRANJA ZA REFER. KONFIG. SA 6 LOS BS

$\sigma_{LOS} = \sigma_{NLOS} = 100$ m $\mu_{LOS} = \mu_{NLOS} = 0$ m	λ_{NLOS} [m]	CONFIG "6 + 1"	
		RMSE [m]	RMMSE [m]
AML		83,33	82,89
LM	100	79,21	78,86
	500	82,76	82,53



Sl. 3. Komparativna analiza svih scenarija pozicioniranja.

V. ZAKLJUČAK

Za poznatu statistiku NLOS grešaka, predloženi ML estimator sa korekcijom NLOS greške na NLOS BS i ugrađenim *Levenberg-Marquardt* algoritmom optimizacije (LM estimator), permanentno ima bolje performanse od ML estimatora koji tretira isključivo LOS BS (AML estimator), čak i za srednje vrijednosti NLOS greške u iznosu od 500 m. Ova razlika posebno dolazi do izražaja kada je broj dostupnih LOS BS mali i/ili kada je lokaciona geometrija nepovoljna [7]. Mjerenja sa dodatnih NLOS BS poboljšavaju tačnost pozicioniranja, pri čemu parametar RMSE neznatno raste sa povećanjem vrijednosti NLOS greške. Dodatni izvori informacija u vidu NLOS BS predstavljaju korisne izvore informacija sve dok je njihov broj manji od broja upotrijebljenih LOS BS. Sa povećanjem broja dostupnih LOS BS, smanjuje se razlika u rezultatima AML i LM estimatora. Ponuđeni LM estimator je garantovano estimator minimalne varijanse u kombinovanim LOS/NLOS uslovima propagacije dok važi $N_{LOS} > N_{NLOS}$.

AML estimator je estimator minimalne varijanse u LOS propagacionim uslovima za prihvatljivu lokacionu geometriju. Srednja vrijednost eksponencijalne NLOS greške pozicioniranja pri kojoj LM estimator daje rezultate koji su približni sa rezultatima AML estimatora u ekvivalentnim LOS konfiguracijama (posmatrano za iste karakteristike standardnog mjernog šuma po svim BS), predstavlja upotrebnu vrijednost LM estimatora. Ako se uzme da maksimalna standardna devijacija mjernog šuma u CDMA lokacijskim sistemima iznosi 100 m, onda maksimalni potencijal predloženog LM estimatora iznosi aproksimativno 500 m. Prevedeno, ovakav estimator je efikasan i u veoma ekstremnim uslovima pozicioniranja jer može uspješno da izvrši eliminaciju NLOS grešaka rastojanja na skali do 500 m.

LITERATURA

- [1] M. Simić, *Principi pozicioniranja u ćelijskim radio sistemima*, Beograd, Srbija: Elektrotehnički fakultet, 2016.
- [2] Y. Qi, "Wireless geolocation in a non-line-of-sight environment," Ph.D. dissertation, Princeton University, Princeton, 2004.
- [3] Y. T. Chan, K. C. Ho, "A simple and efficient estimator for hyperbolic location," *IEEE Transaction on Signal Processing*, vol. 42, no. 8, pp. 1905-1915, August, 1994.
- [4] L. J. Greenstein, V. Erceg, Y. S. Yeh, M. V. Clark, "A new path-gain/delay-spread propagation model for digital cellular channels," *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 46, no. 2, pp. 477-484, May, 1997.
- [5] K. Yu, I. Sharp, Y. Jay Guo, *Ground-based Wireless Positioning*, Chichester, England: John Wiley and Sons, 2009.
- [6] R. W. Ouyang, A. K. Wong, "An enhanced TOA-based Wireless Location Estimation Algorithm for Dense NLOS Enviroments," Proc. IEEE Wireless Communication and Networking Conference, Budapest, Hungary, pp. 2873-2878, April 05-08, 2009.
- [7] S. Lukić, "Pozicioniranje korisnika u UMTS radio-mrežama," Magistarski rad, Elektrotehnički fakultet, Univerzitet u Banjoj Luci, Banja Luka, 2017.

ABSTRACT

The greatest challenge in the implementation of an efficient procedure for locating a mobile station represents a negative effect of NLOS (Non-Line of Sight) propagation conditions. In this paper, one of the possible solutions for suppressing NLOS positioning errors in cellular radio networks based on TOA (Time of Arrival) oriented ML (Maximum Likelihood) estimator with the built-in Levenberg-Marquardt optimization algorithm was proposed. It has been shown that a designed estimator in this way is also a minimum variance estimator in a mixed LOS/NLOS propagation environment.

Elimination of NLOS positioning errors in cellular radio networks using ML estimator with embedded Levenberg-Marquardt optimization algorithm

Stevo Lukić and Mirjana Simić