



UNIVERZITET U BANJOJ LUCI
ELEKTROTEHNIČKI FAKULTET



Stevo Lukić

**Ćelijsko pozicioniranje u složenim propagacionim uslovima
primjenom unaprijedene metode optimizacije rojem čestica**

DOKTORSKA DISERTACIJA

Banja Luka, 2025.



UNIVERSITY OF BANJA LUKA
FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING



Stevo Lukic

**Cellular positioning in complex propagation conditions
applying an enhanced particle swarm optimization method**

DOCTORAL DISSERTATION

Banja Luka, 2025.

Mentor:

Dr Mirjana Simić Pejović, redovni profesor
Univerzitet u Beogradu, Elektrotehnički fakultet

Komentor:

Dr Gordana Gardašević, redovni profesor
Univerzitet u Banjoj Luci, Elektrotehnički fakultet

Naslov doktorske disertacije:

Ćelijsko pozicioniranje u složenim propagacionim uslovima primjenom unaprijeđene metode optimizacije rojem čestica

Rezime:

Lokacijski servisi igraju veoma značajnu ulogu u agendi četvrte industrijske revolucije. Krucijalni parametar ovih servisa je tačnost koja može biti degradirana u složenim i dinamičnim uslovima propagacije signala pozicioniranja. U ovoj studiji su predloženi i putem simulacija verifikovani novi optimizacioni algoritmi bazirani na unapređenjima metode optimizacije rojem čestica koji ispunjavaju zahtjeve u pogledu efikasnosti, robusnosti i zadovoljavajuće tačnosti za postavljeni kompleksni estimacioni problem određivanja nepoznate lokacije mobilne stanice.

Ključne riječi: lokacioni vektor, pozicioniranje, NLOS propagacija, estimacione metode, Kramer-Rao donja granica, globalna optimizacija, metaheuristike, optimizacija rojem čestica, hibridni algoritmi

Naučna oblast: Inženjerstvo i tehnologija

Naučno polje: Elektrotehnika, elektronika i informaciono inženjerstvo

Klasifikaciona oznaka: T 121

Tip odabrane licence Kreativne zajednice: CC BY-SA

Mentor:

Dr Mirjana Simić Pejović, full professor

University of Belgrade, Faculty of Electrical Engineering

Co-Mentor:

Dr Gordana Gardašević, full professor

University of Banja Luka, Faculty of Electrical Engineering

Title of doctoral dissertation:

Cellular positioning in complex propagation conditions applying an enhanced particle swarm optimization method

Abstract:

Location services play a very important role in the agenda of the Fourth Industrial Revolution. A crucial parameter of these services is accuracy, which can be degraded in complex and dynamic conditions of propagation of the positioning signal. In this study, new optimization algorithms based on improvements to the particle swarm optimization method were proposed and verified by simulations, which meet the requirements in terms of efficiency, robustness, and satisfactory accuracy for the set complex estimation problem of determining the unknown location of a mobile station.

Keywords: location vector, positioning, NLOS propagation, estimation methods, Cramer-Rao Lower Bound, global optimization, metaheuristics, particle swarm optimization, hybrid algorithms

Scientific area: Engineering and technology

Scientific field: Electrical, electronic and information engineering

Classification code: T 121

Creative Commons license type: CC BY-SA

SADRŽAJ

1. Uvod.....	1
1.1 Pregled istraživanja.....	3
1.2 Motivacija i predmet istraživanja	11
1.3 Doprinos disertacije.....	18
1.4 Kratak sadržaj i pregled rada	21
2. Ćelijsko pozicioniranje u NLOS uslovima zasnovano na mjerenu TOA parametra.....	24
2.1 Problem sinhronizacije u ćelijskim TOA sistemima	26
2.2 Prednosti sinhronih TOA sistema pozicioniranja.....	29
2.3 Osvrt na 5G standard sa aspekta pozicioniranja	30
2.4 Formulacija problema i scenario pozicioniranja.....	32
2.5 TOA model pozicioniranja u NLOS okruženju.....	37
3. NLOS propagacioni modeli	42
3.1 Eksponencijalni model.....	43
3.2 Gausov model.....	46
3.3 Uniformni model	47
4. Metode estimacije lokacije MS u NLOS uslovima.....	49
4.1 Metode najmanjih kvadrata (LS metode).....	51
4.1.1 Nelinearna metoda težinskih najmanjih kvadrata.....	51
4.1.2 Geometrijska metoda najmanjih kvadrata	53
4.1.3 Linearna metoda težinskih najmanjih kvadrata	54
4.1.4 Tejlorova metoda najmanjih kvadrata (TS-LS).....	58
4.2 TS-LQP bazirana tehnika sa ograničenjima.....	61
4.3 ML metoda potiskivanja efekata NLOS grešaka	63
4.3.1 ML metoda za nepoznati model NLOS propagacije.....	65
4.3.2 ML metoda za <i>a priori</i> poznati model NLOS propagacije	67
5. Kramer-Rao granica tačnosti za TOA model.....	71
5.1 CRLB za nepoznati model NLOS propagacije	72
5.2 CRLB za <i>a priori</i> poznati model NLOS propagacije.....	75
6. Metode optimizacije za rješavanje problema pozicioniranja u NLOS uslovima	78
6.1 Mehanizam upravljanja ograničenjima	82
6.2 Determinističke metode optimizacije.....	84

Doktorska disertacija

6.2.1 Levenberg-Markartov algoritam.....	85
6.2.2 Nelder-Mid simpleks algoritam	91
6.3 Metaheurističke metode optimizacije.....	94
6.3.1 Metoda optimizacije rojem čestica (PSO)	97
6.3.2 Algoritam diferencijalne evolucije (DE)	103
7. Postupci za unapređenje metode optimizacije rojem čestica.....	108
7.1 Modifikacija PSO algoritma	109
7.2 Hibridizacija modifikovanog PSO algoritma	115
7.2.1 Hibridizacija COPSO-TVAC algoritma i Nelder-Mid metode	116
7.2.2 Hibridizacija COPSO-TVAC i DE algoritma.....	119
8. Rezultati istraživanja.....	124
8.1 Opis simulacije	124
8.2 Analiza lokacijskih performansi algoritama.....	132
8.2.1 Analiza lokacijskih performansi COPSO-TVAC algoritma.....	135
8.2.2 Analiza lokacijskih performansi ACOPSOCM-NM algoritma	139
8.2.3 Analiza lokacijskih performansi ACOPSO-DE algoritma.....	143
8.3 Konvergencijske karakteristike metaheuristika	147
8.4 Statistička analiza metaheurističkih algoritama	152
8.4.1 Vilkoksonov test ranga	153
8.4.2 Fridmanov test ranga.....	154
8.4.3 Analiza optimizacionih performansi predloženih unapređenja PSO algoritma	155
8.5 Kompleksnost razmatranih algoritama	157
9. Zaključak	161
Bibliografija.....	167
Prilozi	195

Popis slika

Slika 2.1: Centralizovani (a) i decentralizovani (b) princip lokalizacije MS	25
Slika 2.2: Očekivana tačnost čelijskih metoda pozicioniranja od 2G do 5G	31
Slika 2.3: Ilustracija problema pozicioniranja u NLOS okruženju	34
Slika 2.4: Generalna šema implementirane TOA metode pozicioniranja	36
Slika 2.5: TOA model pozicioniranja u NLOS čelijskom okruženju	41
Slika 3.1: Eksponencijalna funkcija gustine vjerovatnoće	46
Slika 3.2: Gausova funkcija gustine vjerovatnoće.....	47
Slika 3.3: Uniformna funkcija gustine vjerovatnoće	48
Slika 4.1: Globalni i lokalni optimumi ciljne funkcije ML estimatora	70
Slika 6.1: Fazorski dijagram promjene brzine i položaja PSO čestice.....	100
Slika 7.1: TVAC strategija za koeficijente ubrzanja kod PSO algoritma	110
Slika 7.2: Vizualizacija logističke mape haosa	114
Slika 8.1: Lokaciona geometrija sa četiri TOA kružnice	127
Slika 8.2: 3G/4G struktura sa četiri dostupne BS za čelije radijusa 1 km	129
Slika 8.3: RMSE [m] u funkciji broja NLOS BS: suburbanano okruženje.....	135
Slika 8.4: RMSE [m] u funkciji broja NLOS BS: urbano okruženje	136
Slika 8.5: CDF u konfiguraciji sa dvije NLOS BS: suburbanano okruženje	137
Slika 8.6: CDF u konfiguraciji sa dvije NLOS BS: urbano okruženje.....	137
Slika 8.7: CDF u konfiguraciji sa tri NLOS BS: suburbanano okruženje	138
Slika 8.8: CDF u konfiguraciji sa tri NLOS BS: urbano okruženje	138
Slika 8.9: RMSE [m] u funkciji broja NLOS BS za $k_3 = 0.2$ (ACOPSO-CM-NM).....	140
Slika 8.10: RMSE [m] u funkciji broja NLOS BS za $k_3 = 0.3$ (ACOPSO-CM-NM).....	140
Slika 8.11: CDF u konfiguraciji sa četiri NLOS BS za $k_3 = 0.2$ (ACOPSO-CM-NM)	142
Slika 8.12: CDF u konfiguraciji sa četiri NLOS BS za $k_3 = 0.3$ (ACOPSO-CM-NM)	142
Slika 8.13: RMSE [m] u funkciji broja NLOS BS za $k_3 = 0.2$ (ACOPSO-DE)	144
Slika 8.14: RMSE [m] u funkciji broja NLOS BS za $k_3 = 0.3$ (ACOPSO-DE)	144
Slika 8.15: CDF u konfiguraciji sa četiri NLOS BS za $k_3 = 0.2$ (ACOPSO-DE)	145
Slika 8.16: CDF u konfiguraciji sa četiri NLOS BS za $k_3 = 0.3$ (ACOPSO-DE)	145
Slika 8.17: Konvergencijske karakteristike (COPSO-TVAC) (suburbanani scenario sa 2 NLOS BS)..	147
Slika 8.18: Konvergencijske karakteristike (COPSO-TVAC) (urbani scenario sa 2 NLOS BS).....	148
Slika 8.19: Konvergencijske karakteristike (COPSO-TVAC) (suburbanani scenario sa 3 NLOS BS)..	148
Slika 8.20: Konvergencijske karakteristike (COPSO-TVAC) (urbani scenario sa 3 NLOS BS).....	149
Slika 8.21: Konvergencijske karakteristike (ACOPSO-DE) (scenario sa 2 NLOS BS, $k_3 = 0.2$).....	149
Slika 8.22: Konvergencijske karakteristike (ACOPSO-DE) (scenario sa 2 NLOS BS, $k_3 = 0.3$).....	150
Slika 8.23: Konvergencijske karakteristike (ACOPSO-DE) (scenario sa 4 NLOS BS, $k_3 = 0.2$).....	150
Slika 8.24: Konvergencijske karakteristike (ACOPSO-DE) (scenario sa 4 NLOS BS, $k_3 = 0.3$).....	151

Popis tabela

Tabela 3.1: Parametri eksponencijalnog modela.....	44
Tabela 8.1 Simulacioni parametri metaheurističkih algoritama	131
Tabela 8.2: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], suburban okruženje	135
Tabela 8.3: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], urbano okruženje.....	135
Tabela 8.4: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], $k_3 = 0.2$ (ACOPSO-CM-NM).....	139
Tabela 8.5: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], $k_3 = 0.3$ (ACOPSO-CM-NM).....	140
Tabela 8.6: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], $k_3 = 0.2$ (ACOPSO-DE).....	143
Tabela 8.7: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], $k_3 = 0.3$ (ACOPSO-DE).....	143
Tabela 8.8: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], sinhroni i asinhroni slučaj	147
Tabela 8.9: Fridmanov test za različite NLOS scenarije (COPSO-TVAC)	155
Tabela 8.10: Vilkoksonov test za različite NLOS scenarije (ACOPSO-CM-NM).....	156
Tabela 8.11: Fridmanov test za različite NLOS scenarije (ACOPSO-DE)	156
Tabela 8.12: Prosječno vrijeme izvršavanja algoritama (COPSO-TVAC)	158
Tabela 8.13: Prosječno vrijeme izvršavanja algoritama (ACOPSO-CM-NM).....	159
Tabela 8.14: Prosječno vrijeme izvršavanja algoritama (ACOPSO-DE).....	159

Zahvalnica

Veliku zahvalnost dugujem mentoru prof. dr Mirjani Simić Pejović na dugogodišnjoj saradnji i podršci, kao i savjetima i trudu da ova disertacija ugleda svjetlost dana.

Takođe, želio bih da izrazim zahvalnost komentoru prof. dr Gordani Gardašević za korisne komentare i sugestije koji su uticali na konačni sadržaj ove disertacije.

Zahvaljujem se i članovima Komisije za pregled i ocjenu doktorske disertacije na korisnim preporukama koje su doprinijele kvalitetu ove doktorske disertacije.

Zahvaljujem se majci Kosari i sestri Katarini na iskazanoj podršci tokom perioda izrade ovog rada.

Neizmjernu zahvalnost dugujem svojoj supruzi Dragici i djeci Simi i Mirjani na bezuslovnoj podršci i razumijevanju, bez čijeg strpljenja, povjerenja i ljubavi ne bih uspio ostvariti željeni cilj.

1. Uvod

Analiza problema koji se javljaju pri implementaciji servisa lociranja korisnika u mobilnim mrežama LCS (engl. *LoCation Services*) polazi od propagacionih efekata i servisne radio pristupne tehnologije RAT (engl. *Radio Access Technology*). Pod ovim prvim se podrazumijeva radio propagacija po višestrukim putanjama (engl. *multipath*) i propagacija u tzv. NLOS (engl. *Non-Line-Of-Sight*) uslovima blokade direktne putanje između mobilne stanice MS (engl. *Mobile Station*) i bazne stanice BS (engl. *Base Station*). Konciznosti radi, podsjetimo se da su MS i BS nazivi potekli iz GSM (engl. *Global System for Mobile Communications*) terminologije i zbog svoje univerzalnosti u daljem tekstu odnosiće se i na odgovarajuće ekvivalente u LCS arhitekturi UMTS (engl. *Universal Mobile Telecommunications System*), LTE (engl. *Long Term Evolution*) i 5G (engl. *Fifth Generation*) sistema. RAT diktira raspoložive metode pozicioniranja i vezana je za primijenjene generacije ćelijskih sistema koje se između sebe prvenstveno razlikuju po rezoluciji i dužini trajanja mjerena parametara neophodnih za pozicioniranje [1,2]. Rezolucija i kašnjenje često su neodgovarajući, kao npr. u slučaju mjerena vremena u GSM mrežama. Najzad, lokacijske metode zasnovane na mjerenu vremena suočavaju se i sa problemom sinhronizacije jer su nerijetko aplicirane u asinhronim mrežama. RAT uključuje i aktuelnu mrežnu topologiju sa definicijom rasporeda sajtova, preklapanja ćelija, sektorizacije antenskih sistema, podešavanja snaga predajnika i sl. Ako ćelijska mreža nije pažljivo isplanirana i optimizovana, može postojati problem nedovoljnog broja BS (izvora poznatih koordinata) za postupke lateracije i angulacije tjesno povezan sa parametrom dostupnosti, problem lošeg geometrijskog rasporeda BS u prostoru sa velikom vrijednošću parametra geometrijskog rasipanja preciznosti GDOP (engl. *Geometric Dilution Of Precision*), a u kombinaciji sa šemom višestrukog pristupa moguće je i generisanje neželjene interferencije poput *hearability* problema u UMTS i LTE mrežama [1].

Na tačnost, koja predstavlja najvažniji parametar pozicioniranja u radio sistemima, presudno utiče odvijanje ovog procesa u NLOS uslovima koji se uglavnom stiču u gustim gradskim zonama i urbanim kanjonima. Parcijalni udio u apsolutnoj greški određivanja lokacije MS u bežičnim čelijskim mrežama proistekao iz ovog fenomena u odnosu na doprinos ostalih primarnih i sekundarnih uzročnika je ubjedljivo najveći i može iznositi nekoliko stotina metara [2,3]. Prema tome, NLOS se nameće kao glavni faktor degradacije performansi nekog sistema za pozicioniranje, pri čemu se u ovom radu istražuje varijanta 2D pozicioniranja sa mirujućom ili staticnom MS u *outdoor* okruženju.

Generalni slučaj pozicioniranja se dešava u kombinovanom propagacionom okruženju u kome može egzistirati i dovoljan broj (ne manji od tri) referentnih izvora na liniji direktnе optičke vidljivosti sa MS, odnosno LOS (engl. *Line-Of-Sight*) baznih stanica potrebnih za izvođenje determinističkih ili probabilističkih algoritama pozicioniranja. Poznavanjem statističkih osobina mjernog šuma u LOS uslovima i primjenom alata statističke teorije detekcije dolazi se do zaključka da li su mjerena rastojanja na relaciji između MS i pojedinačnih BS kontaminirana sa NLOS greškama (engl. *NLOS biases*) [4,5]. Na taj način, NLOS putanje (engl. *NLOS path*) se mogu prepoznati, a odgovarajuća NLOS mjerena potom odbaciti. Naime, pod pretpostavkom da ne postoji spoznaja o statistici NLOS grešaka, Kramer-Rao donja granica CRLB (engl. *Cramer-Rao Lower Bound*) varijanse procjena nepoznatih koordinata MS zavisi samo od LOS mjerena [6]. Shodno tome, ukoliko se izvrši identifikacija NLOS BS, iste je kao "izvore" NLOS grešaka moguće zanemariti i estimacioni proces nastaviti u LOS scenariju. Algoritmi koji koriste ovakvu logiku nazivaju se IAD (engl. *Identify and Discard*) estimatori [7–10] i isti su zbog lakše realizacije, zadovoljavajuće tačnosti i veće brzine odziva preferirana opcija u sistemima pozicioniranja [10].

Međutim, posjedujući određena saznanja o NLOS statistici, specifični estimatori koji procesiraju informacije iz hibridnog LOS/NLOS okruženja mogu dati veću tačnost pozicioniranja u odnosu na IAD estimatore [6,11,12]. Kako bi takva komparacija bila moguća i dalje važi pretpostavka o dostupnosti dovoljnog broja LOS BS (minimum tri), a neophodno je i da njihov broj bude veći ili jednak od broja NLOS BS [11]. Kao i kod IAD estimatora, podrazumijeva se perfektna identifikacija statusa optičke vidljivosti BS.

Za razliku od navedene opcione eksplotacije NLOS BS, ona postaje ultimativna kada primjena IAD estimatora nije moguća jer pouzdana identifikacija BS iz tehničkih razloga nije provodiva ili je pak provodiva ali je broj identifikovanih LOS BS nedovoljan (manji od tri). U oba navrata potrebno je koristiti sve dostupne BS [11]. Bez obzira na izvodljivost procedure identifikacije, u složenim propagacionim uslovima postoji deficit kako broja LOS BS, tako i ukupnog broja za pozicioniranje raspoloživih BS. Prema tome, od posebnog interesa je istraživanje realnih scenarija, na primjer kada je kao posljedica uticaja interferencije i prepreka na signalnom putu dostupno samo četiri referentna izvora među kojima je najmanje polovina NLOS BS.

1.1 Pregled istraživanja

Realni radio kanal izložen je smetnjama uslijed višestruke propagacije i aditivnog bijelog Gausovog šuma AWGN (engl. *Additive White Gaussian Noise*). Ako postoji LOS komponenta signala za pozicioniranje, tada se primjenom RAKE prijemnika *multipath* efekti mogu u značajnoj mjeri ublažiti. Prilagođeni filter (engl. *matched filter*) kao sastavni dio RAKE prijemnika, u WCDMA (engl. *Wideband Code Division Multiplex Access*) sistemima se koristi u funkciji korelatora, omogućavajući maksimizaciju odnosa signal-šum SNR (engl. *Signal to Noise Ratio*) u trenucima uspostave kodne sinhronizacije. Filtracijom bijelog šuma nastaje Gausov mjerni šum koji se manifestuje kao greška kodne sinhronizacije (greška mjerjenja propagacionog kašnjenja) [13].

Tradicionalne lateracione i angulacione metode pozicioniranja čiji je princip rada opisan u [14–18], dizajnirane su da obezbijede zadovoljavajuću tačnost u LOS uslovima koje prati influenca mjernog šuma relativno male magnitude. Pod ovom hipotezom razvijeni su deterministički algoritmi bazirani na mjerenuj specifičnih parametara pozicioniranja u čelijskim mrežama od kojih su neki prošli proces standardizacije koji zahtijeva manju ili veću modifikaciju postojeće mrežne infrastrukture i terminala. U [19,20] primijenjen je angulacioni postupak određivanja linija položaja u obliku pravaca koji se ukrštaju na poziciji MS. Metoda počiva na mjerenuj ugla prispijeća AOA (engl. *Angle of Arrival*) radio signala sa MS do najmanje dvije BS i podrazumijeva instalaciju specijalnih antenskih nizova

na strani mreže. AOA metode postaju popularne tek od sistema četvrte generacije (LTE) gdje su BS inicijalno opremljene sa MIMO (engl. *Multiple-Input-Multiple-Output*) antenskim sistemima, pa su ove metode uvjek *network-based* tipa. Cirkularna lateracija je postupak izračunavanja nepoznate lokacije MS na bazi poznatih udaljenosti između MS i barem tri BS. Procjena rastojanja se dobija na osnovu snage signala RSS (engl. *Received Signal Strength*) [21–23] ili češće vremena prispijeća TOA (engl. *Time of Arrival*) radio signala emitovanog sa predajnika MS/BS, zavisno od toga da li se mjerena obavljaju na UL (engl. *uplink*) ili DL (*downlink*) [18,24–26]. Kao što se naslućuje iz samog naziva, linije položaja ovog puta su kružnice sa centrima u referentnim tačkama poznatih koordinata (baznim stanicama) u čijem presjeku se teorijski nalazi lokacija MS. Najpoznatiji sistem pozicioniranja koji funkcioniše na principu mjerena parametra TOA je GNSS (engl. *Global Navigation Satellite System*) [27]. Slično, hiperbolička lateracija za pozicioniranje koristi razlike rastojanja između MS i minimalno tri do četiri BS, pri čemu se mjeri razlika vremena prispijeća referentnog radio signala za pozicioniranje TDOA (engl. *Time Difference of Arrival*) [28–32]. U prostoru, geometrijsko mjesto tačaka istog TDOA su hiperboličke krive koje se u idealnom slučaju sijeku na mjestu mobilnog terminala. U stvarnosti, uslijed mjernih grešaka generisanih u LOS okruženju, presjek linija položaja (uglova, kružnica i hiperbola) nije tačka, već zona određenog oblika i površine u kojoj se može nalaziti MS. U prevodu, sistemi linearizovanih jednačina pozicioniranja koje odgovaraju linijama položaja nisu konzistentni i nemaju jedinstveno rješenje, pa se za njihovo rješavanje koriste numeričke metode čija je tačnost utoliko veća što se koristi više mjerena (sa više LOS BS) [1]. TOA metode zahtijevaju vremensku sinhronizaciju između MS i BS, dok TDOA metode zahtijevaju sinhronizaciju na nivou BS (mreže). Komparativna analiza između metoda koje se oslanjaju na pojedine parametre pozicioniranja predočena je u [33,34].

Radi povećanja tačnosti često se vrši hibridizacija metoda koje se zasnivaju na procjeni različitih lokacijskih parametara [16]. Iako su teorijski sve kombinacije moguće, u praksi je u većem obimu zaživjela kombinacija blizinskog lociranja zasnovanog na identifikaciji najbližeg predajnika poznatih koordinata CID (engl. *Cell IDentification*) i podatka o rastojanju [1,35,36], kombinacija angulacije i cirkularne lateracije (TOA/AOA) [37–40] i kombinacija angulacije i hiperboličke lateracije (TDOA/AOA) [41–43]. Zajednička upotreba RSS parametra sa ostalim

parametrima radio signala za pozicioniranje prezentovana je u [44,45]. Veoma je interesantno i združivanje nezavisnih sekvenci TOA i TDOA mjerena u više nivoa fuzije [46].

Gotovo svi parametri pozicioniranja pokazuju osjetljivost na NLOS uslove prostiranja. Zbog toga su klasični estimacioni algoritmi neefikasni i daju lošije rezultate u NLOS propagacionom okruženju. Za razliku od funkcije gustine vjerovalnoće PDF (engl. *Probability Density Function*) standardnog LOS mernog šuma koja se najčešće modeluje kao Gausova funkcija nulte srednje vrijednosti i poznate varijanse koja ne uzima veće vrijednosti, veoma je teško izvršiti predikciju NLOS grešaka. Razlog je taj što se radi o izrazito nestabilnim slučajnim veličinama koje posjeduju lokacionu posebnost u odnosu na prirodu okruženja, a takođe zavise i od vremenski promjenjivih kanala između MS i BS [11].

NLOS greška pozicioniranja predstavljena je u [4] kao uniformna slučajna promjenjiva, u [5] preko Gausove varijable nenulte srednje vrijednosti, dok je u [2,47] označena kao eksponencijalna slučajna promjenjiva. NLOS propagacija je u [48] okarakterisana preko tzv. modela rasejanja (engl. *scattering models*), odnosno geometrijske konfiguracije tačkastih prepreka koje reflektuju radio talase na prenosnom putu između MS i BS.

U analizi metoda kojima se smanjuje greška uslijed pozicioniranja u NLOS propagacionim uslovima razlikuju se tri suštinska procesa: identifikacija NLOS transmisije (ako je implementirana), eliminacija uticaja NLOS grešaka i evaluacija tačnosti.

Većina metoda za identifikaciju NLOS propagacije mogu se svrstati u nekoliko grupa: metode bazirane na statistici mjerena udaljenosti (parametra TOA), metode bazirane na karakteristikama radio kanala i hibridni pristupi bazirani na mjerjenjima TOA/RSS parametara [49]. Bez prethodno provedenog LOS/NLOS identifikacionog postupka nije moguća adekvatna evaluacija tačnosti u formi Kramer-Rao donje granice (CRLB), kao ni primjena IAD estimatora [2,11].

Nadalje, informacija o LOS BS doprinosi redukciji skupa parametara koji se procjenjuju u estimacionim algoritmima za korekciju uticaja NLOS grešaka [50], što u konačnici znači da ova procedura direktno utiče na tačnost pozicioniranja.

Tehnika izravnavanja podataka (engl. *data smoothing*) koristi činjenicu da su NLOS greške veoma nekorelisane u vremenu. Stoga je za očekivati i znatna

Doktorska disertacija

odstupanja uzoračke varijanse (procijenjene na osnovu vremenske serije mjerena rastojanja između MS i NLOS BS), od *a priori* poznate varijanse mjernog šuma [4].

U odsustvu takvih grešaka, mjerena se dobro aproksimiraju sa Gausovom normalnom raspodjelom (simetričnog oblika).

NLOS atipični pikovi u mjerenu rastojanja ili iskače vrijednosti (engl. *outlier*) se otkrivaju primjenom testa asimetrije (engl. *skewness test*) i testa spljoštenosti (engl. *curtosis test*) raspodjele mjernih podataka u odnosu na normalnu raspodjelu [2,11]. Najpoznatiji testovi saglasnosti (engl. *goodness of fit*) za ocjenu obilježja normalnosti distribucije su K-S test (engl. *Kolmogorov-Smirnov*) i S-W test (engl. *Shapiro-Wilk*) [51,52].

Detekcija NLOS BS zasnovana na principu maksimalne vjerodostojnosti ML (engl. *Maximum Likelihood*) odvija se kroz procesiranje nekoliko hipotetičkih testova. Ukoliko su date apriorne vjerovatnoće LOS/NLOS situacija, koristi se test opštег količnika vjerodostojnosti GLRT (engl. *Generalized Likelihood Ratio Test*) poznat iz statističke teorije telekomunikacija [5,11,53]. Kako su navedene vjerovatnoće u praksi često nepoznate uslijed neadekvatnih mjerena i dinamičnosti samog okruženja, umjesto GLRT mogu se upotrebljavati alternativni testovi kao što je Nojman-Pirson test (engl. *Neyman-Pearson*) [5,54]. Testiranje višestrukih hipoteza prikazano je algoritmom predloženim u [7] koji se oslanja na razmatranje određenog broja hipoteza od kojih se primjenom ML principa vrši odabir one kojoj je pridružena maksimalna funkcija vjerodostojnosti. Identifikacija NLOS BS testiranjem reziduala obavlja se na osnovu procedura opisanih u [10,55–57].

Estimacija Rajsovog faktora (engl. *Rician factor*) iz envelope prijemnog signala spada u grupu identifikacionih metoda na bazi mjerena karakteristika radio kanala [58–60]. U [45,61] je pokazano da se združivanjem TOA/AOA/RSS parametara pozicioniranja povećava efikasnost procesa NLOS detekcije u odnosu kada se u te svrhe dati parametri koriste samostalno.

Apsolutno pouzdana tehnika identifikacije BS ne postoji, tako da je moguće pojavljivanje lažnog alarme (identifikacija LOS BS kao NLOS BS), odnosno pogrešne detekcije (identifikacija NLOS BS kao LOS BS). Prema tome, u složenim uslovima pozicioniranja neadekvatne metode identifikacije mogu napraviti više štete nego koristi.

Radi procjene nepoznatih koordinata MS, za pretpostavljeni problem celijskog pozicioniranja u složenim propagacionim uslovima potrebno je

primijeniti odgovarajuću estimacionu metodu na osnovu koje se formuliše ciljna funkcija. U razmatranom slučaju, problem estimacije nepoznate lokacije MS može se predstaviti kao optimizacioni problem koji se svodi na minimizaciju greške mjerjenja nastale pri propagaciji signala u NLOS okruženju. Nezavisno od tipa čelijske mreže, može se prepoznati nekoliko najvažnijih skupina estimacionih algoritama potiskivanja (redukcije) efekata NLOS mjerjenja na tačnost pozicioniranja determinisanih na osnovu postupaka pomoću kojih se dolazi do traženih ciljnih (objektivnih) ili kriterijumskih funkcija (engl. *objective function*), kao i primjenjenih procedura za njihovu optimizaciju [49,62,63]. Procedure optimizacije u osnovi mogu biti neiterativne (jednokoračne) i iterativne (višekoračne), odnosno sa ograničenjima i bez ograničenja ciljne funkcije.

ML algoritmi pripadaju klasi probabilističkih estimacionih metoda pozicioniranja koje koriste statističke modele kojima se opisuje funkcionalna zavisnost karakteristika referentnog radio signala za pozicioniranje od položaja MS. Princip maksimalne vjerodostojnosti informacija ukjučuje združivanje prostornih funkcija gustina vjerovatnoća u svrhu formiranja adekvatne ciljne funkcije na osnovu koje se dobijaju ML procjene lokacije MS [2,7–12,28,40,50]. Generalno, funkcija cilja ML estimatora je nelinearna i nekonveksna, odnosno multimodalna funkcija za čiju optimizaciju nisu podesne konvencionalne metode optimizacije. ML metode obezbjeđuju asimptotski optimalno rješenje ako ne postoji značajna devijacija između statistike pretpostavljenog i tačnog mjernog modela [49].

Drugi tip estimacionih algoritama za otklanjanje uticaja NLOS grešaka predstavljaju metode koje koriste neka ograničenja vezana za prirodu istih (engl. *constrained-based techniques*). Posebno su pogodne za estimaciju lokacijskih parametara kada ne postoje ili su ograničenog karaktera informacije o statistici NLOS mjerjenja [2,39,49,62]. Ciljna funkcija je obično definisana kao suma ponderisanih kvadrata reziduala ciljne funkcije (razlike između izmjerениh i tačnih rastojanja od MS do BS) [62,63,70]. Uvođenjem dodatnih geolokacionih ograničenja u algoritme optimizacije postiže se željena fleksibilnost koja dovodi do relaksacije problema i značajnog unapređenja performansi predmetnih metoda. Jedno od ograničenja odnosi se na činjenicu da su NLOS greške mjerjenja rastojanja uvek pozitivne. Dopunske geometrijske restrikcije vezane su za veličinu lokacionog područja u kojem se može nalaziti locirajuća MS.

Kreirane objektivne funkcije se potom optimizuju primjenom metoda optimizacije sa ograničenjima (engl. *constrained optimization methods*). Osim primjene tzv. Lagranžovih multiplikatora (engl. *Lagrange multipliers*), Karuš-Kun-Takerovih (engl. *Karush-Kuhn-Tucker*) uslova optimalnosti i tehnika linearног i nelinearnog matematičkog programiranja koje su "fabrički podešene" za rješavanje optimizacionih problema sa ograničenjima tipa jednakosti i nejednakosti, prihvatljive su i one koje su po definiciji metode optimizacije bez ograničenja (engl. *unconstrained optimization methods*) uz dodatno ugrađen mehanizam za upravljanje ograničenjima.

U [75,76] izvršena je "linearizacija" cirkularnog regiona od interesa u pravougaoni, a u taj proces uključene su kako LOS BS, a tako i NLOS BS. Pod tako formiranim ograničenjima prostora mogućih rješenja vrši se optimizacija linearizovane ciljne funkcije primjenom koncepta linearног programiranja LP (engl. *Linear Programming*), ali sada samo uz učešće LOS BS, pa ova metoda zahtijeva tačnu identifikaciju LOS/NLOS BS.

Dvokoračni ML algoritam (engl. *two-step ML algorithm*) opisan u [28] generiše kvadratnu kriterijumsku funkciju koja se može minimizovati korišćenjem kvadratnog programiranja QP (engl. *Quadratic Programming*) uz linearna ograničenja da su izmjerena TOA rastojanja uvijek veća od tačnih [77]. Linearne metode optimizacije su jednostavnije (engl. *low complexity*) u odnosu na nelinearne i daju dobre rezultate za male vrijednosti NLOS grešaka.

Kod tehnika nelinearnog programiranja funkcije cilja i/ili ograničenja su nelinearne. Postupci objedinjene estimacije lokacije MS i NLOS grešaka predstavljeni su u [78,79]. Metoda optimizacije poznata kao sekvencijalno kvadratno programiranje SQP (engl. *Sequential Quadratic Programming*) je nelinearni iterativni optimizacioni algoritam koji daje vrlo dobru tačnost pozicioniranja ali po cijenu značajne računarske složenosti [78–86]. Početna vrijednost pozicije MS se najčešće dobija pomoću neiterativnih algoritama optimizacije, dok se inicijalni vektor NLOS greške podešava na nultu vrijednost koju ima u LOS propagacionim uslovima. Primjenom Tejlorovog razvoja (engl. *Taylor Series Expansion*) na nelinearne funkcije dobijaju se linearни matematički modeli pozicioniranja koji dobro aproksimiraju realne, nelinearne modele. S tim u vezi, TS-LQP (engl. *Taylor Series-Linear Quadratic Programming*) algoritam

predložen u [78] ima zadovoljavajuću tačnost, a manju kompleksnost i vrijeme izvršenja od SQP algoritma.

Tehnike koje koriste lokacionu geometriju presjeka TOA kružnica (engl. *Closest Intersection Points-based Algorithms*) u postavku efikasnih ciljnih funkcija pozicioniranja kroz poboljšanje tzv. centroid algoritma, date su u [2,79,82–84]. U [85,86] su izloženi postupci koji praktikuju optimizaciju metodom unutrašnje tačke IPO (engl. *Interior Point Optimization*) za dobijanje optimalnih procjena koordinata MS u prisustvu NLOS propagacije.

Tehnike zasnovane na principu najmanjih kvadrata LS (engl. *Least Squares*) počivaju na minimizaciji sume kvadrata reziduala (grešaka mjerena) [87–100].

Efektivan način linearizacije sistema nelinearnih jednačina cirkularne lateracije je upotreba linearne metode težinskih (ponderisanih) najmanjih kvadrata WLLS (engl. *Weighted Linear Least Squares*) [87–92]. Linearizacija sama po sebi uzrokuje gubitak informacija proizvodeći rezultate suboptimalne prirode. Funkcija cilja u slučaju WLLS algoritma dobija se preko sume ponderisanih kvadrata reziduala, pri čemu se u jednoj sesiji mjerena dijagonalna matrica težina (engl. *weighting matrix*) izračunava kao inverzna kovarijansna matrica vektora ukupne greške pozicioniranja [11]. WLLS daje dobre rezultate u LOS propagacionim uslovima, odnosno ruralnom okruženju. Zadovoljavajući nivo tačnosti ova metoda zadržava još u suburbanom okruženju u kome postoji minoran broj NLOS mjerena sa greškama reda veličine mjernog šuma, pa se rezultat ovog algoritma pretežno koristi za inicijalizaciju superiornijih, iterativnih algoritama pozicioniranja [90,92]. Kako bi se povećala tačnost određivanja lokacije MS, WLLS se proširuje sa ograničenjem u obliku jednakosti, čime se svodi na linearni estimacioni problem težinskih najmanjih kvadrata sa ograničenjima tipa jednakosti CWLLS (engl. *Constrained Weighted Linear Least Squares*). Navedeni optimizacioni problem rješava se konverzijom u ekvivalentni problem bez ograničenja primjenom Lagranžovih multiplikatora [89].

Tejlorov metod najmanjih kvadrata TS-LS (engl. *Taylor Series Least Squares*) predstavlja iterativni postupak koji prepostavlja da početna procjena u određenoj mjeri treba da bude bliska stvarnoj lokaciji MS. Ako takav uslov nije zadovoljen, algoritam neće dati korektna rješenja [29]. Linearizacija skupa nelinearnih jednačina pozicioniranja obavlja se njihovim razvojem u Tejlorov red oko inicijalne tačke i involviranjem članova ispod drugog reda. U svakoj sljedećoj

iteraciji generiše se poboljšana procjena tačne pozicije MS. Glavni dio algoritma se izvršava sve dok se ne ispuni kriterijum zaustavljanja (maksimalan broj iteracija ili pronalazak dovoljno dobrog rješenja). Najbolja dostignuta procjena uzima se kao optimalno rješenje problema [93,94].

Linearni estimatori su relativno jednostavnii za implementaciju i pokazuju dobru efikasnost pri rješavanju problema pozicioniranja u LOS okruženju.

Različite metode i načini rješavanja nelinearnog problema najmanjih kvadrata NLS (engl. *Non-linear Least Squares*) uz ograničenja geometrijske prirode prikazana su u [95–100]. Ako je aditivni mjerni šum normalno distribuiran sa nultim očekivanjem i poznatom varijansom, može se pokazati da je problem procjene parametara metodom maksimalne vjerodostojnosti ekvivalentan nelinearnom problemu težinskih najmanjih kvadrata WNLS (engl. *Weighted Non-linear Least Squares*) [96]. Postavljene ciljne funkcije metode maksimalne vjerodostojnosti koje se vezuju za nelinearni problem najmanjih kvadrata u [95,96,99] se optimizuju primjenom gradijentnih metoda optimizacije, odnosno primjenom metoda optimizacije sa ograničenjima u radu [97].

Ostale strategije redukcije grešaka pozicioniranja u NLOS uslovima odnose se na postupke koji koriste robusne estimatore i procjene obilježja baznih stanica. Metode zasnovane na primjeni robusnih estimatora pokrivaju grupu tehniku koje upotrebljavaju različite formulacije reziduala ciljne funkcije čime se nastoji obezbijediti rezistentnost algoritma na uticaj proistekao od velikog procenta NLOS opservacija koje odstupaju od nominalnog LOS modela. Zahtijevaju najmanju računarsku kompleksnost od ostalih metoda. Ključna pretpostavka za realizaciju ovih estimatora je da je broj LOS BS veći od broja NLOS BS. Najpoznatiji predstavnici iz ove klase estimatora su Huberov (engl. *Huber-M*) i L-M (engl. *Least-Median*) estimator [11,101,102].

Tehnike pozicioniranja bazirane na procjeni obilježja baznih stanica RFPM (engl. *Radio Frequency Pattern Matching*) detektuju lokaciju MS na osnovu propagacionih značajki radio signala (najčešće nivoa snage signala) koje ta MS mjeri na određenom mjestu u mreži [1,11]. Vektor obilježja (engl. *target fingerprint*) formiran u *on-line* fazi se potom šalje ka serveru u mreži koji pokušava da pronađe poklapanje sa referentnim vektorom (engl. *reference fingerprint*) prethodno uskladištenim u bazi podataka izgrađenoj u *off-line* fazi, koji je po nekom kriterijumu najbliži vektoru obilježja i prema tome, na osnovu pridruženih mu

koordinata procijeni gdje se nalazi MS [1,11]. Navedeni postupci pozicioniranja nazivaju se još i DCM (engl. *Database Correlation Methods*) metode i vrlo su popularne kako u ćelijskim, a tako i za potrebe pozicioniranja u *indoor* uslovima [103–105].

1.2 Motivacija i predmet istraživanja

Predmet istraživanja ove doktorske disertacije je problem ćelijskog pozicioniranja zasnovanog na mjerenu vremenskog parametra TOA u složenim propagacionim uslovima koje karakteriše loš faktor dostupnosti kao posljedica maskiranja lokacijskog signala uslijed efekata neželjene interferencije, kao i gubici direktnih talasnih komponenti zbog efekta sijenke i gustine propagacionog okruženja. U urbanim sredinama, iz kojih dolazi najveći broj zahtjeva za servisima lociranja, pozicioniranje se uglavnom obavlja pod gore navedenim okolnostima koje kumulativno utiču na pogoršanje lokacijske tačnosti. Shodno tome, u ovom radu se razmatra scenario kada je za lociranje raspoloživ klaster od samo četiri BS, pod pretpostavkom da se među njima nalaze najmanje dvije NLOS BS. U takvoj šemi pozicioniranja proučava se varijanta sa identifikacijom i varijanta bez identifikacije BS čiji je zajednički imenoc nemogućnost upotrebe IAD estimatora i procesiranje TOA mjerena sa svih dostupnih BS (tretirajući i NLOS BS kao izvore informacija).

Imajući u vidu prethodno iznijete činjenice, ukazala se potreba i motivacija za modifikacijom postojećih i razvijanjem novih naprednih estimacionih i optimizacionih algoritama za rješavanje postavljenog kompleksnog problema lociranja, čiji je fokus usmjeren na ublažavanje neželjenih uticaja NLOS mjerena na tačnost pozicioniranja u ćelijskim mrežama, sa posebnim osvrtom na metaheurističke metode optimizacije.

U svrhu određivanja nepoznate lokacije MS u posmatranom NLOS scenariju razvijeni su odgovarajući ML estimatori definisani sa funkcijom cilja koja je po prirodi izrazito nelinearna, osobito kada je u sistemu broj NLOS BS veći od broja LOS BS. Osim toga, ciljna funkcija maksimalne vjerodostojnosti koja opisuje razmatrani lokacijski optimizacioni problem je nekonveksna i multimodalna, što znači da može imati više lokalnih minimuma i sedlastih tačaka. Pri tome, veoma je

teško pronaći njen globalni optimum pomoću klasičnih algoritama optimizacije, zbog čega je neophodna primjena naprednijih optimizacionih *solvera* [2,49]. Postoji više konvencionalnih tehnika koje su namijenjene za rješavanje problema lociranja, a potrebno je izdvojiti gradijentne metode poput NR (engl. *Newton-Raphson*), GN (engl. *Gauss-Newton*), LM (engl. *Levenberg-Marquardt*), TRR (engl. *Trust Region Reflective*), BFGS (engl. *Broyden, Fletcher, Goldfarb, Shanno*) i ostalih algoritama [2,8,106–108], različite varijante metoda najmanjih kvadrata [10,29,87–100], metode direktnog pretraživanja kao što su Nelder-Mid simpleks metod NMSM (engl. *Nelder-Mead Simplex Method*) i sekvencijalni simpleks metod SSM (engl. *Sequential Simplex Method*) [108–110], metode optimizacije bazirane na matematičkom programiranju (LP/QP/SQP), metodi unutrašnje tačke (IPO) i veoma popularnom semidefinitnom programiranju SDP (engl. *Semidefinite Programming*) koje spada u klasu konveksnih metoda optimizacije [74–86,108]. Posebno treba istaći da na domet praktične primjene ovih algoritama utiče broj participirajućih NLOS BS i intenzitet NLOS grešaka u radio propagacionom kanalu.

Ukoliko se za rješavanje nelinearnog, nekonveksnog i multimodalnog lokacijskog optimizacionog problema koriste gradijentni algoritmi, od vitalnog je značaja dobro početno rješenje dobijeno primjenom kvalitetnog pretprocesiranja [107]. U suprotnom, ako je inicijalni estimat previše udaljen od globalnog minimuma (engl. *too far problem*), algoritam će sa velikom vjerovatnoćom konvergirati ka lokalnom minimumu, što može prouzrokovati velike greške pozicioniranja. Dodatno, gradijentne metode podrazumijevaju da kriterijumska funkcija mora biti dvostruko diferencijabilna i neprekidna [106–108].

Metode direktnog pretraživanja mogu minimizirati višedimenzionalne nelinearne funkcije bez ograničenja, čak iako se radi o funkcijama sa diskontinuitetima. Mana im je relativno spora konvergencija, pronalazak rješenja u polju lokalnih optimuma i slaba adaptacija na NLS problem [108–110].

LS metode optimizacije se oslanjaju na transformaciju nelinearne lokacione metrike u predeterminisani sistem linearnih jednačina i traženje odgovarajućeg rješenja primjenom principa najmanjih kvadrata. Radi se o determinističkim lateracionim algoritmima koji daju solidne rezultate u LOS propagacionim uslovima, dok je njihov učinak u NLOS okruženju veoma skroman [49,89].

Metode optimizacije sa ograničenjima pri optimizaciji funkcije cilja ML estimatora iziskuju znatne hardversko-softverske resurse i povećanje računarskog opterećenja, pa i pored toga ne jamče kvalitet izračunatog rješenja. Nivo njihove kompleksnosti raste sa brojem postavljenih ograničenja što negativno utiče na rješavanje optimizacionog problema u realnom vremenu, odnosno na kašnjenje koje je značajan parametar u čelijskim sistemima pozicioniranja [49,78,108]. Konveksne metode optimizacije vrše relaksaciju nelinearnog i nekonveksnog problema u nelinearni ali konveksni problem, koristeći činjenicu da je svaki lokalni minimum konveksnih funkcija ujedno i globalni minimum. SDP je generalna forma konveksne relaksacije koja obezbeđuje konvergenciju u polinomijalnom vremenu.

Prednost ove metode je što ne zahtijeva inicijalnu procjenu početne tačke za startovanje iterativne procedure. Međutim, njeni rezultati značajno opadaju sa porastom srednjih vrijednosti NLOS grešaka [49,74,80].

Savremene metode optimizacije zasnovane na metaheuristikama nametnule su se kao alternativa konvencionalnim determinističkim postupcima pri suočavanju sa sve zahtjevnijim problemima inženjerske optimizacije za koje je potrebna visoka stopa robusnosti i pouzdanosti u pogledu određivanja globalnog optimalnog rješenja [108,111–122]. Metaheuristički optimizacioni algoritmi imaju niz prednosti koje se ogledaju u ublažavanju pomenutih nedostataka tradicionalnih determinističkih optimizacionih procedura, ali istovremeno ispoljavaju i određene sopstvene mane u procesu potrage za globalnim optimumom, što predstavlja snažan motiv i podstrek za razvoj novih formi metaheurističkih algoritama optimizacije.

Metaheurističke metode predstavljaju moćan alat za konstruisanje algoritama pomoću kojih se rješavaju optimizacioni problemi. Mogu se definisati kao uopšteni (nezavisani od problema) skup pravila koja se prilikom implementacije prilagođavaju svakom konkretnom zadatku [111].

Najčešće korišćeni populacioni metaheuristički algoritmi (zasnovani na izmjenama populacije mogućih rješenja) su inspirisani prirodnim i fizičkim procesima, pri čemu su najbolje istraženi tzv. evolutivni algoritmi EA (engl. *Evolutionary Algorithms*) [120–122]. Evolutivne algoritme karakterišu operacije poput reprodukcije, mutacije, ukrštanja i selekcije, a u okviru ove skupine posebno se izdvajaju genetski algoritam GA (engl. *Genetic Algorithm*), genetičko programiranje GP (engl. *Genetic Programming*) i algoritam diferencijalne evolucije DE (engl. *Differential Evolution*) [108,116,121,123].

Sa druge strane, algoritmi inteligencije rojeva SI (engl. *Swarm Intelligence*) modeliraju kolektivno ponašanje rojeva u prirodi poput roja insekata, kolonije bakterija, krda životinja ili jata ptica i pripadaju aktuelnijoj grupi populacionih metaheuristika [119–122]. Algoritmi iz ove grupe mogu da proizvedu brza i kvalitetna rješenja velikog broja složenih optimizacionih problema, a od starijih algoritama najpoznatiji su algoritam optimizacije rojem čestica PSO (engl. *Particle Swarm Optimization*), optimizacija umjetnom kolonijom pčela ABCO (engl. *Artificial Bee Colony Optimization*) i algoritam optimizacije mravlјim kolonijama ACO (engl. *Ant Colony Optimization*) [119,124–126]. Među relativno novijim algoritmima ističu se algoritam "kukavičje pretrage" CS (engl. *Cuckoo Search*), algoritam svica FA (engl. *Firefly Algorithm*), algoritam "slijepog miša" BA (engl. *Bat Algorithm*), algoritam "vrane" CSA (engl. *Crow Search Algorithm*) i algoritam "sivih vukova" GWO (engl. *Gray Wolf Optimizer*) [113,115,127,128]. Postoje i metaheuristički algoritmi koji su bazirani na principima određenih fizičkih procesa i zakonitosti kao što su algoritam "simuliranog kaljenja" SA (engl. *Simulated Annealing*) i "gravitacioni pretraživački" algoritam GSA (engl. *Gravitational Search Algorithm*) [116,129].

Metaheurističke metode izvode proces pretrage koji se okvirno može podijeliti u dvije faze: faza globalne pretrage i faza lokalne pretrage. U fazi globalne pretrage vrši se široko istraživanje prostora dopustivih rješenja i pronalaženje regiona globalnog optimuma, dok se u okviru faze lokalne pretrage vrši poboljšanje obećavajućih rješenja pronađenih u prethodnoj fazi [118,120–122].

Radi postizanja efikasnosti postupka optimizacije multimodalne funkcije cilja generisane na ML principu, neophodno je uspostaviti dobru ravnotežu između faza globalne i lokalne pretrage kroz modifikaciju postojećih i razvoj novih metaheurističkih algoritama optimizacije [118,120–122,130].

Modifikacije donose unapređenja postojećih algoritama na pojedinačnom nivou bez značajnijih intervencija u pseudokodu (najčešće izmjenom osnovnih jednačina pretrage) i mogu se izvršiti upotrebom adekvatnih genetičkih operatora mutacije, ukrštanja ili selekcije, adaptivnom promjenom kontrolnih parametara zaduženih za izvršavanje metaheurističkih algoritama, uvođenjem novih adaptivnih operatora koji na osnovu vrijednosti funkcije cilja uspostavljaju balansirajući mehanizam između faza globalne i lokalne pretrage, kao i sintezom sa određenim teorijskim konstruktima kao što je pretraživanje prostora stanja primjenom mapa

haosa CMS (engl. *Chaotic Maps-based Search*) ili opoziciono baziranog učenja OBL (engl. *Opposite-Based Learning*) [122,131,132].

Drugi pristup poboljšanja performansi standardnih metaheurističkih algoritama je komponovanje novih algoritama na bazi hibridnog koncepta, kombinacijom odgovarajućih metaheuristika sa drugim populacionim metaheuristikama ili sa konvencionalnim metodama optimizacije [122,133–135]. Najznačajniju prednost metaheurističkih metoda predstavlja mogućnost hibridizacije koja je zasnovana na faktu da su sve one algoritamski strukturirane i da se kao takve mogu nadograđivati jednostavnim modifikacijama [118].

Hibridizacija se ostvaruje ili kolaboracijom između različitih tehnika optimizacije tako što će se naizmjenično izvršavati i razmjenjivati informacije, ili integracijom komponenti jedne metode optimizacije u kodnu strukturu druge, sa ciljem korišćenja prednosti jednih i istovremene eliminacije nedostataka drugih algoritama [119]. Hibridizacija donosi dramatično unapređenje karakteristika vodećeg metaheurističkog algoritma (engl. *main algorithm*), tj. primarnog algoritma sa dominantnim pseudokodom u rezultujućoj, kodnoj strukturi hibridnog algoritma. Obično se u nazivu hibridnog algoritma prvo navodi ime ili skraćenica vodećeg algoritma. Time se ne umanjuje značaj sekundarnog algoritma čiji se fragmenti koda ubacuju u vodeći algoritam i time potiskuju njegovi nedostaci. Zbog toga se komparacija hibridnog algoritma vrši ne samo sa primarnim, već i sa sekundarnim metaheurističkim algoritmom.

U preglednoj literaturi je objavljen određeni broj naučnih radova koji se bave primjenom populacionih metaheuristika za rješavanje optimizacionog problema lociranja mobilne stanice odnosno senzorskog čvora. Sužavanjem korelacionog prostora pretrage, genetski algoritmi (GA) mogu ubrzati konvergenciju i povećati tačnost pozicioniranja metoda temeljenih na procjeni obilježja baznih stanica (DCM) [136].

U radu [137] je predložena kombinacija genetskog algoritma i metode Tagučija (engl. *Taguchi method*) sa intencijom povećanja robusnosti estimacije MS u NLOS okruženju. Algoritam optimizacije rojem čestica (PSO) pronalazi optimalno rješenje problema lociranja u bežičnim mrežama za različite modele NLOS propagacije. Rezultati simulacija pokazuju da PSO bazirani algoritmi predloženi u [132,138–141] ostvaruju veću tačnost pozicioniranja u poređenju sa klasičnim algoritmima najmanjih kvadrata (WLLS,TS-LS) i gradijentnim

metodama optimizacije (LM, TRR, BFGS). Algoritam optimizacije rojem pčela (ABCO) u [142] efikasno minimizuje nelinearnu funkciju cilja dobijenu jednom geometrijskom metodom pozicioniranja zasnovanom na mjerenu TOA parametra. U radovima [143,144] formulisan je novi okvir za estimaciju nepoznate lokacije objekta korišćenjem algoritma "kukavičje pretrage" (CS). Rezultati numeričke simulacije potvrdili su da CS algoritam ima bolje performanse globalne pretrage od PSO algoritma i gradijentne Njutnove metode. Kako bi se smanjila greška lokalizacije u bežičnim senzorskim mrežama WSN (engl. *Wireless Sensor Networks*), u [145,146] se primjenjuje algoritam "svica" (FA), odnosno u [147,148] algoritam diferencijalne evolucije (DE). Gravitacioni pretraživački algoritam (GSA) je česta opcija za optimizaciju tokova snage u elektroenergetskim mrežama [115]. Međutim, u radu [149] je predstavljena mogućnost njegove uspješne primjene za potrebe pozicioniranja u čelijskim mrežama.

Hibridizacija metaheurističkih algoritama sa drugim algoritmima optimizacije vrši se u cilju dobijanja sistemskih poboljšanja: veće estimacione tačnosti i robusnosti, kao i izbjegavanja problema stagnacije, preuranjene konvergencije i "zaglavljivanja" u lokalnom optimumu [122]. U [150–157] je razmotrena primjena hibridnih metoda za rješavanje problema pozicioniranja, pri čemu je u [150–154] u te namjene prikazana hibridizacija metaheuristika sa drugim populacionim metaheuristikama, odnosno u [155–157] hibridizacija metaheuristika sa direktnim i gradijentnim metodama optimizacije. Najbolji rezultati optimizacije u odnosu na osnovne algoritme se postižu hibridizacijom odgovarajućih metaheurističkih algoritama od kojih je barem jedan prethodno autonomno unaprijeden, odnosno modifikovan [112,113,122].

Za razliku od bežičnih čelijskih mreža WCN (engl. *Wireless Cellular Networks*), upotreba metaheurističkih metoda u problemima lociranja je, kako se vidi, u dobroj mjeri istražena u bežičnim senzorskim mrežama (WSN) [141,143–148]. Budući da se koriste slične metode estimacije, samo na većoj prostornoj matrici, očigledno je da se spektar primjene metaheurističkih metoda optimizacije može na elegantan način proširiti i na čelijsko pozicioniranje u NLOS uslovima [132,136–140,142].

U tom smislu, u ovom istraživanju posebna pažnja je posvećena metaheurističkom algoritmu optimizacije rojem čestica (PSO), kao i modifikaciji i hibridizaciji istog u svrhu generisanja optimalnih rješenja zadovoljavajuće tačnosti

pozicioniranja kakva se može očekivati za slučaj lociranja u složenim propagacionim uslovima. Povišena tačnost pozicioniranja može se očekivati isključivo u uslovima direktnе optičke vidljivosti (LOS uslovima).

PSO algoritam je centralni algoritam inteligencije rojeva i kandiduje ga prije svega laka implementacija, robusnost, brza konvergencija i sposobnost hibridizacije sa drugim algoritmima. U većini slučajeva PSO algoritam daje prihvatljive rezultate u razumno izvodljivom vremenu. U toku procesa optimizacije kompleksnog problema lociranja primjenom PSO algoritma detektovan je disbalans u fazama diverzifikacije (globalne pretrage) i intenzifikacije (lokalne pretrage) koji može dovesti do problema sa konvergencijom i produkcije rješenja koja su udaljena od globalnog optimuma [124,130,132]. Kako bi se otklonili uočeni nedostaci koji mogu uzrokovati velike greške pozicioniranja u složenim propagacionim uslovima, u ovom radu napravljena su određena unapređenja osnovnog PSO algoritma putem njegovih modifikacija i hibridnih varijanti.

U okviru ove disertacije, osobit naglasak je dat na evaluaciju rezultata, odnosno analizi performansi razmatranih algoritama koje se odnose na estimacionu tačnost (lokacijske performanse), optimizacione performanse, konvergenciju, računarsku složenost i vrijeme izvršavanja potrebno da se dosegne globalni optimum. S tim u vezi, kroz numeričke simulacije provedene u programskom paketu MATLAB, analiziran je uticaj broja NLOS BS i tipa propagacionog okruženja (magnitude NLOS grešaka) na performanse predloženih algoritama za dvije različite ciljne funkcije pozicioniranja (kada je model NLOS propagacije poznat i kada nije). Shodno tome, za postavljeni TOA model pozicioniranja izvedena je Kramer-Rao donja granica varianse (CRLB) radi komparacije tačnosti estimacije projektovanih optimizacionih algoritama u odnosu na minimalnu vrijednost srednjekvadratne greške pozicioniranja. Analiza rezultata istraživanja izvršena je pomoću grafičke vizuelizacije relevantnih parametara i funkcija i njihovim poređenjem sa rezultatima postojećih metoda dostupnih u literaturi, odnosno prezentacijom statističkih rezultata u vidu grafičkih krivulja kumulativne funkcije distribucije CDF (engl. *Cumulative Distribution Function*) i ponašanja konvergencije.

Usporedba optimizacionih performansi analiziranih metaheurističkih algoritama sa stanovišta statističkih odstupanja vrijednosti funkcije cilja procijenjene lokacije od vrijednosti funkcije cilja stvarne lokacije, izvršena je

primjenom neparametarskih statističkih testova kao što su Vilkoksonov test ranga (engl. *Wilcoxon signed-rank*) i Fridmanov test ranga (engl. *Friedman test*). Pored ovog, urađena je analiza kompleksnosti i vremena izvršavanja razvijenih algoritama. Sveobuhvatna analiza se provodi sa ciljem da se utvrdi da li se primjenom predloženih modifikovanih metaheurističkih algoritama mogu ostvariti poboljšanja istaknutih performansi, od čega je u suštini navažnije pitanje da li je moguće na račun malog povećanja kašnjenja dobiti bolju tačnost pozicioniranja projektovanih algoritama, odnosno postići bolji odnos (kompromis) između lokacijske tačnosti i vremena izvršavanja u poređenju sa odgovarajućim konvencionalnim tehnikama (engl. *benchmark*).

Prema tome, glavni cilj istraživanja provedenog u toku izrade ove doktorske disertacije je razvoj novih optimizacionih algoritama temeljenih na unapređenjima metaheurističke metode optimizacije rojem čestica koji imaju bolje performanse lociranja u poređenju sa odgovarajućim determinističkim i metaheurističkim *benchmark* algoritmima bez obzira na složenost uslova pozicioniranja i uz razumno vrijeme izvršenja odnosno kašnjenja algoritama.

Imajući u vidu probleme, predmet i cilj istraživanja ove disertacije, postavljena je osnovna hipoteza koja glasi: "U cilju smanjenja uticaja složenih uslova pozicioniranja na lociranje mobilnih korisnika u čelijskim mrežama moguće je izvršiti implementaciju optimizacionih algoritama zasnovanih na unapređenjima metaheurističke metode optimizacije rojem čestica radi dobijanja pouzdanih lokacijskih metoda zadovoljavajućeg nivoa tačnosti i kašnjenja."

Smatrajući da će kroz uvođenje D2D (engl. *Device-To-Device*) tehnologije koja obezbeđuje kooperativno pozicioniranje u izrazito gustim 5G mrežama doći do svojevrsne konvergencije čelijskih i senzorskih mreža, metaheuristički algoritmi mogu postati univerzalni optimizacioni alat za probleme lociranja u ekosistemu objedinjene paradigme tzv. Internet stvari IoT (engl. *Internet Of Things*) [138].

1.3 Doprinos disertacije

Glavni doprinos ove doktorske disertacije je razvoj unaprjeđenih, PSO baziranih metaheurističkih algoritama koji postižu bolje rezultate u kategorijama estimacione tačnosti, ponašanja konvergencije i optimizacionih performansi u

poređenju sa relevantnim *benchmark* algoritmima uz razumno vrijeme izvršenja odnosno kašnjenja algoritama. U tom smislu, poseban doprinos ove disertacije odnosi se na modifikaciju standardnog PSO algoritma kroz adaptivno podešavanje kontrolnih parametara, inkorporaciju adekvatnog mutacionog operatora, uvođenje strategije pretraživanja na bazi haotičnih mapa CMS (engl. *Chaotic Maps-based Search*) i opoziciono baziranog učenja OBL (engl. *Opposite-Based Learning*), kao i hibridizacije sa odabranim evolutivnim i metodama lokalne pretrage. Generalno, optimizacione performanse PSO algoritma zavise od pravilnog odabira upravljačkih parametara koji kontrolišu optimizacioni proces. Shodno tome, radi poboljšanja diverzifikacije na početku procesa optimizacije i unapređenja intenzifikacije na kraju, primijenjena je linearna tehnika za adaptivno podešavanje koeficijenata kognitivnog i socijalnog ubrzanja. Nadalje, dodavanjem haotičnog mutacionog operatora u linearni faktor inercije izbjegnuto je "zaglavljivanje" u lokalnim optimumima multimodalne funkcije cilja. Kombinacijom haotičnog pretraživanja i opoziciono baziranog učenja izvršena je pametna inicijalizacija PSO populacije sa kojom se povećava vjerovatnoća detekcije domena globalnog optimuma. Na taj način, predložena adaptivna tehnika za promjenu vrijednosti kontrolnih parametara algoritma, kao i predloženi haotični mutacioni operator i procedura inicijalizacije PSO populacije, predstavljaju jedan od temeljnih doprinsosa ove disertacije.

Radi daljeg unapređenja optimizacionih performansi PSO algoritma, razvijeni su hibridni algoritmi u svrhu realizacije prednosti jednih i istovremenog otklanjanja nedostataka drugih algoritama. U okviru ove doktorske disertacije predložena je hibridizacija prethodno opisanog modifikovanog PSO algoritma sa determinističkom Nelder-Mid metodom lokalne pretrage NMSM (engl. *Nelder-Mead Simplex Method*) i sa metaheurističkim algoritmom diferencijalne evolucije (DE). Mogućnost hibridizacije PSO algoritma sa predloženim algoritmima radi unapređenja sposobnosti pretraživanja, ispitana je teorijski kroz analizu dostupne literature i praktičnim provjerama kroz detaljne numeričke simulacije koje uključuju i statističke obrade dobijenih rezultata [122,133–135,153–156].

Prva kombinacija pripada klasi kolaborativnih hibridnih algoritama dvofazne strukture izvršavanja. U prvoj fazi primjenjuje se modifikovani PSO algoritam u cilju pronalaska reona globalnog optimuma. Zbog poboljšanja procjene početnog simpleksa i adaptacije Nelder-Mid metode na nelinearni problem

najmanjih kvadrata, u prvoj fazi je primijenjen i tzv. Košijev mutacioni operator. U drugoj fazi algoritma, Nelder-Mid metoda izvodi lokalnu pretragu kako bi se unaprijedio kvalitet tačnosti i ubrzala konvergencija ka globalnom optimumu funkcije cilja.

Druga kombinacija pripada klasi kolaborativnih hibridnih algoritama paralelne strukture u kojoj se modifikovani PSO algoritam i DE algoritam simultano izvršavaju nad istom populacijom potencijalnih rješenja. Radi poboljšanja performansi globalne i lokalne pretrage ustanovljen je adaptivni parametar na osnovu koga se bira operator mutacije DE algoritma u zavisnosti od trenutne etape optimizacionog procesa, predložen je novi adaptivni faktor skaliranja u jednačine mutacionih operatora, kao i tehnika dvostrukog ukrštanja i selekcije. Drugim riječima, dodatni doprinos ovog rada predstavlja primjena predloženih hibridnih algoritama na rješavanje postavljenog kompleksnog problema čelijskog pozicioniranja u složenim propagacionim uslovima.

Posebno treba istaći da predloženi adaptivni heuristički algoritmi imaju najbolje lokacijske performanse bez obzira na tip propagacionog okruženja i broj angažovanih NLOS baznih stanica, što znači da posjeduju veliku prilagodljivost (robustnost) obzirom na promjene složenosti uslova pozicioniranja, a takođe ispoljavaju i robustnost na transformacije lokacione geometrije uzrokovane promjenom položaja mobilnog korisnika. U konačnici, razvijeni algoritmi omogućavaju najbolji konsenzus između dva krucijalna parametra pozicioniranja: lokacijske tačnosti i kašnjenja, odnosno vremena potrebnog za dobijanje povratne informacije o poziciji mobilnog korisnika.

Rezultati ovog istraživanja imaju upotrebnu vrijednost i mogu biti od koristi u efikasnijoj realizaciji lokacijskih servisa u urbanim uslovima lociranja koje karakteriše loša optička vidljivost i dostupnost baznih stanica. Pomenuti uslovi pozicioniranja su zapravo standardni za velike gradove i urbane kanjone, kada i sistem globalnog pozicioniranja u većini slučajeva nije dostupan. Evidentno je da lokacijski algoritmi prezentovani u ovoj disertaciji mogu biti od značaja za servise bezbjednosti ljudi i spašavanja ljudskih života kao što su servis hitnih poziva i servis potrage za nestalim osobama.

1.4 Kratak sadržaj i pregled rada

Rad se sastoji iz devet poglavlja i spiska korišćene literature.

U uvodnom dijelu definisan je predmet, cilj, osnovna hipoteza i osnovni doprinosi istraživanja i prikazane su najznačajnije lokacijske tehnike za primjenu u NLOS okruženju sa presjekom literature koja obrađuje klasične estimacione algoritme sa determinističkim metodama optimizacije. Opisani su nedostaci takvih metoda pri rješavanju kompleksnog problema pozicioniranja, na osnovu čega je uvedena motivacija i dat pregled aktuelne literature koja tretira predmetni problem kroz upotrebu alternativnih, metaheurističkih metoda optimizacije.

U drugom poglavlju razmotreno je čelijsko lociranje u NLOS uslovima bazirano na mjerenu parametra TOA sa fizičkom interpretacijom problema i generalnim scenarijem pozicioniranja. Posebno je istaknut problem sinhronizacije kao otežavajući faktor za standardizaciju TOA metoda, kao i prednosti sinhronih TOA sistema u odnosu na asinhrone TDOA sisteme pozicioniranja. Ukratko je predstavljen LCS potencijal 5G tehnologije i izведен je matematički TOA model lociranja u NLOS okruženju.

U okviru trećeg poglavlja prikazani su najpoznatiji NLOS propagacioni modeli, sa detaljnijim osvrtom na reprezentativnije modele NLOS propagacije zasnovane na eksponencijalnoj i uniformnoj raspodjeli. Radi se o probabilističkim modelima kašnjenja koji veoma kompetentno opisuju prostiranje radio signala u realnim uslovima pozicioniranja.

U četvrtom poglavlju su predstavljene i klasifikovane metode estimacije za TOA model pozicioniranja u NLOS uslovima: metode najmanjih kvadrata, metoda sa ograničnjima i metoda maksimalne vjerodostojnosti. Metode najmanjih kvadrata se sa istorijske tačke gledišta mogu smatrati "nultim" metodama optimizacije. Obično se koriste linearni aproksimativni modeli kao što je neiterativna metoda linearnih ponderisanih najmanjih kvadrata (WLLS) i iterativni Tejlorov metod najmanjih kvadrata (TS-LS). Metode koje koriste ograničenja funkcije cilja su znatno kompleksnije jer počivaju na specijalnim metodama optimizacije koje funkcije ograničenja direktno integrišu u optimizacioni proces. Linearizovana TS-LQP metoda bazirana je na principima kvadratnog

programiranja i efikasno je rješenje između "cijene koštanja" i tačnosti pozicioniranja algoritma. Metoda maksimalne vjerodostojnosti je zasnovana na funkcionalima koji opisuju zavisnost položaja MS od statističkih karakteristika radio signala za pozicioniranje. Formirane su estimacione funkcije cilja ML estimatora za nepoznatu i poznatu funkciju gustine vjerovatnoće NLOS grešaka koje se svode na nelinerani problem ponderisanih najmanjih kvadrata (WNLS).

U okviru petog poglavlja prezentovana je Kramer-Rao donja granica tačnosti (CRLB) kojom je definisana teoretska donja granica varijanse procjena nepoznatih parametara postavljenog TOA modela lociranja u dva karakteristična slučaja, za nepoznati i za poznati model NLOS propagacije. CRLB služi kao apsolutna metrika tačnosti.

Metode optimizacije multimodalne funkcije cilja ML estimatora za rješavanje estimacionog problema lociranja u složenim propagacionim uslovima prikazane su u šestom poglavlju, u okviru koga su obrađene konvencionalne determinističke i savremene metaheurističke metode optimizacije. Detaljno su predstavljena dva najčešće korišćena algoritma iz grupe determinističkih metoda, gradijentni Levenberg-Markartov (LM) i direktni Nelder-Mid simpleks algoritam (NMSM). Posebna pažnja posvećena je metaheurističkim metodama optimizacije i implementaciji dva fundamentalna algoritma: algoritma optimizacije rojem čestica (PSO) koji pripada familiji algoritama inteligencije rojeva i algoritma diferencijalne evolucije (DE) iz klase evolutivnih algoritama.

U sedmom poglavlju su izložene tri metode za unapređenje performansi standardnog algoritma optimizacije rojem čestica. Prva od njih se odnosi na modifikaciju PSO algoritma kroz adaptivno podešavanje koeficijenata ubrzanja i primjenu tehnika pretraživanja dopustivog prostora rješenja na principima teorije haosa i opoziciono baziranog učenja. Druge dvije metode se odnose na hibridizaciju na takav način modifikovanog algoritma sa DE algoritmom i determinističkom Nelder-Mid simpleks metodom, kako bi se dodatno poboljšale performanse osnovnog PSO algoritma.

U okviru osmog poglavlja dati su rezultati istraživanja u cilju komparacije performansi predloženih modifikovanih algoritama (unapređenja PSO algoritma) sa konvencionalnim determinističkim i konvencionalnim metaheurističkim *benchmark* algoritmima. Izvršena je analiza estimacione tačnosti, optimizacionih

Doktorska disertacija

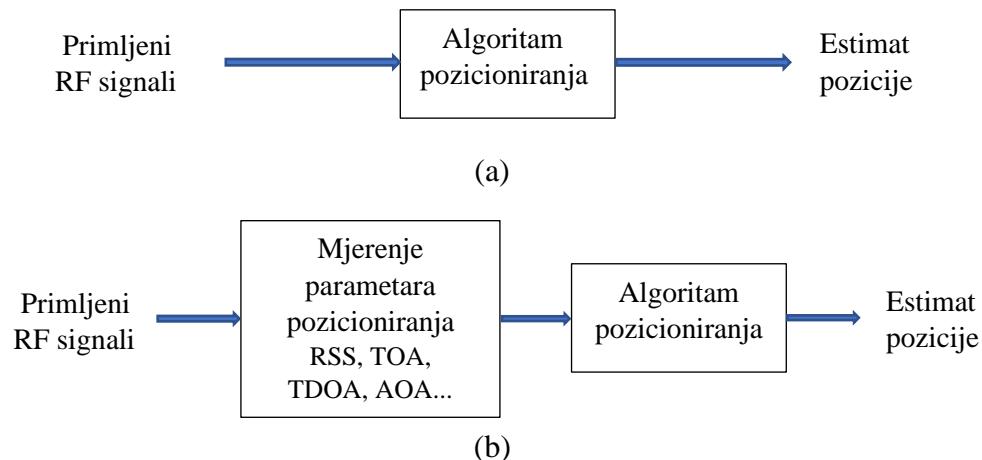
performansi, konvergencije, računarske složenosti i vremena izvršavanja razmatranih algoritama.

Konačno, u završnom devetom poglavlju sumirana su zaključna razmatranja i dobijeni rezultati, doprinosi ove doktorske disertacije i pravac budućeg istraživanja.

2. Ćelijsko pozicioniranje u NLOS uslovima zasnovano na mjerenu TOA parametra

Estimacija pozicije (engl. *position estimation*) u bežičnim ćelijskim mrežama se može definisati kao mehanizam koji se sastoji u određivanju, odnosno računskoj procjeni geografskih koordinata ciljane mobilne stanice (MS) na osnovu aktivne razmjene radio signala između iste i određenog broja referentnih fiksnih čvorova (BS). Zavisno od načina procesiranja lokacionih informacija, razlikuju se centralizovani i decentralizovani princip estimacije pozicije MS koji su ilustrovani na Slici 2.1 [18]. Kod centralizovanog koncepta, signali primljeni na svim BS i u njima sadržani lokaciono osjetljivi parametri se transferišu do centralnog procesora u mreži gdje se obrađuju zajedno na jednom mjestu i upotrebljavaju za lociranje MS u jednom koraku. Drugim riječima, procjena položaja MS se obavlja direktno iz združenih signala pozicioniranja, pa se metode koje koriste ovakav princip nazivaju metode direktnog pozicioniranja DPD (engl. *Direct Position Determination*) ili tzv. jednokoračne metode SSP (engl. *single-step positioning*) [158]. Benefit koji donosi ovaj pristup sastoji se u sprečavanju pojave da u mjernom modelu postoji manjak relevantnih podataka u odnosu na parametre koje na osnovu njih treba estimirati (engl. *over-parameterization*). Smatra se da metode direktnog pozicioniranja dovode do optimalnih procjena koordinata MS.

Decentralizovani princip počiva na dvokoračnim metodama TSP (engl. *two-step positioning*), pri čemu se u prvom koraku najpre izvršava ekstrakcija parametara signala za pozicioniranje AOA, RSS, TOA ili TDOA. Za potrebe pozicioniranja uglavnom se koriste signali namijenjeni za komunikaciju, npr. BCCH (engl. *Broadcast Control Channel*) kanali u GSM, pilot signali CPICH (engl. *Common Pilot Channel*) u UMTS, kao i ćelijski referentni signali CRS (engl. *Cell Reference Signals*) u LTE.



Slika 2.1: Centralizovani (a) i decentralizovani (b) princip lokalizacije MS

U cilju rješavanja *hearability* problema i povećanja dostupnosti servisa pozicioniranja u 4G-LTE i 5G sistemima, uvedeni su specijalni signali namijenjeni eksplicitno za svrhe pozicioniranja, tzv. referentni signali za pozicioniranje PRS (engl. *Positioning Reference Signals*). Pored PRS signala koji su *downlink* tipa, za potrebe pozicioniranja koriste se i SRS (engl. *Sounding Reference Signals*) signali čija je osnovna namjena procjena propagacionih uslova na *uplink* smjeru [1].

Na bazi izmjerene vrijednosti nivoa snage signala (RSS) i prepostavljenog radio propagacionog modela, odnosno vremena prispjeća (TOA) ili razlike vremena prispjeća (TDOA) i brzine propagacije signala, u prvom koraku (fazi) se još vrši i estimacija rastojanja između MS i BS karakteristična za lateracione (*range-based positioning*) tehnike. Tom prilikom MS aktivno učestvuje u proceduri lokalizacije, pa ćelijske metode spadaju u tzv. aktivne tehnike lociranja.

Ako je primijenjeni model propagacije nekorektan ili ako se pozicioniranje dešava u NLOS okruženju, informacija o rastojanju dobijena preko RSS parametra može biti potpuno nepouzdana. Snaga signala na prijemu nije optimalan izbor za procjenu rastojanja u ćelijskim mrežama. RSS metode zbog svoje jednostavnosti i cijene većinom služe za WLAN (engl. *Wireless Area Local Network*) *fingerprinting* pozicioniranje u *indoor* uslovima (RFPM), kada bi alternativna varijanta sa mjeranjem vremena bila problematična zbog zahtijevane visoke rezolucije uslijed malih rastojanja u unutrašnjosti objekata [1].

Iako nije idealno za *indoor* lokacijske servise, vrijeme u formi parametra TOA ili TDOA je u suštini veoma upotrebljivo za *outdoor* pozicioniranje [63].

Naime, može se pokazati da je za mjerena većih rastojanja između MS i BS tipičnih za čelijsko pozicioniranje, najpogodniji upravo parametar TOA.

LTE je prvi od čelijskih sistema koji koristi ugao prispjeća signala za povećanje tačnosti pozicioniranja što je omogućeno upotrebom antenskih nizova na strani BS. Signal koji dolazi sa MS je fazno pomjeren za neku vrijednost između sukcesivnih antenskih elemenata, a stepen tog pomjeraja zavisi od parametra AOA, razmaka između antenskih elemenata i radne učestanosti. Nedostaci AOA metoda su osjetljivost na NLOS uslove prostiranja i višestruku propagaciju, kao i potreba za ozbiljnijim hardverskim modifikacijama mrežne infrastrukture i terminala [1].

Uz minimalno dobijene dvije vrijednosti za uglove ili tri za rastojanja i poznate koordinate dostupnih BS, u drugoj fazi decentralizovanog pristupa se primjenom odgovarajućih determinističkih (angulacionih ili lateracionih) lokacijskih algoritama izračunava pozicija MS.

Ukoliko se pozicioniranje izvodi u NLOS propagacionim uslovima, bolje rezultate daju probabilistički algoritmi kod kojih nema zahtjeva za minimalnim brojem BS, ali je veći broj BS svakako poželjan jer povećava tačnost [11]. Budući da se mjerena u prvoj fazi TSP metoda tretiraju kao nezavisna iako potiču sa iste lokacije izvora (MS), te da su prva i druga faza postupka strogog odvojene jedna od druge, ovaj metod je u osnovi suboptimalan [159]. SSP metode su uvek *network-based* tipa, dok TSP mogu biti realizovane i kao *mobile-based/assisted* rješenje.

2.1 Problem sinhronizacije u čelijskim TOA sistemima

Kod TOA-baziranih sistema pozicioniranja informacija o rastojanju se dobija na osnovu vremena propagacije signala između MS i BS (engl. *one-way-ranging*). Potreban uslov za primjenu TOA parametra je da isto referentno vrijeme bude dostupno svim entitetima u LCS mreži koji učestvuju u proceduri pozicioniranja, tj. da čelijska mreža bude *a priori* sinhronizovana (postoji sinhronizacija između MS i BS). Najzastupljenije čelijske mreže GSM, UMTS-FDD (engl. *UMTS Frequency Division Duplex*) i LTE-FDD nisu sinhronizovane jer je to rješenje koje je operatorima skupo za implementaciju i održavanje [11].

Situaciju je moguće izbjegći ako se TOA parametar dobija na osnovu mjerena povratnog vremena propagacije referentnog signala na ruti BS-MS-BS i

MS-BS-MS, jer se tada koristi samo jedan časovnik (engl. *two-way-ranging*). Parametar TOA se određuje iz nekih sistemskih parametara čelijskih mreža kao što su TA tip 1 (engl. *Timing Advance*) i TA tip 2 u LTE ili RTT (engl. *Round Trip Time*) parametar u UMTS i 5G sistemima. TA tip 2 je standardni RTT parametar koji se definiše kao povratno vrijeme propagacije koje se mjeri na BS, dok TA tip 1 parametar uzima u obzir i povratno vrijeme propagacije koje se mjeri na MS. Kao i svi vremenski parametri i ovi imaju ograničenu rezoluciju i mogu poslužiti za približnu procjenu parametra TOA. TA tip 1 parametar u LTE ima poboljšanu tačnost mjerjenja koja iznosi $0.3 \mu\text{s}$ (odgovara rastojanju od 45 m). Prema tome, kod 4G/5G mreža parametar TOA se izračunava usrednjavanjem vremena prispjeća PRS i SRS signala. Navedeni parametri često se koriste u kombinaciji sa drugim parametrima za unapređenje blizinskih metoda pozicioniranja kao što je npr. E-CID (engl. *Enhanced CID*) metoda u LTE, standardizovana hibridna tehnika (CID+TA+AOA) [1]. Mogu se koristiti i samostalno, kao u slučaju multi-RTT metode pozicioniranja standardizovane u 5G mrežama.

Neugodni zahtjev za sinhronizacijom između MS i BS je moguće zaobići i ako se umjesto vremena propagacije signala, posmatra vremenska razlika propagacije signala (TDOA) od obližnjih BS. Pogodnost TDOA pristupa je anuliranje nepoznatog determinističkog faktora kojim se mjeri vremenska kompenzacija između časovnika MS i BS, pa nema potrebe za međusobnom sinhronizacijom. Naravno, BS moraju da rade po istom taktu, a to je zadovoljeno samo u UMTS-TDD (engl. *UMTS Time Division Duplex*) i LTE-TDD mrežama [1,11]. U skladu sa tim, u asinhronim mrežama mora se ostvariti *a posteriori* sinhronizacija između BS koja zahtijeva instalaciju novih komponenti, tzv. LMU (engl. *Location Measurement Unit*) jedinica koje su u 4G integrisane u eNodeB čvorove i opremljene sa GNSS prijemnicima za mjerjenje apsolutnog vremena [1,11]. Potreba za sinhronizacijom LCS mreže je najveći nedostatak u *one-way-ranging* procjeni rastojanja na osnovu parametra TOA i glavni razlog dominantne standardizacije TDOA metoda u prošlosti.

Uslijed nesavršenosti u sinhronizaciji između MS i BS izmjerena TOA rastojanja se nazivaju pseudorastojanja, zbog čega asinhronе TOA metode u pravilu združuju estimaciju sinhronizacionih i lokacijskih parametara (engl. *joint estimation of the position and clock synchronization*) što uključuje najmanje četiri BS u mjernom scenariju [160]. Na sličan način se kod satelitskog pozicioniranja

određuje položaj GNSS prijemnika i odstupanje časovnika istog od sistemskog GNSS vremena [27].

Ipak, zahtjevi za preciznijom sinhronizacijom u savremenim radio komunikacionim mrežama svakodnevno rastu, osobito da bi se omogućila realizacija naprednih tehnoloških rješenja u obradi signala kao što su npr. tehnike agregacije nosioca CA (engl. *Carrier Aggregation*) i CoMP (engl. *Coordinated Multi-Point*) prenos u LTE-A (engl. *LTE Advanced*) koje obezbjeduju veću propusnost i kvalitetnije performanse 4G sistema.

Međutim, sinhronizacioni zahtjevi za potrebe komuniciranja su za nekoliko desetaka puta blaži od onih za potrebe TOA/TDOA lokacijskih metoda visokog nivoa tačnosti (<10 m), gdje se traži tzv. čvrsta sinhronizacija (engl. *tight synchronization*) sa greškom reda veličine od 1 ns [161,162]. Ovakva sinhronizacija predstavljaće u punom smislu riječi pejsmejker sinhronih TOA metoda pozicioniranja u budućnosti. Moguće solucije ovog problema su distribucija apsolutnog vremena putem GNSS referentnih stanica i/ili prosleđivanje takta duž mreže primjenom preciznog protokola vremenske sinhronizacije PTP (engl. *Precision Time Protocol*) [162]. GNSS je standardizovani autonomni TOA sistem pozicioniranja globalne dostupnosti, visoke tačnosti i odličnih sinhronizacionih performansi koje ga (pored osnovne namjene) kvalifikuju i kao glavnog kandidata za sinhronizaciju 5G celularnih mreža u kontekstu podrške *range-based positioning* tehnikama u *outdoor* okruženju [163]. Sa druge strane, upotreba redizajniranih PTP i RTT *two-way* protokola mrežne sinhronizacije prikladnija je za *indoor* pozicioniranje.

Najveći identifikovani izazov u postavci standarda *tight* sinhronizacije tiče se karakteristika oscilatora, njegove cijene i integracije u radio uređaje prije svega u korisničkom segmentu [11]. Inicijalni troškovi na strani korisnika vremenom su postali sve prihvatljiviji, jer danas i prosječni *smartphone*-i posjeduju ugrađene cjenovno dostupne GNSS senzore sa kvarcnim oscilatorima veoma naprednih mogućnosti koje će se vremenom poboljšavati kako bi bile uporedive sa karakteristikama sistemskih oscilatora.

Po svemu sudeći, *a priori* greška sinhronizacije između MS i BS kod "5G and beyond" tehnologija će se smanjivati do nivoa koji će omogućiti potpunu standardizaciju sinhronih čelijskih TOA metoda pozicioniranja.

2.2 Prednosti sinhronih TOA sistema pozicioniranja

Sinhroni TOA sistemi pozicioniranja imaju nekoliko fundamentalnih prednosti u pogledu njihove primjene u čelijskim mrežama, od kojih neke ukazuju na superiornost u odnosu na asinhronne TDOA sisteme. U [110] je pokazano da u TOA sistemima Kramer-Rao donja granica varijanse procjena udaljenosti između MS i dostupnih BS ne zavisi od njihovog međusobnog položaja, već isključivo od parametara radio sistema kao što su propusni opseg signala za pozicioniranje i odnos signal-šum (SNR). Na osnovu toga može se zaključiti da su TOA metode podesne za pozicioniranje na većim rastojanjima između MS i BS (engl. *long-range positioning*), odnosno za pozicioniranje u mikročelijskom i makročelijskom okruženju.

Iako su TSP metode generalno suboptimalne, one imaju značajno manju kompleksnost od SSP metoda. Između ostalog, performanse ova dva pristupa postaju veoma bliske za dovoljno velike vrijednosti prethodno navedenih parametara radio sistema [159].

Veliki propusni opseg ne samo što pospješuje tačnost mjerjenja parametra TOA, nego i razlučivost višeputnih komponenti čime se povećava vjerovatnoća detekcije LOS signala i redukcije grešaka pozicioniranja uslijed *multipath* propagacije. Sa ispunjenjem gornjih hardverskih zahtjeva ujedno se povećava i kvalitet servisa QoS (engl. *Quality of Service*) TOA sistema pozicioniranja.

Prema tome, da bi rješenja dobijena primjenom dvokoračnih metoda sa aspekta optimalnosti bila uporediva sa rezultatima direktnih jednokoračnih metoda, jasno je da je *two-step positioning* tehnike (pomoću kojih je ostvarena većina savremenih sistema za pozicioniranje) najbolje implementirati u TOA-based varijanti.

Iz matematičke algebre je poznato da se garantovano rješenje sistema jednačina cirkularne lateracije može ostvariti minimum sa tri, a hiperboličke lateracije minimum sa četiri jednačine. Stoga TOA metode imaju bolji parametar dostupnosti jer zahtijevaju jednu BS manje od TDOA metoda.

Nadalje, može se pokazati da za isti set mjerjenja udaljenosti između MS i raspoloživih BS, sinhronne cirkularne TOA metode daju identične ili bolje rezultate

od hiperboličkih TDOA metoda pozicioniranja (za isti optimizacioni aparat). Obije metode pokazuju jednak nivo tačnosti u specijalnom slučaju idealne lokacione geometrije kada je MS smještena u centru kružnice po kojoj su ravnomjerno raspoređene BS (supersimetrija koja omogućava minimalnu vrijednost parametra GDOP) [110]. Preciznije rečeno, TDOA metode su više osjetljive na geometrijski raspored BS u prostoru od TOA metoda.

Zbog različite geometrijske prirode, TDOA metode su i senzitivnije na greške mjerena rastojanja između MS i BS (male greške mogu uzrokovati velike devijacije hiperbola naročito dalje od fokusa) [49]. Ako je ovakvim greškama izložena referentna BS, onda ih ona može propagirati kroz čitav algoritam rezultujući smanjenjem tačnosti pozicioniranja.

Konačno, sa stanovišta teze najvažnija prednost odnosi se na konstataciju da su metode koje koriste mjerjenje parametra TOA ključne za korektno prepoznavanje NLOS propagacije, odnosno TOA metode pozicioniranja povećavaju učinkovitost algoritama za potiskivanja NLOS grešaka [50].

Rezultati provedene komparativne analize su manje više očekivani, obzirom da TOA metode koriste više informacija od TDOA metoda. TDOA sistemi će ostati rezervisani kao glavna opcija za lokalizaciju u bežičnim senzorskim mrežama (WSN).

2.3 Osvrt na 5G standard sa aspekta pozicioniranja

Mobilne mreže pete generacije 5G NR (engl. *New Radio*) imaju sofisticirane unutrašnje potencijale personifikovane kroz upotrebu tehnologije centimetarskih talasa (engl. *cmWave*) na frekventnom opsegu FR1 (engl. *Frequency Range 1*) od 710 MHz do 7 GHz (koji se još naziva i sub-6 GHz opseg) i milimetarskih talasa (engl. *mmWave*) na frekventnom opsegu FR2 od 7 do 24 GHz respektivno, primjenu masivnih MIMO antenskih sistema, procesiranje ultraširokopojasnih signala (engl. *ultra-wideband signals*), uvođenje *tight* sinhronizacije i sl., sa direktnim uticajem na enormno poboljšanje kvaliteta komunikacijskih servisa u odnosu na 4G sisteme, a indirektnim na podizanje kvaliteta LCS servisa [164].

5G UDN (engl. *Ultra Dense Networks*) mreže sa gustim pakovanjem BS i malim celijama poluprečnika do 200 m (engl. *smaller cells*) ne samo da će osigurati

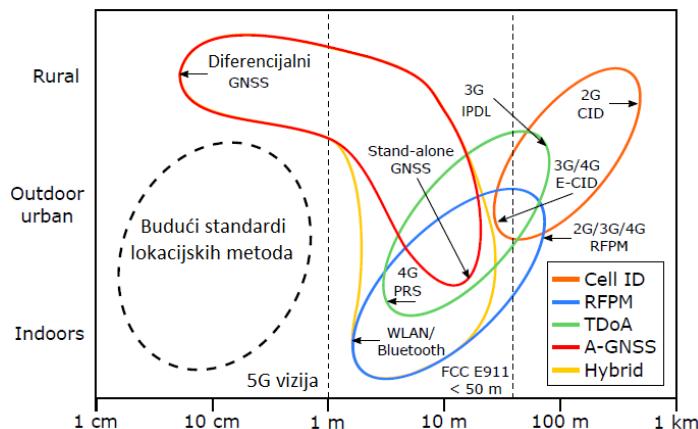
velike digitalne protoke, već i povećanje vjerovatnoće pozicioniranja u LOS propagacionim uslovima (iznad 70% kada su distance između MS i BS do 35 m), čime se stvaraju pretpostavke da greška pozicioniranja u 80% *outdoor* situacija bude manja od 10 m [165]. 5G signali su zbog svog velikog propusnog opsega koji se kreće u intervalu od 100 MHz do 2 GHz odličan izbor za TOA signale pozicioniranja [165].

Pikoćelijska struktura mreže je pogodna za izravno povezivanje velikog broja uređaja na malom prostoru posredstvom D2D tehnologije koja se može iskoristiti i za razmjenu lokacionih podataka između različitih terminala (MS) u svrhu sprovođenja kooperativnog pozicioniranja (engl. *cooperative positioning*) u 5G mrežama. Kooperativno pozicioniranje je bitno za finalizaciju budućih 5G ćelijskih metoda centimetarske tačnosti koju je trenutno jedino moguće postići sa *RAT independing* diferencijalnom GNSS tehnikom u ruralnim uslovima [162].

LCS sistemi će u mobilnim mrežama narednih generacija biti ključni segment infrastrukture korišten ne samo za potrebe korisnika, već i za potrebe operatora u smislu planiranja i optimizacije resursa radio mreže [1].

Na Slici 2.2 dat je svojevrstan prikaz evolucije okvirne tačnosti TSP ćelijskih metoda pozicioniranja od 2G do 4G zavisno od propagacionog okruženja, sa očekivanjima koja se odnose na 5G tehnike [162].

Detaljan opis svih standardizovanih TOA/TDOA metoda pozicioniranja dat je u [1,11,49,62,162] i odgovarajućim 3GPP (engl. *Third Generation Partnership Project*) preporukama.



Slika 2.2: Očekivana tačnost ćelijskih metoda pozicioniranja od 2G do 5G [162]

Kao što se primjećuje sa Slike 2.2, konstantno unapređivanje *RAT depending* ćelijskih metoda pozicioniranja zadnjih godina kao u slučaju standardizovane 4G TDOA metode sa upotrebom PRS signala propusnog opsega većeg od 20 MHz, dovelo je do probijanja "istorijske granice" lokacione tačnosti od 50 m za servise hitnih poziva nametnute od strane Američke agencije za telekomunikacije FCC (engl. *Federal Communication Commission*).

Buduće standarde lokacijskih metoda treba tražiti i u integraciji *RAT independing* sa *RAT depending* tehnologijama. U 5G viziji pozicioniranja, pored hibridne fuzije sa višenamjenskim senzorskim sistemima (inercijalni senzori, autonomna vozila i sl.), očekuje se dalji nastavak tradicionalne integracije sa GNSS sistemima za potrebe sinhronizacije i pozicioniranja. Na taj način ne samo da će biti obezbijeđena afirmacija TOA ćelijskog pozicioniranja u 5G, nego i modernizacija standardizovane satelitsko-ćelijske A-GNSS (engl. *Assisted GNSS*) metode. Naime, pomoćni podaci neophodni za pozicioniranje (*ephemeris*, diferencijalne korekcije, korekcije jonosferskog kašnjenja i dr.) stizaće do GNSS prijemnika MS u realnom vremenu preko superbrze 5G ćelijske mreže, a posledica toga biće dramatično smanjenje kašnjenja pozicioniranja i potrošnje baterije mobilnog terminala.

5G će imati i sposobnost operativnosti sa različitim RAT tehnologijama kroz multi-RAT arhitekturu pozicioniranja koja će objediniti sve funkcionalnosti pozicioniranja prethodnih generacija. U takvom sistemu, harmonizacija standarda će smanjiti broj elemenata LCS mreže, a istovremeno omogućiti ekonomičnija i efikasnija rješenja pozicioniranja uz održavanje maksimalne kompatibilnosti [1].

2.4 Formulacija problema i scenario pozicioniranja

U praksi postoji nekoliko metoda za estimaciju vremenskog parametra TOA u uslovima višestrukog prostiranja radio talasa u ćelijskim sistemima (engl. *multipath mitigation methods*) i sve one prepostavljaju postojanje LOS putanje [49]. Korelaceone tehnike procesiranja signala (engl. *correlation-based techniques*) predstavljaju konvencionalni pristup zasnovan na maksimizaciji kroskorelacija između primljenog signala i poznatog templejta. Ove metode su najjednostavnije za realizaciju, osjetljivije su na šum i imaju slabu moć separacije usko razmaknutih putanja (engl. *closely spaced paths*) sa malim vrijednostima relativnog kašnjenja.

Najčešće se koristi standardna petlja sa diferencijalnim kašnjenjem DLL (engl. *Delay-Locked Loop*) [49,50]. Složenije, ali znatno "skuplje" metode redukcije *multipath* efekata su bazirane na dekompoziciji prostorne kovarijanske matrice signala primljenih na antenskim nizovima BS na potprostore signala i šuma (engl. *subspace-based methods*). Najpouzdanije tehnike iz ove kategorije sposobne da razdvoje i veoma bliske radio putanje omogućavajući time visoku rezoluciju mjerena kašnjenja signala su MUSIC (engl. *Multiple User Signal Classification*) i ESPRIT (engl. *Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques*) algoritam [50].

Metode koje se po performansama nalaze između prve dvije navedene počivaju na ML principu. Glavni predstavnik ovih metoda je MEDLL (engl. *Multipath Estimation Delay-Locked Loop*) algoritam, kao jedna od modifikacija DLL petlje [49].

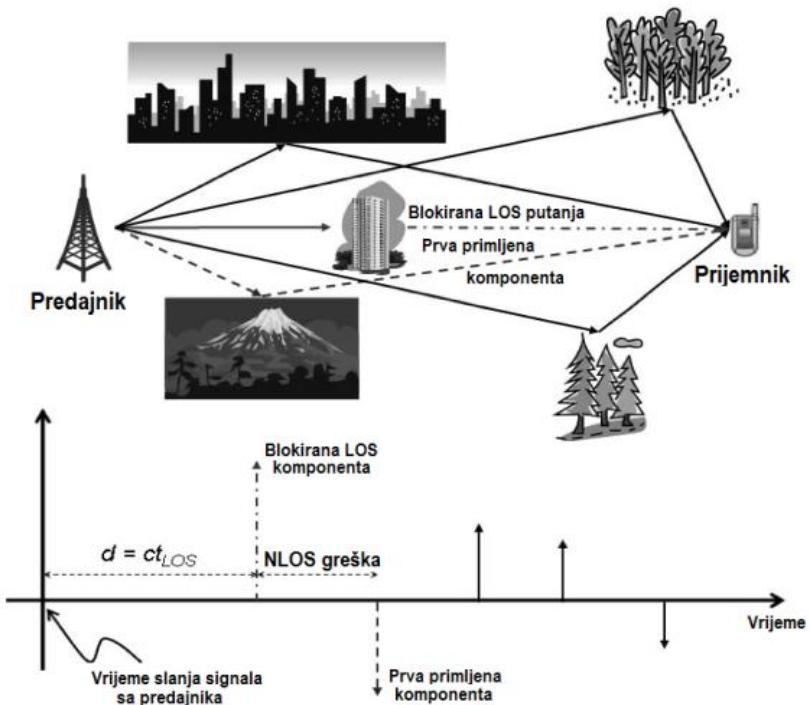
Slično tome, u okviru naprednijih tehnika korelacije DLL petlja je integrisana u strukturu tzv. RAKE prijemnika (RAKE-DLL). RAKE prijemnik može da prepozna replike originalnog signala koje kasne i kombinuje ih u cilju povećanja odnosa signal-šum. Da bi RAKE prijemnik mogao da izdvoji različite višeputne komponente signala, kao i za pozicioniranje bitnu LOS komponentu, neophodno je da njihovo međusobno kašnjenje bude veće od trajanja elementarnog signala, koje npr. u WCDMA sistemima iznosi $0.26 \mu\text{s}$ [11].

Međutim, često se dešava da direktna talasna komponenta (sa najvećom snagom i najmanjim kašnjenjem) izostaje zbog opstrukcije od prepreka na prenosnom putu. U takvim okolnostima, uobičajenim za urbane gradske zone, *multipath* signali se kreću po NLOS trajektorijama (engl. *NLOS paths*) koje su duže od direktne (NLOS signali imaju veće kašnjenje i manju snagu). Ako se rastojanje između MS i BS procjenjuje na osnovu vremena prispijeća referentnog radio signala za pozicioniranje TOA u prijemnik MS ili BS, onda je ono proporcionalno izmijerenom vremenskom kašnjenju direktog talasa u odnosu na trenutak emitovanja signala sa predajnika BS ili MS (u zavisnosti od smjera mjerena).

U NLOS okruženju, ne određuje se vremensko kašnjenje direktne komponente, već neke potonje, najčešće prve značajnije primljene talasne komponente sa snagom iznad postavljenog praga relevantnosti koji razdvaja koristan signal od šuma (engl. *First Relevant Arriving Path*).

Konsekvenca toga je uvek pozitivna greška ili odstupanje (engl. *NLOS bias*) u procjeni rastojanja između MS i BS, a time i veća greška u izračunatoj poziciji mobilnog korisnika, kao što je prikazano na Slici 2.3. Zbog toga su *TOA-based* metode pozicioniranja veoma osjetljive na NLOS propagaciju, uslijed koje je npr. GNSS pozicioniranje u *indoor* uslovima praktično nemoguće [11].

U cilju rješavanja postavljenog problema implementiraju se dvokoračne lokacijske metode redukcije efekata NLOS propagacije na tačnost pozicioniranja, bazirane na mjerenjima rastojanja između MS i dostupnih BS (engl. *range-based NLOS mitigation*). *RAT depending* prva faza ovog procesa u kojoj se na osnovu mjerena parametra TOA vrši estimacija rastojanja i opcionalno identifikacija BS nije od značaja u ovom radu, otuda je i manje bitno u kojoj ćelijskoj mreži se izvodi postupak pozicioniranja. Od praktičnog interesa je isključivo druga faza tokom koje se na osnovu procijenjenih rastojanja (kontaminiranih sa NLOS greškama) i eventualnih podataka o identifikaciji statusa optičke vidljivosti BS dobijenih u prvoj fazi, vrši estimacija nepoznatih koordinata MS u složenim propagacionim uslovima (kada su na raspolaganju samo četiri BS, od kojih su pretpostavljeno najmanje dvije NLOS BS).



Slika 2.3: Ilustracija problema pozicioniranja u NLOS okruženju [70]

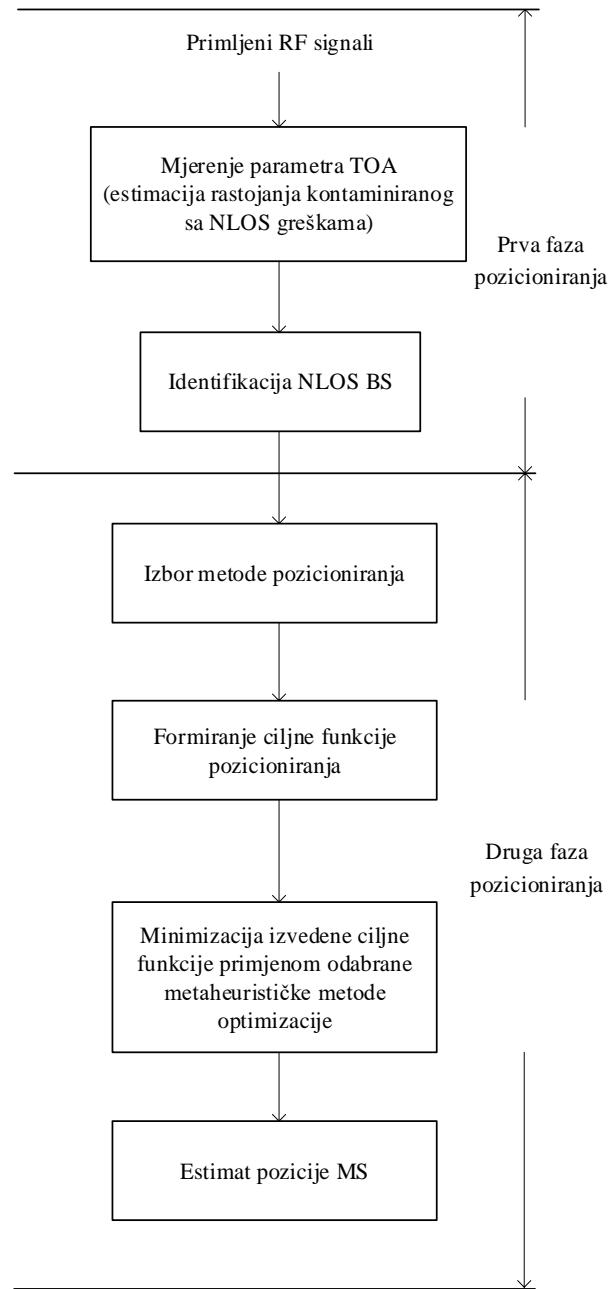
Nadalje, tretira se dvodimenzionalni (kartezijski) problem *outdoor* pozicioniranja statične (nepokretne) MS u mikroćelijskoj formaciji bežične mreže, kada se radius ćelije kreće u rasponu od 0.2 km do 2 km [166]. Upotreba ćelija manjih dimenzija dovela bi do smanjenja vjerovatnoće pozicioniranja u NLOS propagacionim uslovima. Mobilna mreža može biti proizvoljnog tipa od 2G do 4G, odnosno 5G u opsegu do 6 GHz. Ovakvoj konfiguraciji bežičnih kanala ćelijskih mreža u literaturi je pridruženo nekoliko "standardnih" NLOS propagacionih modela kao što su eksponencijalni, Gausov i uniformni model, koji će biti proučeni u narednoj glavi.

Za generisanje NLOS grešaka u simulacionom radnom okruženju u vidu 3G/4G mikroćelijske strukture radijusa ćelija 1 km predložen je eksponencijalni model kao dosta objektivna predstava NLOS propagacije [2,47]. Sa druge strane, za prototip NLOS grešaka u simulacionom okruženju na bazi 5G mikroćelijske strukture radijusa ćelija 0.2 km korišten je uniformni model [4,139,140]. Uniformni model je podesniji za manje ćelije i može se shvatiti kao univerzalna statistika za opisivanje nepredvidivosti NLOS propagacije. Statistički model NLOS propagacije može biti *i a priori* poznat na osnovu mjerena izvršenih u *off-line* fazi. Međutim, takav slučaj je rjeđi u praksi i smatra se da je model uglavnom nepoznat. Prema tome, u toku lokacijskog procesa zajedno sa koordinatama MS potrebno je estimirati ili nepoznate parametre datog modela ili nepoznate vrijednosti NLOS grešaka, pri čemu se njihove granice mogu dovoljno precizno odrediti empirijski ili preko izvjesnih teorijskih razmatranja.

U svrhu postizanja zahtijevane estimacione tačnosti, ciljna funkcija pozicioniranja se generiše primjenom metode maksimalne vjerodostojnosti (ML). Razmatrani estimacioni modeli opisani su sa nelinearnim i nekonveksnim funkcijama cilja, odnosno multimodalnim funkcijama, zbog čega se za njihovu optimizaciju i dobijanje procjene lokacije MS koriste odabrane metaheurističke metode optimizacije. Uspješnost razvijenih algoritama testira se poređenjem sa CRLB i postojećim algoritmima pozicioniranja zasnovanim na klasičnim metodama optimizacije. Dijagram krucijalnih operacija u okviru implementirane dvokoračne TOA metode pozicioniranja prikazan je na Slici 2.4 (generalniji slučaj sa identifikacijom BS). Podrazumijeva se upotreba sinhronih *one-way-ranging* ili multi-RTT *two-way-ranging* TOA sistema pozicioniranja.

Doktorska disertacija

Usvojena je konvencija po kojoj će u nastavku teksta sve skalarne veličine biti označene *kosim*, a vektorske i matrične varijable **podebljanim** slovima.



Slika 2.4: Generalna šema implementirane TOA metode pozicioniranja

2.5 TOA model pozicioniranja u NLOS okruženju

Bez gubitka opštosti, analizirajmo sinhroni TOA sistem pozicioniranja uz uslov da postoji $N \geq 3$ dostupnih (*hearable*) BS sa digitalnim potpisom (Cell-ID), pri čemu je poznata lokacija i -te BS iz baze podataka obilježena sa $\mathbf{X}_i = [x_i \ y_i]^T$, $i = 1, 2, \dots, N$. Prepostavimo generalni slučaj sa identifikacijom BS, odnosno da postoji n_{NL} baznih stanica koje se sa sigurnošću mogu odrediti kao NLOS BS, tako da broj LOS BS tada iznosi $N - n_{NL}$. Uopšte, nepoznate veličine koje se procjenjuju tokom estimacionog procesa predstavljaju komponente lokacionog vektora $\boldsymbol{\phi} = [x \ y \ p_1 \ p_2 \ \dots \ p_{n_{NL}}]^T = [\boldsymbol{\theta}^T \ \mathbf{p}^T]^T$. Konkretno, od važnosti je vektor nepoznatih koordinata MS (lokacioni vektor u užem smislu) $\boldsymbol{\theta} = [x \ y]^T = [\boldsymbol{\phi}(1) \ \boldsymbol{\phi}(2)]^T$, odnosno njegova procjena $\hat{\boldsymbol{\theta}} = [\hat{x} \ \hat{y}]^T = [\hat{\boldsymbol{\phi}}(1) \ \hat{\boldsymbol{\phi}}(2)]^T$ koja je ujedno i sastavni dio kompletne procjene lokacionog vektora $(\hat{\boldsymbol{\phi}})$. Parametri vektora $\mathbf{p} = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_{n_{NL}}]^T$ se odnose na NLOS BS, a prikazan je najčešći slučaj kada po jednoj NLOS BS postoji jedan nepoznati parametar (na primjer srednja ili trenutna vrijednost NLOS greške). Ako nema identifikacije BS, sve BS se tretiraju kao NLOS BS, pa je tada $\mathbf{p} = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_N]^T$. Niskofrekventna reprezentacija signala za pozicioniranje primljenog na i -toj BS sa MS ili obrnuto piše se u obliku [110]:

$$a_i(t) = A_i s(t - t_i) + F_i(t), \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.1)$$

gdje je A_i amplituda i -tog signala, $s(t)$ je poznati talasni oblik signala, a $F_i(t)$ i -ta nezavisna komponenta AWGN procesa spektralne gustine snage $N_0/2$. Tačna udaljenost između MS i i -te BS iznosi:

$$d_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.2)$$

Propagaciono kašnjenje (parametar TOA) i -tog signala je:

$$t_i = \frac{1}{c} (d_i + b_i), \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.3)$$

gdje je c brzina svjetlosti, dok je b_i nepoznata dužina i -te "dopunske trajektorije" uzrokovane NLOS kašnjnjem. Procjena parametra TOA dobijena mjerenjem uključuje i mjerni šum u vremenskom domenu, odnosno normalni slučajni proces ζ_i nulte srednje vrijednosti i varijanse $\sigma_{\zeta_i}^2$ [110]:

$$\hat{t}_i = t_i + \zeta_i = \frac{1}{c}(d_i + b_i) + \zeta_i, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.4)$$

Dakle, *range-based* TOA mjerni model u opštem slučaju kombinovanog LOS/NLOS propagacionog okruženja postavlja se kako slijedi [63,70]:

$$r_i = c\hat{t}_i = d_i + b_i + n_i, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.5)$$

pri čemu je r_i izmjerena udaljenost između MS i i -te BS, $b_i = 0$ za $i \in \text{LOS}$, a $n_i = c\zeta_i$ standardni mjerni šum i -tog mjerjenja modelovan kao Gausova slučajna promjenjiva nulte srednje vrijednosti i varijanse [120]:

$$\sigma_i^2 = \sigma_{n_i}^2 = c^2 \sigma_{\zeta_i}^2 = \frac{c^2}{8\pi^2 \beta^2 R_i}, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.6)$$

Odnos signal-šum (SNR) i -tog prijemnog signala definiše se kao:

$$R_i = \frac{\int |A_i s(t)|^2 dt}{N_0}, \quad (2.7)$$

Parametar β^2 naziva se efektivni ili srednjekvadratni opseg signala za pozicioniranje, dok β predstavlja tzv. Gaborov opseg (engl. *Gabor bandwidth*). Zbog jednostavnosti, neka važi normalizacioni uslov vezan za spektralnu gustinu energije signala:

$$\int |S(f)|^2 df = 1, \quad (2.8)$$

U tom slučaju je [13]:

$$\beta^2 = \frac{\int f^2 |S(f)|^2 df}{\int |S(f)|^2 df} = \int_{-W}^W f^2 |S(f)|^2 df, \quad \text{za } f \in [-W, W], \quad (2.9)$$

Srednjekvadratni opseg zavisi od talasnog oblika (spektralne karakteristike) i širine propusnog opsega (brzine signaliziranja) signala za pozicioniranje. Mala vrijednost varijanse (2.6) se dobija za veliku vrijednost proizvoda $R_i\beta^2$. Ukoliko sistem za pozicioniranje upotrebljava prilagođeni filter (filter prilagođen na signal u bijelom šumu) u funkciji korelatora, omogućava se maksimizacija odnosa signal-šum R_i u trenucima uspostave vremenske sinhronizacije. Velika vrijednost efektivnog opsega β^2 signala za pozicioniranje postiže se sa većom vrijednošću propusnog opsega signala (većom brzinom signaliziranja) i talasnim oblicima u vidu tzv. izduženih sfernih talasnih funkcija PSWF (engl. *Prolate Spheroidal Wave Functions*) [11]. Zbog lošijeg odnosa SNR, varijansa mjernog šuma NLOS mjerena je uvijek veća od varijanse mjernog šuma LOS mjerena.

Često se za potrebe simulacije i generisanja TOA mjerena koristi uprošćeni, direktni model veze između standardne devijacije mjernog šuma i rastojanja (2.2) [78]:

$$\sigma_i = k_1 d_i, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.10)$$

gdje je k_1 odgovarajući koeficijent. Obično su veličine (2.10) unaprijed poznate na osnovu mjerena, stoga i nisu komponente lokacionog vektora.

NLOS greška u mjerenu rastojanju (engl. *the NLOS distance bias*) nastala uslijed deficita direktne putanje između MS i i -te BS je:

$$b_i = \begin{cases} \rho_i, & i = 1, 2, \dots, n_{NL} \\ 0, & i = n_{NL} + 1, n_{NL} + 2, \dots, N \end{cases}, \quad (2.11)$$

Za NLOS BS, član ρ_i se može predstaviti u zavisnosti od pridruženog NLOS propagacionog modela. Kako je prostorni obuhvat pozicioniranja relativno male površine, na svim NLOS linkovima egzistira identičan tip urbanističkog okruženja, odnosno statistički tip NLOS greške.

Idealan slučaj pozicioniranja podrazumijeva da se N kružnica koje su analitički predstavljene sa (2.2) (radiusa d_i i sa centrima u tačkama X_i) sijeku na stvarnoj lokaciji MS. Iz (2.5) se vidi da realne procjene udaljenosti između MS i i -te BS sadrže i dva ekstra rastojanja: jedno je produkt prisustva standardnog mjernog šuma (koje zbog Gausovske prirode može biti i "negativno"), drugo je nuspojava NLOS propagacije i uvijek je pozitivno ($b_i \geq 0$).

Doktorska disertacija

Pretpostavimo da je ukupna greška pozicioniranja pozitivna, što je u principu zadovoljeno jer je u većini slučajeva $b_i \gg |n_i|$, tako da vrijedi:

$$\varepsilon_i = b_i + n_i \approx b_i \Rightarrow \varepsilon_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.12)$$

Uzimajući u obzir (2.12), lokacija MS je ograničena na oblast definisanu sa:

$$r_i \geq d_i \Rightarrow (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 \leq r_i^2, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.13)$$

Posljedica (2.13) je da presjek TOA kružnica nije lokacija MS, već zona preklopa konačne površine (engl. *the region of overlap*) u kojoj se teoretski može nalaziti MS, kao što se vidi sa Slike 2.5 za $N = 3$. Gornja pretpostavka je pogodna sa stanovišta geometrijske interpretacije TOA pozicioniranja i određivanja približnih granica koordinata MS. Generalno, koordinate MS se mogu naći unutar sljedećih granica:

$$(x_{min}, y_{min}) \leq (x, y) \leq (x_{max}, y_{max}), \quad (2.14)$$

Na primjeru sa Slike 2.5 prikazana je presječna površina tri TOA kružnice oblika cirkularnog trougla sa vrhovima poznatih koordinata: A (A_x, A_y), B (B_x, B_y) i C (C_x, C_y), pri čemu za opseg koordinata MS važi sljedeće: $x_{min} = \min\{A_x, B_x, C_x\}$, $x_{max} = \max\{A_x, B_x, C_x\}$, $y_{min} = \min\{A_y, B_y, C_y\}$, $y_{max} = \max\{A_y, B_y, C_y\}$.

U strožijoj analizi, kada se aditivni šum ne može zanemariti (2.13) prelazi u sljedeći oblik:

$$r_i \geq d_i + n_i^L, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.15)$$

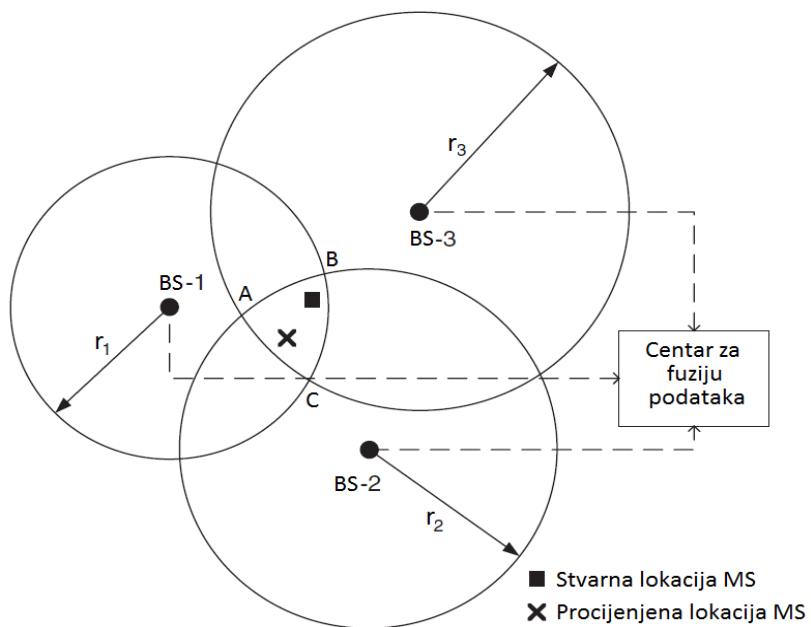
gdje je $n_i^L \approx -3\sigma_i$ donja granica mjernog šuma i -tog mjerjenja.

Analogno, parametri NLOS BS leže u intervalima:

$$p_{imin} \leq p_i \leq p_{imax}, \quad i = 1, 2, \dots, n_{NL}, \quad (2.16)$$

gdje su p_{imin} i p_{imax} donja i granica odgovarajućeg parametra i -tog NLOS signala, respektivno.

Kod *network-based* pristupa demonstriranog na Slici 2.5 svi relevantni podaci vezani za TOA model lociranja (2.5) se stiču u centru za fuziju gdje se vrši i proračun lokacije MS. Prednost *network-based* pristupa u odnosu na *mobile-assisted* leži u tome što ne zahtijeva nikakve promjene na postojećim mobilnim stanicama jer se sva neophodna mjerena izvršavaju na *uplink-u*, odnosno strani mreže.



Slika 2.5: TOA model pozicioniranja u NLOS čelijskom okruženju [63,70]

3. NLOS propagacioni modeli

NLOS greška unesena u izmjerena rastojanja između BS i statične MS zavisi od strukture *multipath* radio kanala, odnosno njegove interakcije sa propagacionim ćelijskim okruženjem. Dodato NLOS rastojanje je proizvod brzine svjetlosti i dodatog NLOS propagacionog kašnjenja signala koje je u suštini povezano sa vremenskom disperzijom kanala sa višestrukim prostiranjem i rezultujućim premašenjem kašnjenja (engl. *excess delay*) kao slučajnim procesom.

Ovom fenomenu manje su podložne male ćelije i okruženja sa manjim brojem prepreka (ruralna okruženja). Parametri vremenske disperzije koji kvantifikuju višeputni kanal izvode se iz profila kašnjenja snage PDP (engl. *Power Delay Profile*) [2,49].

Mjeru efektivne vremenske disperzije primljenog signala predstavlja standardna devijacija proširenja kašnjenja (engl. *RMS delay spread*) koja se dobija preko kvadratnog korijena drugog centralnog momenta profila kašnjenja snage [2].

NLOS greška pozicioniranja ima se stoga posmatrati kao slučajna veličina koja se određuje preko funkcije gustine vjerovatnoće dodatog propagacionog kašnjenja (premašenja kašnjenja direktnе putanje).

Međutim, na fiksnoj lokaciji MS unutar predefinisanog vremenskog prozora između određenog broja sukcesivnih mjerena ona se može tretirati i kao konstantna zbog malih promjena u strukturi kanala ("dekor scene") [7].

Metode estimacije lokacije MS u složenim propagacionim uslovima navedene u ovom radu oslanjaju se na eksponencijalni i na uniformni statistički model NLOS grešaka koji su podesni za konformnu primjenu u mikroćelijskom okruženju. Od ostalih modela biće pomenu Gausov model.

3.1 Eksponencijalni model

Vremenski ekvivalent NLOS greške pozicioniranja, odnosno dodato NLOS propagaciono kašnjenje na i -toj NLOS putanji je nenegativna slučajna promjenjiva τ_i koja se veoma često definiše preko eksponencijalnog modela funkcije gustine vjerovatnoće [55]:

$$p_{NLOS}(\tau_i) = \begin{cases} \frac{1}{\tau_{rmsi}} \exp\left(-\frac{\tau_i}{\tau_{rmsi}}\right), & \tau_i > 0 \\ 0, & \text{inače} \end{cases}, \quad (3.1)$$

pri čemu je i τ_{rmsi} slučajna varijabla koja označava srednje kašnjenje na i -toj NLOS putanji odnosno standardnu devijaciju proširenja kašnjenja koja zavisi od tačnog rastojanja (2.2) izraženog u kilometrima i propagacionih karakteristika sredine na sljedeći način [47]:

$$\tau_{rmsi} = T_i d_i^{\varepsilon_i} \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots n_{NL}, \quad (3.2)$$

gdje je T_i medijanska (centralna) vrijednost kašnjenja iskazana u mikrosekundama kada udaljenost između MS i i -te BS iznosi 1 km, ε_i je eksponent koji se nalazi u opsegu od 0.5 do 1, ξ_i je lognormalna slučajna promjenjiva, tj. $\Xi_i = 10 \log \xi_i$ je Gausova slučajna varijabla srednje vrijednosti m_{ξ_i} i standardne devijacije σ_{ξ_i} . Većinom je $m_{\xi_i} = 0$ dB, dok se vrijednost za σ_{ξ_i} kreće u opsegu od 2 do 6 dB.

U Tabeli 3.1 prikazani su tipični parametri eksponencijalnog *Greenstein* modela [47] koji su eksperimentalno utvrđeni za četiri različita tipa propagacijskog okruženja (ruralno, suburban, urbano i izrazito urbano).

Kao što je bilo i za očekivati, medijansko kašnjenje je najmanje za ruralno, a najveće za izrazito urbano okruženje u kome postoji potencijal za eskalaciju veoma nepovoljnih NLOS uslova (engl. *the strong NLOS conditions*).

Umjerena do jaka manifestacija NLOS propagacije (rečeno jezikom *fuzzy* logike) može se osjetiti u suburbanim i urbanim okruženjima, koja sa stanovišta posluživanja telekomunikacionog saobraćaja dominiraju u zonama pokrivanja mikroćelija.

Na osnovu (3.2), srednja vrijednost eksponencijalne NLOS greške pozicioniranja je slučajna promjenjiva koja se dobija kao proizvod brzine svjetlosti i srednjeg kašnjenja na i -toj NLOS putanji:

$$\Lambda_i = c\tau_{rmsi} = cT_i d_i^{\varepsilon_i} \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots n_{NL}, \quad (3.3)$$

Kako je nemoguće procijeniti slučajnu promjenjivu Λ_i , u praksi se koristi njena uprosječena vrijednost $\lambda_i = E(\Lambda_i)$ kao aproksimacija srednje vrijednosti eksponencijalne NLOS greške pozicioniranja.

Izračunavanjem prvog momenta srednjeg kašnjenja τ_{rmsi} i primjenom odgovarajućih matematičkih manipulacija, srednja vrijednost slučajne promjenjive Λ_i poprima oblik kao u [167]:

$$\lambda_i = E(\Lambda_i) = cT_i d_i^{\varepsilon} \exp(m_{z_i} + \frac{\sigma_{z_i}^2}{2}), \quad (3.4)$$

pri čemu su:

$$m_{z_i} = \frac{\ln 10}{10} m_{\xi_i}, \quad (3.5)$$

$$\sigma_{z_i} = \frac{\ln 10}{10} \sigma_{\xi_i}, \quad (3.6)$$

srednja vrijednost i standardna devijacija pomoćne skalirane slučajne promjenjive $Z_i = (\ln 10 / 10) \Xi_i$, respektivno.

Tabela 3.1: Parametri eksponencijalnog modela

Tip okruženja	T_i (μs)	ε_i	σ_{ξ_i} (dB)
Izrazito urbano	1.0	0.5	2
Urbano	0.4	0.5	2
Suburbano	0.3	0.5	2
Ruralno	0.1	0.5	2

NLOS propagaciono okruženje za slučaj mikroćeljske prostorne matrice pozicioniranja je u smislu urbanosti najčešće kompaktno, tako da važi:

$$T_i = T, \xi_i = \xi, \varepsilon_i = \varepsilon, m_{\xi_i} = m_\xi, \sigma_{\xi_i} = \sigma_\xi, m_{z_i} = m_z \text{ i } \sigma_{z_i} = \sigma_z, \\ \text{za svako } i = 1, 2, \dots, n_{NL}. \quad (3.7)$$

Ako usvojimo da je:

$$k_2 = cT \exp(m_z + \frac{\sigma_z^2}{2}), \quad (3.8)$$

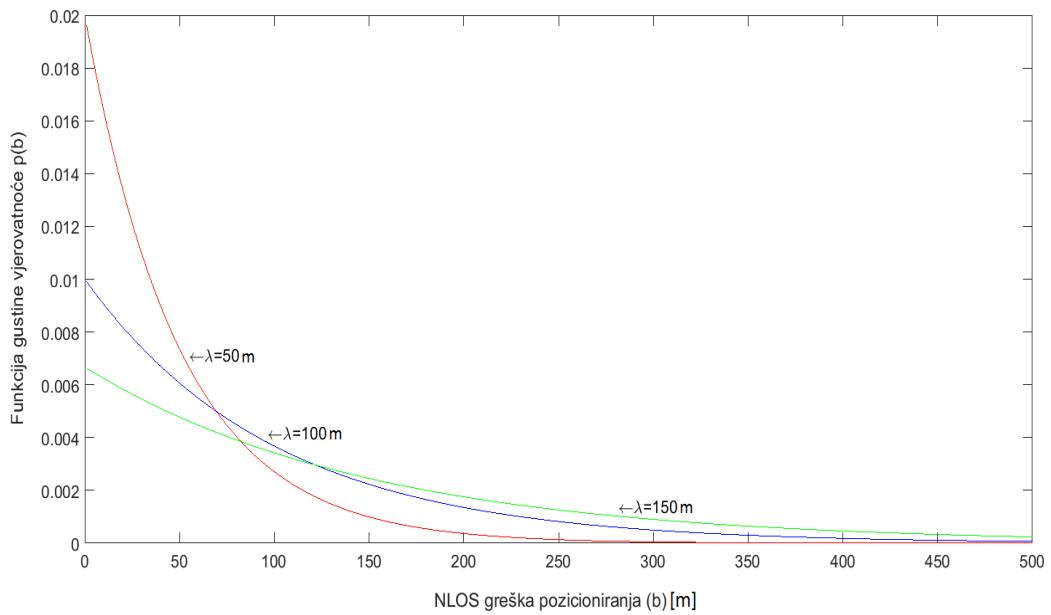
i izrazimo d_i u kilometrima, tada za nominalnu vrijednost eksponenta propagacionog okruženja $\varepsilon = 0.5$, izraz (3.4) postaje:

$$\lambda_i = k_2 \sqrt{d_i}, \quad (3.9)$$

Posmatrajući Tabelu 3.1 i izraz (3.8) može se zaključiti da se agregacija koeficijenta k_2 po tipu okruženja zasniva na različitosti parametra medijanskog kašnjenja T . Veća vrijednost koeficijenta k_2 odnosi se na urbanije tipove sa većom koncentracijom prepreka i većom vjerovatnoćom propagacije signala u NLOS uslovima. Imajući u vidu prednje, NLOS greška pozicioniranja određena je kao eksponencijalna slučajna promjenjiva srednje vrijednosti λ_i i varijanse λ_i^2 :

$$p_{NLOS}(b_i) = \begin{cases} \frac{1}{\lambda_i} \exp\left(-\frac{b_i}{\lambda_i}\right), & b_i > 0 \\ 0, & \text{inače} \end{cases}, \quad (3.10)$$

Prema (3.9), srednja vrijednost NLOS greške zavisi od reljefa stacionarnih i pokretnih prepreka na direktnoj putanji između MS i BS. Prema tome, NLOS greška se brže mijenja u prostornom domenu. Sa druge strane, na dinamiku kanala sa višestrukim prostiranjem mnogo manje utiču pokretne prepreke (zbog gustine i visine), stoga je za očekivati da se NLOS greška neznatno ili sporije mijenja u vremenskom domenu za fiksnu lokaciju MS. Funkcija gustine vjerovatnoće (3.10) za različite vrijednosti promjenjivih b i λ prikazana je na Slici 3.1.



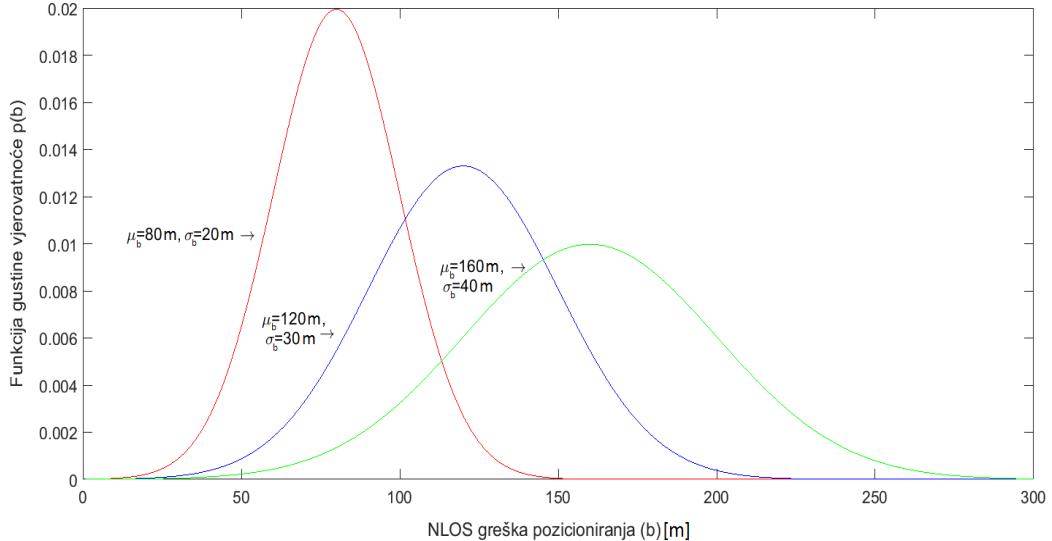
Slika 3.1: Eksponencijalna funkcija gustine vjerovatnoće

3.2 Gausov model

Centralna granična teorema CLT (engl. *the Central Limit Theorem*) dopušta da se resultantna raspodjela sume više nezavisnih procesa može aproksimirati sa Gausovom raspodjelom. Kompozitni procesi ne moraju nužno imati identičnu raspodjelu, već je bitno da među njima ne postoji neki koji se po varijansi značajno izdvaja od ostalih (Lindebergov uslov) [2]. NLOS propagacija kao zbir višeputnih procesa u osnovi zadovoljava zadati kriterijum. Iz takvog rezonovanja proizilazi da se NLOS greška na i -toj putanji može modelirati kao normalna slučajna promjenjiva nenulte srednje vrijednosti ($\mu_{b_i} > 0$) (engl. *non-zero mean Gaussian random variable*) i varijanse $\sigma_{b_i}^2$ sa funkcijom gustine vjerovatnoće [5,110]:

$$p_{NLOS}(b_i) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_{b_i}\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(b_i - \mu_{b_i})^2}{2\sigma_{b_i}^2}\right), & b_i > 0 \\ 0, & \text{inače} \end{cases}, \quad (3.11)$$

Funkcija gustine vjerovatnoće (3.11) za različite vrijednosti varijabli b , μ_b i σ_b prikazana je na Slici 3.2.



Slika 3.2: Gausova funkcija gustine vjerovatnoće

Gausov format NLOS greške se rijetko koristi u praksi, a njegova upotreba je ograničena na određene teorijske opservacije [110]. Specijalno, Gausova raspodjela se može iskoristiti za aproksimaciju ponašanja ukupne greške pozicioniranja nastale kao zbir standardnog mjernog šuma (2.6) i eksponencijalne NLOS greške (3.10) [2].

3.3 Uniformni model

Najlošiju informaciju iz NLOS mjerena pruža uniformna raspodjela kod koje korespondentna greška sa podjednakom vjerovatnoćom uzima vrijednosti iz određenog opsega $[\alpha_i, \beta_i]$, gdje su $\alpha_i \geq 0$ i β_i ($i = 1, 2, \dots, n_{NL}$) donja i gornja granica NLOS fluktuacija respektivno. Ipak, dosta autora koristi ovu formu i smatra je veoma realističnom [4]. Radi se o prozorskoj funkciji za koju važi [168]:

$$p_{NLOS}(b_i) = \begin{cases} \frac{1}{\beta_i - \alpha_i}, & b_i \in [\alpha_i, \beta_i] \\ 0, & \text{inače} \end{cases}, \quad (3.12)$$

Najčešće je $\alpha_i = 0$ ($i \in \text{LOS}$), dok se vrijednost za β_i , na sličan način i u iste svrhe kao u (2.10), adaptivno mijenja na osnovu linearne relacije:

$$\beta_i = k_3 d_i, \quad i = 1, 2, \dots n_{NL}, \quad (3.13)$$

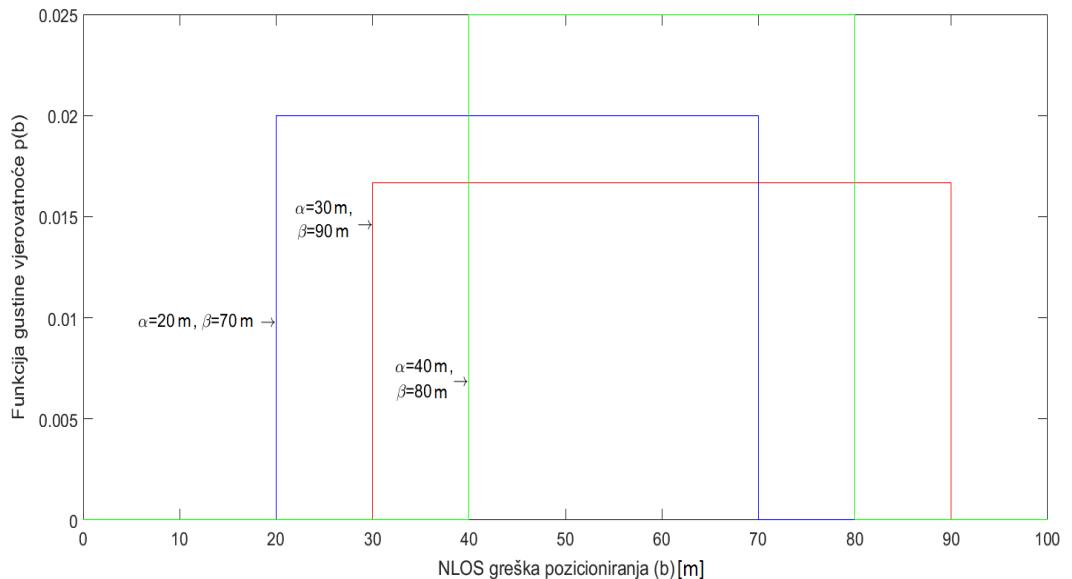
gdje je k_3 odgovarajući koeficijent. Uočava se da ovakav pristup ne precizira jasno prirodu okruženja, već je više predstavlja kroz slojevitost subtipova, tako da veće vrijednosti koeficijenta k_3 aludiraju na urbanije subtipove. Kada je NLOS greška uniformno raspoređena, srednja vrijednost i varijansa iste date su sljedećim izrazima [168]:

$$\mu_{b_i} = \frac{\alpha_i + \beta_i}{2}, \quad i = 1, 2, \dots n_{NL}. \quad (3.14)$$

$$\sigma_{b_i}^2 = \frac{(\beta_i - \alpha_i)^2}{12}, \quad i = 1, 2, \dots n_{NL}. \quad (3.15)$$

Uniformni model (3.12) može poslužiti kao generalna statistička predstava u složenim propagacionim uslovima u slučaju kada ne postoje nikakva preciznija saznanja o distribuciji NLOS grešaka, osim eventualnih empirijskih podataka o njihovim donjim i gornjim granicama. Ovo se odnosi ne samo na generisanje NLOS mjerena, već i na aproksimativno izračunavanje parametra CRLB.

Primjer funkcije gustine vjerovatnoće uniformne raspodjele (3.12) za različite vrijednosti parametara α i β prikazan je na Slici 3.3.



Slika 3.3: Uniformna funkcija gustine vjerovatnoće

4. Metode estimacije lokacije MS u NLOS uslovima

Estimacija je proces procjene nepoznatih vrijednosti parametara od interesa na osnovu sprovedenih mjerjenja, koja su uglavnom posredna, netačna (zašumljena) ili neizvjesna (nesigurna). Shodno tome, u (2.5) je uspostavljena funkcionalna zavisnost između nepoznatih parametara i dostupnih TOA mjerjenja u NLOS okruženju. U okviru druge faze postupka pozicioniranja vrši se estimacija nepoznate lokacije MS koja se može predstaviti kao optimizacioni problem opisan odgovarajućom funkcijom cilja $F(\boldsymbol{\phi})$ (željenim kriterijumom optimalnosti) [122]. Dakle, da bi se dobila procjena lokacionog vektora, a samim tim i procjena lokacije MS, potrebno je izvršiti minimizaciju ciljne (kriterijumske) funkcije:

$$\hat{\boldsymbol{\phi}} = \arg \underbrace{\min}_{\boldsymbol{\phi}} F(\boldsymbol{\phi}), \quad (4.1)$$

$$\hat{x} = \hat{\boldsymbol{\phi}}(1), \quad (4.2)$$

$$\hat{y} = \hat{\boldsymbol{\phi}}(2), \quad (4.3)$$

Istovremeno, izračunate procjene (4.2) i (4.3) moraju zadovoljavati okvirna ograničenja (2.13) ili (2.15) i (2.14) i (2.16). Ograničenja (2.14) i (2.16) se nazivaju ograničenjima vrijednosti varijabli, dok se ograničenja (2.13) odnosno (2.15) nazivaju ograničenja tipa nejednakosti. Ograničenja tipa nejednakosti direktno utiču na optimizacioni proces jer usmjeravaju tok pretrage na dopustivi prostor rješenja. Ograničenja vrijednosti varijabli učestvuju indirektno u kreiranju rješenja uključujući inicijalizaciju, kao i vraćanje iskačućih vrijednosti upravljačkih promjenjivih u dozvoljeni opseg na kraju svake iteracije. Prema tome, obije vrste ograničenja imaju svrhu i optimizacioni problem sa ograničenjima (engl. *constrained optimization problem*) ih tretira u paketu. Optimizacioni problem bez ograničenja (engl. *unconstrained optimization problem*) ne poznaje ograničenja tipa

jednakosti ili nejednakosti i definisan je na cijelokupnom prostoru pretraživanja bez uslovljavanja, ali može da tretira ograničenja vrijednosti varijabli, zbog čega se ponekad u literaturi naziva i problem sa ograničenjem vrijednosti varijabli (engl. *bound-constrained optimization problem*).

Složenost uopštenog lokacijskog optimizacionog problema (4.1) zavisi od prirode ciljne funkcije $F(\phi)$, dimenzionalnosti problema i broja ograničenja tipa nejednakosti.

Dimenzionalnost problema vezana je za dimenziju vektora ϕ i za slučaj izvršene identifikacije BS iznosi $n_{NL} + 2$. Drugim riječima, pored dvije koordinate MS, postoji još n_{NL} dodatnih nepoznatih faktora koji mogu biti u formi NLOS grešaka ili parametara odgovarajućeg NLOS propagacionog modela. Ukoliko nije izvršena identifikacija BS, dimenzionalnost problema iznosi $N+2$. Ako je $\phi = \theta$, tada se procjenjuju isključivo koordinate MS i takav slučaj je više karakterističan za LOS okruženje. Ukupan broj ograničenja (2.13) ili (2.15) jednak je broju korištenih mjerjenja u estimacionom procesu (N). Prirodu ciljne funkcije određuje upotrijebljena metoda estimacije. Kao što je već rečeno u uvodu, najčešće korišćene estimacione metode za TOA model lociranja, odnosno algoritmi "potiskivanja" efekata NLOS propagacije na tačnost pozicioniranja (engl. *NLOS mitigation techniques*) zasnovani su na principu maksimalne vjerodostojnosti (ML algoritmi), principu najmanjih kvadrata (LS algoritmi) i principu geolokacionih ograničenja (*constrained-based* algoritmi).

Ove metode se međusobno razlikuju po obimu, kompleksnosti i estimacionoj tačnosti procijenjene lokacije MS. Međutim, između ovih metoda postoji i određena komplementarnost. Naime, kao što je saopšteno u uvodnoj glavi, u nekim slučajevima se ML metode i metode sa ograničenjima svode na nelinearni problem najmanjih kvadrata.

LS je najjednostavniji i najpoznatiji postulat optimizacije čiji je zadatak minimizacija sume kvadrata reziduala (grešaka lociranja). Sa istorijskog aspekta, LS tehnike se mogu posmatrati kao najstarije metode optimizacije.

ML metoda je bazirana na modelima združivanja prostornih funkcija gustine vjerovatnoće sa kojima je formulisana statistička zavisnost između pozicije MS i karakteristika radio signala koje ona prima sa dostupnih BS.

ML i LS algoritmi su više određeni po osnovu načina kreiranja funkcije cilja, dok su algoritmi sa ograničenjima više definisani po osnovu specijalizovanih

metoda optimizacije koje funkcije ograničenja direktno integrišu u optimizacioni proces.

Dakle, za postavljeni problem pozicioniranja, veoma je značajan izbor estimatora za procjenu nepoznate lokacije MS, kao i implementirani optimizacioni algoritam za njegovo rješavanje [122]. Za optimizaciju ciljne funkcije (4.1) na raspolaganju su ulazni parametri koji se u maksimalnom broju sastoje iz mjernih opservacija (2.5), modela mjernog šuma (2.6) ili (2.10), modela NLOS propagacije (2.11) i ograničenja (2.13)–(2.16). Metoda maksimalne vjerodostojnosti sa uključenim ograničnjima postiže najveću estimacionu tačnost, jer za razliku od ostalih estimacionih metoda koristi sve nabrojane ulazne informacije.

4.1 Metode najmanjih kvadrata (LS metode)

Metoda najmanjih kvadrata je standardni pristup za aproksimaciju rješenja nelinearnih sistema jednačina cirkularne lateracije, minimiziranjem sume kvadrata reziduala (razlike između izmjerениh i tačnih rastojanja od MS do BS). Ako se izvrši linearizacija nelinearnog TOA modela lociranja, onda se procijenjena lokacija MS može odrediti na jednostavan način direktnim numeričkim metodama kao što je linearna metoda najmanjih kvadrata.

Veća estimaciona tačnost se postiže primjenom nelinearne metode najmanjih kvadrata kod koje TOA model u osnovi ostaje nelinearan, ali je takav problem teži za rješavanje i zahtijeva primjenu iterativnih numeričkih metoda optimizacije.

4.1.1 Nelinearna metoda težinskih najmanjih kvadrata

Nelinearna metoda težinskih (ponderisanih) najmanjih kvadrata WNLS (engl. *Weighted Non-linear Least Squares*) je preferirana tehnika za estimaciju nepoznatih koordinata MS kada nema validnih podataka o NLOS mjerenjima (statistici NLOS grešaka), određena sa donjim optimizacionim problemom [2,96]:

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} \sum_{i=1}^N w_i (r_i - d_i)^2 , \quad (4.4)$$

Funkcija cilja je suma ponderisanih kvadrata reziduala (ukupnih grešaka pozicioniranja). Najjednostavniji način potiskivanja negativnih efekata NLOS BS je dodjeljivanje manjih vrijednosti odgovarajućim težinama (ponderima) u (4.4). Budući da je varijansa mjernog šuma (σ_i^2) znatno veća za slučaj NLOS mjerena i da se u opštem slučaju može procijeniti na osnovu uzorka, u [64] i [96] je kao prikladna metrika za težine w_i izabrana recipročna vrijednost iste:

$$w_i = \frac{1}{\sigma_i^2}, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (4.5)$$

Znatan broj ciljnih funkcija pozicioniranja generisanih nezavisno od primijenjene metode estimacije svodi se upravo na nelinearni problem najmanjih kvadrata (4.4) ili njegove modifikacije [63–68, 78–86, 95–100]. U suštini, radi se o nelinearnom optimizacionom problemu bez ograničenja po definiciji iz uvoda ove glave. Problem (4.4) zahtijeva upotrebu iterativnih numeričkih metoda bezuslovne optimizacije kao što su metoda gradijentnog spusta (engl. *steepest descent method*) [32, 50, 95], Gaus-Njutnova metoda (GN) [2, 32, 107], Levenberg-Markartov algoritam (LM) [11, 12, 66, 67] i reflektivni algoritam regije povjerenja (TRR) [68]. Finalni rezultat navedenih iterativnih algoritama su procjene koordinata MS.

WNLS problem (4.4) može da se transformiše u optimizacioni problem sa ograničenjima ako se pored ograničenja (2.14) uvedu i ograničenja (2.13) ili (2.15) koja prostor pretraživanja potencijalnih rješenja (engl. *search space*) sužavaju na dopustivi region, pa je po tom osnovu takav problem i znatno teži za rješavanje.

WNLS lokacijski problem sa ograničenjima tipa nejednakosti se često rješava konvertovanjem u ekvivalentni problem bez ograničenja upotrebom mehanizma kaznenih funkcija (engl. *penalty function*), kod kojeg se svako distanciranje od ograničenja kažnjava povećanjem ciljne funkcije i odbacivanjem loših rješenja [49, 50, 169]. Metaheurističke metode prezentovane u ovom radu, koje su po definiciji *bound-constrained* metode, pri rješavanju problema sa ograničenjima tipa nejednakosti (2.13) ili (2.15) koriste tehniku spoljašnjih kaznenih funkcija [169].

Sa druge strane, neke od standardnih metoda optimizacije sa ograničenjima kao što je sekvencijalno kvadratno programiranje (SQP), takav problem svode na diskusiju tzv. Karuš-Kun-Takerovih (KKT) uslova optimalnosti [117].

4.1.2 Geometrijska metoda najmanjih kvadrata

Pored različitih inačica standardnog nelinearnog problema najmanjih kvadrata (4.4), u [138–140] je predložen i vrlo jednostavan algoritam pozicioniranja zasnovan na odgovarajućoj objektivnoj funkciji primijenjenoj u [79], koja za slučaj tri TOA mjerena sa Slike (2.5) poprima sljedeću formu:

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}} = \underbrace{\arg\min_{\boldsymbol{\theta}}}_{\boldsymbol{\theta}} \left\{ (x - A_x)^2 + (y - A_y)^2 + (x - B_x)^2 + (y - B_y)^2 + (x - C_x)^2 + (y - C_y)^2 \right\}, \quad (4.6)$$

Rješenje lokacijskog nelinearnog problema najmanjih kvadrata (4.6) sa ograničenjima (2.13) i (2.14) je tačka unutar cirkularnog regiona ABC prikazanog na Slici 2.5, za koju je zbir kvadrata euklidskih rastojanja do presječnih tačaka A (A_x, A_y), B (B_x, B_y) i C (C_x, C_y), minimalan. Prednost ovog algoritma je što koristi jednostavnu geometrijsku konjekturu za generisanje ciljne funkcije, nisu potrebna statistička predznanja o LOS/NLOS mjerama, kao i u manjoj kompleksnosti optimizacionog postupka uslijed minimalne dimenzionalnosti problema ($\boldsymbol{\phi} = \boldsymbol{\theta}$) i minimalnog broja mjerena potrebnih da se postigne optimalna tačnost pozicioniranja. U testnom okruženju, za primjenu ciljne funkcije (4.6) kao pogodan se pokazao uniformni model NLOS greške (3.12). Upravo na temelju ove kombinacije u [139,140] je dokazana opravdanost upotrebe metaheurističkih metoda optimizacije u problemima čelijskog pozicioniranja u NLOS uslovima.

Postupak estimacije nepoznate pozicije MS primjenom geometrijske metode najmanjih kvadrata (slučaj sa tri TOA mjerena) dat je kako slijedi:

Korak 1. Postaviti ulazne parametre: koordinate BS (\mathbf{X}_i) i izmjerena rastojanja između MS i BS (r_i), za $i = 1, 2, 3$.

Korak 2. Izračunati koordinate presječnih tačaka TOA kružnica (A, B i C) na osnovu koordinata BS i izmjerjenih rastojanja između MS i BS, a potom definisati ograničenja (2.13) i (2.14) na bazi razmatranja iz 2.5.

Korak 3. Formulisati optimizacioni problem sa ograničenjima na osnovu (4.6), (2.13) i (2.14).

Korak 4. Riješiti problem primjenom odabrane metode optimizacije.

Korak 5. Prikazati procjene koordinata MS.

4.1.3 Linearna metoda težinskih najmanjih kvadrata

Obično je prvi korak u tretiranju sistema nelinearnih jednačina njihova linearizacija koja omogućava lakšu manipulaciju i uprošćeno rješavanje konzistentnih sistema u eksplicitnoj (zatvorenoj) formi primjenom alata linearne matrične algebre. Takođe, kada je sistem i nekonzistentan, linearizacija obezbjeđuje primjenu efikasnih, a u suštini jednostavnih i dobro istraženih linearnih numeričkih metoda. Linearizacija sistema nelinearnih jednačina TOA kružnica u ravni može se izvršiti korišćenjem linearne metode težinskih (ponderisanih) najmanjih kvadrata WLLS (engl. *Weighted Linear Least Squares*) [89–92].

Metode bazirane na ovom konceptu primjenjuju se kod predeterminisanih linearnih sistema (broj jednačina veći od broja nepoznatih), kada se zbog uticaja smetnji pri propagaciji signala u bežičnom kanalu koriste redundantna mjerena sa ciljem dobijanja poboljšane procjene koordinata MS.

Uzimajući u obzir (2.12), (2.5) se može zapisati kao:

$$r_i = d_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (4.7)$$

Linearizaciju sistema jednačina cirkularne lateracije potrebno je započeti kvadriranjem obiju strana izraza (4.7), nakon čega se sređivanjem i imajući u vidu (2.2) dobija:

$$-2x_i x - 2y_i y + x^2 + y^2 = r_i^2 - 2r_i \varepsilon_i + \varepsilon_i^2 - (x_i^2 + y_i^2), \quad (4.8)$$

Uvodeći pomoćne varijable $s = x^2 + y^2$ i $K_i = x_i^2 + y_i^2$ respektivno, formira se sistem od N linearnih jednačina sa dvije nepoznate [2,11]:

$$-2x_i x - 2y_i y + s = (r_i^2 - K_i) - (2r_i \varepsilon_i - \varepsilon_i^2), \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (4.9)$$

Gornji sistem se može zapisati u kompaktnoj matričnoj formi:

$$\mathbf{B} = \mathbf{A}\boldsymbol{\phi} + \mathbf{e}, \quad (4.10)$$

gdje je:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -2x_N & -2y_N & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} r_1^2 - K_1 \\ \vdots \\ r_N^2 - K_N \end{bmatrix}, \boldsymbol{\phi} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ s \end{bmatrix}, \mathbf{e} = \begin{bmatrix} 2r_1\varepsilon_1 - \varepsilon_1^2 \\ \vdots \\ 2r_N\varepsilon_N - \varepsilon_N^2 \end{bmatrix}, \quad (4.11)$$

uz napomenu da je $\boldsymbol{\phi}$ trodimenzionalni lokacioni vektor, a $\mathbf{e} = [e_1 \dots e_N]^T$ odgovarajući vektor grešaka pozicioniranja. Ako se radi o kontaminaciji sa malim dozama NLOS greške i ako postoji veliki odnos SNR u sistemu (male varijanse mjernog šuma), tada je $\varepsilon_i \approx n_i$ i $\varepsilon_i^2 \approx n_i^2 \approx 0$ za $i = 1, 2, \dots, N$.

Shodno tome, približne vrijednosti koordinata vektora greške su:

$$\mathbf{e} \approx [2d_1n_1 \dots \dots \dots 2d_Nn_N]^T, \quad (4.12)$$

Funkcija cilja kod WLLS algoritma predstavlja težinsku sumu kvadrata svih reziduala, odnosno grešaka pozicioniranja, SWSE (engl. *Sum of the Weighted Squared Errors*) koja se može prikazati u sljedećem obliku:

$$F(\boldsymbol{\phi}) = \mathbf{e}^T \mathbf{W} \mathbf{e} = (\mathbf{B} - \mathbf{A}\boldsymbol{\phi})^T \mathbf{W} (\mathbf{B} - \mathbf{A}\boldsymbol{\phi}), \quad (4.13)$$

Pri tome je $\mathbf{W} \in R^{N \times N}$ pozitivno definitna i simetrična matrica težinskih koeficijenata koja se formuliše kao inverzna kovarijansna matrica vektora \mathbf{e} :

$$\mathbf{W} \approx \boldsymbol{\Phi}^{-1}, \quad (4.14)$$

$$\boldsymbol{\Phi} = E\{\mathbf{e}\mathbf{e}^T\} = \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{Q} \boldsymbol{\Lambda}, \quad (4.15)$$

pri čemu je:

$$\boldsymbol{\Lambda} \approx diag[2d_1, 2d_2 \dots \dots 2d_N], \quad (4.16)$$

dijagonalna matrica tačnih udaljenosti. Budući da su dijagonalni elementi matrice Λ nepoznati, umjesto njih se koriste približne, izmjerene udaljenosti. Kovarijansna matrica vektora Gausovog mjernog šuma izračunava se kao:

$$\mathbf{Q} = \mathbb{E}\{\mathbf{n}\mathbf{n}^T\} = \text{diag}[\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_N^2], \quad (4.17)$$

uz digresiju da se dijagonalni elementi matrice (4.17) mogu preciznije odrediti iz (2.6) ili približno pomoću uzoračkih mjerena.

Na osnovu prethodnih relacija, izraz za matricu težina je [2,11,89]:

$$\mathbf{W} \approx \text{diag}\left[\frac{1}{4d_1^2\sigma_1^2}, \dots, \frac{1}{4d_N^2\sigma_N^2}\right] \approx \text{diag}\left[\frac{1}{4r_1^2\sigma_1^2}, \dots, \frac{1}{4r_N^2\sigma_N^2}\right], \quad (4.18)$$

Iz (4.18) se vidi da težine pridružene NLOS mjeranjima imaju manje vrijednosti zbog većih izmjerenih udaljenosti i većih varijansi termalnog šuma. Na taj način NLOS greške manje kompromitiraju lokacijski proces. Procjena pozicije MS se dobija minimizacijom funkcionala (4.13) po upravljačkom vektoru ϕ , odnosno izjednačavanjem odgovarajućeg vektorskog gradijenta sa nulom [70]:

$$\nabla F(\phi) = -2(\mathbf{B} - \mathbf{A}\phi)^T \mathbf{WA} = 0, \quad (4.19)$$

Primjenom linearног matričnog računa i uz činjenicu da je $\mathbf{W}^T = \mathbf{W}$, dobija se WLLS procjena lokacionog vektora u obliku [2,11,70,89]:

$$\hat{\phi} = (\mathbf{A}^T \mathbf{W} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{W} \mathbf{B}, \quad (4.20)$$

Konkretno, od interesa su samo prve dvije koordinate lokacionog vektora (4.20) koje su ujedno i procijenjene koordinate MS, saglasno jednačinama (4.2) i (4.3).

Izvjesno je da WLLS predstavlja kombinaciju determinističkog i probavističkog metoda pozicioniranja, odnosno kvazideterministički pristup.

Ukoliko je statistika komponenata vektora greške u potpunosti nepoznata, dijagonalni elementi težinske matrice se podešavaju na odnos SNR registrovan u prijemniku MS za mjerena sa dostupnih BS [2,11].

U opciji linearne metode običnih najmanjih kvadrata OLLS (engl. *Ordinary Linear Least Squares*) koja donosi čisto deterministički pristup i daje manju tačnost određivanja lokacije MS, težinska matrica u (4.18) izjednačava se sa jediničnom matricom ($\mathbf{W} = \mathbf{I}$).

Budući da je (4.13) optimizacioni problem bez ograničenja, treća koordinata vektora procjena (4.20) se zanemaruje. Ipak, ona se mora uzeti u obzir kao ograničenje tipa jednakosti ($\hat{s} = \hat{x}^2 + \hat{y}^2$) kod linearног problema težinskih najmanjih kvadrata sa ograničenjima CWLLS (engl. *Constrained Weighted Linear Least Squares*) [63,97].

Algoritam je veoma efikasan u LOS propagacionim uslovima, a daje solidne rezultate i za slučaj manjeg broja NLOS mjerena sa greškama koje su uporedive ili neznatno veće od mjernog šuma [92].

Zbog toga se rezultat ovog neiterativnog algoritma uglavnom koristi kao inicijalni estimat za startovanje naprednijih, iterativnih algoritama pozicioniranja.

Prema tome, WLLS algoritam za postavljeni TOA model pozicioniranja izvršava se u narednim koracima:

Korak 1. Postaviti ulazne parametre: koordinate BS (\mathbf{X}_i), izmjerena rastojanja između MS i BS (r_i) i procijenjene varijanse mjernog šuma (σ_i^2), za $i = 1, 2, \dots, N$.

Korak 2. Izračunati vrijednosti pomoćnih promjenjivih K_i na osnovu koordinata BS za $i = 1, 2, \dots, N$.

Korak 3. Generisati matrice \mathbf{A} i \mathbf{B} na osnovu (4.11) koristeći koordinate BS, izmjerena rastojanja između MS i BS, kao i pomoćne promjenjive K_i dobijene iz prethodnog koraka.

Korak 4. Generisati težinsku matricu \mathbf{W} na osnovu (4.18) koristeći izmjerena rastojanja i procijenjene varijanse mjernog šuma.

Korak 5. Izračunati procjenu lokacionog vektora $\hat{\boldsymbol{\phi}}$ na osnovu (4.20).

Korak 6. Prikazati procjene koordinata MS na osnovu (4.2) i (4.3).

4.1.4 Tejlorova metoda najmanjih kvadrata (TS-LS)

Tejlorova metoda najmanjih kvadrata TS-LS (engl. *Taylor Series Least Squares*) je iterativna procedura koja zahtjeva inicijalni pozicioni estimat koji je blizu tačne lokacije MS [2,11]. Naime, nepovoljan izbor početnih uslova ne garantuje konvergenciju rješenja. U ovoj metodi skup nelinearnih mjernih jednačina se linearizuje razvojem u Tejlorov red oko startne tačke koja je dobijena kao procjena primjenom neiterativnog algoritma (kao što je npr. WLLS), i zadržavanjem članova ispod drugog reda. Skup linearizovanih jednačina se potom rješava stvarajući novu estimaciju tačne pozicije.

Prema tome, metoda počinje od inicijalne tačke, a zatim u svakoj narednoj iteraciji poboljšava prethodnu procjenu.

Ukoliko je početna WLLS procjena data vektorom $\hat{\boldsymbol{\theta}} = [\hat{x} \ \hat{y}]^T$, onda se može pisati:

$$x = \hat{x} + \delta_x , \quad (4.21)$$

$$y = \hat{y} + \delta_y , \quad (4.22)$$

pri čemu su δ_x i δ_y greške procijenjenih koordinata, odnosno nepoznati lokacioni inkrementi koje je potrebno odrediti. U vektorskem obliku gornji zapis glasi:

$$\boldsymbol{\theta} = \hat{\boldsymbol{\theta}} + \boldsymbol{\delta} , \quad (4.23)$$

gdje je $\boldsymbol{\delta} = [\delta_x \ \delta_y]^T$ nepoznati lokacioni inkrementalni vektor. Razvojem funkcije $d_i = d_i(x, y)$ u Tejlorov red oko inicijalne pozicije i favorizujući prva dva člana, dobija se izraz [29]:

$$d_i \approx \hat{d}_i + \left. \frac{\partial d_i}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}} (x - \hat{x}) + \left. \frac{\partial d_i}{\partial y} \right|_{y=\hat{y}} (y - \hat{y}) = \hat{d}_i + a_{i,1}\delta_x + a_{i,2}\delta_y , \quad (4.24)$$

koji je polazna osnova za sistem jednačina:

$$a_{i,1}\delta_x + a_{i,2}\delta_y = d_i - \hat{d}_i , \quad i = 1 \dots N , \quad (4.25)$$

u kome je:

$$\hat{d}_i = d_i(\hat{x}, \hat{y}) = \sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2}, \quad (4.26)$$

$$a_{i,1} = \frac{(\hat{x} - x_i)}{\hat{d}_i}, \quad (4.27)$$

$$a_{i,2} = \frac{(\hat{y} - y_i)}{\hat{d}_i}, \quad (4.28)$$

Pošto tačne vrijednosti rastojanja između MS i i -te BS nisu poznate, potrebno je umjesto njih baratati sa izmjerenim rastojanjima kao jedinim poznatim veličinama. Na taj način sistem jednačina (4.25) prelazi u približnu formu koja je dosta korektna za slučaj LOS mjerena ($r_{i,LOS} \approx d_{i,LOS}$):

$$a_{i,1}\delta_x + a_{i,2}\delta_y \approx r_i - \hat{d}_i, \quad i = 1 \dots N, \quad (4.29)$$

Za očekivati je da je procjena rastojanja kod NLOS mjerena ($\hat{d}_{i,NLOS}$) tačnija od izmjerene rastojanja ($r_{i,NLOS}$), pogotovo za velike vrijednosti NLOS grešaka. Stoga, sa ciljem povećanja tačnosti algoritma u (4.29) umjesto $r_{i,NLOS}$ treba da stoji $\hat{d}_{i,NLOS}$, što znači da sistem poprima novi skalarni oblik [93,94]:

$$\begin{aligned} a_{i,1}\delta_x + a_{i,2}\delta_y &\approx 0, & i = 1, 2, \dots, n_{NL}, \\ a_{i,1}\delta_x + a_{i,2}\delta_y &\approx r_i - \hat{d}_i, & i = n_{NL} + 1, n_{NL} + 2, \dots, N, \end{aligned} \quad (4.30)$$

koji se može prevesti i u matričnu formu:

$$\mathbf{a}\boldsymbol{\delta} \approx \mathbf{h}, \quad (4.31)$$

$$\mathbf{a} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} \\ \vdots & \vdots \\ a_{N,1} & a_{N,2} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\delta} = [\delta_x \ \delta_y]^T, \quad \mathbf{h} = [\mathbf{0}, r_{n_{NL}+1} - \hat{d}_{n_{NL}+1} \dots r_N - \hat{d}_N]^T, \quad (4.32)$$

WLLS rješenje sistema (4.31) glasi:

$$\boldsymbol{\delta} \approx (\mathbf{a}^T \mathbf{W} \mathbf{a})^{-1} \mathbf{a}^T \mathbf{W} \mathbf{h}, \quad (4.33)$$

uz opasku da je \mathbf{W} težinska matrica (4.18).

Potom se vrši ažuriranje početne procjene:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \hat{\boldsymbol{\theta}} + \boldsymbol{\delta}, \quad (4.34)$$

Procedura se nastavlja sve dok se ne zadovolji unaprijed specificirani kriterijum koji može biti maksimalan broj iteracija N_{iter} ili momenat kada vrijednosti δ_x i δ_y padnu ispod zadanog praga. Dostignuta procjena $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ se smatra i konačnom procjenom nepoznate lokacije MS. Prednost TS-LS metode je lakoća njene realizacije, čak i u odnosu na neke neiterativne algoritme.

Algoritam predstavlja kompromisno rješenje između kompleksnosti i tačnosti dajući odlične rezultate u LOS scenariju, kao i u kombinovanom okruženju sa blažim NLOS situacijama kada zahtijeva identifikaciju BS [2,93,94].

TS-LS algoritam može da se predstavi sa donjom iterativnom procedurom:

Korak 1. Postaviti ulazne parametre: koordinate BS (\mathbf{X}_i), podatke o identifikaciji NLOS BS, izmjerena rastojanja između MS i BS (r_i), procijenjene varijanse mjernog šuma (σ_i^2) i početnu WLLS procjenu $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, za $i = 1, 2, \dots, N$.

Korak 2. Izračunati procjenu rastojanja \hat{d}_i na osnovu (4.26) koristeći koordinate BS i procjenu $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, za $i = 1, 2, \dots, N$.

Korak 3. Generisati matrice \mathbf{a} i \mathbf{h} na osnovu (4.27), (4.28) i (4.32) koristeći koordinate BS, procjene koordinata MS i procjene rastojanja iz prethodnog koraka, kao i izmjerena rastojanja između MS i LOS BS.

Korak 4. Generisati težinsku matricu \mathbf{W} na osnovu (4.18) koristeći izmjerena rastojanja i procijenjene varijanse mjernog šuma.

Korak 5. Izračunati lokacioni inkrementalni vektor $\boldsymbol{\delta}$ na osnovu (4.33).

Korak 6. Osvježiti procjenu $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ na osnovu (4.34)

Korak 7. Ponavljati korake 2 – 6 dok se ne zadovolji kriterijum zaustavljanja algororitma.

Korak 8. Prikazati procjene koordinata MS.

4.2 TS-LQP bazirana tehnika sa ograničenjima

TS-LQP tehnika je najbolji primjer veze između LS i metoda sa ograničenjima.

Ako se (4.24) napiše u nešto izmijenjenom obliku, formira se izraz:

$$d_i = \hat{d}_i + a_{i,1}(x - \hat{x}) + a_{i,2}(y - \hat{y}) + error_i , \quad (4.35)$$

gdje je $error_i$ greška nastala uslijed linearizacije primjenom ograničenog Tejlorovog razvoja. Uvrštavajući (4.35) u (2.5), dobija se [2,78]:

$$\tilde{r}_i = a_{i,1}x + a_{i,2}y + b_i + \tilde{n}_i , \quad i = 1 \dots N , \quad (4.36)$$

pri čemu je:

$$\begin{aligned} \tilde{r}_i &= r_i + a_{i,1}\hat{x} + a_{i,2}\hat{y} - \hat{d}_i , \\ \tilde{n}_i &= n_i + error_i , \end{aligned} \quad (4.37)$$

Kako bi se pojednostavio sistem jednačina (4.36), vrši se zamjena N parametara b_i koji reprezentuju NLOS greške sa jednim "balansirajućim" parametrom b_s čija je uloga parcijalna redukcija efekata NLOS propagacije.

Ova tranzicija je veoma efikasna za slučaj kada su faktori b_i podjednakih magnituda. Ukoliko se one značajno razlikuju, zamjenski parametar b_s se može shvatiti kao uprosječena vrijednost NLOS grešaka, tako da i u tom slučaju efektivno utiče na smanjenje njihovog uticaja na tačnost pozicioniranja. Takva aproksimacija dovodi do određene degradacije tačnosti, ali sa druge strane značajno smanjuje složenost rješavanja (4.36) jer umjesto $N+2$ nepoznata parametra lokacioni vektor ϕ sadrži samo tri, tako da se može pisati [2,78]:

$$\tilde{\mathbf{r}} = \mathbf{a}_s \phi + \mathbf{v} , \quad (4.38)$$

$$\mathbf{a}_s = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{N,1} & a_{N,2} & 1 \end{bmatrix}, \quad \tilde{\mathbf{r}} = \begin{bmatrix} \tilde{r}_1 \\ \vdots \\ \tilde{r}_N \end{bmatrix}, \quad \phi = \begin{bmatrix} x \\ y \\ b_s \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v} = \begin{bmatrix} \tilde{n}_1 \\ \vdots \\ \tilde{n}_N \end{bmatrix}, \quad (4.39)$$

Minimizacija vektora kumulativne greške \mathbf{v} u (4.38) dovodi do postavke CWLLS problema:

$$\hat{\boldsymbol{\phi}} = \arg \min_{\boldsymbol{\phi}} (\tilde{\mathbf{r}} - \mathbf{a}_s \boldsymbol{\phi})^T \mathbf{W}_s (\tilde{\mathbf{r}} - \mathbf{a}_s \boldsymbol{\phi}), \quad (4.40)$$

sa relaksacionim ograničenjem tipa nejednakosti:

$$\tilde{\mathbf{r}} \geq \mathbf{a}_s \boldsymbol{\phi}, \quad (4.41)$$

koje u skalarnoj verziji odgovara ograničenjima (2.13).

Težinska matrica se formuliše kao inverzna kovarijansna matrica vektora \mathbf{v} :

$$\mathbf{W}_s = \boldsymbol{\Phi}_s^{-1} = \{\mathbf{v} \mathbf{v}^T\}^{-1} = \text{diag} \left[\frac{1}{E(\tilde{n}_1^2)}, \dots, \frac{1}{E(\tilde{n}_N^2)} \right], \quad (4.42)$$

Elementi težinske matrice \mathbf{W}_s se određuju približno, a ukoliko to nije moguće ista se izjednačava sa jediničnom matricom ($\mathbf{W}_s = \mathbf{I}$).

Primjenom linearog matričnog računa na (4.40), zanemarujući konstantan član i uz činjenicu da je $\mathbf{W}_s^T = \mathbf{W}_s$, prethodno definisani CWLLS problem se može konvertovati u ekvivalentni problem kvadratnog programiranja sa linearnim ograničenjima LQP (engl. *Linear Quadratic Programming*) [2,77]:

$$\hat{\boldsymbol{\phi}} = \arg \min_{\boldsymbol{\phi}} \frac{1}{2} \boldsymbol{\phi}^T \mathbf{P} \boldsymbol{\phi} + \mathbf{q}^T \boldsymbol{\phi}, \quad (4.43)$$

Odgovarajuće matrice u (4.43) imaju sljedeći oblik:

$$\mathbf{P} = \mathbf{a}_s^T \mathbf{W}_s \mathbf{a}_s, \quad \mathbf{q} = -\mathbf{a}_s^T \mathbf{W}_s \tilde{\mathbf{r}}, \quad (4.44)$$

QP problem (4.43) sa linearnim matričnim ograničenjem (4.41) efikasno se rješava primjenom metode komplementarnosti, metode aktivnih ograničenja ili

drugih metoda kvadratnog programiranja. U okviru ovog rada korišten je MATLAB QP *solver* koji se poziva pomoću komande *quadprog*.

Prezentovana metoda je predložena u [78] i zbog svojih matematičkih karakteristika je i nazvana TS-LQP (engl. *Taylor Series Expansion-based Linear Quadratic Programming*) algoritam. TS-LQP metoda daje zadovoljavajuću tačnost, dok je njena glavna prednost u odnosu na čisto nelinearne algoritme optimizacije kao što je sekvencijalno kvadratno programiranje (SQP) dramatično manja računarska kompleksnost i vrijeme izvršenja algoritma [2].

Tehnika potiskivanja NLOS grešaka zasnovana na TS-LQP algoritmu opisana je sljedećim pseudokodom:

Korak 1. Postaviti ulazne parametre: koordinate BS (\mathbf{X}_i), izmjerena rastojanja između MS i BS (r_i) i početnu WLLS procjenu $\widehat{\boldsymbol{\theta}}$, za $i = 1, 2, \dots, N$.

Korak 2. Izračunati procjenu rastojanja \widehat{d}_i na osnovu (4.26) koristeći koordinate BS i procjenu $\widehat{\boldsymbol{\theta}}$, za $i = 1, 2, \dots, N$.

Korak 3. Generisati matrice \mathbf{a}_s , $\tilde{\mathbf{r}}$, \mathbf{v} i \mathbf{W}_s na osnovu (4.27), (4.28), (4.37), (4.39) i (4.42).

Korak 4. Formirati LQP optimizacioni problem sa ograničenjima na osnovu (4.40) - (4.44).

Korak 5. Riješiti problem primjenom neke od metoda kvadratnog programiranja (QP).

Korak 6. Prikazati procjene koordinata MS na osnovu (4.2) i (4.3).

4.3 ML metoda potiskivanja efekata NLOS grešaka

Metoda maksimalne vjerodostojnosti ML (*Maximum Likelihood*) jedna je od najčešće korišćenih statističkih metoda za estimaciju, odnosno dobijanje procjene nepoznatih parametara na osnovu poznatih ishoda. Prepostavimo da je $\mathbf{r} = [r_1 \dots r_N]^T$ konkretni uzorak mjerena obima N , odnosno vektor procijenjenih TOA rastojanja. Neka je pri tome $p(r_i|\boldsymbol{\phi})$ uslovna funkcija gustine vjerovatnoće realizacije mjerena udaljenosti r_i između MS i BS _{i} ($i = 1, 2, \dots, N$) u odnosu na nepoznati lokacioni vektor $\boldsymbol{\phi}$.

Funkcija vjerodostojnosti $L(\mathbf{r}, \boldsymbol{\phi})$ po definiciji je združena funkcija gustine vjerovatnoće realizacije svih mjerena r_i , odnosno realizacije vektora \mathbf{r} u zavisnosti od lokacionog vektora $\boldsymbol{\phi}$. Kako su pojedinačna TOA mjerena r_i u praksi međusobno nezavisna, izraz za funkciju vjerodostojnosti se za fiksnu vrijednost vektora \mathbf{r} može prikazati u obliku sljedeće relacije:

$$L(\boldsymbol{\phi}) = p(\mathbf{r}|\boldsymbol{\phi}) = \prod_{i=1}^N p(r_i|\boldsymbol{\phi}), \quad (4.45)$$

Prema principu maksimalne vjerodostojnosti, ML procjena lokacionog vektora dobija se maksimizacijom funkcije (4.45):

$$\hat{\boldsymbol{\phi}} = \arg \underbrace{\max}_{\boldsymbol{\phi}} L(\boldsymbol{\phi}), \quad (4.46)$$

Ako je funkcija vjerodostojnosti diferencijabilna po $\boldsymbol{\phi}$, tada se ML procjena (4.46) dobija deriviranjem funkcije vjerodostojnosti po lokacionom vektoru $\boldsymbol{\phi}$ i izjednačavanjem izvoda sa nulom. Iz strukture jednačine (4.45) vidi se da je lakše manipulisati sa logaritamskom funkcijom vjerodostojnosti koja je monotono rastuća i dostiže iste ekstremume kao funkcija vjerodostojnosti. Prema tome, ocjena nepoznatih parametara vektora $\boldsymbol{\phi}$ po metodi maksimalne vjerodostojnosti može se dobiti rješavanjem sljedeće gradijentne jednačine:

$$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\phi}} \ln L(\boldsymbol{\phi}) = 0, \quad (4.47)$$

U slučajevima kada funkciju (4.45) odlikuje nelinearnost i multimodalnost u prostoru pretraživanja (osim globalnog optimuma postoji više različitih lokalnih optimuma), tada se rješenje proisteklo iz (4.47) ne može dobiti u zatvorenom obliku i određuje se primjenom odgovarajućih numeričkih metoda optimizacije [122].

ML estimatori predloženi u ovom radu mogu da raspolažu i sa ulaznim informacijama o identifikaciji BS izvršenoj u prvoj fazi procesa pozicioniranja, na osnovu kojih je moguća redukcija dimenzionalnosti i kompleksnosti postavljenog optimizacionog problema, a kao posljedica i povećanje tačnosti pozicioniranja.

4.3.1 ML metoda za nepoznati model NLOS propagacije

Uobičajeno je da nema pouzdanih podataka o probabilističkoj naravi NLOS propagacije i tada se vrši združena estimacija koordinata MS i NLOS grešaka. Pretpostavimo generalniji slučaj kada je izvršena identifikacija BS. Ako vektor NLOS grešaka obilježimo sa $\mathbf{b} = [b_1 b_2 \dots b_{n_{NL}}]^T$, lokacioni vektor kojeg je potrebno estimirati je $\boldsymbol{\phi} = [x \ y \ b_1 b_2 \dots b_{n_{NL}}]^T = [\boldsymbol{\theta}^T \ \mathbf{b}^T]^T$. Na osnovu (4.45) funkcija vjerodostojnosti je oblika združene funkcije gustine vjerovatnoće realizacije vektora izmјerenih TOA rastojanja, pa je uzimajući u obzir vektorski zapis izraza (2.5):

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\phi}) &= p(\mathbf{r}|\boldsymbol{\phi}) = p(\mathbf{r}|\mathbf{d}, \mathbf{b}) = p(\mathbf{r} - \mathbf{d} - \mathbf{b}) = p(\mathbf{n}) \\ &= \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left\{-\frac{(\check{r}_i - d_i)^2}{2\sigma_i^2}\right\}, \end{aligned} \quad (4.48)$$

pri čemu je:

$$\check{r}_i = \begin{cases} r_i, & i \in \text{LOS} \\ r_i - b_i, & i \in \text{NLOS} \end{cases}, \quad (4.49)$$

Shodno (4.47), maksimizacija logaritamske vrijednosti izraza (4.48) je ekvivalentna minimizaciji WNLS forme koja predstavlja ciljnu funkciju odgovarajućeg ML estimatora [2,11]:

$$F_{\text{ML}}(\boldsymbol{\phi}) = \sum_{i=1}^N w_i f_i^2(\boldsymbol{\phi}), \quad (4.50)$$

sa pridruženim težinama i rezidualima:

$$w_i = \frac{1}{\sigma_i^2}, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (4.51)$$

$$f_i = \check{r}_i - d_i = \begin{cases} r_i - d_i, & i \in \text{LOS} \\ r_i - d_i - b_i, & i \in \text{NLOS} \end{cases}, \quad (4.52)$$

ML procjena vektora ϕ dobija se kao rješenje optimizacionog problema [49,67,70]:

$$\begin{aligned}\widehat{\phi} &= \arg \underbrace{\min}_{\phi} \sum_{i=1}^N w_i f_i^2(\phi) = \\ &= \arg \underbrace{\min}_{\phi} \left\{ \sum_{i=1}^{n_{NL}} \frac{(r_i - d_i - b_i)^2}{\sigma_i^2} + \sum_{i=n_{NL}+1}^N \frac{(r_i - d_i)^2}{\sigma_i^2} \right\},\end{aligned}\quad (4.53)$$

primjenom numeričkih metoda optimizacije.

Prema tome, ML estimacija nepoznatih koordinata MS za slučaj nepoznatog modela NLOS propagacije se svodi na rješavanje nelinearnog problema težinskih najmanjih kvadrata (4.53) sa ograničenjima (2.13) ili (2.15), (2.14) i (2.16). Očigledno, na taj način je pokazana i konekcija između ML i LS metoda. Ograničenja (2.16) odgovaraju opsezima u kojima se mogu nalaziti nepoznate vrijednosti NLOS grešaka:

$$b_i^L \leq b_i \leq b_i^U, \quad i = 1, 2, \dots, n_{NL}, \quad (4.54)$$

gdje se donja granica odnosi na LOS uslove, dok se gornja granica procjenjuje na osnovu teorijskih razmatranja u [78,79] koja koriste geometrijsku postavku TOA pozicioniranja slično kao na Slici 2.5. Naime, ako sa L_{ij} označimo udaljenost između i -te i j -te BS, tada je:

$$\begin{aligned}b_i^L &= 0, \\ b_i^U &= \min\{r_i + r_j - L_{ij}, j = 1, 2, \dots, N, j \neq i\}, \quad i = 1, 2, \dots, n_{NL},\end{aligned}\quad (4.55)$$

Princip rada ML algoritma sa ograničenjima i nepoznatim modelom NLOS propagacije prikazan je sljedećim instrukcijama:

Korak 1. Postaviti ulazne parametre: koordinate BS (X_i), podatke o identifikaciji NLOS BS, izmjerena rastojanja između MS i BS (r_i) i procijenjene varijanse mjernog šuma (σ_i^2) za $i = 1, 2, \dots, N$. Definisati granice upravljačkih promjenjivih na osnovu (2.14) i (4.55).

Korak 2. Formirati težine w_i i kvadrate reziduala f_i^2 na osnovu (4.51) i (4.52) za $i = 1, 2, \dots, N$.

Korak 3. Formirati WNLS optimizacioni problem sa ograničenjima na osnovu (4.53), (2.13) ili (2.15), (2.14), (4.54) i (4.55).

Korak 4. Riješiti problem primjenom odabrane metode optimizacije.

Korak 5. Prikazati procjene koordinata MS na osnovu (4.2) i (4.3).

Ukoliko nije izvršena identifikacija BS, sve BS se tretiraju kao NLOS BS, pa se u (4.53) posmatra samo prva suma sa opsegom sumiranja do N . Tada bi procjena NLOS greške za neku LOS BS trebala da bude bliska donjoj granici u (4.55).

U okviru simulacione analize kao logičan izbor za nepoznati model NLOS propagacije nameće se uniformni model.

4.3.2 ML metoda za *a priori* poznati model NLOS propagacije

Posmatrajući matematički aspekt izraza (4.45) i (4.47), očito je da su za primjenu ML estimatora najpogodniji eksponencijalno bazirani modeli funkcije gustine vjerovatnoće koji su zastupljeni u Gausovoj i eksponencijalnoj raspodjeli.

Gausova raspodjela najčešće se koristi za opisivanje ponašanja mjernog šuma što je iskorišteno za veoma elegantno izvođenje funkcije cilja (4.50), dok se eksponencijalna raspodjela smatra realnijom predstavom NLOS propagacije [2,47].

Prepostavimo da je model NLOS propagacije unaprijed poznat (što je ipak rijeci slučaj u praksi) i da je NLOS greška modelovana sa eksponencijalnom slučajnom promjenjivom srednje vrijednosti (3.4). Ponovo ćemo smatrati da je izvršena identifikacija BS. Parametri NLOS BS dati vektorom $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{n_{NL}}]$ najčešće su neodređeni, pa ih je potrebno procjenjivati zajedno sa koordinatama MS, tako da lokacioni vektor u ovom slučaju ima oblik $\boldsymbol{\phi} = [\boldsymbol{\theta}^T \boldsymbol{\lambda}^T]^T$. Granice (2.16) u kojima leže nepoznate srednje vrijednosti NLOS grešaka određuju se empirijski za područje od interesa unutar koga se može nalaziti ciljana MS:

$$\lambda_i^L \leq \lambda_i \leq \lambda_i^U, \quad i = 1, 2, \dots, n_{NL}, \quad (4.56)$$

Interval (4.56) je fiksni za sva mjerena tokom trajanja simulacionog procesa jer uključuje donje i gornje granice za čitav regiona od interesa, za razliku

od opsega (2.14) i (4.54) koji se dinamički mijenjaju zavisno od svakog pojedinačnog mjerjenja. Dinamička promjena opsega upravljačkih promjenjivih (komponenti lokacionog vektora) doprinosi povećanju lokacijske tačnosti. Najjednostavniji način da se (4.56) transformiše u dinamički opseg je da se definiše kao polovina opsega (4.54), pri čemu je $\lambda_i^L = 0$ i $\lambda_i^U = b_i^U/2$.

Distribucija ukupne greške pozicioniranja (2.12) određena je konvolucijom eksponencijalne i Gausove raspodjele, koja se u literaturi naziva ekponencijalno modifikovana Gausova raspodjela EMG (engl. *Exponentially Modified Gaussian distribution*) [2]:

$$p_{\varepsilon_i} = \frac{1}{2\lambda_i} \exp\left[-\frac{1}{\lambda_i}\left(\varepsilon_i - \frac{\sigma_i^2}{2\lambda_i}\right)\right] \operatorname{erfc}\left(\frac{\sigma_i^2 - \lambda_i \varepsilon_i}{\sqrt{2}\lambda_i \sigma_i}\right), \quad (4.57)$$

pri čemu je erfc komplementarna funkcija greške. Na osnovu postulata centralne granične teoreme (CLT) i razmatranja iz 3.2, a u svrhu pojednostavljenja procedure optimizacije, (4.57) se približno predstavlja sa Gausovom raspodjelom. Prema [2], (2.12) se može interpretirati kao Gausova slučajna promjenjiva srednje vrijednosti λ_i i varijanse $\sigma_i^2 + \lambda_i^2$, odnosno ($\varepsilon_i \sim \text{Norm}(\lambda_i, \sigma_i^2 + \lambda_i^2)$). Eksplicitni limit takve aproksimacije nije poznat, ali je evidentno da se njena tačnost smanjuje sa povećanjem parametra λ_i . Simulacioni rezultati objavljeni u [2,78] pokazuju da direktno korišćenje (4.57) ne daje bolje rezultate u odnosu na Gausovsku aproksimaciju usljud kompleksnosti i velike nelinearnosti EMG funkcije.

Na osnovu (4.45) i vektorskog ekvivalenta jednačine (4.7), funkcija vjerodostojnosti se može predstaviti u obliku sljedećeg izraza:

$$L(\boldsymbol{\phi}) = p(\mathbf{r}|\boldsymbol{\phi}) = p(\mathbf{r} - \mathbf{d}|\boldsymbol{\phi}) = p(\boldsymbol{\varepsilon}|\boldsymbol{\phi}) \approx \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\varepsilon_i}} \exp\left\{-\frac{(\varepsilon_i - \bar{\varepsilon}_i)^2}{2\sigma_{\varepsilon_i}^2}\right\}, \quad (4.58)$$

Nakon uvrštavanja statističkih vrijednosti vezanih za (2.12), dobija se:

$$L(\boldsymbol{\phi}) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\tilde{\sigma}_i} \exp\left\{-\frac{(\check{r}_i - d_i)^2}{2\tilde{\sigma}_i^2}\right\}, \quad (4.59)$$

gdje je:

$$\check{\sigma}_i = \begin{cases} \sigma_i, & i \in \text{LOS} \\ \sqrt{\sigma_i^2 + \lambda_i^2}, & i \in \text{NLOS} \end{cases}, \quad (4.60)$$

$$\check{r}_i = \begin{cases} r_i, & i \in \text{LOS} \\ r_i - \lambda_i, & i \in \text{NLOS} \end{cases}, \quad (4.61)$$

Po istoj proceduri kao u 4.3.1, ciljna funkcija ML estimatora za slučaj unaprijed poznatog eksponencijalnog modela NLOS propagacije poprima WNLS formu (4.50) [2,11]:

$$F_{\text{ML-EXP}}(\boldsymbol{\phi}) = \sum_{i=1}^N w_i f_i^2(\boldsymbol{\phi}), \quad (4.62)$$

pri čemu su sada odgovarajuće težine i reziduali:

$$w_i = 1/\check{\sigma}_i^2 = \begin{cases} 1/\sigma_i^2, & i \in \text{LOS} \\ 1/(\sigma_i^2 + \lambda_i^2), & i \in \text{NLOS} \end{cases}, \quad (4.63)$$

$$f_i = \check{r}_i - d_i = \begin{cases} r_i - d_i, & i \in \text{LOS} \\ r_i - \lambda_i - d_i, & i \in \text{NLOS} \end{cases}, \quad (4.64)$$

Prema tome, i za ovaj tip ML estimatora procjena vektora $\boldsymbol{\phi}$ predstavlja rješenje nelinearnog problema težinskih najmanjih kvadrata [49,67,70]:

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\phi}} &= \arg \underbrace{\min}_{\boldsymbol{\phi}} \sum_{i=1}^N w_i f_i^2(\boldsymbol{\phi}) = \\ &= \arg \underbrace{\min}_{\boldsymbol{\phi}} \left\{ \sum_{i=1}^{n_{NL}} \frac{(r_i - d_i - \lambda_i)^2}{\sigma_i^2 + \lambda_i^2} + \sum_{i=n_{NL}+1}^N \frac{(r_i - d_i)^2}{\sigma_i^2} \right\}, \end{aligned} \quad (4.65)$$

sa ograničenjima (2.13) ili (2.15), (2.14) i (4.56). Apriorna teorijska i eksperimentalna saznanja o NLOS propagaciji infiltrirana su u težine (4.63) i reziduale (4.64) objektivne funkcije, kao i u ograničenja (4.56).

Pseudokod ML algoritma sa ograničenjima i unaprijed poznatim eksponencijalnim modelom NLOS propagacije dat je kako slijedi:

Korak 1. Postaviti ulazne parametre: koordinate BS (\mathbf{X}_i), podatke o identifikaciji NLOS BS, izmjerena rastojanja između MS i BS (r_i) i procijenjene varijanse

mjernog šuma (σ_i^2) za $i = 1, 2, \dots, N$. Definisati granice upravljačkih promjenjivih na osnovu (2.14) i (4.56).

Korak 2. Formirati težine w_i i kvadrate reziduala f_i^2 na osnovu (4.63) i (4.64) za $i = 1, 2, \dots, N$.

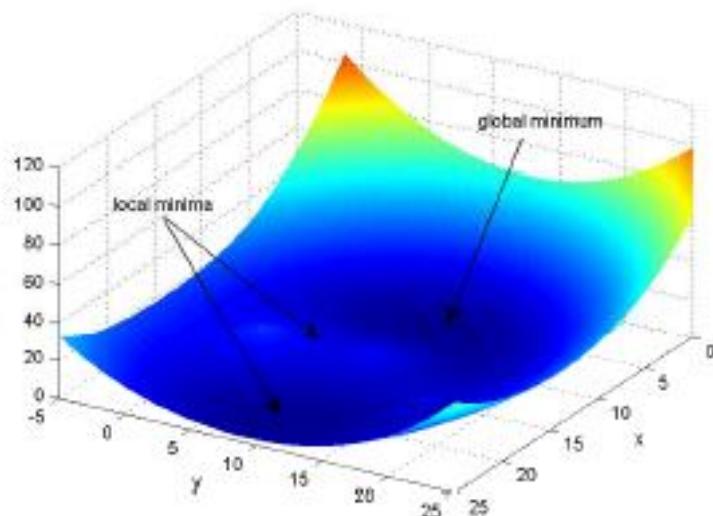
Korak 3. Formirati WNLS optimizacioni problem sa ograničenjima na osnovu (4.65), (2.13) ili (2.15), (2.14) i (4.56).

Korak 4. Riješiti problem primjenom odabrane metode optimizacije.

Korak 5. Prikazati procjene koordinata MS na osnovu (4.2) i (4.3).

Kao i u prethodnom odjeljku, ako nije izvršena identifikacija BS, sve BS se tretiraju kao NLOS BS, pa se u (4.65) posmatra samo prva suma sa opsegom sumiranja do N . Tada bi procjena srednje vrijednosti NLOS greške za neku LOS BS trebala da bude bliska donjoj granici $\lambda_i^L = 0$.

Pogodna 3D vizualizacija funkcija cilja ML estimatora (4.50) i (4.62) koja se dobija za LOS scenario, prikazana je na Slici 4.1. Dakle, sa prikazanog grafika proizilazi da funkcije cilja za postavljeni TOA model lociranja karakteriše nelinearnost i nekonveksnost na skupu dopustivih rješenja, gdje osim globalnog optimuma postoji više različitih lokalnih optimuma [122]. Funkcija cilja u obliku nelinearnih najmanjih kvadrata je odlična testna multimodalna funkcija (engl. *benchmark function*) za poređenje lokalizacionih performansi predloženih metaheurističkih metoda optimizacije sa klasičnim, gradijentnim metodama.



Slika 4.1: Globalni i lokalni optimumi ciljne funkcije ML estimatora [80]

5. Kramer-Rao granica tačnosti za TOA model

Projektovanje efektnih lokacijskih algoritama nije moguće bez prethodnog definisanja okvirne granice tačnosti. Kramer-Rao granica (CRLB) je veoma važan parametar u procesiranju signala i teoriji estimacije kojim je zadana teoretska donja granica varijanse procjene nepristrasnog (engl. *unbiased*) estimatora [49]. Za nepristrasan estimator važi:

$$E(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \boldsymbol{\theta}, \quad (5.1)$$

Varijansa procjene nepoznate lokacije MS izračunava se na sljedeći način [54]:

$$Var(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = E\{(\hat{\boldsymbol{\theta}} - E(\hat{\boldsymbol{\theta}}))^2\}, \quad (5.2)$$

Uzimajući u obzir (5.1), može se pisati:

$$Var(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = E\{(\hat{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta})^2\} = MSE, \quad (5.3)$$

Varijansa procjene lokacije MS kod TOA nepristrasnog estimatora odgovara srednjekvadratnoj greški pozicioniranja MSE (engl. *Mean Square Error*) izraženoj u [m^2]. Na taj način je omogućena veza između standardne metrike tačnosti (MSE) i alternativne metrike (CRLB) [2].

Prema tome, CRLB odgovara minimalnoj vrijednosti srednjekvadratne greške pozicioniranja MMSE (engl. *Minimum Mean Square Error*):

$$CRLB(\boldsymbol{\theta}) = MMSE = Var(\hat{\boldsymbol{\theta}})_{min}, \quad (5.4)$$

Ukoliko su vrijednosti za MSE (5.3) i CRLB (5.4) bliske, kaže se da je estimator efikasan, dok suprotno znači da je potrebno primijeniti kvalitetniji estimacioni algoritam. Metrika tačnosti pozicioniranja izražena u $[m]$ je predstavljena devijacijom srednjekvadratne greške, koja se negdje naziva i greškom srednjeg kvadratnog korijena RMSE (engl. *Root Mean Square Error*) [122,132]:

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \|\hat{\boldsymbol{\theta}}_i - \boldsymbol{\theta}\|_2^2}, \quad (5.5)$$

gdje je sa $\boldsymbol{\theta}$ označena tačna lokacija MS, $\hat{\boldsymbol{\theta}}_i$ predstavlja i -tu procjenu lokacije MS i L je broj nezavisnih mjerjenja ili numeričkih simulacija.

Minimum greške (5.5) definisan je sa parametrom RMMSE (engl. *Root Minimum Mean Square Error*) ili devijacijom Kramer-Rao donje granice [12]:

$$RMMSE = \sqrt{MMSE} = \sqrt{CRLB(\boldsymbol{\theta})}, \quad (5.6)$$

Potreban uslov za izračunavanje Kramer-Rao donje granice preciznosti je pouzdana identifikacija NLOS BS, za koju ćemo prepostaviti da je izvršena u prvoj fazi procesa pozicioniranja.

5.1 CRLB za nepoznati model NLOS propagacije

U NLOS scenariju CRLB zavisi od dostupnosti statističkih informacija o NLOS transmisiji. Nadovezujući se na gornji tekst u kome su date uvodne definicije, razmotrimo prvo češći slučaj kada takvih informacija nema. U navedenoj situaciji vrši se združena ML procjena lokacije MS i NLOS grešaka opisana u 4.3.1.

CRLB se izračunava pomoću Fišerove matrice informacija FIM (engl. *Fisher Information Matrix*) definisane na sljedeći način [63,70,110]:

$$\mathbf{J}(\boldsymbol{\phi}) = \mathbf{H}\mathbf{J}(\mathbf{d})\mathbf{H}^T, \quad (5.7)$$

gdje je lokacioni vektor $\boldsymbol{\phi}$ dat kao u 4.3.1 i $\mathbf{d} = [d_1 \dots d_N]^T$ vektor tačnih udaljenosti između MS i BS.

Matrice \mathbf{H} i \mathbf{J} se formiraju kako slijedi [63,70]:

$$\mathbf{H} = \frac{\partial \mathbf{d}}{\partial \boldsymbol{\phi}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial d_1}{\partial x} & \frac{\partial d_2}{\partial x} & \frac{\partial d_{n_{NL}}}{\partial x} & \frac{\partial d_N}{\partial x} \\ \frac{\partial d_1}{\partial y} & \frac{\partial d_2}{\partial y} & \frac{\partial d_{n_{NL}}}{\partial y} & \frac{\partial d_N}{\partial y} \\ \frac{\partial d_1}{\partial b_1} & \frac{\partial d_2}{\partial b_1} & \ddots & \frac{\partial d_{n_{NL}}}{\partial b_1} & \ddots & \frac{\partial d_N}{\partial b_1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial d_1}{\partial b_{n_{NL}}} & \frac{\partial d_2}{\partial b_{n_{NL}}} & & \frac{\partial d_{n_{NL}}}{\partial b_{n_{NL}}} & & \frac{\partial d_N}{\partial b_{n_{NL}}} \end{bmatrix}, \quad (5.8)$$

$$\mathbf{J}(\mathbf{d}) = E_{\mathbf{d}} \left[\left(\frac{\partial \ln p(\mathbf{r}|\mathbf{d})}{\partial \mathbf{d}} \right) \left(\frac{\partial \ln p(\mathbf{r}|\mathbf{d})}{\partial \mathbf{d}} \right)^T \right], \quad (5.9)$$

pri čemu je $p(\mathbf{r}|\mathbf{d})$ združena funkcija gustine vjerovatnoće realizacije vektora izmjerjenih rastojanja $\mathbf{r} = [r_1 \dots r_n]^T$ u zavisnosti od tačnih rastojanja. Matrica \mathbf{H} se može raščlaniti na LOS i NLOS komponente:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{NL} & \mathbf{H}_L \\ \mathbf{I}_{NL} & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad (5.10)$$

tako da je \mathbf{I}_{NL} jedinična matrica dimenzija $n_{NL} \times n_{NL}$, nul-matrica je dimenzija $n_{NL} \times (N - n_{NL})$, dok matrice \mathbf{H}_{NL} i \mathbf{H}_L sadrže informacije o geometrijskoj konfiguraciji između MS i raspoloživih BS [63,70]:

$$\mathbf{H}_{NL} = \begin{bmatrix} \cos \alpha_1 & \cos \alpha_2 & \dots & \cos \alpha_{n_{NL}} \\ \sin \alpha_1 & \sin \alpha_2 & \dots & \sin \alpha_{n_{NL}} \end{bmatrix}, \quad (5.11)$$

$$\mathbf{H}_L = \begin{bmatrix} \cos \alpha_{n_{NL}+1} & \cos \alpha_{n_{NL}+2} & \dots & \cos \alpha_N \\ \sin \alpha_{n_{NL}+1} & \sin \alpha_{n_{NL}+2} & \dots & \sin \alpha_N \end{bmatrix}, \quad (5.12)$$

uz napomenu da je α_i ugao između pravca koji spaja MS i i -tu BS i pravca x -ose:

$$\cos(\alpha_i) = \frac{(x-x_i)}{d_i}, \quad i = 1, \dots, N, \quad (5.13)$$

$$\sin(\alpha_i) = \frac{(y-y_i)}{d_i}, \quad i = 1, \dots, N, \quad (5.14)$$

Na sličan način kao u (5.10) vrši se dekompozicija matrice $\mathbf{J}(\mathbf{d})$:

$$\mathbf{J}(\mathbf{d}) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Lambda}_{NL} & 0 \\ 0 & \boldsymbol{\Lambda}_L \end{bmatrix}, \quad (5.15)$$

na sljedeće dijagonalne matrice [63,70]:

$$\boldsymbol{\Lambda}_{NL} = \mathbf{Q}_{NL}^{-1} = \text{diag}[\sigma_1^{-2}, \sigma_2^{-2} \dots \dots \sigma_{n_{NL}}^{-2}], \quad (5.16)$$

$$\boldsymbol{\Lambda}_L = \mathbf{Q}_L^{-1} = \text{diag}[\sigma_{n_{NL}+1}^{-2}, \sigma_{n_{NL}+2}^{-2} \dots \dots \sigma_N^{-2}], \quad (5.17)$$

Matrice $\boldsymbol{\Lambda}_{NL}$ i $\boldsymbol{\Lambda}_L$ su inverzne kovarijansne matrice Gausovog mjernog šuma NLOS i LOS mjerena respektivno.

Na osnovu (5.7) – (5.17) dobija se [6,110]:

$$\mathbf{J}(\boldsymbol{\phi}) = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{NL}\boldsymbol{\Lambda}_{NL}\mathbf{H}_{NL}^T + \mathbf{H}_L\boldsymbol{\Lambda}_L\mathbf{H}_L^T & \mathbf{H}_{NL}\boldsymbol{\Lambda}_{NL} \\ \boldsymbol{\Lambda}_{NL}\mathbf{H}_{NL}^T & \boldsymbol{\Lambda}_L \end{bmatrix}, \quad (5.18)$$

Kako je od interesa procjena tačnosti lokacije MS, odnosno vektora $\boldsymbol{\theta}$, za izračunavanje parametra $CRLB(\boldsymbol{\theta})$ potrebno je fokusirati se na prvu kvadratnu submatricu dimenzija 2x2 od matrice $\mathbf{J}^{-1}(\boldsymbol{\phi})$ [63]:

$$E[(\hat{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta})(\hat{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta})^T] \geq [\mathbf{J}^{-1}(\boldsymbol{\phi})]_{2x2} = (\mathbf{H}_L\boldsymbol{\Lambda}_L\mathbf{H}_L^T)^{-1}, \quad (5.19)$$

Suprotno očekivanju koje proističe iz strukture elemenata Fišerove matrice (5.18), CRLB formulisan preko (5.19) zavisi jedino od LOS parametara.

Po definiciji, (5.4) i (5.6) se dobijaju iz sljedećih relacija [110]:

$$CRLB(\boldsymbol{\theta}) = \text{trag}[(\mathbf{H}_L\boldsymbol{\Lambda}_L\mathbf{H}_L^T)^{-1}], \quad (5.20)$$

$$RMMSE = \sqrt{\text{trag}[(\mathbf{H}_L\boldsymbol{\Lambda}_L\mathbf{H}_L^T)^{-1}]}, \quad (5.21)$$

Ekskluzivna zavisnost parametra CRLB od LOS signala može se iskoristiti za dizajniranje veoma učinkovitih algoritama pozicioniranja. U ovakvom pristupu prvo se identificuje, a potom odbacuje n_{NL} mjerena sa NLOS BS, nakon čega odgovarajući estimator procjenjuje lokaciju MS na osnovu preostalog broja LOS mjerena koji mora da zadovoljava uslov $N - n_{NL} \geq 3$. Kao što je rečeno u uvodu, takvi estimatori se nazivaju IAD estimatori [7–10], a odlikuje ih solidna tačnost i efikasnost realizacije zbog manjeg obima obrade podataka.

Kao potencijalna varijanta IAD-a, ML estimator opisan u 4.3.1 baziran isključivo na TOA mjerenjima sa LOS BS smatra se nepristrasnim i može asimptotski dostići parametar CRLB, već uz korišćenje jednostavnijih metoda optimizacije kao što je TS-LS algoritam [11,110].

5.2 CRLB za *a priori* poznati model NLOS propagacije

Ukoliko postoje određena saznanja o raspodjeli NLOS grešaka, može se pokazati da je tada moguće poboljšati tačnost pozicioniranja u odnosu na IAD estimatore. Kao što je već rečeno, ovakav scenario je manje prisutan u praksi, ali je veoma značajan sa teorijskog aspekta. Neka su NLOS greške nezavisne eksponencijalne slučajne promjenjive sa varijansama predstavljenim sljedećom kovarijansnom matricom:

$$\boldsymbol{\Omega} = \text{diag}[\lambda_1^2, \lambda_2^2, \dots, \lambda_{n_{NL}}^2], \quad (5.22)$$

Ciljni limit tačnosti u NLOS uslovima naziva se generalizovana Kramer-Rao donja granica GCRLB (engl. *Generalized Cramer-Rao Lower Bound*).

Ovaj parametar proizilazi iz tzv. generalizovane Fišerove matrice informacija GFIM (engl. *Generalized Fisher Information Matrix*) $\mathbf{J}_G(\boldsymbol{\phi})$ [63,110]:

$$\mathbf{J}_G(\boldsymbol{\phi}) = \mathbf{J}(\boldsymbol{\phi}) + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \boldsymbol{\Omega}^{-1} \end{bmatrix}, \quad (5.23)$$

Sve matrice u (5.23) su dimenzija $(n_{NL} + 2) \times (n_{NL} + 2)$, pri čemu je $\mathbf{J}(\boldsymbol{\phi})$ Fišerova matrica (5.18) za slučaj kada ne postoji nikakva statistička predstava o karakteru NLOS propagacije.

Naime, tada elementi kovarijanske matrice (5.22) redom teže beskonačnosti (ekvivalent totalne neodređenosti), pa je njena inverzna matrica identična nul-matrici, $\boldsymbol{\Omega}^{-1} = \text{diag}[\lambda_1^{-2}, \lambda_2^{-2} \dots \dots \lambda_{n_{NL}}^{-2}] = \mathbf{0}$ i $\mathbf{J}_G(\boldsymbol{\phi}) = \mathbf{J}(\boldsymbol{\phi})$.

Uzimajući u obzir (5.18), generalizovana Fišerova matrica informacija (5.23) dobija svoj konačni oblik [110]:

$$\mathbf{J}_G(\boldsymbol{\phi}) = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{NL}\boldsymbol{\Lambda}_{NL}\mathbf{H}_{NL}^T + \mathbf{H}_L\boldsymbol{\Lambda}_L\mathbf{H}_L^T & \mathbf{H}_{NL}\boldsymbol{\Lambda}_{NL} \\ \boldsymbol{\Lambda}_{NL}\mathbf{H}_{NL}^T & \boldsymbol{\Lambda}_{NL} + \boldsymbol{\Omega}^{-1} \end{bmatrix} \equiv \begin{bmatrix} \mathcal{A} & \mathcal{B} \\ \mathcal{B}^T & \mathcal{C} \end{bmatrix}, \quad (5.24)$$

pri čemu je:

$$\mathcal{A} = \mathbf{H}_{NL}\boldsymbol{\Lambda}_{NL}\mathbf{H}_{NL}^T + \mathbf{H}_L\boldsymbol{\Lambda}_L\mathbf{H}_L^T, \quad (5.25)$$

$$\mathcal{B} = \mathbf{H}_{NL}\boldsymbol{\Lambda}_{NL}, \quad (5.26)$$

$$\mathcal{C} = \boldsymbol{\Lambda}_{NL} + \boldsymbol{\Omega}^{-1}, \quad (5.27)$$

Inverzna generalizovana Fišerova matrica data je kao [11,110]:

$$\mathbf{J}_G^{-1} = \begin{bmatrix} \mathcal{A}^{-1} + \mathbf{M}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{M}^T & -\mathbf{M}\mathbf{V}^{-1} \\ -\mathbf{V}^{-1}\mathbf{M}^T & \mathbf{V}^{-1} \end{bmatrix}, \quad (5.28)$$

gdje je $\mathbf{V} = \mathcal{C} - \mathcal{B}^T\mathcal{A}^{-1}\mathcal{B}$, $\mathbf{M} = \mathcal{A}^{-1}\mathcal{B}$. Analogno kao u (5.19), za dobijanje parametra $GCRLB(\boldsymbol{\theta})$ kada je poznata distribucija NLOS grešaka od interesa je prva kvadratna submatrica dimenzija 2x2 od matrice \mathbf{J}_G^{-1} :

$$E[(\hat{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta})(\hat{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta})^T] \geq [\mathbf{J}_G^{-1}]_{2x2} = \mathcal{A}^{-1} + \mathbf{M}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{M}^T, \quad (5.29)$$

Na osnovu (5.29) može se pisati [11,110]:

$$GCRLB(\boldsymbol{\theta}) = \text{trag}[\mathcal{A}^{-1} + \mathbf{M}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{M}^T], \quad (5.30)$$

$$RMMSE = \sqrt{\text{trag}[\mathcal{A}^{-1} + \mathbf{M}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{M}^T]}, \quad (5.31)$$

Ako je $N - n_{NL} \geq 3$, može se dokazati da se GCRLB nalazi između sljedeća dva praga [110]:

$$\operatorname{trag}[(\mathbf{H}_L \boldsymbol{\Lambda}_L \mathbf{H}_L^T)^{-1}] \geq \operatorname{trag}[\mathbf{J}_G^{-1}]_{2x2} \geq \operatorname{trag}[(\mathbf{H}_{NL} \boldsymbol{\Lambda}_{NL} \mathbf{H}_{NL}^T + \mathbf{H}_L \boldsymbol{\Lambda}_L \mathbf{H}_L^T)^{-1}], \quad (5.32)$$

Gornji prag u (5.32) odgovara LOS scenariju uz upotrebu IAD estimatora ($\boldsymbol{\Omega} \rightarrow \infty$), pri čemu se parametar GCRLB poklapa sa parametrom CRLB datim sa (5.20). Donji prag tačnosti važi kada $\boldsymbol{\Omega} \rightarrow \mathbf{0}$. Ove dvije granice postaju bliske jedna drugoj kada srednja vrijednost NLOS grešaka raste, jer su tada NLOS signali slabiji i sadrže "manje informacija" o lokaciji MS.

Nejednačina (5.32) ukazuje na osobenu činjenicu da se združivanjem LOS/NLOS mjerena tačnost pozicioniranja može povećati u odnosu na opciju upotrebe IAD estimatora i diskreditovanja NLOS mjerena. U simulacionim studijama u [11,12] je pokazano da je to moguće učiniti sa ML estimatorom opisanim u 4.3.2, ali uz dodatni uslov prihvatljivog broja LOS mjerena. Pored toga što broj LOS mjerena mora da bude dovoljan za cirkularnu lateraciju i da iznosi najmanje tri, potrebno je i da bude veći ili jednak broju NLOS mjerena, odnosno da je broj NLOS BS manji ili jednak polovini ukupnog broja dostupnih baznih stanica [11]. Podsjećanja radi, ispunjenje prethodnog uslova je i prepostavka implementacije tzv. robustnih estimatora.

U takvim okolnostima navedeni ML estimator ima potencijal da se izbori sa nelinearnošću i pristranošću u sistemu (engl. *bias*) [170], odnosno da se uz primjenu konvencionalnih metoda optimizacije kao što je LM algoritam približi granicama tačnosti definisanim sa (5.30) i (5.31) [12].

Kvalitetnu definiciju Kramer-Rao donje granice u NLOS uslovima u preglednoj literaturi je veoma teško pronaći. Najbolji pokušaj je napravljen od strane autorke *Y. Qi* u [110]. Većina razmatranja u ovoj glavi su zasnovana na citiranom radu i on se smatra jednom od najboljih doktorskih disertacija napisanih ikada na temu fizičke interpretacije bežične geolokacije u NLOS okruženju.

6. Metode optimizacije za rješavanje problema pozicioniranja u NLOS uslovima

Problem čelijskog pozicioniranja u NLOS uslovima svodi se na problem optimizacije, odnosno minimizacije generisane estimacione funkcije cilja, radi procjene nepoznate lokacije MS [122]. Optimizacija je procedura pronalaženja optimalnog rješenja nekog inženjerskog problema u datim okolnostima, odnosno pri određenim ograničenjima [171–173].

Lokacijski optimizacioni problem u bežičnim mrežama ima drugačiji kontekst od lokacijskih problema koji se proučavaju u oblasti operacionih istraživanja, a u opštem slučaju opisuje se matematičkom formulacijom analognom sa (4.1):

$$\begin{aligned}
 & \text{minimum } F(\boldsymbol{\phi}), \\
 \text{pod ograničenjima: } & g_j(\boldsymbol{\phi}) \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, N \\
 & h_k(\boldsymbol{\phi}) = 0, \quad k = 1, 2, \dots, K \\
 & \phi_i^D \leq \phi_i \leq \phi_i^U, \quad i = 1, 2 \dots n
 \end{aligned} \tag{6.1}$$

gdje je:

$F(\boldsymbol{\phi})$ – kriterijumska ili ciljna funkcija pozicioniranja,

$\boldsymbol{\phi} = [\phi_1 \ \phi_2 \ \dots \ \phi_n]^T$ – vektor upravljačkih promjenjivih ili lokacioni vektor,

$g_j(\boldsymbol{\phi})$ – ograničenja tipa nejednakosti,

$h_k(\boldsymbol{\phi})$ – ograničenja tipa jednakosti,

ϕ_i^D – donja granica i -te komponente lokacionog vektora,

ϕ_i^U – gornja granica i -te komponente lokacionog vektora.

Ako su funkcija cilja $F: R^n \rightarrow R$ i funkcije $g_j: R^n \rightarrow R$ i $h_k: R^n \rightarrow R$ koje definišu ograničenja linearne, (6.1) se naziva problemom linearog programiranja LP (engl. *Linear Programming*) ili linearne optimizacije. Ukoliko nije zadovoljen bar jedan od tih uslova, radi se o problemu nelinearnog programiranja NLP (engl. *NonLinear Programming*) ili nelinearne optimizacije [171,172]. Linearni problem pozicioniranja se najčešće dobija linearizacijom nelinearne funkcije cilja i može se uspješno riješiti primjenom simpleks algoritma ili neke od njegovih varijanti [75,76,171,173]. Evidentno, problem (6.1) pretežno je NLP tipa jer je ciljna funkcija pozicioniranja uglavnom nelinearnog karaktera. Pritom treba istaći da za probleme nelinearnog programiranja ne postoji univerzalna metoda, već se koriste specijalizovane metode koje rješavaju različite tipove zadataka u zavisnosti od oblika i dimenzije funkcije cilja i skupa ograničenja [116,171]. Lokacioni vektor $\boldsymbol{\phi}$ je komponovan u n -dimenzionalnom prostoru (R^n) koji se naziva prostor upravljačkih promjenjivih ili prostor rješenja. Od ranije je poznato da upravljački prostor ima najmanje dvije dimenzije koje predstavljaju koordinate MS ($\phi_1 = x$ i $\phi_2 = y$), odnosno više dimenzija kada su u proces optimizacije uključeni i nepoznati parametri koji potiču od NLOS BS, pri čemu je najčešće $n = n_{NL} + 2$. Ako nije izvršena identifikacija BS, $n = N + 2$. Svaka tačka u prostoru rješenja može biti dopustivo ili nedopustivo rješenje optimizacionog problema što zavisi od toga da li ta tačka zadovoljava postavljena ograničenja. Adekvatno postavljena ograničenja omogućavaju da dobijena rješenja imaju fizički smisao, kao što je pokazano u (2.13) [117]. Generalno, može se analizirati lokacijski optimizacioni problem koji ima samo ograničenja tipa nejednakosti. Naime, ograničenja tipa jednakosti se rjeđe sreću u problemima pozicioniranja (koriste se kod CWLLS algoritma), a uvijek se mogu zapisati u obliku odgovarajućih nejednakosti $h_k(\boldsymbol{\phi}) \geq 0$ i $h_k(\boldsymbol{\phi}) \leq 0$, gdje je $k = 1, 2, \dots, K$, [63,97,171–173]. Dio prostora $D \subset R^n$ za koji važi:

$$D = \{\boldsymbol{\phi} \in R^n | g_j(\boldsymbol{\phi}) \leq 0, j = 1, 2 \dots N\}, \quad (6.2)$$

gdje je N broj dostupnih BS, naziva se dopustivi (engl. *feasible*) prostor upravljačkih promjenjivih ili dopustivi prostor rješenja. Kada je $D = R^n$, onda je (6.1) problem optimizacije bez ograničenja, koja se često naziva i optimizacija sa ograničenjima vrijednosti varijabli.

Svaki lokacioni vektor $\phi \in D$ naziva se dopustivo rješenje. Ograničenje $g_j(\phi) \leq 0$ je aktivno u dopustivom rješenju $\bar{\phi}$ ako je $g_j(\bar{\phi}) = 0$, a neaktivno ako je $g_j(\bar{\phi}) < 0$. Tačke $\bar{\phi}$ se nazivaju ograničene tačke i vrlo često je neka od njih i rješenje optimizacionog problema [117]. Ograničenja u značajnoj mjeri redukuju prostor pretrage, pa su problemi sa ograničenjima teži za rješavanje. Konstantni faktori koji se mogu pojavljivati u opštem matematičkom modelu (6.1) nazivaju se parametrima lokacijskog sistema i odnose se na statističke parametre mjernog šuma i upotrijebljenih NLOS propagacionih modela opisanih u glavi 3. Kada je aditivni šum zanemarljiv, funkcije nelinearnih ograničenja tipa nejednakosti za problem TOA pozicioniranja se prema (2.13) mogu interpretirati kao:

$$g_j(\theta) = (x - x_j)^2 + (y - y_j)^2 - r_j^2, \quad j = 1, 2, \dots, N, \quad (6.3)$$

Na primjeru sa Slike 2.5 dopustivi prostor rješenja poklapa se sa cirkularnim trouglom ABC, a tačke A, B i C su ograničene tačke. Donja i gornja granica i -te komponente lokacionog vektora određuju se pomoću jednačina (2.14) i (2.16).

Kriterijum prema kome će se vršiti optimizacija, a koji je izražen u funkciji upravljačkih promjenjivih naziva se kriterijumska, objektivna ili funkcija cilja. Takva funkcija pri svakom izračunavanju dobija određenu numeričku vrijednost koja predstavlja mjeru optimalnosti, podobnosti ili kvaliteta dobijenih rješenja. Procedura formiranja ciljne funkcije pozicioniranja na osnovu postavke problema, a u zavisnosti od lokacionog vektora i uz pripadajuća ograničenja, naziva se modeliranje i predstavlja veoma osjetljiv korak prije same primjene metode optimizacije. Estimacioni model lociranja ne smije biti previše jednostavan jer neće odgovarati realnom problemu, niti suviše komplikovan jer nijedna metoda neće moći da ga uspješno riješi [115–118]. U sistemima pozicioniranja funkcija cilja se vezuje za grešku pozicioniranja, a formulacija modela obavlja se putem estimacionih ML, LS ili metoda sa ograničenjima predloženim u glavi 4. Proces optimizacije se potom nastavlja sa implementacijom odgovarajućeg algoritma u svrhu pronalaženja optimalnog rješenja problema (6.1), odnosno dopustivog rješenja pri kome funkcija cilja (ukupna greška pozicioniranja) dostiže svoj globalni optimum (globalni minimum). Poslednja faza postupka je testiranje estimatora u realnom ili simulacionom okruženju i verifikacija dobijenih rezultata.

Za datu ciljnu funkciju $F: D \rightarrow R$ definisanu sa (6.1), lokacioni vektor ϕ^* je tačka globalnog minimuma ako važi $F(\phi^*) \leq F(\phi)$ za svaki $\phi \in D$. Ako je F neprekidna funkcija a skup D zatvoren i ograničen, postoji bar jedan globalni minimum $\phi^* \in D$ [171,172]. Analogno, lokacioni vektor ϕ^* je tačka lokalnog minimuma ako postoji dopustiva okolina $\delta > 0$ tako da je $F(\phi^*) \leq F(\phi)$ za sve $\phi \in D$ takve da je $\|\phi - \phi^*\| < \delta$, pri čemu je $\|\phi - \phi^*\|$ Euklidsko rastojanje između lokacionih vektora ϕ i ϕ^* [171,172].

Globalni minimum je ujedno i lokalni minimum. Međutim, lokalni minimum po pravilu ne mora da bude i globalni minimum. Prema tome, primarni cilj ove disertacije je razvoj optimizacionih metoda koje rješavaju zadatak globalne optimizacije, odnosno metoda koje su sposobne da izbjegnu problem "zaglavljivanja" u lokalnom optimumu. Globalna optimizacija takođe podrazumijeva da komponente lokacionog vektora uzimaju realne (neprekidne) vrijednosti. Kod problema kombinatorne (diskretne) optimizacije upravljačke promjenjive mogu imati prebrojive vrijednosti. Pored kategorizacije optimizacionih problema po tipu upravljačkih promjenjivih na kombinatorne i globalne, ili prema kriterijumu postojanja ograničenja na probleme sa ograničenjima, ili bez ograničenja, postoji i podjela na osnovu broja funkcija cilja [119]. Optimizacioni problemi lociranja o kojima je do sada bilo govora pripadaju grupi problema sa jednom funkcijom cilja ili problemima jednokriterijumske optimizacije SOO (engl. *Single-Objective Optimization*). Nasuprot tome, problemi višeciljnog programiranja ili višekriterijumske optimizacije MOO (engl. *Multi-Objective Optimization*) određeni su sa više međusobno protivrječnih kriterijumskih funkcija koje je potrebno istovremeno optimizovati na bazi tzv. Pareto kompromisa [119]. Takvih problema ima mnogo u praksi, a tipičan primjer je maksimizacija performansi nekog mehaničkog sistema ili alata uz minimizaciju troškova materijala. U svjetlu gornjih podjela, razmatrani problem ćelijskog pozicioniranja u NLOS uslovima zasnovan na ML principu se može okvalifikovati kao nelinearni i nekonveksni, odnosno multimodalni problem globalne jednokriterijumske optimizacije sa ograničenjima tipa nejednakosti. Globalno optimalno rješenje postavljenog kompleksnog problema lociranja ne može se dovoljno tačno numerički odrediti primjenom klasičnih, determinističkih metoda optimizacije, stoga se koriste metaheuristički algoritmi koji spadaju u klasu stohastičkih optimizacionih algoritama koji pretragu baziraju na slučajnosti [113,122].

6.1 Mehanizam upravljanja ograničenjima

Posmatrajmo optimizacioni problem (6.1) sa ograničenjima tipa nejednakosti definisan na skupu dopustivih rješenja (6.2):

$$\begin{aligned} \min F(\boldsymbol{\phi}), \\ \boldsymbol{\phi} \in D \end{aligned} \quad (6.4)$$

Među najjednostavnije i najpopularnije metode za upravljanje ograničenjima spadaju metode kaznenih funkcija (eng. *penalty function*) koje problem (6.4) prevode u problem optimizacije bez ograničenja [169]:

$$\min \text{fitness}(\boldsymbol{\phi}) = \min (F(\boldsymbol{\phi}) + p(\boldsymbol{\phi})), \quad (6.5)$$

pri čemu je kaznena funkcija $p(\boldsymbol{\phi}) = 0$ za $\boldsymbol{\phi} \in D$ i $p(\boldsymbol{\phi}) >> 0$ za $\boldsymbol{\phi} \notin D$.

Kod ovih procedura vrši se dodavanje kaznenog člana funkciji cilja u dijelu prostora pretraživanja koji ne zadovoljava data ograničenja. Na taj način se u tom regionu ekstremno povećava vrijednost proširene ili modifikovane funkcije cilja, odnosno *fitness*-a koji je bezdimenzionalna veličina. Tačke u nedopustivom području će postati nekonkurentne (neperspektivne), čime se tok pretrage usmjerava prema dopustivom prostoru rješenja. Nasuprot tome, modifikovana funkcija cilja se za dopustiva rješenja mora poklapati sa ciljnom funkcijom pozicioniranja [169].

Kaznene funkcije se uglavnom dijele na statičke i dinamičke [174].

Kaznene funkcije koje svoje kaznene faktore drže konstantnim tokom cijelog optimizacionog procesa nazivaju se statičke (eng. *static penalty functions*) i jedna od mogućih izvedbi istih data je u sljedećoj formi [174,175]:

$$p_s(\boldsymbol{\phi}) = \sum_{j=1}^N K_j \max (0, g_j^2(\boldsymbol{\phi})), \quad (6.6)$$

gdje su K_j pozitivne konstante koje se nazivaju kazneni faktori.

Najveća mana ovih pristupa je generalizacija, jer su vrijednosti kaznenih faktora često zavisne od vrste problema (eng. *problem-dependent*).

Sa druge strane, postoji i veliki broj dinamičkih kaznenih funkcija (eng. *dynamic penalty functions*) koje koriste informacije iz optimizacionog procesa i na osnovu njih adaptivno ažuriraju svoje kaznene faktore [119]. Unutar ove kategorije prikazaćemo kazneni faktor, odnosno kaznenu funkciju koja zavisi od trenutnog broja iteracija korištenog algoritma optimizacije [174,175]:

$$p_d(\boldsymbol{\phi}) = (Ct)^\alpha SVC(\beta, \boldsymbol{\phi}), \quad (6.7)$$

gdje su C, α i β konstante definisane od strane korisnika ($C=0.5$, $\alpha = 1$ ili 2 , $\beta = 1$ ili 2), t je broj tekuće iteracije, dok je funkcija $SVC(\beta, \boldsymbol{\phi})$ definisana na sljedeći način [174,175]:

$$SVC(\beta, \boldsymbol{\phi}) = \sum_{j=1}^N D_j^\beta(\boldsymbol{\phi}), \quad (6.8)$$

$$D_j = \begin{cases} 0, & g_j(\boldsymbol{\phi}) \leq 0 \\ |g_j(\boldsymbol{\phi})|, & \text{inače} \end{cases}, \quad (6.9)$$

Dinamička kaznena funkcija (6.7) povećava svoju vrijednost kako iterativni proces odmiče kraju i spada u kategoriju tzv. spoljašnjih kaznenih funkcija. Uprkos jednostavnoj implementaciji, primjena kaznenih funkcija zahtijeva pažljivo podešavanje vrijednosti kaznenih faktora zbog mogućeg uticaja na konvergenciju algoritama koji se koriste za rješavanje optimizacionog problema (6.5).

Ukoliko su funkcije cilja i ograničenja u (6.4) diferencijabilne, tada se za rješavanje ekvivalentnog problema bez ograničenja (6.5) mogu koristiti gradijentne metode kao što su kvazi-Njutnovi postupci, postupak konjugovanih gradijenata i druge [119,169].

Ako funkcija cilja i ograničenja nisu diferencijabilne u dopustivom domenu, tada se koriste negradijentne metode kao što su Nelder-Mid simpleks algoritam ili metaheurističke metode optimizacije [119,169].

6.2 Determinističke metode optimizacije

Kod determinističkih algoritama, pri svakom izvršavanju i pod bilo kojim uslovima, od istog ulaza se dolazi do istog izlaza, slijedeći uvijek identičnu trajektoriju u dopustivom prostoru rješenja. Porodici determinističkih metoda optimizacije pripadaju klasični algoritmi pomenuti u prethodnim glavama kao što su gradijentni Levenberg-Markartov algoritam (LM) [11,12,107] i reflektivni algoritam regije povjerenja (TRR) [68,107], linearna metoda težinskih (ponderisanih) najmanjih kvadrata (WLLS) [89–92], iterativni Tejlorov algoritam najmanjih kvadrata (TS-LS) [2,93,94] i na Tejlorovom razvoju zasnovana metoda linearног kvadratnog programiranja (TS-LQP) [2,78]. Navedene konvencionalne metode će poslužiti kao solidna osnova za poređenje sa metaheurističkim metodama optimizacije koje su u fokusu ovog istraživanja.

Za razliku od gradijentnih, determinističke metode direktnog pretraživanja koriste vrijednosti funkcije cilja u karakterističnim tačkama prostora rješenja, stoga se oblast njihove primjene može proširiti i na optimizaciju kriterijumskih funkcija koje nisu diferencijabilne. Među ovim metodama posebno se izdvajaju Nelder-Mid simpleks metod i sekvenčalni simpleks metod [108–110].

Budući da se estimacioni problem lociranja u složenim propagacionim uslovima može označiti kao kompleksni, višedimenzionalni optimizacioni problem sa funkcijom cilja koja je multimodalna, deterministički iterativni algoritmi ne mogu da pronađu optimalno rješenje u realnom vremenu i bez izuzetnih računarskih resursa [113,118,119,122]. Druga stvar koja ograničava primjenu ovih metoda na složene optimizacione probleme je zadavanje početnih vrijednosti koje moraju da budu bliske željenim vrijednostima, kako bi se umanjila vjerovatnoća od "zaglavljivanja" u nekom od lokalnih optimuma funkcije cilja [118]. Iz navedenih razloga koristi se hibridizacija konvencionalnih i metaheurističkih metoda optimizacije kako bi se simultano otklonili nedostaci jednih, a uvrstile prednosti drugih algoritama.

U narednim poglavljima detaljno su predstavljena dva najčešće korišćena algoritma iz grupe determinističkih gradijentnih, odnosno direktnih metoda optimizacije: Levenberg-Markartov i Nelder-Mid algoritam, respektivno.

6.2.1 Levenberg-Markartov algoritam

Gradijentne metode se oslanaju na poznavanje izvoda prvog i drugog reda funkcije cilja radi rješavanja optimizacionog problema. Kada je funkcija cilja multimodalna, ove metode mogu konvergirati ka lokalnom optimumu koji je najbliži početnoj procjeni. Levenberg-Markartov algoritam je iterativna procedura specijalno razvijena ranih 60-tih godina prošlog vijeka za potrebe rješavanja nelinearnog problema najmanjih kvadrata i spada u metode bezuslovne optimizacije [66,67,107,172]. Kao takav, može korektno tretirati i dati problem sa ograničenjima. LM algoritam kombinuje prednosti metode najstrmijeg pada ili metode gradijentnog spusta (engl. *steepest descent method*) [32,50,95,172] i Gaus-Njutnove metode (GN) [2,32,107,172]. Ovaj algoritam je mnogo robusniji od GN metode, što znači da ima sposobnost pronađaska dobrih rješenja čak i u slučaju kada je inicijalna procjena znatno udaljena od konačnog optimuma.

Definišimo funkciju cilja (4.50) u formi:

$$F(\boldsymbol{\phi}) = \mathbf{l}(\boldsymbol{\phi})^T \mathbf{l}(\boldsymbol{\phi}) , \quad (6.10)$$

pri čemu je:

$$\mathbf{l}(\boldsymbol{\phi}) = [\sqrt{w_1} f_1(\boldsymbol{\phi}) \quad \sqrt{w_2} f_2(\boldsymbol{\phi}) \dots \quad \sqrt{w_N} f_N(\boldsymbol{\phi})]^T , \quad (6.11)$$

Neka je (4.50) realna i dvostruko diferencijabilna na skupu R^n . Razvojem (4.50) u Tejlorov red i uzimajući u obzir članove zaključno do derivacije drugog reda, dobija se [2,107,108,172]:

$$F(\boldsymbol{\phi}_k + \mathbf{h}_k) \approx L(\mathbf{h}_k) = F(\boldsymbol{\phi}_k) + \mathbf{g}_k^T \mathbf{h}_k + \frac{1}{2} \mathbf{h}_k^T \mathbf{H}_k \mathbf{h}_k , \quad (6.12)$$

pri čemu je:

$\boldsymbol{\phi}_k$ – lokacioni vektor u tekućoj k -toj iteraciji ili koraku algoritma, odnosno trenutno rješenje ili tačka u prostoru rješenja $D = R^n$,

\mathbf{h}_k – tekući priraštaj, odnosno inkrement lokacionog vektora,

$L(\mathbf{h}_k)$ – aproksimacija funkcije cilja u okolini tekuće iteracije $\boldsymbol{\phi}_k$,

$\nabla F(\boldsymbol{\phi}_k) = \mathbf{g}(\boldsymbol{\phi}_k) = \mathbf{g}_k$ – gradijentni kolona-vektor dimenzije n prvih parcijalnih izvoda funkcije cilja u tački $\boldsymbol{\phi}_k$, sa elementima $g_{ki} = \frac{\partial F}{\partial \phi_{ki}}$, $i = 1, 2, \dots, n$,

$\nabla^2 F(\boldsymbol{\phi}_k) = \mathbf{H}(\boldsymbol{\phi}_k) = \mathbf{H}_k$ – simetrična matrica dimenzije $n \times n$ drugih parcijalnih izvoda ciljne funkcije F u tački $\boldsymbol{\phi}_k$, sa elementima $H_{ij}^k = \frac{\partial^2 F}{\partial \phi_{ki} \partial \phi_{kj}}$, $1 \leq i, j \leq n$,

poznata kao Hesijan matrica (engl. *Hessian*).

Uslov pri kojem desna strana jednačine (6.12) ima minimum je:

$$\mathbf{H}_k \mathbf{h}_k = -\mathbf{g}_k , \quad (6.13)$$

Gornji identitet definiše Njutnovu metodu optimizacije, pri čemu se prepostavlja da je Hesijan matrica pozitivno definitna [2,107,108,172]. Na osnovu (6.10) i ukoliko se pri izračunavanju Hesijan matrice ignoru derivacije drugog reda vektorske funkcije (6.11), jednostavnim manipulacijama se dobija:

$$\mathbf{g}_k = \mathbf{J}_k^T \mathbf{l}(\boldsymbol{\phi}_k) , \quad (6.14)$$

$$\mathbf{H}_k \approx \mathbf{J}_k^T \mathbf{J}_k , \quad (6.15)$$

pri čemu je \mathbf{J}_k matrica Jakobijana (eng. *Jacobian*) dimenzije $N \times n$ parcijalnih izvoda funkcije $\mathbf{l}(\boldsymbol{\phi}_k)$ u tački $\boldsymbol{\phi}_k$ sa elementima $J_{ij}^k = \frac{\partial l_{ki}}{\partial \phi_{kj}}$, $1 \leq i \leq N$, $1 \leq j \leq n$,

gdje je i -ta komponenta vektora (6.11) u tački $\boldsymbol{\phi}_k$ data sa $l_{ki} = \sqrt{w_i} f_i(\boldsymbol{\phi}_k)$.

Nakon učinjenih aproksimacija (6.13) prelazi u sljedeći matrični izraz:

$$\mathbf{J}_k^T \mathbf{J}_k \mathbf{h}_k = -\mathbf{J}_k^T \mathbf{l}(\boldsymbol{\phi}_k) , \quad (6.16)$$

kojim je određen Gaus-Njutnov optimizacioni postupak [2,107,108,172].

Kada matrica \mathbf{J}_k ima puni rang, što je uobičajeni slučaj za predeterminisane sisteme, primjenom metode najmanjih kvadrata dobija se rješenje za inkrementalni vektor lokacije u sljedećem obliku:

$$\mathbf{h}_k = \boldsymbol{\phi}_{k+1} - \boldsymbol{\phi}_k = -(\mathbf{J}_k^T \mathbf{J}_k)^{-1} \mathbf{J}_k^T \mathbf{l}(\boldsymbol{\phi}_k), \quad (6.17)$$

Gaus-Njutnova metoda ima lošu konvergenciju kada informacije drugog reda u Hesijan matrici nisu trivijalne. Ona daje dobre rezultate i kvadratnu konvergenciju u završnim iteracijama algoritma kada je tekuće rješenje vrlo blisko optimalnom. U ostalim slučajevima može se očekivati linearna ili superlinearna konvergencija metode. Ograničenje ove metode je takođe da matrica \mathbf{J}_k mora imati puni rang, dok efikasnost postupka uveliko zavisi od izbora inicijalne tačke. Levenberg-Markartova procedura optimizacije ima ugrađeni mehanizam kojim se prevazilaze problemi navedeni kod Gaus-Njutnove metode. Formulacija LM algoritma se dobija modifikacijom izraza (6.16) [2,107]:

$$(\mathbf{J}_k^T \mathbf{J}_k + \mu \mathbf{I}) \mathbf{h}_k = -\mathbf{J}_k^T \mathbf{l}(\boldsymbol{\phi}_k) = -\mathbf{g}_k, \quad (6.18)$$

gdje je μ nenegativni *damping* faktor (faktor amortizacije) koji se podešava u svakoj iteraciji sa ciljem adaptivne kontrole magnitude i smjera inkrementalnog vektora \mathbf{h}_k . Ako se uvedu smjene:

$$\mathbf{C} = \mathbf{J}_k^T \mathbf{J}_k, \quad (6.19)$$

$$\mathbf{D} = \mathbf{C} + \mu \mathbf{I}, \quad (6.20)$$

izraz (6.18) postaje:

$$\mathbf{D} \mathbf{h}_k = -\mathbf{g}_k, \quad (6.21)$$

Primjenom metode najmanjih kvadrata na (6.21) dobija se [2,107]:

$$\mathbf{h}_k = -(\mathbf{D}^T \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^T \mathbf{g}_k, \quad (6.22)$$

Na osnovu (6.20) i (6.21), za velike vrijednosti faktora μ može se pisati:

$$\mathbf{h}_k \approx -\frac{1}{\mu} \mathbf{g}_k, \quad (6.23)$$

Strategija pretraživanja (6.23) odgovara metodi gradijentnog spusta i bazira se na sukcesivnim malim pomjerajima u smjeru negativnog gradijenta.

LM algoritam koristi ovu tehniku ukoliko je tekuća procjena dosta udaljena od optimalnog rješenja, kao što je slučaj u početnim iteracijama algoritma. Prednost ovog postupka je što omogućava smanjenje funkcije cilja nakon svake iteracije, a nedostatak je lošija konvergencija (linearnog tipa).

Kada je μ vrlo maleno, inkrementalni vektor \mathbf{h}_k poprima slične vrijednosti kao kod Gaus-Njutnove metode, koje su optimalne za fina podešavanja u završnim iteracijama algoritma u okolini lokalnog minimuma. Kao krajnji rezultat, LM algoritam postiže brzinu konvergencije reda veličine između Gaus-Njutnove i metode gradijentnog spusta, koja se generalno može okarakterisati kao superlinearna. Izbor inicijalnog faktora μ_0 zavisi od dijagonalnih elemenata inicijalne matrice \mathbf{C}_0 koja se dobija kao [2,107]:

$$\mathbf{C}_0 = \mathbf{J}(\boldsymbol{\phi}_0)^T \mathbf{J}(\boldsymbol{\phi}_0) = \mathbf{J}_0^T \mathbf{J}_0 , \quad (6.24)$$

gdje važi da je:

$$\mu_0 = \tau \max\{c_{ii}^0\} , \quad (6.25)$$

Algoritam nije mnogo osjetljiv na izbor parametra τ , a na osnovu iskustvenog pravila za slučaj dobre početne procjene lokacionog vektora ovaj parametar je najbolje postaviti na vrijednost $\tau = 10^{-6}$. U drugim situacijama uzima se da je $\tau = 10^{-3}$ ili čak $\tau = 1$ [107,108]. U svakoj iteraciji vrši se ažuriranje vrijednosti faktora μ saglasno količniku priraštaja (eng. *gain ratio*) [107,108]:

$$\rho = \frac{F(\boldsymbol{\phi}_k) - F(\boldsymbol{\phi}_k + \mathbf{h}_k)}{L(0) - L(\mathbf{h}_k)} , \quad (6.26)$$

Imenilac gornjeg izraza predstavlja tačnu vrijednost priraštaja funkcije cilja između prethodne i tekuće iteracije, dok nazivnik predstavlja aproksimativnu vrijednost priraštaja, koja se ne ulazeći u detalje izvođenja, izračunava na sljedeći način [107]:

$$L(0) - L(\mathbf{h}_k) = \frac{1}{2} \mathbf{h}_k^T (\mu \mathbf{h}_k - \mathbf{g}_k) , \quad (6.27)$$

Veća vrijednost parametra ρ ukazuje da $L(\mathbf{h}_k)$ dobro aproksimira ciljnu funkciju $F(\boldsymbol{\phi}_k + \mathbf{h}_k)$ i da pretraga ide u dobrom smjeru, pa se u takvom slučaju vrijednost faktora μ može smanjiti tako da naredni korak LM algoritma bude blizak koraku ekvivalentnog Gaus-Njutnovog algoritma. Nasuprot tome, mala vrijednost parametra ρ (koja može biti čak i negativna) ukazuje da $L(\mathbf{h}_k)$ veoma loše aproksimira ciljnu funkciju $F(\boldsymbol{\phi}_k + \mathbf{h}_k)$ i da postoji tendencija udaljavanja od dobrih rješenja, kada vrijednost faktora μ treba povećati i proces pretraživanja pokrenuti u smjeru gradijentnog spusta sa malim koracima \mathbf{h}_k . Jedan od načina podešavanja faktora μ u toku iterativnog postupka dat je u [107,172]:

$$\mu_k = \begin{cases} \mu_{k-1} \max\left\{\frac{1}{3}, 1 - (2\rho_k - 1)^3\right\}; v_k = 2, & \rho_k > 0 \\ \mu_{k-1} v_{k-1}; v_k = 2v_{k-1}, & \text{inče} \end{cases}, \quad (6.28)$$

gdje je v pomoćna promjenjiva i $v_0 = 2$.

Prvi mogući kriterijum zaustavljanja LM algoritma određuje ona vrijednost lokacionog vektora pri kojoj funkcija cilja dostiže globalni optimum:

$$\nabla F(\boldsymbol{\phi}^*) = \mathbf{g}(\boldsymbol{\phi}^*) = 0, \quad (6.29)$$

Svodeći (6.29) u realne okvire dobija se uslov:

$$\|\mathbf{g}\|_\infty \leq \varepsilon_1, \quad (6.30)$$

gdje je ε_1 mali proizvoljno odabrani pozitivni broj, a $\|\mathbf{g}\|$ norma vektora \mathbf{g} .

Drugi kriterijum zaustavljanja algoritma je ispunjen kada norma inkrementalnog vektora padne ispod nekog predefinisanog praga:

$$\|\mathbf{h}_k\| = \|\boldsymbol{\phi}_{k+1} - \boldsymbol{\phi}_k\| \leq \varepsilon_2(\|\boldsymbol{\phi}_k\| + \varepsilon_2), \quad (6.31)$$

Treba obratiti pažnju da neprikladan izbor parametra ε_1 može pojačati uticaj lokalnih grešaka na preuranjenu konvergenciju algoritma. Ako u nekim iteracijama postoji neadekvatno poklapanje tačnog i aproksimativnog priraštaja ciljne funkcije

(vrijednost parametra ρ je mala), tada uslijed male vrijednosti parametra ε_1 , faktor μ u narednim iteracijama može da raste veoma brzo, prouzrokujući smanjenje vrijednosti $\|\mathbf{h}_k\|$ ispod praga (6.31) i prevremeno zaustavljanje algoritma. Na kraju, treći kriterijum je zaštitnog karaktera kako se algoritam ne bi vrtio u beskonačnoj petlji i odnosi se na maksimalno mogući broj iteracija:

$$k \leq k_{max}, \quad (6.32)$$

Parametri $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ i k_{max} se određuju empirijski. Pseudokod implementacije LM algoritma optimizacije za slučaj rješavanja WNLS problema (4.53) i (4.65) prema [67,107,172] dat je kako slijedi:

Algoritam 6.1: Levenberg-Markartov algoritam

```

1: Ulazni podaci:  $\boldsymbol{\phi}_0, \tau, \varepsilon_1, \varepsilon_2, k_{max}$ 
2: Inicijalizacija:  $k = 0; v = 2; \boldsymbol{\phi} = \boldsymbol{\phi}_0$ 
3: Izračunati gradijent  $\mathbf{g}$  na osnovu (6.14) i matricu  $\mathbf{C}$  na osnovu (6.19)
4:  $found = (\|\mathbf{g}\|_\infty \leq \varepsilon_1); \mu = \tau \max\{c_{ii}\}$ 
5: while (not found) and ( $k \leq k_{max}$ ); provjera kriterijuma (6.30) i (6.32)
6:    $k = k + 1$ ; Izračunati inkrementalni vektor  $\mathbf{h}$  na osnovu (6.22)
7:   if  $\|\mathbf{h}\| \leq \varepsilon_2(\|\boldsymbol{\phi}\| + \varepsilon_2)$ ; provjera kriterijuma zaustavljanja (6.31)
8:      $found = \text{true}$ 
9:   else
10:     $\boldsymbol{\phi}_{new} = \boldsymbol{\phi} + \mathbf{h}$ 
11:    Izračunati faktor priraštaja  $\rho$  na osnovu (6.26)
12:    if  $\rho > 0$ 
13:       $\boldsymbol{\phi} = \boldsymbol{\phi}_{new}$ 
14:      Ponoviti izračunavanja kao u liniji 3
15:       $found = (\|\mathbf{g}\|_\infty \leq \varepsilon_1)$ 
16:       $\mu = \mu \max\left\{\frac{1}{3}, 1 - (2\rho - 1)^3\right\}; v = 2$ ; na osnovu (6.28)
17:    else
18:       $\mu = \mu v; v = 2v$ ; na osnovu (6.28)
19:    end if
20:  end if
21: end while
22: Prikaži globalno optimalno rješenje

```

6.2.2 Nelder-Mid simpleks algoritam

Nelder-Mid simpleks metod NMSM (engl. *Nelder-Mead Simplex Method*) je lokalna metoda bezuslovne optimizacije za čiju realizaciju nije potrebno poznavanje izvoda n -dimenzionalne funkcije cilja. Ovaj algoritam traži lokalni optimum koristeći vrijednosti ciljne funkcije u $n + 1$ tačaka geometrijskog uzorka prostora rješenja koji se naziva simpleks, zbog čega spada u klasu metoda direktnе pretrage DSM (engl. *Direct Search Methods*). Simpleks u n dimenzija je specijalni politop, odnosno konveksna ljudska od $n + 1$ vrhova $\mathbf{x}_i = [x_i^1 \dots x_i^d \dots x_i^n]$, gdje je $i = 1, 2, \dots, n + 1$ i $d = 1, 2, \dots, n$ [108,109,173,176]. Specijalno, u dvije dimenzije simpleks je trougao, u tri dimenzije je tetraedar [108,173]. Kod Nelder-Mid algoritma vrši se sortiranje tačaka simpleksa prema vrijednostima funkcije cilja:

$$F(\mathbf{x}_1) \leq F(\mathbf{x}_2) \leq \dots \leq F(\mathbf{x}_{n+1}), \quad (6.33)$$

gdje \mathbf{x}_1 označava najbolji vrh, a \mathbf{x}_{n+1} najlošiji vrh. Pri tome, u svakoj iteraciji algoritma izvršava se određena geometrijska transformacija nad tačkama simpleksa sa ciljem zamjene najlošijeg vrha \mathbf{x}_{n+1} sa novim vrhom oblika [173,176]:

$$\mathbf{x}(\alpha) = (1 + \alpha)\bar{\mathbf{x}} - \alpha\mathbf{x}_{n+1}, \quad (6.34)$$

pri čemu je $\bar{\mathbf{x}}$ težišna tačka ili centroid n najboljih tačaka simpleksa [173,176]:

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i, \quad (6.35)$$

U zavisnosti od vrijednosti koeficijenta α koje se nalaze u sljedećim intervalima [173,176]:

$$-1 < \alpha_{ic} < 0 < \alpha_{oc} < \alpha_r < \alpha_e, \quad (6.36)$$

formulacija (6.34) označava operaciju refleksije (eng. *reflection*), ekspanzije (eng. *expansion*), spoljašnje kontrakcije (eng. *outside contraction*) ili unutrašnje

kontrakcije (eng. *inside contraction*), koje generišu odgovarajuće tačke refleksije $\mathbf{x}(\alpha_r)$, ekspanzije $\mathbf{x}(\alpha_e)$, spoljašnje kontrakcije $\mathbf{x}(\alpha_{oc})$ i unutrašnje kontrakcije $\mathbf{x}(\alpha_{ic})$, respektivno. U većini implementacija, koeficijent refleksije je $\alpha_r = 1$, koeficijent ekspanzije je $\alpha_e = 2$, koeficijent spoljašnje kontrakcije je $\alpha_{oc} = 0.5$, dok je koeficijent unutrašnje kontrakcije $\alpha_{ic} = -0.5$.

Svaka iteracija algoritma ima dva moguća ishoda: kreiranje nove tačke simpleksa koja zamjenjuje najlošiju tačku u narednoj iteraciji primjenom navedenih elementarnih transformacija ili zamjena svih tačaka simpleksa osim najbolje putem operacije sažimanja (eng. *shrinkage*), na osnovu sljedeće formule [108,173,176]:

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_1 + \delta(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_1), \quad i = 2 \dots n+1, \quad (6.37)$$

gdje je $0 < \delta < 1$ koeficijent sažimanja. Najčešće je $\delta = 0.5$.

Prema tome, NMSM algoritam se može predstaviti sa sljedećim koracima:

Korak 1. Inicijalizacija simpleksa:

$$\mathbf{x}_i = [x_i^1 \dots x_i^d \dots x_i^n], \quad i = 1, 2, \dots n+1, \quad d = 1, 2, \dots n.$$

Korak 2. Sortiranje: Sortirati vrhove simpleksa prema (6.33).

Korak 3. Refleksija: Izračunati centroid $\bar{\mathbf{x}}$ prema (6.35), tačku refleksije $\mathbf{x}(\alpha_r)$ prema (6.34) i vrijednost funkcije cilja u tački refleksije $F_r = F(\mathbf{x}(\alpha_r))$. Ako je $F(\mathbf{x}_1) \leq F_r < F(\mathbf{x}_n)$, zamijeniti \mathbf{x}_{n+1} sa tačkom refleksije. Međutim, ako važi $F_r < F(\mathbf{x}_1)$ izvršava se ekspanzija, u suprotnom se primjenjuje kontrakcija.

Korak 4. Ekspanzija: Izračunati tačku ekspanzije $\mathbf{x}(\alpha_e)$ prema (6.34) i vrijednost funkcije cilja u tački ekspanzije $F_e = F(\mathbf{x}(\alpha_e))$. Ako je $F_e < F_r$, zamijeniti \mathbf{x}_{n+1} sa tačkom ekspanzije, u suprotnom zamijeniti \mathbf{x}_{n+1} sa tačkom refleksije.

Korak 5. Spoljašnja kontrakcija: Ako je $F(\mathbf{x}_n) \leq F_r < F(\mathbf{x}_{n+1})$, izračunati tačku spoljašnje kontrakcije $\mathbf{x}(\alpha_{oc})$ prema (6.34) i vrijednost funkcije cilja u tački spoljašnje kontrakcije $F_{oc} = F(\mathbf{x}(\alpha_{oc}))$. Ako je $F_{oc} < F_r$, zamijeniti \mathbf{x}_{n+1} sa tačkom spoljašnje kontrakcije, u suprotnom prijeći na *Korak 7*.

Korak 6. Unutrašnja kontrakcija: Ako je $F_r \geq F(\mathbf{x}_{n+1})$, izračunati tačku unutrašnje kontrakcije $\mathbf{x}(\alpha_{ic})$ prema (6.34) i vrijednost funkcije cilja u tački

unutrašnje kontrakcije $F_{ic} = F(\mathbf{x}(\alpha_{ic}))$. Ako je $F_{ic} < F(\mathbf{x}_{n+1})$, zamijeniti \mathbf{x}_{n+1} sa tačkom unutrašnje kontrakcije, u suprotnom prijeći na *Korak 7*.

Korak 7. Sažimanje: Zamijeniti sve tačke simpleksa osim najbolje na osnovu izraza (6.37).

Nelder-Mid simpleks algoritam se izvršava kao iterativni proces opisan *Koracima 2-7* do momenta ispunjenja specificiranog kriterijuma zaustavljanja koji se može desiti kada razlika funkcija cilja najgore i najbolje tačke simpleksa padne ispod unaprijed određenog praga tolerancije [173]:

$$F(\mathbf{x}_{n+1}) - F(\mathbf{x}_1) \leq \varepsilon , \quad (6.38)$$

gdje je $\varepsilon > 0$ zadani prag tolerancije.

Metoda je veoma efikasna za probleme manjih dimenzija ($n < 10$), dok se za veću dimenzionalnost prostora rješenja ne pokazuje korisnom zbog problema sa konvergencijom [173]. Popularnost ove metode leži u njenoj jednostavnosti koja proističe iz direktnog, negradijentnog pristupa. Osnovni nedostatak Nelder-Mid metode je pronalazak lokalnog minimuma u okolini inicijalne tačke koji ne mora da bude i globalni minimum, zbog čega se ova metoda lokalne pretrage često koristi u kombinaciji sa drugim metodama optimizacije [119]. Budući da se Nelder-Mid metoda primjenjuje za rješavanje optimizacionih problema bez ograničenja, prije upotrebe ove metode na problem sa ograničenjima potrebno je isti prevesti u ekvivalentni problem bez ograničenja primjenom mehanizma kaznenih funkcija [176].

6.3 Metaheurističke metode optimizacije

Sa napretkom računarske tehnike i povećanjem procesne moći računara, bilo je moguće rješavati kompleksne probleme koji su do tada bili nerješivi, jednostavnim pretraživanjem cjelokupnog prostora rješenja ili tehnikom grube sile (engl. *brute-force*). Međutim, tzv. NP (engl. *Nondeterministic Polynomial*) teške probleme kao što je problem trgovackog putnika TSP (engl. *Traveling Sales-Person Problem*), nije moguće optimizovati ovakvim egzaktnim postupkom zbog ekstremno velikog broja mogućih rješenja i vremenske složenosti naivnog rješavanja problema [114–116].

Srećom, optimalno rješenje često nije i nužno potrebno, odnosno možemo se zadovoljiti i sa "dovoljno dobrim", odnosno približnim rješenjem.

Heuristički algoritmi se primjenjuju na rješavanje konkretnih i specifičnih optimizacionih problema tako što koriste svojstva samih problema pri njihovom rješavanju, pri čemu ne mogu garantovati pronađetak globalnog optimuma [120,177,178]. Stohastički heuristički algoritmi iznalaže zadovoljavajuća rješenja u razumnom vremenskom intervalu koristeći slučajna pravila i iterativni način pretraživanja i poboljšanja rezultata, tako da se za istu početnu populaciju mogu generisati i drugačija konačna rješenja. Pri tome, dobar heuristički algoritam treba da generiše rješenje koje je blisko optimalnom sa velikom vjerovatnoćom, a da vjerovatnoća produkcije lošeg rješenja bude svedena na minimum [118,119]. Riječ heuristika potiče od starogrčke riječi *heuriskein* koja u prevodu znači umjetnost pronađenja novih načina (pravila) u rješavanju problema. Začeci heurističkih metoda sežu u polovicu prošlog vijeka, ali se puni razvoj i ekspanzija ovih algoritama za rješavanje velikog broja teških optimizacionih problema (kod kojih je broj lokalnih optimuma eksponencijalan u odnosu na dimenziju problema) veže za poslednje dvije do tri decenije kada je na ovu temu objavljen i veliki broj radova u eminentnim naučnim časopisima. Heuristički algoritmi se dalje dijele na heuristike specifičnih problema i na metaheuristike [118,119].

U radu [179] autori su pokazali da ne postoji jedinstveno najbolji algoritam optimizacije, štaviše svi algoritmi pretraživanja su prosječno dobri. Navedeni iskaz je poznat kao "teorema nema slobodnog ručka" (engl. *no-free-lunch theorem*).

Drugim riječima, za različite vrste problema različiti algoritmi će davati bolje rezultate. Prema tome, glavni cilj bi bio da se izabere najprikladniji heuristički algoritam za dati problem, ili da se projektuju bolji heuristički algoritmi za većinu tipova optimizacionih problema [120]. Razvoj i konstantno unapređivanje heurističkih metoda optimizacije doveo je do nastanka metaheuristika, kao univerzalnih heuristika koje su primjenjive na širok spektar problema [113]. Razvile su se u relativno skorije vrijeme, pa ove metode možemo nazvati zajedničkim imenom moderne ili netradicionalne metode [117].

Metaheuristički algoritmi koriste iterativne procedure pomoću kojih se slučajna pretraga navodi ka globalnom optimalnom rješenju na bazi simulacije odgovarajućih pojava u prirodi, kao što je na primjer evolucijski proces generisanja novih potomstava (rješenja) čiji se kvalitet postepeno popravlja kroz svaku generaciju [111,112]. Metaheuristike predstavljaju skup algoritamskih koncepata čiji je glavni zadatak usmjeravanje problemski specifičnih heuristika prema području prostora pretraživanja u kojem se nalaze dobra rješenja [111,114,116].

U praksi se pokazalo da različite metaheurističke metode, u relativno kratkom vremenskom intervalu, uspijevaju da pronađu korektna suboptimalna rješenja za složenije optimizacione probleme većih dimenzija (engl. *large scale problems*), zahvaljujući prije svega svojim računarima [177].

U zavisnosti od načina zasnivanja razlikuju se metaheurističke metode inspirisane prirodnim i fizičkim procesima (npr. evolucijom vrsta, ponašanjem kolonije insekata, jata ptica, imunološkim sistemom, procesom kaljenja, zakonom gravitacije i sl.) i metaheurističke metode zasnovane na matematičkim principima kao što su "tabu pretraživanje" TS (engl. *Tabu Search*) i metoda promjenjivih okolina VNS (engl. *Variable Neighbourhood Search*) [111,114]. U odnosu na broj rješenja sa kojima se raspolaze u jednoj iteraciji, definišu se metode koje u procesu pretrage vrše poboljšanje samo jednog potencijalnog rješenja (engl. *single-solution based*) i metode zasnovane na transformaciji populacije potencijalnih rješenja (engl. *population based*). U grupu metoda zasnovanih na jednom rješenju spadaju algoritam "simuliranog kaljenja" SA (engl. *Simulated Annealing*), kao i već navedene TS i VNS metode [114,118,119]. U okviru prirodom inspirisanih populacionih metaheuristika po značaju se izdvajaju dvije velike skupine: evolutivni algoritmi EA (engl. *Evolutionary Algorithms*) i algoritmi inteligencije rojeva SI (engl. *Swarm Intelligence*) [119–122].

Evolutivni algoritmi u procesu pretraživanja prostora dopustivih rješenja koriste mehanizme zasnovane na genetičkim operatorima evolucije kao što su mutacija, ukrštanje i selekcija. Najpoznatiji evolutivni algoritmi su genetski algoritam GA (engl. *Genetic Algorithm*) i algoritam diferencijalne evolucije DE (engl. *Differential Evolution*) [108,121–123,150,151]. Algoritmi inteligencije rojeva su zasnovani na kolektivnom ponašanju skupa samoorganizirajućih jedinki koje roj kao cjelinu čini inteligentnijim od svih članova koji mu pripadaju [119]. Tipični predstavnici metaheuristika rojeva su algoritam optimizacije rojem čestica PSO (engl. *Particle Swarm Optimization*), optimizacija umjetnom kolonijom pčela ABCO (engl. *Artificial Bee Colony Optimization*), algoritam "kukavičje pretrage" CS (engl. *Cuckoo Search*), algoritam "svica" (engl. *Firefly Algorithm*) i drugi [124–157].

Metaheurističke metode optimizacije efikasno obavljaju pretragu jer ih odlikuju karakteristike poput jednostavnosti, robusnosti i ergodičnosti. Većina ovih algoritama se izvršava u samo nekoliko desetaka linija programskog koda i ima relativno nisku računsku složenost (tipično govorimo o polinomijalnoj složenosti). Iako jednostavne strukture, radi se o robusnim algoritmima koji mogu da se bave širokom paletom optimizacionih problema, uključujući i one koji nisu rješivi konvencionalnim postupcima. Prirodnom nadahnuti metaheuristički algoritmi imaju visok stepen ergodičnosti u smislu da mogu da istražuju multimodalni prostor rješenja sa dovoljnom raznolikošću i sposobnošću izbjegavanja zamki upadanja u lokalni optimum [120]. Metaheurističke metode u postupku optimizacije koriste dva ključna mehanizma pretrage: diverzifikacija (eksploracija) i intenzifikacija (eksploatacija). Diverzifikacija je istraživanje prostora stanja na globalnom nivou (globalna pretraga) i služi za generisanje različitih rješenja koja su daleko od trenutnih. Sa druge strane, intenzifikacija je koncentrisana na lokalno pretraživanje obećavajuće oblasti koristeći informacije o dobrom rješenjima pronađenim u tom regionu u procesu diverzifikacije i generisanje novih rješenja koja su bolja od trenutnih. Ukoliko je izraženija, faza intenzifikacije (lokalne pretrage) može dovesti do prevremene konvergencije (engl. *premature convergence*) i rizika od "zaglavljivanja" u lokalnom optimumu (engl. *trapping at a local optimum*). U suprotnom, previše diverzifikacije će povećati vjerovatnoću pronalaska globalnog optimuma, ali će usporiti proces konvergencije i potrošiti mnogo računarskih resursa [118–122,130].

Prema tome, da bi metaheuristički algoritmi davali zadovoljavajuće rezultate, neophodno je uspostaviti dobru ravnotežu između ove dvije faze pretrage tokom procesa optimizacije. Navedenim problemom bavi se veliki broj radova publikovanih u stručnoj literaturi iz ove oblasti [111–157].

Metode sa jednim rješenjem uglavnom koriste intenzifikaciju u pretraživanju prostora rješenja. Metode zasnovane na populaciji su više orijentisane na diverzifikaciju i poboljšanje više potencijalnih rješenja koristeći prednosti raznolikosti populacije agenata [114,118]. Zbog komplementarnih karakteristika, ove metaheuristike se često kombinuju u hibridnom pristupu.

Na osnovu naprijed iznijetih pokazatelja, može se izvesti zaključak da postoji veliki broj izazova za modifikaciju postojećih i razvoj novih metaheurističkih algoritama optimizacije [122]. Akcenat ove disertacije je stavljen na unapređenje metaheurističkog algoritma optimizacije rojem čestica (PSO) koje je moguće ostvariti putem razvoja novih metoda inicijalizacije populacije, adaptivnog konfigurisanja kontrolnih parametara, primjene adaptivnih operatora odgovornih za usmjeravanje toka pretraživanja, kao i hibridizacije sa odabranim metaheuristikama radi poboljšanja optimizacionih performansi, konvergencijskih karakteristika i rezultujuće estimacione tačnosti za postavljenu ciljnu funkciju pozicioniranja [131–134].

U sljedećim odjeljcima prikazani su razmatrani metaheuristički algoritmi za rješavanje problema lociranja i to: algoritam optimizacije rojem čestica (PSO) kao primarni algoritam kojeg je potrebno unaprijediti i algoritam diferencijalne evolucije (DE) koji će tome doprinijeti u procesu hibridizacije sa primarnim PSO algoritmom.

6.3.1 Metoda optimizacije rojem čestica (PSO)

Metoda optimizacije rojem čestica PSO (engl. *Particle Swarm Optimization*) je populacijski algoritam iz familije algoritama inteligencije rojeva zasnovan na ponašanju grupe jedinki u prirodi kao što su roj pčela ili jato ptica [116,124,180]. Algoritam su osmisili *Kennedy* i *Eberhart* 1995. godine. Populacija (roj) se sastoji od niza jedinki (čestica) koje se kreću u dopustivom prostoru rješenja i kooperativno djeluju bez prisustva centralne kontrole [119]. Svaka čestica

odgovara jednom potencijalnom rješenju i mijenja svoj položaj koristeći svoje vlastito iskustvo iz prethodnih pozicija (kognitivno učenje), kao i na osnovu iskustva stečenog u interakciji sa ostalim česticama roja (socijalno učenje). Prilikom određivanja smjera (brzine) kretanja, svaka čestica u određenoj mjeri uzima u obzir svoje do tada najbolje pronađeno rješenje, te najbolje pronađeno rješenje čitave populacije.

Prepostavimo da je potrebno minimizovati ciljnu funkciju F definisanu u n -dimenzionalnom prostoru rješenja. Neka je u tu svrhu upotrijebljena populacija od N_p čestica u vidu n -dimenzionalnih vektora $\mathbf{x}_i(t) = [x_i^1 \dots x_i^d \dots x_i^n]$ koji sadrže trenutnu poziciju (rješenje) i -te čestice u iteraciji t , gdje je $i = 1, 2, \dots, N_p$, $d = 1, 2, \dots, n$ i $t = 0, 1, \dots, T$. U toku procesa optimizacije, vektor položaja čestice u istraživačkom prostoru $\mathbf{x}_i(t)$ se ažurira na osnovu vektora brzine $\mathbf{v}_i(t) = [v_i^1 \dots v_i^d \dots v_i^n]$. Brzina i -te čestice se može predstaviti kao gradijent (pravac) u kojem bi se čestica kretala bez drugih uticaja. Čestice uglavnom pretražuju ograničeni prostor rješenja, tako da se njihove pozicije u dimenziji d mogu nalaziti u opsegu:

$$down^d \leq x_i^d(t) \leq up^d , \quad (6.39)$$

gdje su $down^d$ i up^d donja i gornja granica prostora stanja u dimenziji d . Analogno, brzina čestica u dimenziji d je limitirana sa sljedećim intervalom [180–182]:

$$-v_{\max}^d \leq v_i^d(t) \leq v_{\max}^d , \quad (6.40)$$

pri čemu je v_{\max}^d maksimalna brzina čestica u dimenziji d . Ograničenje brzine je potrebno kao prevencija problema divergencije. Stavi li se ograničenje brzine preveliko, čestice mogu "preletjeti" preko područja dobrih rješenja. U suprotnom, ako je brzina ograničena na malu vrijednost, može se dogoditi da čestice ostanu zarobljene u zoni lokalnih optimuma. Maksimalna brzina u praksi se najčešće postavlja na 10-20% raspona pretraživačkog prostora [116,132,180–182]:

$$v_{\max}^d = k_p(up^d - down^d) , \quad k_p = [0.1, 0.2] , \quad (6.41)$$

Težinski faktor korišten u ovom radu odgovara sredini gore navedenog opsega i podešen je na vrijednost $k_p = 0.15$.

Algoritam uvijek započinje inicijalizacijom populacije ravnomjernim smještanjem čestica na slučajno odabrane pozicije unutar granica prostora pretraživanja:

$$x_i^d(0) = down^d + rand * (up^d - down^d), \quad (6.42)$$

gdje se $rand$ koristi za generisanje slučajnih brojeva koji imaju uniformnu raspodjelu u intervalu $[0,1]$. Na isti način se česticama saopštava početna brzina iz opsega (6.40) ili se ona podešava na prirodnu, odnosno nultu vrijednost po svakoj dimenziji ($\mathbf{v}_i(t) = \mathbf{0}$) [181]. Ažuriranje trenutne brzine i trenutnog položaja čestica se obavlja u svakoj iteraciji diskretnog vremena na osnovu sljedećih formula [180–185]:

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + c_1 \varphi_1 [\mathbf{p}_i(t) - \mathbf{x}_i(t)] + c_2 \varphi_2 [\mathbf{g}(t) - \mathbf{x}_i(t)], \quad (6.43)$$

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1), \quad (6.44)$$

pri čemu su φ_1 i φ_2 slučajno izabrane konstante u intervalu $[0, 1]$, c_1 je koeficijent kognitivnog ubrzanja (uticaj sopstvenog iskustva čestice) i c_2 je koeficijent socijalnog ubrzanja (uticaj iskustva roja). Najbolja individualna pozicija i -te čestice do iteracije t predstavljena je sa vektorom $\mathbf{p}_i(t) = [p_i^1 \dots p_i^d \dots p_i^n]$, dok je trenutno najbolja pozicija unutar cijelog roja obilježena sa vektorom $\mathbf{g}(t) = [g^1 \dots g^d \dots g^n]$. U skladu sa tim, početne vrijednosti ovih vektora iznose [182–185]:

$$\mathbf{p}_i(0) = \mathbf{x}_i(0), \quad (6.45)$$

$$\mathbf{g}(0) = \underbrace{\arg\min_{\mathbf{p}_i}} F(\mathbf{p}_i(0)), \quad (6.46)$$

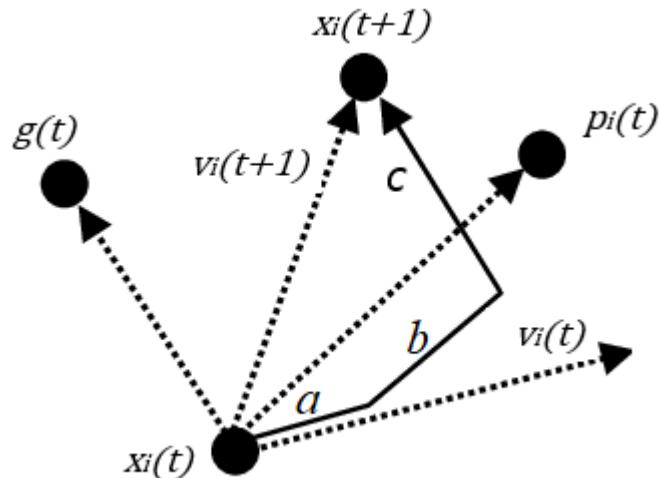
Drugi dio desne strane izraza (6.43) odnosi se na kognitivnu komponentu koja reprezentuje memoriju čestice i utiče na to da čestice posjećuju one oblasti prostora gdje su imale male vrijednosti funkcije cilja. Treći dio je socijalna komponenta i ona usmjerava čestice prema najboljem kandidatu kojeg je roj do tada pronašao. Veća vrijednost koeficijenta kognitivnog ubrzanja omogućava jaču diverzifikaciju odnosno bolju globalnu pretragu, dok veća vrijednost socijalnog

ubrzanja poboljšava intenzifikaciju i lokalnu pretragu u okolini najboljeg globalnog rješenja $\mathbf{g}(t)$. Faktori c_1 i c_2 se u standardnoj varijanti PSO algoritma uobičajeno postavljaju na fiksnu vrijednost 2, dok se veličina populacije N_p kreće od 20 do 50 čestica jer postoje problemi kod kojih se do zadovoljavajućeg rješenja dolazi tek sa većom populacijom [116,124,180]. Ukoliko brzina čestice iskoči iz dozvoljenog opsega, vrši se korekcija iste na granične vrijednosti (6.40). Konačno, u skladu sa novom brzinom mijenja se i položaj čestice prema (6.44).

Kako bi se osigurala ravnoteža između faza globalne i lokalne pretrage tokom PSO optimizacionog procesa, izraz za ažuriranje brzine (6.43) se modificuje tako da se brzina u tekućoj iteraciji $\mathbf{v}_i(t)$ množi sa vremenski promjenjivim faktorom inercije $\omega(t)$ kojim se kontroliše uticaj prethodnih brzina čestice na trenutnu brzinu [124,132,180–186]:

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \underbrace{\omega(t)\mathbf{v}_i(t)}_a + \underbrace{c_1\varphi_1[\mathbf{p}_i(t) - \mathbf{x}_i(t)]}_b + \underbrace{c_2\varphi_2[\mathbf{g}(t) - \mathbf{x}_i(t)]}_c, \quad (6.47)$$

Vektorski dijagram promjene brzine i položaja svake čestice na osnovu izraza (6.47) i (6.44) respektivno, prikazan je na Slici 6.1.



Slika 6.1: Fazorski dijagram promjene brzine i položaja PSO čestice

Faktor inercije mijenja vrijednosti kroz iteracije prema unaprijed definisanoj zakonitosti i odgovoran je za kretanje čestice u pravcu kojim se do tada kretala (inercijalni pravac). Na početku iterativnog postupka faktor inercije uzima veće vrijednosti koje su bliske jedinici čime se pojačava globalno pretraživanje.

Sa druge strane, sa porastom broja iteracija, faktor inercije se smanjuje prema vrijednostima koje su bliske nuli intenzivirajući lokalno istraživanje. Shodno tome, za promjenu faktora inercije najčešće se koristi linearни model LDIW (engl. *Linear Decreasing Inertia Weight*) koji se može opisati sljedećom jednačinom [180–186]:

$$\omega(t) = \frac{t}{T}(\omega_{min} - \omega_{max}) + \omega_{max} , \quad (6.48)$$

gdje su ω_{max} i ω_{min} željena maksimalna i minimalna vrijednost parametra inercije respektivno i T označava maksimalni broj iteracija. Preporuke za granice faktora inercije navedene u literaturi [124,180–185] su $\omega_{max} = 0.9$ i $\omega_{min} = 0.4$.

Takođe, u svakoj generaciji vrši se ažuriranje najbolje individualne pozicije i -te čestice i najbolje pozicije u okviru cijele populacije, kako slijedi [132,180–185]:

$$\mathbf{p}_i(t+1) = \begin{cases} \mathbf{x}_i(t+1), & \text{ako je } F(\mathbf{x}_i(t+1)) < F(\mathbf{p}_i(t)) \\ \mathbf{p}_i(t), & \text{inače} \end{cases} , \quad (6.49)$$

$$\mathbf{g}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{p}_{\min}(t+1), & \text{ako je } F(\mathbf{p}_{\min}(t+1)) < F(\mathbf{g}(t)) \\ \mathbf{g}(t), & \text{inače} \end{cases} , \quad (6.50)$$

pri čemu je slično kao u (6.46), $\mathbf{p}_{\min}(t+1) = \underbrace{\arg\min}_{\mathbf{p}_i} F(\mathbf{p}_i(t+1))$.

Glavni dio algoritma se ponavlja sve dok se ne ispunи kriterijum zaustavljanja (pronalažak dovoljno dobrog rješenja ili dostizanje maksimalnog broja iteracija). Najbolja dostignuta globalna pozicija $\mathbf{g}(T)$ se uzima za aproksimaciju optimalnog rješenja.

Pseudokod PSO algoritma optimizacije prikazan je u Algoritmu 6.2 [132].

Algoritam 6.2: PSO algoritam optimizacije

- 1: **Inicijalizacija ($t = 0$):**
 - 2: Postaviti koeficijente ubrzanja c_1 i c_2 , kao i vrijednost težinskog faktora k_p
 - 3: Postaviti donju i gornju granicu faktora inercije (ω_{\min}) i (ω_{\max}), respektivno
 - 4: Odrediti maksimalni broj iteracija PSO algoritma (T), veličinu populacije čestica (N_p), kao i dimenzionalnost prostora pretraživanja (n)
 - 5: Izvršiti inicijalizaciju položaja i brzine čestica na osnovu (6.39) – (6.42)
 - 6: Generisati inicijalnu najbolju individualnu poziciju svake čestice, kao i najbolju globalnu poziciju u okviru populacije na osnovu (6.45) i (6.46)
 - 7: **Glavni dio algoritma:**
 - 8: **while** $t \leq T$ **do**
 - 9: Ažurirati vrijednost faktora inercije na osnovu (6.48)
 - 10: **for** $i = 1 : N_p$ **do**
 - 11: Ažurirati vrijednost vektora brzine na osnovu (6.47)
 - 12: **for** $d = 1 : n$ **do**
 - 13: **if** $v_i^d(t+1) < -v_{\max}^d$ **then** $v_i^d(t+1) = -v_{\max}^d$
 - 14: **else if** $v_i^d(t+1) > v_{\max}^d$ **then** $v_i^d(t+1) = v_{\max}^d$
 - 15: **end if**
 - 16: **end for**
 - 17: Ažurirati poziciju čestice na osnovu (6.44)
 - 18: **for** $d = 1 : n$ **do**
 - 19: **if** $x_i^d(t+1) < down^d$ **then** $x_i^d(t+1) = down^d$
 - 20: **else if** $x_i^d(t+1) > up^d$ **then** $x_i^d(t+1) = up^d$
 - 21: **end if**
 - 22: **end for**
 - 23: Izvršiti evaluaciju vrijednosti funkcije cilja za novu poziciju čestice
 - 24: Ažurirati poziciju p_i na osnovu (6.49)
 - 25: **end for**
 - 26: Ažurirati poziciju g na osnovu (6.50)
 - 27: $t = t + 1$
 - 28: **end while**
 - 29: Prikaži globalno optimalno rješenje ($g(T)$)
-

Pored malog broja upravljačkih parametara algoritma (faktora inercije, koeficijenta kognitivnog ubrzanja i koeficijenta socijalnog ubrzanja), niz poželjnih karakteristika kao što su jednostavna struktura i implementacija, brza konvergencija, procesiranje u realnom vremenu, kao i mogućnost primjene na višekriterijumske probleme optimizacije, odredili su PSO kao metodu izbora za rješavanje optimizacionih problema u različitim naučnim oblastima. Algoritam je računarski efikasan i manje je osjetljiv na izbor početnog rješenja i ograničenja ciljne funkcije. PSO ima izražen potencijal za hibridizaciju i lako se može integrisati sa ostalim metodama optimizacije [122,139,140]. Sa druge strane, osnovni nedostaci PSO algoritma su preuranjena konvergencija i mogućnost pada

u lokalni optimum, kao i spora konvergencija u blizini globalnog optimalnog rješenja. Ovi problemi su posljedica disbalansa između faza diverzifikacije i intenzifikacije, odnosno odsustva operatora mutacije, ukrštanja i selekcije [116,122,132].

6.3.2 Algoritam diferencijalne evolucije (DE)

Algoritam diferencijalne evolucije (eng. *Differential Evolution*) je jednostavna i veoma efikasna populacijska procedura globalne optimizacije predložena od strane autora *Price-a* i *Storn-a* 1997. godine [123]. Metoda je zasnovana na generisanju populacije rješenja primjenom standardnih genetskih operatora, ali za razliku od ostalih evolutivnih algoritama, koristi specifičnu mutaciju. Naime, modifikacija jedinki tekuće populacije obavlja se linearom kombinacijom drugih jedinki iste populacije [116]. Operatori mutacije i ukrštanja služe za produkciju novih generacija jedinki (potencijalnih rješenja), odnosno za uzorkovanje prostora pretrage, dok se selekcija primjenjuje za navođenje istraživanja prema perspektivnim oblastima prostora rješenja [121,187].

U kontekstu diferencijalne evolucije jedinke populacije se nazivaju vektorima. Kao i u slučaju PSO algoritma, populacija DE algoritma može se predstaviti skupom od N_p n -dimenzionalnih vektora mogućih rješenja optimizacionog problema, pri čemu je sa $\mathbf{x}_{i,G} = [x_{i,G}^1 \dots x_{i,G}^d \dots x_{i,G}^n]$ obilježen i -ti vektor u generaciji G , gdje je $i = 1, 2, \dots N_p$, $d = 1, 2, \dots n$ i $G = 0, 1, \dots G_{max}$.

Svaki član populacije iz tekuće generacije $\mathbf{x}_{i,G}$ naziva se ciljni vektor (eng. *target vector*). Elementi ciljnog vektora se moraju nalaziti u okviru dozvoljenih granica opisanih sa (6.39). Početna generacija $G = 0$ stvara se inicijalizacijom populacije ciljnih vektora slučajnim raspoređivanjem unutar prostora pretrage saglasno izrazu (6.42). Nakon formiranja početne populacije, u svakoj sljedećoj generaciji kreiraju se novi vektori pomoću operatora mutacije i ukrštanja. Mutacijom nastaju tzv. donorski ili mutant vektori (engl. *mutant vector*), koji se potom ukrštaju sa ciljnim vektorima kako bi se izgradili probni vektori (eng. *trial vector*). Nakon toga se izračunava podobnost (*fitness*) probnih vektora i uspoređuje sa podobnošću starih jedinki (ciljnih vektora). Na osnovu rezultata procesa

selekcije, kvalitetniji vektori se zadržavaju i prosleđuju u narednu generaciju [119,188].

U DE algoritmu, mutacija je primarni operator koji se oslanja na prostorni raspored vektora trenutne populacije. U početnim generacijama je intenzitet mutacije značajniji zbog veće raznolikosti populacije, usljeđujući čega se poboljšava globalna pretraga. Intenzitet mutacije se smanjuje kako populacija konvergira prema finalnom rješenju [116,121]. U zavisnosti od primjenjenog operatara mutacije, u [123] su predložene različite varijante algoritma diferencijalne evolucije koje se konvencionalno nazivaju *DE/x/y/z*, pri čemu *x* označava bazni vektor koji će biti modifikovan (bilo da se radi o slučajno izabranom ili najboljem vektoru iz trenutne generacije), *y* je broj različitih linearnih kombinacija (diferencija) vektora koji će se koristiti za peturbaciju baznog vektora i *z* je šema ukrštanja koja može biti binomna ili eksponencijalna [119]. Klasična verzija DE algoritma ima oznaku *DE/rand/1/bi*. Konvencionalna strategija mutacije *DE/rand/1* podrazumijeva da se iz trenutne populacije ciljnih vektora slučajno biraju tri vektora $\mathbf{x}_{r1,G}$, $\mathbf{x}_{r2,G}$ i $\mathbf{x}_{r3,G}$, od kojih je prvi bazni, dok se druga dva koriste za mutaciju baznog vektora. Za svaki ciljni vektor $\mathbf{x}_{i,G}$, mutacioni vektor $\mathbf{m}_{i,G}$ se formira na osnovu izraza:

$$\mathbf{m}_{i,G} = \mathbf{x}_{r1,G} + F_s [\mathbf{x}_{r2,G} - \mathbf{x}_{r3,G}], \quad (6.51)$$

pri čemu su *r1*, *r2* i *r3* nasumično odabrani međusobno različiti indeksi iz intervala $[1, N_p]$ koji nisu jednaki trenutnom indeksu *i*, a F_s predstavlja faktor skaliranja iz opsega $[0, 1]$. U preglednoj literaturi u upotrebi je veći broj različitih operatora mutacije koji se konstruišu na sličan način kao konvencionalni [123,187–190]:

DE/rand/2

$$\mathbf{m}_{i,G} = \mathbf{x}_{r1,G} + F_s [\mathbf{x}_{r2,G} - \mathbf{x}_{r3,G}] + F_s [\mathbf{x}_{r4,G} - \mathbf{x}_{r5,G}], \quad (6.52)$$

DE/best/1

$$\mathbf{m}_{i,G} = \mathbf{x}_{best,G} + F_s [\mathbf{x}_{r1,G} - \mathbf{x}_{r2,G}], \quad (6.53)$$

DE/best/2

$$\mathbf{m}_{i,G} = \mathbf{x}_{best,G} + F_s [\mathbf{x}_{r1,G} - \mathbf{x}_{r2,G}] + F_s [\mathbf{x}_{r3,G} - \mathbf{x}_{r4,G}], \quad (6.54)$$

DE/current-to-best/1

$$\mathbf{m}_{i,G} = \mathbf{x}_{i,G} + F_s [\mathbf{x}_{best,G} - \mathbf{x}_{i,G}] + F_s [\mathbf{x}_{r1,G} - \mathbf{x}_{r2,G}], \quad (6.55)$$

DE/current-to-pbest/1

$$\mathbf{m}_{i,G} = \mathbf{x}_{i,G} + F_s [\mathbf{x}_{pbest,G} - \mathbf{x}_{i,G}] + F_s [\mathbf{x}_{r1,G} - \mathbf{x}_{r2,G}], \quad (6.56)$$

gdje su $r1, r2, r3, r4$ i $r5$ proizvoljno izabrani međusobno različiti indeksi iz intervala $[1, N_p]$ koji se ne podudaraju sa trenutnim indeksom i , $\mathbf{x}_{best,G}$ predstavlja najbolje rješenje iz tekuće populacije, dok je sa $\mathbf{x}_{pbest,G}$ obilježen vektor nasumično odabran iz skupa $(p/100) \times N_p$ najboljih individua trenutne populacije. Procentualni faktor p se najčešće kreće u rasponu od 5-20%.

Strategije koje za bazni vektor uzimaju najbolje rješenje populacije ili neko iz njega izvedeno, odnosno strategije koje koriste mali broj linearnih kombinacija imaće veliku brzinu konvergencije, ali i veći rizik od "zaglavljivanja" u lokalnom optimumu. Sa druge strane, strategije zasnovane na slučajnom izboru baznog vektora ili na dodavanju većeg broja diferencijalnih kombinacija odlikovaće sporiju konvergenciju, ali i veću otpornost na zamke upada u lokalne optimume [116,123,187]. Stoga je za rješavanje specifičnih problema potrebno pronaći adekvatnu strategiju koja će obezbijediti korektno izvršavanje DE algoritma.

U cilju poboljšanja pretrage prostora dopustivih rješenja, nakon generisanja mutacionog vektora pristupa se formiranju probnog vektora $\mathbf{u}_{i,G}$ primjenom operatora ukrštanja koji kombinuje komponente ciljnog vektora $x_{i,G}^d$ i komponente pridruženog mutacionog vektora $m_{i,G}^d$ [116,123].

Generalno, najčešće korišćena metoda ukrštanja je uniformno ili binomno ukrštanje (engl. *binomial crossover*), pri čemu se komponenta probnog vektora $u_{i,G}^d$ dobija na sljedeći način [187,188]:

$$u_{i,G}^d = \begin{cases} m_{i,G}^d, & \text{ako je } rand \leq CR \vee d = d_{rand} \\ x_{i,G}^d, & \text{inače} \end{cases}, \quad (6.57)$$

gdje je CR vjerovatnoća (stopa) ukrštanja koja uzima vrijednost iz intervala $[0,1]$ i predstavlja procenat komponenti koji će biti preuzet ili naslijeđen iz mutant vektora,

dok je d_{rand} proizvoljno odabrani indeks iz diskretnog skupa $[1,n]$ koji obezbjeđuje da to bude barem jedna komponenta, čime se izbjegava kopiranje ciljnog vektora.

Bitna uloga operatora ukrštanja je povećanje raznolikosti populacije kreiranih rješenja, odnosno probnih vektora [123].

Nakon ukrštanja primjenjuje se operator elitističke selekcije na odgovarajuće ciljne vektore (roditelje) i probne vektore (potomke), pri čemu se u sljedeću generaciju propuštaju vektori koji imaju manju vrijednost funkcije cilja:

$$\boldsymbol{x}_{i,G+1} = \begin{cases} \boldsymbol{u}_{i,G}, & \text{ako je } F(\boldsymbol{u}_{i,G}) \leq F(\boldsymbol{x}_{i,G}) \\ \boldsymbol{x}_{i,G}, & \text{inače} \end{cases}, \quad (6.58)$$

Ukoliko su funkcije cilja probnog i ciljnog vektora jednake, u narednu generaciju se prosleđuje probni vektor. Ovakav način selekcije se koristi zbog očuvanja raznolikosti populacije i povećanja otpornosti na stagnaciju [116,187].

Postupak stvaranja novih rješenja upotrebom operatora mutacije, ukrštanja i selekcije se nastavlja do dosezanja uslova završetka algoritma, koji se najčešće vezuje za izvršavanje zadanog broja generacija. Algoritam diferencijalne evolucije je efikasan i pouzdan metaheuristički algoritam velike svestranosti, jednostavne kodne strukture i implementacije (zbog malog broja kontrolnih parametara), kao i izražene sposobnosti globalnog pretraživanja. Kao mane se navode sporija konvergencija i moguća stagnacija, lošija lokalna pretraga i značajna osjetljivost na izbor ulaznih parametara koji kontrolišu optimizacioni proces [121,187].

Performanse DE algoritma umnogome zavise od primjerenog odabira operatora mutacije, kao i od načina izbora tri upravljačka parametra: broja članova populacije (N_p), faktora skaliranja (F_s) i vjerovatnoće ukrštanja (CR) [187–190].

Prema tome, da bi se postigla željena efikasnost algoritma potrebno je koristiti prikladne vrijednosti upravljačkih parametara koji svaki ponaosob na određeni način utiče na tok pretrage, odnosno proces optimizacije. U zavisnosti od karakteristika optimizacionog problema, odnosno funkcije cilja, u relevantnoj literaturi postoji više preporuka za određivanje navedenih kontrolnih parametara. Povećanje veličine populacije utiče na smanjenje stopu konvergencije. Sa druge strane, manje populacije ne posjeduju dovoljnu raznolikost vektora razlike, zbog čega postoji rizik od preuranjene konvergencije ili čak stagnacije pretrage [121].

Prema [191], efektivni raspon unutar kojeg se mogu nalaziti dobre vrijednosti za veličinu populacije je $N_p \in [3n, 8n]$, gdje je n dimenzionalnost prostora pretrage, odnosno optimizacionog problema. Nije teško procijeniti da vrijednost faktora skaliranja igra važnu ulogu u održavanju raznolikosti populacije, a kao korektan opseg u kome bi trebalo tražiti vrijednosti ovog parametra *Storn i Price* u [123] navode $F_s \in [0.4, 1]$. Poznato je da stopa ukrštanja može uticati na brzinu konvergencije, pri čemu je u [190] uočeno da DE algoritam za različite *benchmark* funkcije cilja solidno funkcioniše kada se vrijednost ovog parametra kreće u intervalu $CR \in [0.1, 0.9]$.

Pseudokod DE algoritma optimizacije prikazan je u Algoritmu 6.3 [123,187].

Algoritam 6.3: Algoritam diferencijalne evolucije (DE)

- 1: **Inicijalizacija ($G = 0$):**
 - 2: Postaviti osnovne parametre algoritma: N_p, F_s, CR, G_{max}
 - 3: Formiranje početne populacije ciljnih vektora na osnovu (6.42)
 - 4: Izvršiti evaluaciju vrijednosti funkcije cilja za vektore početne populacije
 - 5: **Glavni dio algoritma:**
 - 6: **while** $G \leq G_{max}$ **do**
 - 7: **for** $i = 1 : N_p$ **do**
 - 8: Generisati mutacioni vektor $(\mathbf{m}_{i,G})$ koristeći operatore (6.51) do (6.56)
 - 9: Provjera da li se komponente vektora $\mathbf{m}_{i,G}$ nalaze u granicama (6.39)
 - 10: **for** $d = 1 : n$ **do**
 - 11: Generisati komponente probnog vektora $(u_{i,G}^d)$ ukrštanjem komponenti mutacionog $(m_{i,G}^d)$ i ciljnog vektora $(x_{i,G}^d)$ na osnovu (6.57)
 - 12: **end for**
 - 13: **end for**
 - 14: **for** $i = 1 : N_p$ **do**
 - 15: Izvršiti evaluaciju vrijednosti funkcije cilja za probni vektor $(\mathbf{u}_{i,G})$
 - 16: Generisati novi ciljni vektor $\mathbf{x}_{i,G+1}$ selekcijom između tekućeg probnog $(\mathbf{u}_{i,G})$ i tekućeg ciljnog vektora $(\mathbf{x}_{i,G})$ na osnovu (6.58) i ažurirati funkciju cilja
 - 17: **end for**
 - 18: $G = G + 1$
 - 19: **end while**
 - 20: Prikaži globalno optimalno rješenje $(\mathbf{x}_{best,G_{max}})$
-

7. Postupci za unapređenje metode optimizacije rojem čestica

U idealnom slučaju svaki metaheuristički algoritam bi trebao imati brzu ili ranu konvergenciju ka globalnom optimumu. Na žalost, metode inteligencije rojiva uključujući i PSO algoritam pate od neželjenih tipova konvergencije.

Prvi tip je preuranjena konvergencija koja se manifestuje gubitkom diverziteta (raznolikosti) populacije čestica u ranim fazama optimizacije i stagnacijom prema lokalnom optimumu koji ne odgovara globalnom optimumu postavljene funkcije cilja. Dobijeno rješenje može biti dopustivo u smislu da se nalazi u granicama prostora pretrage, ali je njegov kvalitet nezadovoljavajući [119].

Drugi tip je spora konvergencija koja se javlja kada se proces smanjenja vrijednosti *fitness-a*, odnosno proces poboljšanja kvaliteta rješenja ne odvija zadovoljavajućom dinamikom. Kod PSO algoritma problem usporene konvergencije se najčešće dešava u završnim iteracijama u blizini potencijalnog optimalnog rješenja [119,122,132].

Kao što je rečeno u prethodnim glavama, navedeni problemi su generalno posljedica neuravnoteženosti između faza diverzifikacije i intenzifikacije, a naročito su izraženi za nelinearne i multimodalne funkcije cilja.

S tim u vezi, u okviru ove disertacije razmatraju se unapređenja osnovnog PSO algoritma direktno kroz njegovu modifikaciju ili indirektno kroz hibridizaciju sa metaheurističkim algoritmom diferencijalne evolucije (DE) i kroz hibridizaciju sa determinističkom Nelder-Mid simpleks metodom (NMSM).

7.1 Modifikacija PSO algoritma

Generalno, optimizacione performanse PSO algoritma zavise od pravilnog odabira tri najvažnija upravljačka parametra: faktora inercije, koeficijenta kognitivnog ubrzanja i koeficijenta socijalnog ubrzanja. Kako bi se anulirali uočeni problemi kod ove metaheurističke metode, u literaturi je razvijen veliki broj tehnika za adaptivnu promjenu upravljačkih elemenata algoritma u toku procesa optimizacije [131,132,180,182,186,192]. Na osnovu izraza (6.47) može se uvidjeti da efikasno pretraživanje prostora rješenja kod PSO algoritma u velikoj mjeri zavisi od koeficijenata ubrzanja. Naime, povećanje vrijednosti koeficijenta kognitivnog ubrzanja c_1 usmjerava roj prema najboljim individualnim pozicijama čestica $\mathbf{p}_i(t)$ pospješujući time globalnu pretragu. Algoritam će tada sa većom izvješnoscu pronaći optimalni domen, ali na račun sporije konvergencije. Nasuprot tome, veća vrijednost socijalnog koeficijenta c_2 navodi proces pretrage ka trenutno najboljem rješenju u okviru čitave populacije, podstičući lokalno istraživanje u okolini čestice $\mathbf{g}(t)$ i ubrzanje konvergencije. Nekontrolisana upotreba ovog koeficijenta ili rješenja može da dovede do preuranjene konvergencije, zato što trenutno najbolje rješenje nije nužno i pravi globalni optimum.

Prema tome, jasno je da postoji potreba uspostavljanja balansa između globalnog i lokalnog pretraživanja koji se u suštini svodi na kompromis između konvergencije i kvaliteta pronađenog suboptimalnog rješenja [116,119,124]. Sasvim je očigledno da proces diverzifikacije treba da dominira na početku optimizacionog postupka sprovodeći sveobuhvatniju globalnu pretragu koja održava raznolikost populacije i smanjuje rizik od preuranjene konvergencije i "zarobljavanja" u lokalnom optimumu. Na kraju procesa optimizacije potrebna je jača intenzifikacija koja donosi poboljšanje lokalne pretrage i konvergencije prema globalnom optimalnom rješenju. Koeficijenti ubrzanja kod klasičnog PSO algoritma su konstantni i jednaki ($c_1 = c_2 = 2$), stoga ne postoji jasna granica između faza globalne i lokalne pretrage. Kako bi se obezbijedilo željeno ponašanje PSO algoritma, autori su u [193] zajedno sa vremenski promjenivim faktorom inercije (6.48) predložili i paralelnu upotrebu vremenski promjenjivih koeficijenata

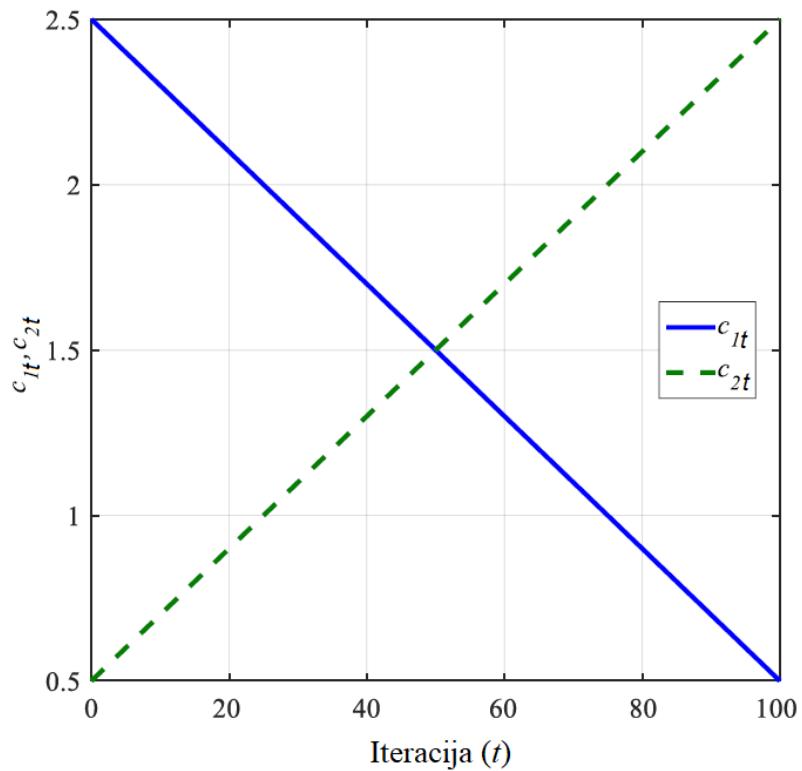
ubrzanja TVAC (engl. *Time-Varying Acceleration Coefficients*), koji se linearno mijenjaju tokom iterativnog procesa kako slijedi:

$$c_{1t} = (c_{1f} - c_{1i}) \frac{t}{T} + c_{1i}, \quad (7.1)$$

$$c_{2t} = (c_{2f} - c_{2i}) \frac{t}{T} + c_{2i}, \quad (7.2)$$

gdje su sa c_{1i} i c_{2i} označene početne vrijednosti, dok su sa c_{1f} i c_{2f} označene finalne vrijednosti koeficijenata ubrzanja, respektivno.

Efektivne vrijednosti ovih koeficijenata navedene u [193] iznose $c_{1i} = c_{2f} = 2.5$ i $c_{1f} = c_{2i} = 0.5$. U cilju uspostavljanja odgovarajućeg balansa između faza diverzifikacije i intenzifikacije, odnosno globalne i lokalne pretrage, sa porastom broja iteracija kognitivni koeficijent c_{1t} linearno opada u rasponu od 2.5 do 0.5, dok socijalni koeficijent c_{2t} linearno raste u rasponu od 0.5 do 2.5, kao što je prikazano na Slici 7.1.



Slika 7.1: TVAC strategija za koeficijente ubrzanja kod PSO algoritma [122,193]

Nakon toga, izraz (6.47) poprima sljedeći oblik:

$$\boldsymbol{v}_i(t+1) = \omega(t)\boldsymbol{v}_i(t) + c_{1t}\varphi_1[\boldsymbol{p}_i(t) - \boldsymbol{x}_i(t)] + c_{2t}\varphi_2[\boldsymbol{g}(t) - \boldsymbol{x}_i(t)], \quad (7.3)$$

Rezultujući algoritam je poznat kao PSO-TVAC (engl. *Particle Swarm Optimization with Time-Varying Acceleration Coefficients*) [193]. PSO-TVAC algoritam je učinkovito primijenjen na probleme ekonomskog dispečinga (engl. *economic dispatch*) u elektroenergetskim sistemima odnosno na optimizaciju troškova proizvodnje električne energije [194], kao i na probleme lokalizacije u bežičnim senzorskim mrežama [195].

Kao korak dalje, u literaturi je razmotrena i upotreba nelinearnih dinamičkih koeficijenata ubrzanja NDAC (engl. *Nonlinear Dynamic Acceleration Coefficients*) za adaptivnu promjenu vrijednosti kognitivne i socijalne komponente [196]:

$$c_{1N} = -(c_{1f} - c_{1i})(\frac{t}{T})^2 + c_{1f}, \quad (7.4)$$

$$c_{2N} = c_{2i}(1 - \frac{t}{T})^2 + c_{2f}\frac{t}{T}, \quad (7.5)$$

Međutim, preliminarna istraživanja vezana za optimizaciju ciljnih funkcija (4.53) i (4.65) pokazala su da se veća estimaciona tačnost postiže korišćenjem PSO-TVAC nego PSO-NDAC algoritma. Pored toga, ispitana je nekolicina nelinearnih koeficijenata ubrzanja i utvrđeno je da najjednostavnija, linearna TVAC strategija promjene koeficijenata ubrzanja daje najbolje rezultate [132].

Inicijalizacija roja je procedura koja je odgovorna za trasiranje startnih putanja u prostoru pretraživanja. Stoga su tradicionalne PSO-bazirane metode izrazito zavisne od izbora početne populacije. Početna populacija generisana nasumično na bazi statističkih kalkulacija (npr. funkcijom *rand* u MATLAB-u) ima lošiju disperziju i ne garantuje uniformnu raspodjelu čestica u dopustivom prostoru rješenja. Velika disperzija i bolji kvalitet rješenja inicijalne populacije utiču na povećanje vjerovatnoće identifikacije interesantnih regiona i kapaciteta globalne pretrage, što može značajno poboljšati efektivnu stopu konvergencije i prihvatljivost konačnog rješenja [197–204]. Prema tome, upotreba adekvatne procedure za kreiranje inicijalne populacije je ključni korak u uspješnoj realizaciji PSO optimizacionog procesa.

Jedan od obećavajućih postupaka zasnovan je na kombinaciji pretraživanja prostora stanja primjenom mapa haosa CMS (engl. *Chaotic Maps-based Search*) i opoziciono baziranog učenja OBL (engl. *Opposite-Based Learning*) [132,203,204].

Pretraživanje utemeljeno na teoriji haosa karakteriše ergodičnost, regularnost i pseudoslučajnost koja je određena sa jednostavnim determinističkim zakonitostima [197–200]. Haos je dinamički sistem koji je izuzetno osjetljiv na početne uslove i sistemske parametre. Otuda se haotično mapiranje može iskoristiti za inicijalizaciju roja čestica radi poboljšanja raznolikosti populacije i sprečavanja preuranjene konvergencije [132].

Budući da pod izvjesnim uslovima proizvodi uniformnu distribuciju slučajnih brojeva u intervalu $[0,1]$, tzv. šatorska haotična mapa TCM (engl. *Tent Chaotic Map*) je veoma podesna kao alat za ravnomjerno smještanje početne populacije čestica po prostoru pretrage [197,203]. U ovom radu TCM mapa se koristi za generisanje sekvenci haosa na sljedeći način [132]:

$$z_{t_c+1} = \mu(1 - 2|z_{t_c} - 0.5|), \quad 0 \leq z_0 \leq 1, \quad t_c = 0,1,2,\dots, \quad (7.6)$$

pri čemu je μ parametar bifurkacije, z_0 je slučajni (*rand*) broj iz opsega $[0,1]$, dok je t_c brojač sekvenci. Konkretno, kada je $\mu = 1$, ova mapa u potpunosti pokazuje haotičnu dinamiku i ergodičnost u rasponu $[0,1]$. U tom slučaju TCM mapa se koristi u prvoj fazi procesa inicijalizacije umjesto klasične randomizacione šeme prikazane u (6.42).

U drugoj fazi procesa inicijalizacije formira se opoziciona populacija u odnosu na haotičnu populaciju kreiranu u prvoj fazi. Nakon toga se vrši selekcija kvalitetnijih čestica iz obe skupine koje potom ulaze u sastav finalne inicijalne populacije [132,203]. Pored ostalih koncepata mašinskog učenja koji su primjenju našli u PSO algoritmima [205], uvođenje inverznog učenja (OBL) ima za cilj efikasno proširenje prostora pretrage i povećanje šansi za pronalazak globalnog optimalnog rješenja. Suština OBL-a je generisati rješenje koje je opozitno tekuoju procjeni po nekom obrascu, a zatim izabrati podobniju varijantu kao aktuelno rješenje [201,202]. Opoziciono učenje na haotičnoj populaciji poboljšava estimacionu tačnost i ubrzava proces konvergencije [203,204].

Prema tome, inicijalizacija PSO populacije na bazi haotičnog pretraživanja i opozicionog učenja se može predstaviti sa sljedećim koracima [132]:

Korak 1. Koristeći TCM mapu ($\mu = 1$) i reorganizacijom izraza (7.6), dobija se:

$$z_{i+1}^d = \mu(1 - 2|z_i^d - 0.5|), \quad d = 1 \dots n, \quad (7.7)$$

Postaviti $i = 0$ i na osnovu (7.7) generisati n sekvenci haosa z_0^d , a zatim postupak ponoviti za $i = 1, 2, \dots, N_p$ kako bi se kreirale sekvence z_i^d .

Korak 2. Mapirati sekvence haosa u pretraživački opseg upravljačkih promjenjivih, tako da u izrazu (6.42) umjesto slučajnog broja *rand* figuriše z_i^d :

$$x_{ci}^d(0) = down^d + z_i^d * (up^d - down^d), \quad d = 1 \dots n, \quad (7.8)$$

Formirati inicijalnu haotičnu populaciju $\mathbf{x}_{ci}(0) = [x_{ci}^1 \dots x_{ci}^d \dots x_{ci}^n]$, $i = 1, 2, \dots, N_p$.

Korak 3. Generisati N_p opozitnih čestica u formi opozicione haotične populacije, primjenom OBL učenja kako slijedi:

$$\mathbf{x}_{ci}^o(0) = \mathbf{up} + \mathbf{down} - \mathbf{x}_{ci}(0), \quad (7.9)$$

gdje je $x_{ci}^{od}(0) = up^d + down^d - x_{ci}^d(0)$ pozicija jedinstvene i -te opozitne čestice u dimenziji d . OBL teorema (7.9) ukazuje da su "vjerovatnoće bliskosti" kandidatskog i opozitnog rješenja sa globalnim optimumom podjednake [202].

Korak 4. Izračunati vrijednosti *fitness-a* čestica u inicijalnoj haotičnoj populaciji i odgovarajućih opozitnih čestica u opozicionoj populaciji. Izvršiti selekciju boljih rješenja koja će formirati definitivnu inicijalnu populaciju PSO čestica:

$$\mathbf{x}_i(0) = \begin{cases} \mathbf{x}_{ci}^o(0), & \text{ako je } F(\mathbf{x}_{ci}^o(0)) < F(\mathbf{x}_{ci}(0)) \\ \mathbf{x}_{ci}(0), & \text{inače} \end{cases}, \quad i = 1, 2, \dots, N_p \quad (7.10)$$

Korak 5. Definisati najbolje individualne i najbolju globalnu poziciju početnog roja na osnovu (6.45) i (6.46).

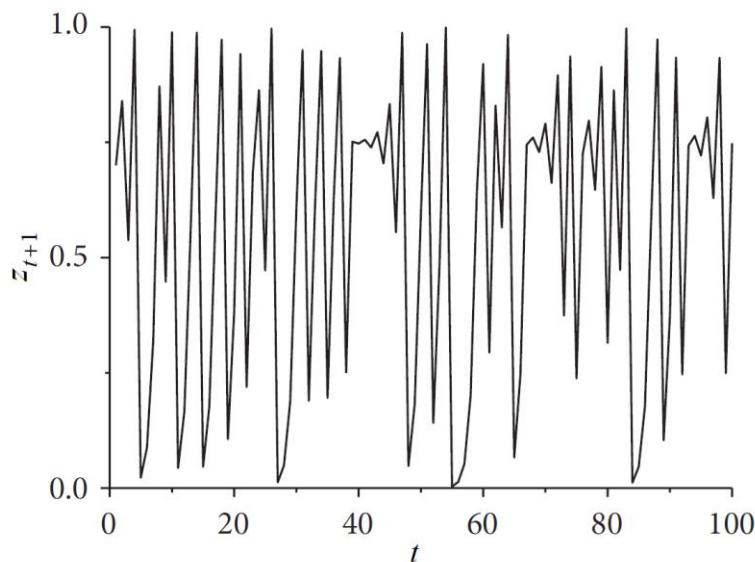
U svrhu dodatnih poboljšanja optimizacionih performansi PSO algoritma, u okviru ovog rada predložena je zamjena LDIW faktora inercije (6.48) i uvođenje haotičnog faktora inercije CDIW (engl. *Chaotic Decreasing Inertia Weight*) u izraz za ažuriranje brzine (7.3) [132,199]:

$$\omega_c(t) = \left(\frac{T-t}{T}\right)(\omega_{max} - \omega_{min}) + \omega_{min} z_{t+1} , \quad (7.11)$$

Kao jedna od najistraženijih, u (7.11) je implementirana logistička haotična mapa LCM (engl. *Logistic Chaotic Map*) data sa sljedećom rekursivnom relacijom:

$$z_{t+1} = 4(1 - z_t), \quad 0 \leq z_0 \leq 1, \quad t = 0, 1, 2, \dots , \quad (7.12)$$

gdje je $z_0 \neq \{0, 0.25, 0.5, 0.75, 1\}$. Inicijalna vrijednost logističke mape korištene za generisanje CDIW faktora (7.11) najčešće se postavlja na vrijednost $z_0 = 0.7$. Vizuelna predstava LCM mape prikazana je na slici 7.2.



Slika 7.2: Vizualizacija logističke mape haosa [200]

Inkorporacijom haotičnog mutacionog operatora (7.12) u linearni faktor inercije izbjegava se "zaglavljivanje" u lokalnim optimumima multimodalne funkcije cilja, ubrzava proces konvergencije i jačaju pretraživačke sposobnosti PSO algoritma.

Konačno, jednačina (7.3) se transformiše u sljedeću formulaciju:

$$\boldsymbol{v}_i(t+1) = \omega_c(t)\boldsymbol{v}_i(t) + c_{1t}\varphi_1[\boldsymbol{p}_i(t) - \boldsymbol{x}_i(t)] + c_{2t}\varphi_2[\boldsymbol{g}(t) - \boldsymbol{x}_i(t)], \quad (7.13)$$

Modifikacije učinjene primjenom haotičnih mapa i opoziciono-baziranog učenja predstavljene u (7.6) – (7.13) čine razliku u odnosu na originalni PSO algoritam, definišući novi COPSO-TVAC (engl. *Chaotic Opposition-based Particle Swarm Optimization with Time-Varying Acceleration Coefficients*) algoritam. COPSO-TVAC algoritam je u [132] uspješno testiran na kompleksnom problemu čelijskog pozicioniranja u složenim propagacionim uslovima.

7.2 Hibridizacija modifikovanog PSO algoritma

U dosadašnjim razmatranjima prepoznate su kako prednosti, a tako i određene slabosti PSO algoritma kao globalnog optimizatora koje su djelomično riješene njegovom modifikacijom, odnosno primjenom COPSO-TVAC algoritma. Radi dodatnog poboljšanja optimizacionih performansi PSO algoritma i primjene na veći broj problema, projektovani su hibridni algoritmi koji na inteligentan način kombinuju modifikovani PSO algoritam sa odgovarajućim optimizacionim algoritmima u cilju da se nedostaci jednog algoritma eliminišu prednostima drugog algoritma [119,122,133,134,151].

Hibridne varijante unapređuju optimizacione performanse osnovnih algoritama u kontekstu brzine konvergencije i kvaliteta optimalnog rješenja. Međutim, do uspješnih implementacija se ne dolazi slučajnim miješanjem funkcionalnih elemenata i procedura različitih algoritama, nego na osnovu teorijskih uvida i empirijskih istraživanja kojima se dokazuje struktorna kompatibilnost algoritama koji se hibridizuju, čemu svjedoči i veliki broj relevantnih naučnih radova objavljenih u poslednjih dvadesetak godina u časopisima iz oblasti mekog računarstva (engl. *soft computing*) [114,119,122].

U narednim odjeljcima prikazana su dva hibridna algoritma koja se mogu koristiti za rješavanje nelinearnih i multimodalnih lokacijskih optimizacionih problema (4.53) i (4.65).

7.2.1 Hibridizacija COPSO-TVAC algoritma i Nelder-Mid metode

U dostupnoj literaturi veliki broj publikacija posvećen je razvoju hibridnih algoritama na bazi kombinacije različitih metaheurističkih algoritama i metoda lokalne pretrage (engl. *local search*) [135,137,155,156]. Lokalna pretraga je iterativni mehanizam koji koristi proces intenzifikacije za poboljšanje postojećih rješenja, tako da na primjer rješenje koje pronađe algoritam diferencijalne evolucije može da posluži kao početni korak lokalne pretrage [155]. Kao rezultat takvih hibridizacija nastaju tzv. memetski algoritmi koji su u prosjeku brži od konvencionalnih metaheurističkih algoritama, a sa druge strane bolji u izbjegavanju zamki upada u lokalne optimume od metoda lokalne pretrage [111,119].

Prema tome, radi dodatnog poboljšanja optimizacionih performansi PSO algoritma, u okviru ove disertacije je predložena hibridizacija modifikovanog PSO algoritma (COPSO-TVAC) opisanog u prethodnom paragrafu i Nelder-Mid determinističke metode lokalne pretrage.

Novi algoritam pripada klasi kolaborativnih hibrida višefazne strukture (engl. *multi-stage collaborative hybrids*). Kolaborativni hibridi uključuju dva ili više algoritama koji obavljaju optimizacioni proces na višefazni, sekvencijalni ili paralelni način [119]. U ovom slučaju postoje dvije faze izvršavanja. U prvoj fazi primjenjuje se COPSO-TVAC algoritam u cilju globalnog pretraživanja prostora dopustivih rješenja i pronalaženja obećavajućih regiona prostora pretrage [132]. Nakon detekcije domena globalnog optimuma, u drugoj fazi algoritma se primjenjuje Nelder-Mid metoda koja izvodi lokalnu pretragu i fino istraživanje oko početne tačke simpleksa koja predstavlja izlaz prve faze, odnosno optimalno rješenje dobijeno iz COPSO-TVAC algoritma [135]. Na taj način, primjenom NM algoritma poboljšava se kvalitet i ubrzava konvergenciju ka globalnom optimumu [135,155,156].

Realizacija ovakvog hibridnog algoritma je posebno izazovna za problem nelinearnih najmanjih kvadrata, jer je poznato da NM algoritam nije pogodan za rješavanje istog [108–110]. Shodno tome, radi poboljšanja procjene početnog simpleksa, u okviru ovog rada se u svakoj iteraciji na ažuriranu poziciju čestice

(6.44) dodaje ponderisana lokalna mutacija korakom standardne Košijeve distribucije (engl. *Cauchy distribution*) [201]:

$$x_{i\text{new}}(t+1) = x_i(t+1) + weight * \mathbf{Cauchystep}, \quad (7.14)$$

U praksi se dobra aproksimacija sekvenci standardne Košijeve distribucije kod koje parametar lokacije ima vrijednost nula, a parametar skaliranja vrijednost jedan, dobija na sljedeći način [168]:

$$\mathbf{Cauchystep} = \text{tang}(\pi * (\text{rand}(1, n) - 0.5)), \quad (7.15)$$

Težinski faktor linearno opada sa porastom broja iteracija u intervalu [1,0]:

$$weight = 1 - \frac{t}{T}, \quad (7.16)$$

Košijev mutacioni operator (7.15) smanjuje vjerovatnoću pada u lokalni optimum [201]. Težinski faktor je na početku iterativnog postupka veći čime se pojačava diverzifikacija. Nasuprot tome, manja vrijednost ovog faktora na kraju procesa optimizacije poboljšava konvergenciju ka globalnom optimumu. Novi algoritam je označen kao ACOPSO-CM-NM (engl. *Adaptive Chaotic Opposition-based Particle Swarm Optimization Cauchy Mutation - Nelder Mead*), s tim da su pod riječju "adaptivni" zbog kraćeg naziva algoritma između ostalog obuhvaćeni i vremenski promjenjivi koeficijenti ubrzanja (TVAC).

Etapna procedura ACOPSO-CM-NM algoritma se izvršava sve do ispunjenja kriterijuma zaustavljanja. Pseudokod predloženog hibridnog ACOPSO-CM-NM algoritma prikazan je u Algoritmu 7.1 [132,173,176].

Algoritam 7.1: ACOPSO-CM-NM algoritam optimizacije

- 1: **Inicijalizacija COPSO-TVAC algoritma ($t = 0$):**
- 2: Postaviti donju i gornju granicu koeficijenata ubrzanja c_1 i c_2 , kao i vrijednost težinskog faktora k_p
- 3: Postaviti donju i gornju granicu faktora inercije (ω_{\min}) i (ω_{\max}) respektivno, kao i inicijalnu vrijednost logističke mape haosa (z_0)
- 4: Odrediti maksimalni broj iteracija PSO algoritma (T), veličinu populacije čestica (N_p), kao i dimenzionalnost prostora pretraživanja (n)

- 5: Definisati granice prostora pretrage i limite brzine na osnovu (6.39) – (6.41), te podesiti početnu brzinu roja na odgovarajuću vrijednost
- 6: Izvršiti inicijalizaciju položaja čestica na osnovu (7.6) – (7.10)
- 7: Odrediti najbolje individualne, kao i najbolju globalnu poziciju u okviru početne populacije na osnovu (6.45) i (6.46)
- 8: **Glavni dio COPSO-TVAC algoritma sa Košijevom mutacijom**
- 9: **while** $t \leq T$ **do**
- 10: Ažurirati vrijednost CDIW faktora na osnovu (7.11) i (7.12)
- 11: Ažurirati vrijednosti TVAC koeficijenata na osnovu (7.1) i (7.2)
- 12: **for** $i = 1 : N_p$ **do**
- 13: Ažurirati vrijednost vektora brzine na osnovu (7.13)
- 14: Provjeriti da li se komponente vektora brzine nalaze u granicama (6.40)
- 15: Ažurirati poziciju čestice na osnovu (6.44)
- 16: Doažurirati poziciju (6.44) Košijevom mutacijom na osnovu (7.14) do (7.16)
- 17: Provjeriti da li se nova pozicija čestice nalazi u okviru granica (6.39)
- 18: Izvršiti evaluaciju vrijednosti funkcije cilja za novu poziciju čestice
- 19: Ažurirati poziciju \mathbf{p}_i na osnovu (6.49)
- 20: **end for**
- 21: Ažurirati poziciju \mathbf{g} na osnovu (6.50)
- 22: $t = t + 1$
- 23: **end while**
- 24: **Inicijalizacija NM algoritma:**
- 25: Formirati početni simpleks S na osnovu najboljeg rješenja dobijenog iz COPSO-TVAC algoritma ($\mathbf{g}(T)$)
- 26: Postaviti osnovne parametre NM algoritma: $\alpha_r, \alpha_e, \alpha_{oc}, \alpha_{ic}, \delta$ i ε
- 27: Izračunati vrijednosti funkcije cilja u vrhovima simpleksa S i sortirati vrhove prema (6.33)
- 28: **Glavni dio NM algoritma:**
- 29: **while** $F(\mathbf{x}_{n+1}) - F(\mathbf{x}_1) \leq \varepsilon$ **do**
- 30: Izračunati centroid $\bar{\mathbf{x}}$ prema (6.35), tačku refleksije $\mathbf{x}(\alpha_r)$ prema (6.34) i vrijednost funkcije cilja u tački refleksije $F_r = F(\mathbf{x}(\alpha_r))$
- 31: **(a) Refleksija:**
- 32: **if** $F(\mathbf{x}_1) \leq F_r < F(\mathbf{x}_n)$ **then**
- 33: Zamjeniti \mathbf{x}_{n+1} sa tačkom refleksije ići na korak (f)
- 34: **end if**
- 35: **(b) Ekspanzija:**
- 36: **if** $F_r < F(\mathbf{x}_1)$ **then**
- 37: Izračunati tačku ekspanzije $\mathbf{x}(\alpha_e)$ prema (6.34) i $F_e = F(\mathbf{x}(\alpha_e))$
- 38: **if** $F_e < F_r$ **then**
- 39: Zamjeniti \mathbf{x}_{n+1} sa tačkom ekspanzije ići na korak (f)
- 40: **else** Zamjeniti \mathbf{x}_{n+1} sa tačkom refleksije ići na korak (f)
- 41: **end if**
- 42: **end if**
- 43: **(c) Spoljašnja kontrakcija:**
- 44: **if** $F(\mathbf{x}_n) \leq F_r < F(\mathbf{x}_{n+1})$ **then**
- 45: Izračunati tačku spolj. kontrakcije $\mathbf{x}(\alpha_{oc})$ prema (6.34) i $F_{oc} = F(\mathbf{x}(\alpha_{oc}))$
- 46: **if** $F_{oc} < F_r$ **then**
- 47: Zamjeniti \mathbf{x}_{n+1} sa tačkom spoljašnje kontrakcije ići na korak (f)
- 48: **else** idi na korak (e)
- 49: **end if**
- 50: **end if**

```

51: (d) Unutrašnja kontrakcija:
52:   if  $F_r \geq F(\mathbf{x}_{n+1})$  then
53:     Izračunati tačku unutr. kontrakcije  $\mathbf{x}(\alpha_{ic})$  prema (6.34) i  $F_{ic} = F(\mathbf{x}(\alpha_{ic}))$ 
54:   if  $F_{ic} < F(\mathbf{x}_{n+1})$  then
55:     Zamijeniti  $\mathbf{x}_{n+1}$  sa tačkom unutrašnje kontrakcije ići na korak (f)
56:   else ići na korak (e)
57:   end if
58: end if
59: (e) Sažimanje:
60:   for  $i = 2 : n+1$  do
61:     Zamjena tački simpleksa (osim najbolje) na osnovu (6.37)
62:   end for
63: (f) Sortirati vrhove simpleksa S prema (6.33)
64: end while
65: Prikaži najbolji vrh simpleksa kao globalno optimalno rješenje ( $\mathbf{x}_1$ )

```

7.2.2 Hibridizacija COPSO-TVAC i DE algoritma

Analizom iterativnog procesa PSO algoritma ustanovljeno je da pri rješavanju multimodalnih optimizacionih problema algoritam pokazuje nedostatke kao što su preuranjena konvergencija ka lokalnom optimumu i sporija konvergencija ka globalnom optimalnom rješenju kao posljedica nedovoljne uravnoteženosti procesa diversifikacije i intenzifikacije, odnosno odsustva genetskih operatora mutacije, ukrštanja i selekcije [119,122,132].

U cilju otklanjanja navedenih manjkavosti i sveobuhvatnog unapređenja optimizacionih performansi standardnog PSO algoritma, u okviru ove teze predložena je hibridizacija modifikovanog algoritma optimizacije rojem čestica i diferencijalne evolucije, u oznaci ACOPSO-DE (engl. *Adaptive Chaotic Opposition-based Particle Swarm Optimization – Differential Evolution*), prije svega radi održavanja potrebnog nivoa diversifikacije i uspostave odgovarajućeg balansa između faza globalne i lokalne pretrage. Uočeno je da kod problema sa ograničenjima, zbog relativno ograničenog prostora pretrage postoji potreba za jačom diversifikacijom u ranijim ciklusima izvršavanja [119]. Mogućnost hibridizacije PSO i DE baziranih algoritama obrađena je u znatnom broju radova i disertacija publikovanih u stručnoj literaturi [122,133,134,206].

Za razliku od integrativnog pristupa hibridizacije PSO i DE algoritma primjenjenog u [122,206] prema kome se mutacioni operatori DE algoritma

instaliraju u izraze za ažuriranje vrijednosti vektora brzine PSO algoritma, u ovom radu se koristi mnogo jednostavniji, kolaborativni pristup.

ACOPSO-DE pripada klasi kolaborativnih hibrida paralelne strukture (engl. *parallel collaborative hybrids*) u kojoj se COPSO-TVAC i DE algoritam simultano izvršavaju nad istom (ACOPSO-DE) populacijom potencijalnih rješenja. Iz praktičnih razloga diskretni koraci izvršenja ACOPSO-DE algoritma (iteracije) će biti označeni u ekvivalentnoj DE notaciji kao generacije.

Da ne bi bilo zabune, članove zajedničke populacije ćemo nazvati agentima umjesto česticama ili vektorima. Shodno tome, sa $x_{i,G}$ će biti obilježen i -ti ACOPSO-DE agent u tekućoj generaciji G .

Obim optimizacije se otprilike ravnomjerno dodjeljuje svakom algoritmu, pri čemu se smatra da je COPSO-TVAC vodeći algoritam. Za svaku fazu optimizacionog procesa bira se konkretni operator mutacije DE algoritma, dok kodna struktura COPSO-TVAC algoritma ostaje nepromijenjena [122,155]. U tu svrhu upotrebljava se adaptivni parametar za uravnotežavanje faza globalne i lokalne pretrage i usmjeravanje toka pretraživanja u zavisnosti od vrijednosti funkcije cilja, određen sljedećom relacijom [155]:

$$P_{i,G} = \frac{F_{i,G} - F_{best,G}}{F_{worst,G} - F_{best,G}}, \quad P_{i,G} \in [0,1], \quad (7.17)$$

pri čemu $F_{best,G}$, $F_{worst,G}$ i $F_{i,G}$ označavaju najbolju, najgoru, kao i vrijednost funkcije cilja i -tog agenta u tekućoj ACOPSO-DE generaciji, respektivno. Adaptivni parametar $P_{i,G}$ predstavlja vjerovatnoću kretanja (pomjeraja) agenta i u prostoru rješenja [202]. Na početku optimizacionog procesa populacija agenata se dinamično kreće po prostoru pretrage i značajno je udaljena od optimalnog rješenja, odnosno svi agenti su podjednako loši: za svako i je $F_{i,G} \approx F_{worst,G}$, pa je $P_{i,G} \approx 1$. Pri kraju optimizacionog procesa raste gustina populacije u smjeru definitivnog rješenja, kretanje agenata je usporeno i isti su podjednako dobri: za svako i je tada $F_{i,G} \approx F_{best,G}$, pa je $P_{i,G} \approx 0$.

U prvom slučaju se radi poboljšanja raznolikosti populacije i izbjegavanja situacija "zaglavljivanja" u lokalne optimume koristi mutacioni operator DE/rand/1 opisan sa izrazom (6.51) koji povećava efikasnost pretrage prostora stanja i vjerovatnoću lociranja zone globalnog optimuma. U drugom slučaju se zbog

unapređenja kapaciteta lokalne pretrage i ubrzanja konvergencije ka globalnom optimalnom rješenju koristi mutacioni operator DE/current-to-pbest/1 opisan sa izrazom (6.56) [122,155]. Nasumični elementi ovog operatora se biraju iz reda najboljih memorisanih individualnih pozicija agenata.

U okviru realizacije ACOPSO-DE algoritma izbor mutacionih operatora u zavisnosti od vrijednosti adaptivne vjerovatnoće (7.17) se obavlja kako slijedi:

$$\mathbf{m}_{i,G} = \begin{cases} \mathbf{x}_{r1,G} + F_{si}[\mathbf{x}_{r2,G} - \mathbf{x}_{r3,G}], & \text{ako je } rand \leq P_{i,G} \\ \mathbf{x}_{i,G} + F_{si}[\mathbf{p}_{pbest,G} - \mathbf{x}_{i,G}] + F_{si}[\mathbf{p}_{r4,G} - \mathbf{p}_{r5,G}], & \text{inače} \end{cases}, \quad (7.18)$$

gdje su $r1, r2, r3, r4$ i $r5$ slučajno izabrani međusobno različiti indeksi iz intervala $[1, N_p]$ koji se ne podudaraju sa indeksom i , $\mathbf{p}_{r4,G}$ i $\mathbf{p}_{r5,G}$ su slučajno odabrani agenti iz skupa najboljih individualnih pozicija agenata do trenutne generacije, $\mathbf{p}_{pbest,G}$ je nasumično odabran među $(p/100) \times N_p$ najkvalitetnijih agenata iz skupa najboljih individualnih pozicija agenata do trenutne generacije i $\mathbf{m}_{i,G}$ je i -ti "DE mutacioni agent".

Po uzoru na sigmoidalnu promjenu faktora inercije PSO algoritma u [207], u ovoj disertaciji je predložen adaptivni faktor skaliranja koji dodatno poboljšava performanse mutacionih operatora i kompletног ACOPSO-DE algoritma:

$$F_{si} = \frac{1}{1+1.5*\exp(-2.6*P_{i,G})}, \quad F_{si} \in [0.4, 0.9], \quad (7.19)$$

Veća vrijednost faktora skaliranja u ranoj fazi procesa optimizacije poboljšava diverzifikaciju i temeljniju pretragu prostora dopustivih rješenja, dok manja vrijednost ovog faktora u završnici algoritma pojačava intenzifikaciju i ubrzava konvergenciju ka globalnom optimumu.

Paralelno sa adaptivnim DE algoritmom nad agentima tekuće generacije izvršava se i COPSO-TVAC algoritam. Na osnovu (7.13) i (6.44) brzina i položaj i -tog "COPSO-TVAC agenta" u narednoj generaciji izračunava se u skladu sa sljedećim izrazima:

$$\mathbf{v}_{i,G+1,PSO} = \omega_{c,G} \mathbf{v}_{i,G} + c_{1,G} \varphi_1 [\mathbf{p}_{i,G} - \mathbf{x}_{i,G}] + c_{2,G} \varphi_2 [\mathbf{g}_G - \mathbf{x}_{i,G}], \quad (7.20)$$

$$\mathbf{x}_{i,G+1,PSO} = \mathbf{x}_{i,G} + \mathbf{v}_{i,G+1,PSO}, \quad (7.21)$$

pri čemu su sve oznake identične kao u originalnom COPSO-TVAC algoritmu, osim što su po dogovoru iteracije zamijenjene generacijama.

Nastao kao posljedica paralelnog izvođenja, jedan od ključnih koraka u sprovođenju ACOPSO-DE algoritma je dvostruko ukrštanje ciljnog (tekućeg) ACOPSO-DE agenta sa "DE mutacionim agentom" (7.18), kao i sa "COPSO-TVAC agentom" (7.21).

Komponente rezultujućih probnih agenata $\mathbf{u}_{1,i,G}$ i $\mathbf{u}_{2,i,G}$ su oblika:

$$u_{1,i,G}^d = \begin{cases} m_{i,G}^d, & \text{ako je } rand \leq CR1 \vee d = d_{rand} \\ x_{i,G}^d, & \text{inače} \end{cases}, \quad (7.22)$$

$$u_{2,i,G}^d = \begin{cases} x_{i,G+1,PSO}^d, & \text{ako je } rand \leq CR2 \vee d = d_{rand} \\ x_{i,G}^d, & \text{inače} \end{cases}, \quad (7.23)$$

gdje su $CR1$ i $CR2$ vjerovatnoće hibridnog ukrštanja koje mogu biti fiksne ili se mogu adaptivno mijenjati tokom procesa optimizacije. Na primjer, u fazi globalne pretrage sa većom stopom ukrštanja $CR1$ dominantniji uticaj ima DE algoritam, dok u fazi lokalne pretrage sa većom stopom ukrštanja $CR2$ dominantniji uticaj ima COPSO-TVAC algoritam. Takođe, može važiti i da je $CR1 = CR2$, što opet zavisi od konkretnog problema. Dvostruko ukrštanje povoljno utiče na uravnoveženost faza globalne i lokalne pretrage, ali može u manjoj mjeri povećati složenost ACOPSO-DE algoritma obzirom na povećanje broja upravljačkih parametara.

Nakon operatora ukrštanja primjenjuje se operator selekcije na probne agente (7.22) i (7.23), pri čemu se u narednu ACOPSO-DE generaciju kao ciljni agent propagira probni agent koji ima manju vrijednost funkcije cilja:

$$x_{i,G+1} = \begin{cases} \mathbf{u}_{1,i,G}, & \text{ako je } F(\mathbf{u}_{1,i,G}) \leq F(\mathbf{u}_{2,i,G}) \\ \mathbf{u}_{2,i,G}, & \text{inače} \end{cases}, \quad (7.24)$$

Budući da ne postoji dokaz da je ciljni agent (7.24) boljeg ili istog kvaliteta u odnosu na svog prethodnika (kao u slučaju selekcije kod DE algoritma), hibridni algoritam je naslijedio osnovnu funkcionalnost PSO algoritma.

Potom se prema (6.49) i (6.50) kao u PSO algoritmu vrši ažuriranje najbolje individualne pozicije i -tog agenta ($\mathbf{p}_{i,G+1}$) i najbolje pozicije u okviru cijele

populacije (\mathbf{g}_{G+1}), respektivno. Algoritam nastavlja sa radom do izmjene maksimalnog broja generacija.

Pseudokod predloženog hibridnog ACOPSO-DE algoritma prikazan je u Algoritmu 7.2.

Algoritam 7.2: ACOPSO-DE algoritam optimizacije

- 1: **Inicijalizacija algoritma ($G = 0$):**
 - 2: Postaviti donju i gornju granicu koeficijenata ubrzanja c_1 i c_2 , kao i vrijednost težinskog faktora k_p
 - 3: Postaviti donju i gornju granicu faktora inercije, (ω_{\min}) i (ω_{\max}), respektivno, kao i inicijalnu vrijednost logističke mape haosa (z_0)
 - 4: Dati maksimalni broj generacija algoritma (G_{\max}), veličinu populacije agenata (N_p), dimenzionalnost prostora pretraživanja (n) i stope ukrštanja ($CR1$ i $CR2$)
 - 5: Definisati granice prostora pretrage i limite brzine na osnovu (6.39) – (6.41), te podesiti početnu brzinu populacije agenata
 - 6: Izvršiti inicijalizaciju položaja ACOPSO-DE agenata na osnovu (7.6) – (7.10)
 - 7: Odrediti najbolje individualne, kao i najbolju globalnu poziciju u okviru početne populacije na osnovu (6.45) i (6.46)
 - 8: **Glavni dio ACOPSO-DE algoritma:**
 - 9: **while** $G \leq G_{\max}$ **do**
 - 10: Ažurirati vrijednost CDIW faktora na osnovu (7.11) i (7.12)
 - 11: Ažurirati vrijednosti TVAC koeficijenata na osnovu (7.1) i (7.2)
 - 12: Odrediti najbolju ($F_{best,G}$) i najgoru ($F_{worst,G}$) vrijednost funkcije cilja
 - 13: **for** $i = 1 : N_p$ **do**
 - 14: Odrediti adaptivne parametre (7.17) i (7.19)
 - 15: Odrediti slučajne ACOPSO-DE agente $\mathbf{x}_{r1,G}, \mathbf{x}_{r2,G}, \mathbf{x}_{r3,G}, \mathbf{p}_{r4,G}, \mathbf{p}_{r5,G}$, kao i agenta $\mathbf{p}_{pbest,G}$, i sačuvati ih za kasniju upotrebu
 - 16: **end for**
 - 17: **for** $i = 1 : N_p$ **do**
 - 18: Generisati "DE mutacionog agenta" na osnovu (7.18)
 - 19: Ažurirati vrijednost brzine "COPSO-TVAC agenta" na osnovu (7.20)
 - 20: Provjeriti da li se brzina "COPSO-TVAC agenta" nalazi u granicama (6.40)
 - 21: Ažurirati poziciju "COPSO-TVAC agenta" na osnovu (7.21)
 - 22: Provjeriti da li se pozicije "COPSO-TVAC agenta" (7.21) i "DE mutacionog agenta" (7.18) nalaze u granicama (6.39)
 - 23: Generisati probne agente primjenom operatora ukrštanja (7.22) i (7.23)
 - 24: Izvršiti evaluaciju vrijednosti funkcije cilja probnih agenata (7.22) i (7.23)
 - 25: Generisati novog ciljnog ACOPSO-DE agenta primjenom operatora selekcije (7.24) i ažurirati funkciju cilja za novog ciljnog agenta
 - 26: Ažurirati poziciju $\mathbf{p}_{i,G+1}$ na osnovu (6.49)
 - 27: **end for**
 - 28: Ažurirati poziciju \mathbf{g}_{G+1} na osnovu (6.50)
 - 29: $G = G + 1$
 - 30: **end while**
 - 31: Prikaži globalno optimalno rješenje ($\mathbf{g}_{G_{\max}}$)
-

8. Rezultati istraživanja

U okviru ovog poglavlja izvršena je analiza krucijalnih performansi razmatranih algoritama za ćelijsko pozicioniranje u složenim propagacionim uslovima kroz rezultate simulacione studije provedene u programskom paketu MATLAB R2016. Primjenom odgovarajućih statističkih alata i testova izvršeno je poređenje performansi modifikovanih i konvencionalnih optimizacionih algoritama. Shodno tome, analiziran je uticaj faktora poput broja NLOS BS i tipa propagacionog okruženja na estimacionu tačnost (lokacijske performanse), optimizacione performanse, konvergenciju, računarsku kompleksnost i vrijeme izvršavanja predloženih algoritama.

8.1 Opis simulacije

U sklopu prezentovanog simulacionog postupka analizirana je lokalizacija MS u mikroćelijskoj strukturi mobilne mreže koja je karakteristična za pokrivanje suburbanih i urbanih korisničkih područja. Potrebno je naglasiti da se radi o 2D tipu lociranja na ravnoj referentnoj koordinatnoj mreži koje ima smisla u *outdoor* okruženju kada se korisnici nalaze van objekata.

Od značaja je istraživanje takvog procesa i dobijanje zadovoljavajućih rezultata u radikalnim uslovima oskudnih resursa pozicioniranja (mali broj dostupnih BS) i optičke vidljivosti lošeg kvaliteta (NLOS propagaciono okruženje). Savremeno pozicioniranje se najčešće i obavlja u složenim propagacionim uslovima odnosno situacijama zaticanja MS u tzv. "*bad*" zonama, u zaklonu visokih prirodnih ili vještačkih prepreka koje mogu da blokiraju ili umanjuju snagu signala za pozicioniranje, kao što se vidi sa Slike 2.3. Takav oslabljeni signal postaje

osjetljiv na neželjenu interferenciju koja se generiše u slučajevima kada se mobilne stanice nalaze u blizini servisne BS. Naime, problem "čujnosti" (engl. *hearability*) se javlja na silaznoj trasi kada visok nivo signala sa servisne BS maskira signale pozicioniranja koje ciljana MS prima sa udaljenijih BS. Nasuprot tome, problem "blizu-daleko" (engl. *near-far*) se dešava na uzlaznoj trasi kada signal MS upućen prema servisnoj BS ometa prijem signala sa ciljane MS koja je dalja [79,162].

Neka je "*near-far*" efekat riješen nekom od tehnika poništavanja interferencije (engl. *Interference Cancelation*) za klaster od četiri hipotetičke bazne stanice (BS_i , $i = 1,..4$). Dakle, bez gubitka opštosti razmatra se *network-based* čelijski sistem pozicioniranja koji koristi *uplink* signale sa četiri dostupne BS. Ako se TOA vrijeme mjeri na osnovu RTT parametra, paralelno se koriste i *downlink* signali pozicioniranja. Za servisnu BS ćemo smatrati onu sa trenutno najjačim signalom (najčešće je to BS koja je najbliža MS odnosno neka od LOS BS).

U odnosu na opšti model pozicioniranja sa jednim mjeranjem koji je dat sa (2.5), simulacioni model koristi M TOA mjerena za svaku od četiri dostupne BS. Statički model koji opisuje m -to mjerenje rastojanja između BS_i i mirujuće MS može se prikazati u obliku sljedeće relacije [7]:

$$r_{i,m} = ct_{i,m} = d_i + b_i + n_{i,m}, \quad i = 1,..4, \quad m = 1,..M, \quad (8.1)$$

Sve oznake i prateća objašnjenja su kao u podglavi 2.5. Kao što je rečeno u podglavi 3.1, smatra se da je NLOS greška sporopromjenjiva veličina u vremenu za fiksnu lokaciju MS, odnosno da je konstantna u okviru vremenskog akvizicionog mernog prozora, tako da srednja vrijednost svih mjerena na BS_i iznosi:

$$R_i = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M r_{i,m} = d_i + b_i + E_i, \quad i = 1,..4, \quad (8.2)$$

gdje je

$$E_i = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M n_{i,m}, \quad i = 1,..4, \quad (8.3)$$

srednja vrijednost Gausovog šuma za mjerena na BS_i . Nova slučajna promjenjiva E_i je normalno distribuirana sa nultom srednjom vrijednošću i varijansom:

$$\epsilon_i^2 = \frac{\sigma_i^2}{M}, \quad i = 1,..4, \quad (8.4)$$

Prednost modela srednje vrijednosti (8.2) je u tome što je uticaj mjernog šuma znatno redukovani kroz smanjenje njegove standardne devijacije koja se ne procjenjuje tokom optimizacionog postupka, već na osnovu uzorka od M mjerena:

$$\hat{\epsilon}_i = \frac{\hat{\sigma}_i}{\sqrt{M}} = \frac{1}{M} \sqrt{\sum_{m=1}^M (r_{i,m} - R_i)^2}, \quad i = 1, \dots, 4, \quad (8.5)$$

U okviru ovog rada broj uzorkovanih mjerena je postavljen na $M = 50$.

Posmatraju se dva oprečna slučaja pozicioniranja (po frekvenciji dešavanja i težini rješavanja): kada postoje podaci o statistici NLOS grešaka (izvršena identifikacija NLOS BS i poznat model NLOS propagacije) kao rjeđi i lakši slučaj i kada takve informacije nisu dostupne kao češći i teži slučaj. Imajući u vidu (4.65) i (4.53), za TOA model srednje vrijednosti (8.2) ML procjena lokacionog vektora ϕ za navedene slučajeve predstavlja rješenje sljedećih optimizacionih problema, respektivno:

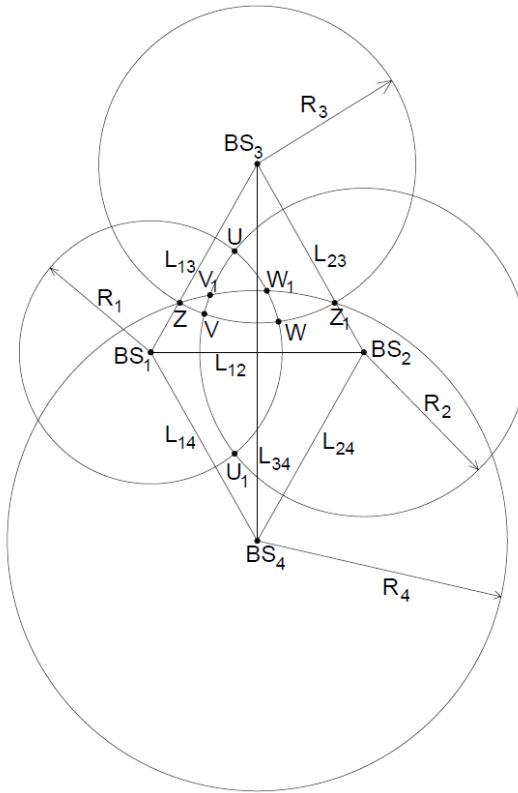
$$\hat{\phi} = \arg \min_{\phi} \left\{ \sum_{i \in NLOS} \frac{(R_i - d_i - \lambda_i)^2}{\hat{\epsilon}_i^2 + \lambda_i^2} + \sum_{i \in LOS} \frac{(R_i - d_i)^2}{\hat{\epsilon}_i^2} \right\}, \quad (8.6)$$

$$\hat{\phi} = \arg \min_{\phi} \sum_{i=1}^4 \frac{(R_i - d_i - b_i)^2}{\hat{\epsilon}_i^2}, \quad (8.7)$$

Granice (4.56) u kojima gravitiraju procjene nepoznatih srednjih vrijednosti eksponencijalnih NLOS grešaka u (8.6) određuju se empirijskim putem. Kako u (8.7) nije provedena procedura identifikacije, sve BS se tretiraju kao NLOS BS. Opsezi procjena nepoznatih vrijednosti uniformnih NLOS grešaka u (8.7) određuju se na osnovu (4.55), s tim da su gornje granice:

$$\hat{b}_i^U = \min \{R_i + R_j - L_{ij}, j = 1 \dots 4, j \neq i\}, \quad i = 1 \dots 4, \quad (8.8)$$

Na Slici 8.1 je predstavljena geometrijska reprezentacija modela (8.2). Kako se aditivni šum praktično može i zanemariti, procijenjena lokacija MS se u opštem slučaju nalazi u unutrašnjosti presječne površine četiri TOA kružnice oblika cirkularnog kvadrilateralala VV₁W₁W koji predstavlja prostor pretrage (otvor oka) čija se veličina dinamički mijenja tokom numeričkih simulacija.



Slika 8.1: Lokaciona geometrija sa četiri TOA kružnice [132]

Koordinate vrhova V (V_x, V_y), V_1 (V_{1x}, V_{1y}), W_1 (W_{1x}, W_{1y}) i W (W_x, W_y) se izračunavaju analitički na osnovu poluprečnika (8.2). Estimacioni algoritam posjeduje mehanizam koji obezbeđuje regularne presjeke TOA kružnica.

Procjene koordinata MS za ML problem (8.6) i (8.7) se dobijaju na osnovu izraza (4.2) i (4.3) i one moraju da zadovolje ograničenja (2.14):

$$\hat{x}_{min} = \min\{V_x, V_{1x}, W_{1x}, W_x\}, \quad (8.9)$$

$$\hat{x}_{max} = \max\{V_x, V_{1x}, W_{1x}, W_x\}, \quad (8.10)$$

$$\hat{y}_{min} = \min\{V_y, V_{1y}, W_{1y}, W_y\}, \quad (8.11)$$

$$\hat{y}_{max} = \max\{V_y, V_{1y}, W_{1y}, W_y\}, \quad (8.12)$$

Nelinearna ograničenja tipa nejednakosti (2.13) za model (8.2) mogu se prikazati na sljedeći način:

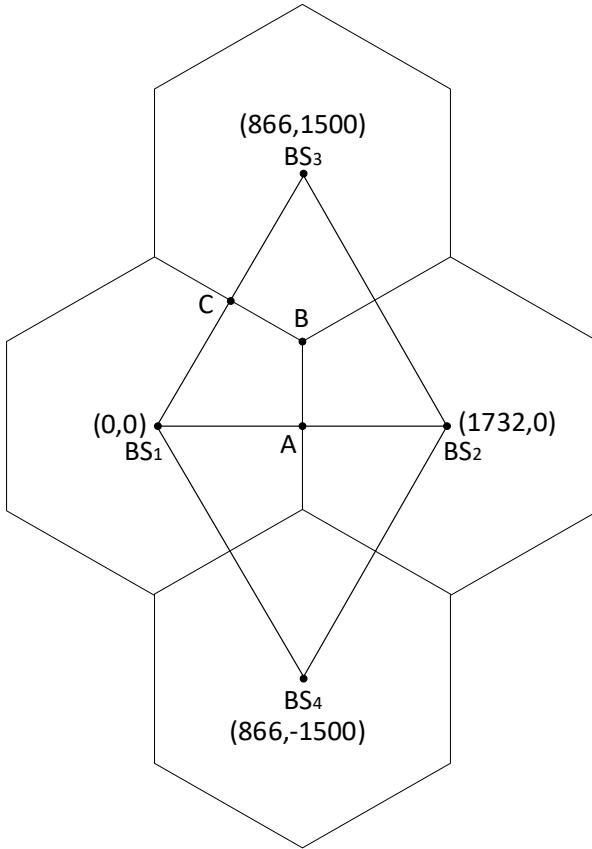
$$R_j \geq \hat{d}_j, \quad j = 1 \dots 4, \quad (8.13)$$

pri čemu je odgovarajuća nelinearna funkcija (6.3) oblika:

$$g_j(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = (\hat{x} - x_j)^2 + (\hat{y} - y_j)^2 - R_j^2, \quad j = 1 \dots 4, \quad (8.14)$$

Upravljanje ograničenjima (8.13) obavlja se primjenom metode kaznenih funkcija na osnovu (6.7) – (6.9), gdje participira i funkcija (8.14). Generalno, u okviru simulacionog modela (8.2) analizira se pozicioniranje MS u složenim uslovima propagacije signala za pozicioniranje primjenom ML estimatora (8.6) ili (8.7) sa ugrađenim gradijentnim ili metaheurističkim metodama optimizacije, kada u sistemu postoje od dvije do čak četiri NLOS BS [12,132]. Za ocjenu performansi algoritama optimizacije vezanih za ML estimator (8.6) koristi se simulaciono okruženje u vidu 3G/4G mikroćelijske strukture radijusa ćelija 1 km prikazane na Slici 8.2, sa četiri BS u konfiguraciji sa dvije, tri ili četiri NLOS BS. Konfiguracije su fiksne za cjelokupnu sesiju mjerena i formiraju se kako slijedi: (BS_1 je LOS BS, BS_2 je LOS BS, BS_3 je NLOS BS, BS_4 je NLOS BS), (BS_1 je LOS BS, BS_2 je NLOS BS, BS_3 je NLOS BS, BS_4 je NLOS BS) i (BS_1 je NLOS BS, BS_2 je NLOS BS, BS_3 je NLOS BS, BS_4 je NLOS BS). Dakle, dimenzionalnost lokacijskog problema (8.6) kada je izvršena identifikacija BS zavisi od broja NLOS BS i kreće se od 4 do 6. Sa druge strane, za ispitivanje performansi algoritama optimizacije vezanih za ML estimator (8.7) koristi se simulaciono okruženje u vidu 5G mikroćelijske strukture radijusa ćelija 0.2 km (skalirana verzija sa Slike 8.2). Sada pojedine konfiguracije neće biti fiksne jer će BS na slučajan način mijenjati svoj status nakon svakog mjerena. Prema tome, u konfiguraciji sa dvije NLOS BS ukupno postoji šest mogućih kombinacija, u konfiguraciji sa tri NLOS BS četiri kombinacije i jedna fiksna kombinacija u konfiguraciji sa četiri NLOS BS. Bez obzira da li se radi o kongifuraciji sa 2, 3 ili 4 NLOS BS, dimenzionalnost lokacijskog problema (8.7) iznosi 6 jer nije izvršena identifikacija BS. Koordinate dostupnih BS za ćelije radijusa 1 km izražene u metrima su BS_1 (0, 0), BS_2 (1732, 0), BS_3 (866, 1500) i BS_4 (866, -1500), odnosno za ćelije radijusa 0.2 km su BS_1 (0, 0), BS_2 (346.4, 0), BS_3 (173.2, 300) i BS_4 (173.2, -300), respektivno.

Lokacija MS se slučajno odabire saglasno uniformnoj raspodjeli unutar poligona omeđenog tačkama BS_1 , A, B i C, koji se naziva region od interesa. Koordinate tačaka A, B i C, za ćelije radijusa 1 km izražene u metrima su A (866, 0), B (866, 500) i C (433, 750), odnosno za ćelije radijusa 0.2 km su A (173.2, 0), B (173.2, 100) i C (86.6, 150).



Slika 8.2: 3G/4G struktura sa četiri dostupne BS za ćelije radijusa 1 km [132]

U modelu višestrukih mjerena (8.1) standardna devijacija Gausovog šuma (σ_i), srednja vrijednost eksponencijalne NLOS greške (λ_i) i gornja granica uniformne NLOS greške (β_i) za svako generisano mjerenje su u korelaciji sa tačnim rastojanjem (2.2) na osnovu izraza (2.10), (3.9) i (3.13), respektivno.

Faktor k_1 u (2.10) se postavlja na vrijednost 0.015, dok faktor k_2 u (3.9) zavisi od tipa propagacionog okruženja. Na osnovu (3.8) i podataka iz Tabele 3.1, dobija se da je $k_2 = 100.06$ za suburbano i $k_2 = 133.42$ za urbano okruženje. Radi što objektivnijeg sagledavanja uticaja tipa propagacionog okruženja na grešku pozicioniranja, na istoj 3G/4G prostornoj matrici sa Slike 8.2 tretirano je i suburbano i urbano okruženje.

Faktor k_3 u (3.13) uzima vrijednosti 0.2 i 0.3 kako bi se analizirao uticaj intenzivnijih NLOS grešaka na tačnost pozicioniranja, odnosno izrazitijih subtipova urbanog propagacionog okruženja sa 5G ćelijama.

U regionu od interesa BS₁ABC izvodi se 1000 nezavisnih mjerena sa različitim lokacionim geometrijama. Za svako usrednjeno mjerenje (8.2) pridruženo slučajno odabranoj lokaciji MS, metaheuristički algoritmi imaju po 30 nezavisnih pokretanja na osnovu kojih se za referentnu vrijednost minimuma funkcije podobnosti (*fitness-a*) uzima prosjek minimuma (najboljih vrijednosti *fitness-a*) po svim izvršenjima [132].

Algoritmi se zaustavljaju nakon dostizanja maksimalnog broja od 50 ili 100 iteracija (generacija). Navedeni broj iteracija je odabran kao balans između ukupne vremenske kompleksnosti i preciznosti predloženih algoritama.

Konačna procjena lokacije MS za svaki algoritam računa se kao prosjek procjena koje odgovaraju najboljim vrijednostima *fitness-a* dobijenim u finalnim iteracijama za svih 30 realizacija algoritma.

Veličina populacije čestica, vektora ili agenata jednaka je za sve metaheuristike i iznosi 20.

Najbolji algoritam u sesiji od 1000 nezavisnih mjerena (numeričkih simulacija) treba da ostvari najbolje prosječne rezultate u kategorijama estimacione tačnosti, konvergencijskih karakteristika i optimizacionih performansi, uz razumno prosječno vrijeme izvršenja i bez obzira na uslove pozicioniranja.

Lokacijski optimizacioni problemi (8.6) i (8.7) su zbog svoje nelinearnosti veoma kompleksni za rješavanje. Budući da je problem (8.7) u prosjeku veće dimenzionalnosti (složenosti) od problema (8.6), za njegovo rješavanje koristiće se hibridni algoritmi (ACOPSOCM-NM i ACOPSO-DE). Takođe, ACOPSO-DE algoritam će se koristiti i kod problema asinhronog TOA pozicioniranja kada postoji vremenski *offset* između MS i BS, a koji se takođe može svesti na problem (8.7).

Sa druge strane, za optimizaciju problema (8.6) koristiće se modifikovani algoritam (COPSO-TVAC).

Sistemski parametri vezani za izvođenje predloženih metaheurističkih algoritama u simulacionom okruženju prikazani su u Tabeli 8.1.

Tabela 8.1 Simulacioni parametri metaheurističkih algoritama

Simulacioni parametar	PSO	PSO - TVAC	COPSO -TVAC	DE	ACOPSO CM- NM	ACOPSO - DE
Veličina populacije	20	20	20	20	20	20
Dimenzija prostora pretrage	4-6	4-6	4-6	6	6	6
Broj uzoračkih mjerena	50	50	50	50	50	50
Maksimalni broj iteracija	50/100	100	100	50	50	50
Vrijednost faktora k_1	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015
Faktor k_2 (suburban)	100.06	100.06	100.06	-	-	-
Faktor k_2 (urban)	133.42	133.42	133.42	-	-	-
Vrijednost faktora k_3	0.2/0.3	-	-	0.2/0.3	0.2/0.3	0.2/0.3
Vremenski offset (ns)	50	-	-	50	-	50
Kognitivni koeficijent	2	-	-	-	-	-
Socijalni koeficijent	2	-	-	-	-	-
Inicijalna/finalna vrijednost kog. koef.	-	2.5/0.5	2.5/0.5	-	2.5/0.5	2.5/0.5
Inicijalna/finalna vrijednost soc. koef.	-	0.5/2.5	0.5/2.5	-	0.5/2.5	0.5/2.5
Inic./final. vrijednost LDIW/CDIW faktora	0.9/0.4	0.9/0.4	0.9/0.4	-	0.9/0.4	0.9/0.4
Težinski faktor k_p	0.15	0.15	0.15	-	0.15	0.15
Inicijalna vrijednost logističke mape	-	-	0.7	-	0.7	0.7
Faktor skaliranja	-	-	-	0.5	-	-
Maksimalna/minimalna vrijednost fakt. skal.	-	-	-	-	1/0	0.9/0.4
Stope ukrštanja	-	-	-	0.1-1	-	0.1-1

8.2 Analiza lokacijskih performansi algoritama

U cilju verifikacije tačnosti pozicioniranja (lokacijskih performansi) predloženih modifikovanih metaheurističkih algoritama izvršeno je njihovo poređenje sa izvornim, konvencionalnim metaheurističkim metodama (PSO, PSO-TVAC i DE), kao i sa tradicionalnim determinističkim metodama optimizacije obrađenim u prethodnim glavama kao što su gradijentni Levenberg-Markartov (LM) i reflektivni algoritam regije povjerenja (TRR), linearna metoda težinskih (ponderisanih) najmanjih kvadrata (WLLS), iterativni Tejlorov algoritam najmanjih kvadrata (TS-LS) i na Tejlorovom razvoju zasnovana metoda linearog kvadratnog programiranja (TS-LQP).

Funkcije cilja (8.6) i (8.7) u obliku nelinearnih najmanjih kvadrata su idealne *benchmark* funkcije za poređenje performansi metaheurističkih metoda sa gradijentnim metodama optimizacije. LM i TRR su efikasni algoritmi koji daju vrlo slične rezultate interpolirajući između metode gradijentnog spusta i Gaus-Njutnove metode [107]. LM algoritam ne zahtijeva ograničenja, dok TRR algoritam može imati ograničenja vrijednosti varijabli ili linearna ograničenja, ali ne obije vrste istovremeno. Kada je broj jednačina pozicioniranja (broj dostupnih BS) manji od broja nepoznatih (dimenzija lokacionog vektora), TRR algoritam je neprimjenjiv [107]. Prema tome, TRR algoritam se jedino može koristiti kod ML estimatora (8.6) u konfiguraciji sa dvije NLOS BS, dok se u svim ostalim slučajevima koristi LM algoritam. Algoritmi bezuslovne optimizacije ponekad mogu davati bolju lokacijsku tačnost od metoda sa ograničenjima [2].

Neiterativne metode optimizacije su lošiji izbor od iterativnih postupaka, osobito kada u TOA mjeranjima postoje značajne komponente NLOS grešaka. Zbog toga se rezultati ovih algoritama najčešće koriste za inicijalizaciju naprednijih, iterativnih algoritama pozicioniranja.

U ovom radu se TS-LS i TS-LQP algoritmi startuju sa rezultatom WLLS algoritma, dok se za inicijalni estimat LM i TRR algoritma usvaja konačna procjena lokacije dobijena primjenom TS-LS ili WLLS algoritma. Podsjećanja radi, TS-LS algoritam nije primjenjiv kod ML estimatora (8.7) jer nije izvršena identifikacija BS, pa se tada umjesto njega koristi WLLS algoritam.

Specijalno, radi komparativne analize sa sinhronim i asinhronim TOA algoritmima, upotrijebljena je i standardizovana TDOA metoda pozicioniranja [1]. Potrebno je napomenuti da programski paket MATLAB od verzije R2024 nudi simulaciju TDOA metode u 5G NR okruženju sa podešavanjima fizičkog sloja koja uključuju konfiguraciju OFDM nosioca (engl. *Orthogonal Frequency Division Multiplexing*), PDSCH kanala (engl. *Physical Downlink Shared Channel*) i PRS signala za svaki gNB, model propagacionog slabljenja i estimaciju TOA parametra.

Međutim, ovdje se nebavimo mjeranjem parametra TOA vezanim za određeni LCS standard, odnosno tzv. hardverskom fazom lociranja (problematika koja je detaljno obrađena u mom magistarskom radu), zbog čega se u simulacijama i koriste opšti probabilistički modeli kašnjenja primjenjivi u svim radio pristupnim mrežama koji korektno opisuju propagaciju radio signala u realnim uslovima pozicioniranja. Sa druge strane, od konkretnog interesa je softverska faza implementacije generičkih lokacijskih estimaciono-optimizacionih algoritama, koji mogu biti sastavni dio softverske arhitekture proizvoljne LCS mreže.

Kao što se primjećuje, u okviru ove disertacije koriste se dokazani konvencionalni *benchmark* algoritmi za testiranje tačnosti pozicioniranja predloženih metaheurističkih algoritama. WLLS algoritam je za potrebe TOA i TDOA baziranog lociranja u bežičnim mrežama posebno razvio autor *Y.T. Chan* u radu [89], a koriste ga i autori *Ismail Guvenc* i *Sinan Gezici* u radovima [90–92].

Takođe, u člancima [93] i [78] *Kegen Yu* je predstavio TS-LS i TS-LQP lokacijske algoritme respektivno, imajući u vidu razmatranja prikazana u [29].

Klasične gradijentne metode su detaljno opisane u [107], a u svrhe pozicioniranja su ih razradili *R. W. Ouyang* i *Ismail Guvenc* u [67,68]. Standardizovane TDOA metode pozicioniranja u 2G-5G [1,162], bazirane su na identičnim principima objavljenim u radu [28] od autora *Y.T. Chan* i *K. C. Ho*.

Svi navedeni autori spadaju u red najcitatnijih i najeminentnijih svjetskih naučnika iz oblasti lokalizacije u bežičnim čelijskim i senzorskim mrežama.

Preciznost algoritama iskazuje se metrikom koja se naziva devijacija srednjekvadratne greške (RMSE). Minimum ove greške određen je sa parametrom RMMSE ili devijacijom Generalizovane Kramer-Rao donje granice (GCRLB). Primjetno je da su ove metrike u (5.5) i (5.31) definisane za niz mjeranja na fiksnoj lokaciji MS.

U toku izvođenja numeričkih simulacija MS slučajno mijenja pozicije 1000 puta unutar regiona od interesa BS₁ABC, stoga se izraz (5.5) prilagođava takvoj situaciji [132]:

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \|\hat{\boldsymbol{\theta}}_i - \boldsymbol{\theta}_i\|_2^2}, \quad (8.15)$$

gdje je sa $\boldsymbol{\theta}_i$ označena tačna i -ta lokacija MS, $\hat{\boldsymbol{\theta}}_i$ predstavlja procjenu i -te lokacije MS i $L = 1000$ je broj nezavisnih mjerjenja ili numeričkih simulacija.

Takođe, iz razloga što je GCRLB vezan za konkretnu lokaciju MS, potrebno je uvesti prosječnu mjeru tačnosti tzv. AGCRLB (engl. *Average GCRLB*), odnosno AMMSE (engl. *Average MMSE*) po svim posjećenim lokacijama [132]:

$$AGCRLB = AMMSE = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L MMSE(\boldsymbol{\theta}_i), \quad (8.16)$$

pri čemu je mjera tačnosti $MMSE(\boldsymbol{\theta}_i) = GCRLB(\boldsymbol{\theta}_i)$ data sa (5.30). Devijacija prosječne Generalizovane Kramer-Rao donje granice (8.16) odgovara parametru RAMMSE (engl. *Root Average MMSE*):

$$RAMMSE = \sqrt{AMMSE} = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L MMSE(\boldsymbol{\theta}_i)}, \quad (8.17)$$

Konačno, predloženi algoritmi se međusobno porede preko metrike (8.15), dok (8.17) služi kao referentna metrika.

U naredna tri odjeljka analiziraće se performanse COPSO-TVAC, ACOPSO-CM-NM i ACOPSO-DE algoritma. Prvi od tri navedena algoritma je integriran u ML estimator (8.6) sa unaprijed poznatim eksponencijalnim modelom NLOS propagacije i opisane su konfiguracije sa dvije, tri i četiri NLOS BS na 3G/4G matrici pozicioniranja u suburbanom i urbanom okruženju.

Druga dva algoritma su integrisana u ML estimator (8.7) i takođe su prikazane konfiguracije sa dvije, tri i četiri NLOS BS na 5G matrici pozicioniranja za dva različita subtipa urbanog okruženja, pri čemu se u funkciji nepoznatog modela NLOS propagacije koristi uniformni model.

8.2.1 Analiza lokacijskih performansi COPSO-TVAC algoritma

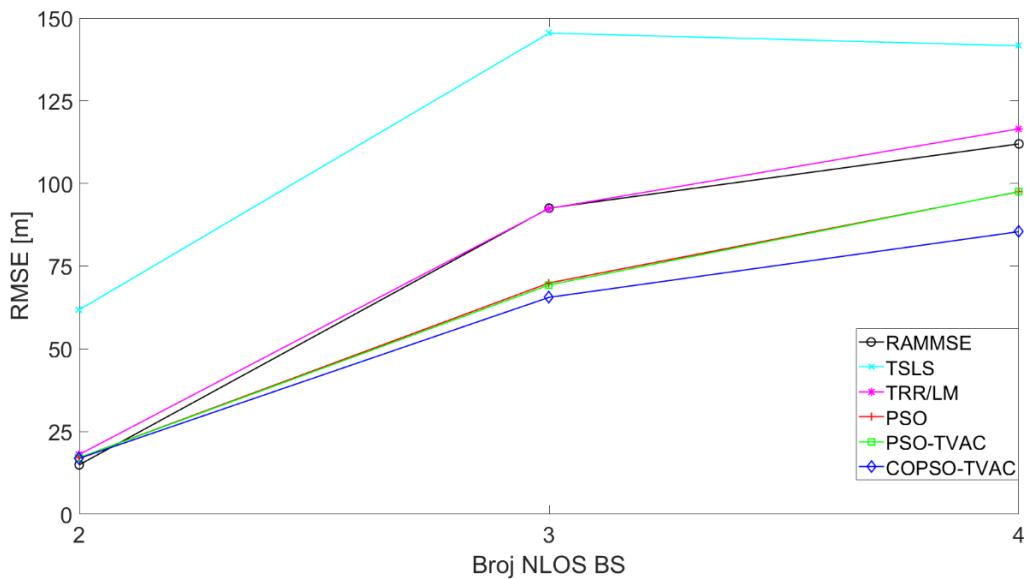
U svrhu analize tačnosti pozicioniranja TSLS, LM, TRR, PSO, PSO-TVAC i COPSO-TVAC algoritma, u Tabelama 8.2 i 8.3, kao i na Slikama 8.3 i 8.4 dati su rezultati numeričkih simulacija sa prikazom zavisnosti parametara RMSE i RAMMSE od tipa propagacionog okruženja i broja NLOS BS, za ML estimator (8.6) [132].

Tabela 8.2: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], suburbano okruženje

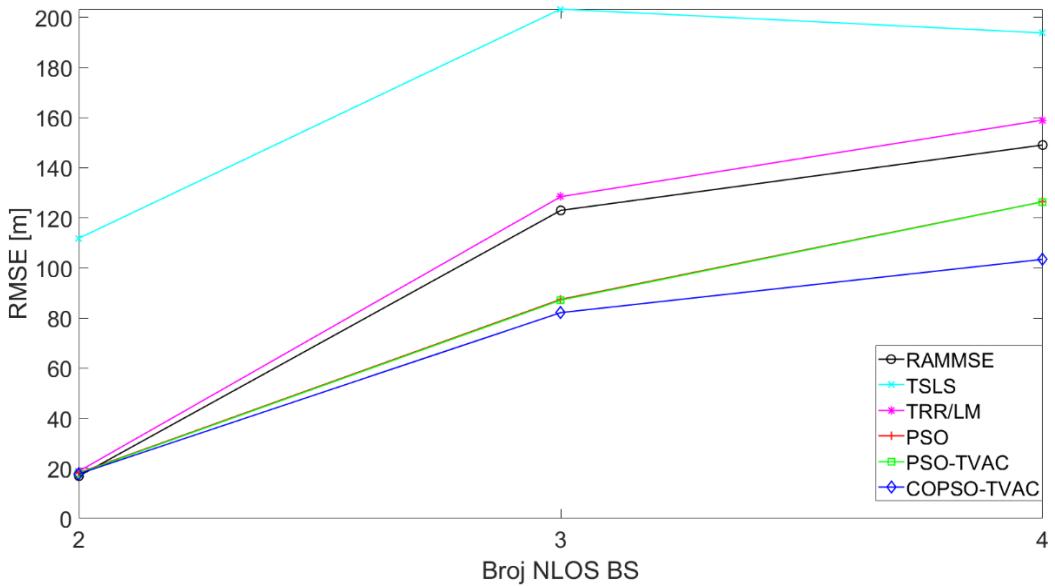
Broj NLOS BS	RAMMSE	RMSE			
		TSLS	TRR/LM	PSO	PSO-TVAC
2	14.93	61.80	18.05	17.08	17.07
3	92.53	145.44	92.42	69.91	69.30
4	111.95	141.60	116.51	97.47	97.54

Tabela 8.3: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], urbano okruženje

Broj NLOS BS	RAMMSE	RMSE			
		TSLS	TRR/LM	PSO	PSO-TVAC
2	16.92	111.87	18.89	18.26	18.06
3	122.99	203.31	128.47	87.47	87.17
4	149.08	193.81	159.02	126.43	126.38



Slika 8.3: RMSE [m] u funkciji broja NLOS BS: suburbano okruženje



Slika 8.4: RMSE [m] u funkciji broja NLOS BS: urbano okruženje

Kao što se vidi iz priloženog, tip propagacionog okruženja i broj participirajućih NLOS BS imaju veliki uticaj na vrijednost parametra RMSE.

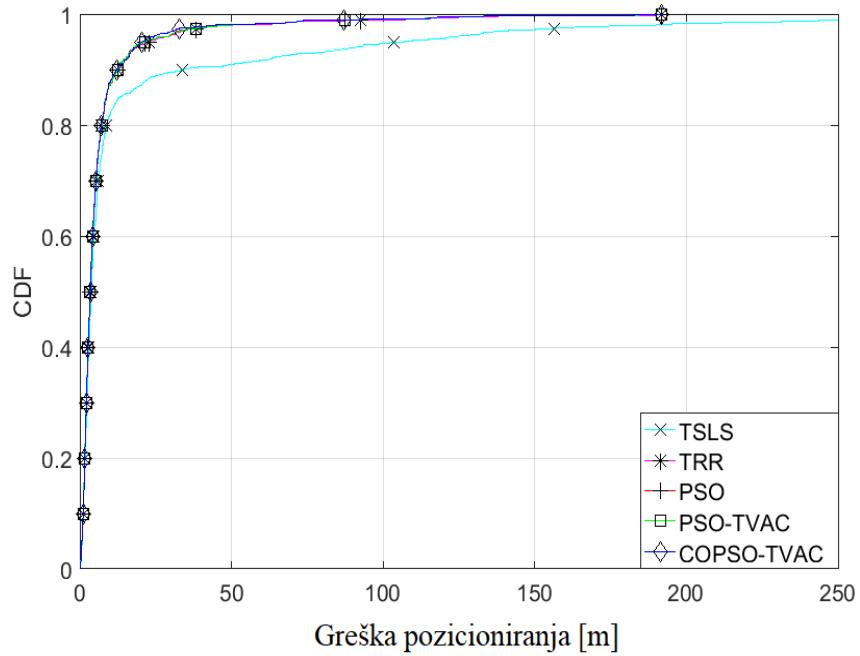
Srednja vrijednost eksponencijalne NLOS greške je veća u urbanom okruženju, stoga je i vrijednost parametra RMSE veća u tom okruženju za podjednak broj NLOS BS u sistemu, a u nekim slučajevima i za manji broj NLOS BS. Na primjer, TSLS i TRR/LM algoritmi daju veće vrijednosti parametra RMSE u konfiguraciji sa tri NLOS BS u urbanom okruženju, nego u konfiguraciji sa četiri NLOS BS u suburbanom okruženju. Međutim, najveći skok efektivne greške pozicioniranja kod svih algoritama u oba okruženja dešava se kada broj NLOS BS nadmašuje broj LOS BS (konfiguracija sa tri NLOS BS).

Komparativna analiza lokacijskih performansi razmatranih algoritama može se predstaviti i kroz prizmu metrike koja se naziva kumulativna funkcija distribucije CDF (engl. *Cumulative Distribution Function*) greške pozicioniranja. Greška pozicioniranja LE (engl. *Location Error*) definisana je kao Euklidsko rastojanje između procijenjene i stvarne pozicije MS [122,132]:

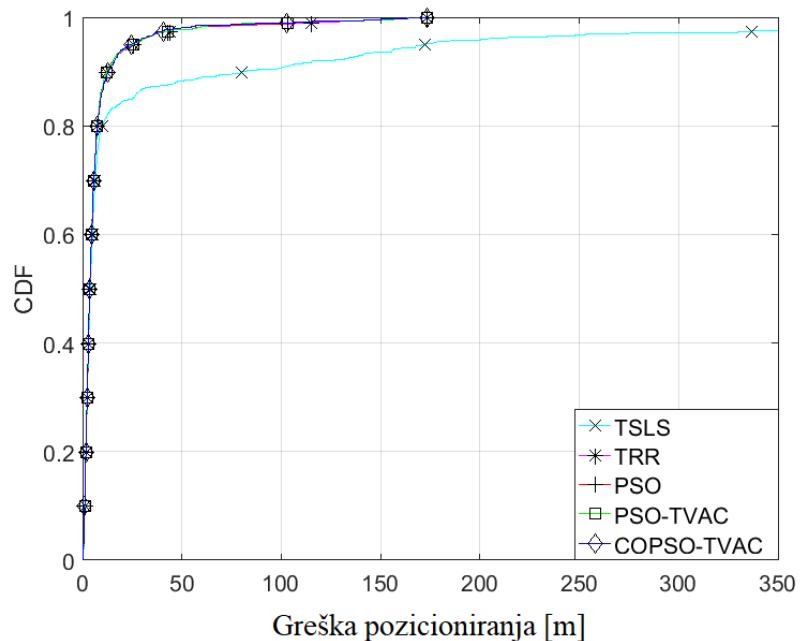
$$LE = \|\hat{\theta}_i - \theta_i\|_2, \quad i = 1..L, \quad (8.18)$$

CDF predstavlja vjerovatnoću, odnosno procenat slučajeva u kojima će greška pozicioniranja (8.18) imati vrijednost manju od neke unaprijed specificirane

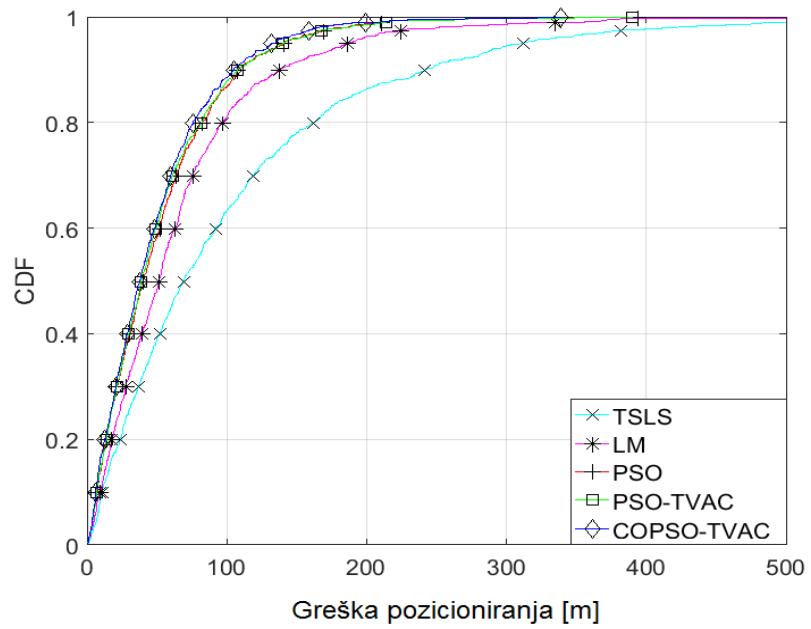
[11]. Približno rečeno, u 67% slučajeva greška pozicioniranja je manja od RMSE [m]. Na Slikama 8.5 do 8.8 prikazane su CDF krive razmatranih algoritama u konfiguraciji sa dvije i tri NLOS BS za suburban i urbano okruženje, respektivno [132].



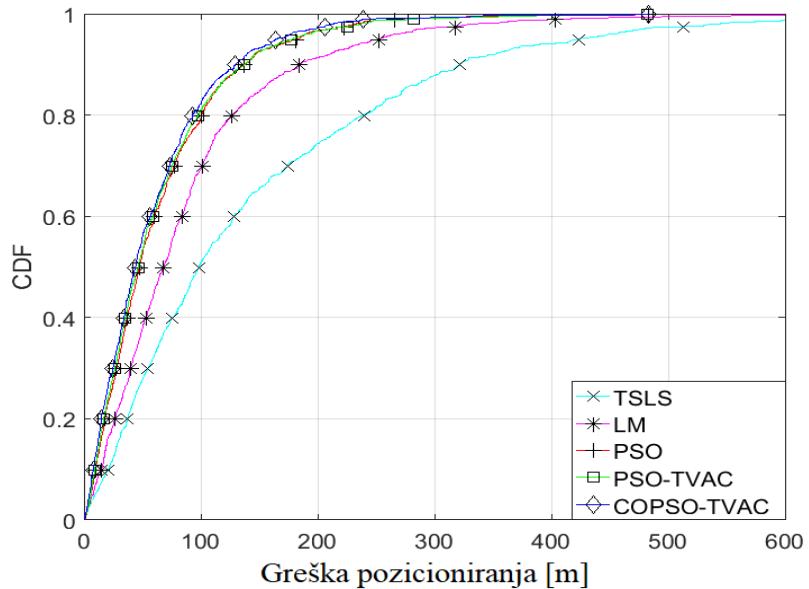
Slika 8.5: CDF u konfiguraciji sa dvije NLOS BS: suburban okruženje



Slika 8.6: CDF u konfiguraciji sa dvije NLOS BS: urbano okruženje



Slika 8.7: CDF u konfiguraciji sa tri NLOS BS: suburbanno okruženje



Slika 8.8: CDF u konfiguraciji sa tri NLOS BS: urbano okruženje

U poređenju sa tradicionalnim algoritmima (TSLS, TRR i LM) i postojećim metaheurističkim algoritmima (PSO i PSO-TVAC), tačnost određivanja pozicije mobilnog korisnika se značajno poboljšava sa primjenom predloženog modifikovanog metaheurističkog algoritma COPSO-TVAC koji pokazuje veliku prilagodljivost (robustnost) u odnosu na promjene uslova pozicioniranja jer

zadržava najbolje lokacijske performanse bez obzira na tip propagacionog okruženja i broj NLOS BS. Korektnim rezultatima čelijskog pozicioniranja u složenim propagacionim uslovima mogu se smatrati oni koji su bliski metrički RAMMSE. Interesantno je napomenuti da metaheuristički algoritmi PSO, PSO-TVAC i COPSO-TVAC daju bolje rezulata od referentne metrike RAMMSE za scenario sa tri i četiri NLOS BS, kao što je prikazano u Tabelama 8.2 i 8.3. Naime, GCRLB (5.30) je više definisan za nepristrasne estimatore i linearnej funkcije cilja. Optimizaciona forma (8.6) je izrazito nelinearna čemu pogoduje eksponencijalni model NLOS propagacije, pri čemu joj nelinearnost raste sa porastom broja NLOS BS. Eksponencijalni model često generiše NLOS *outlier*-e. Na taj način odgovarajući ML estimator postaje pristrasan (engl. *biased*), što je vjerovatni razlog dobijanja ovakvih rezultata [132,170]. Sličan slučaj kada MSE uzima niže vrijednosti od CRLB može se pronaći u [208]. Ova činjenica ne umanjuje statističku težinu metrike RAMMSE i ne maskira kvalitet dobijenih rezultata. Međutim, od praktičnog interesa su rezultati koji imaju neku upotrebnu vrijednost, odnosno zadovoljavajuću tačnost (kada npr. RMSE ima vrijednost do 20 m kao u konfiguraciji sa 2 NLOS BS). Rezultati dobijeni u konfiguracijama sa 3 i 4 NLOS BS imaju veliki teorijski značaj jer pokazuju koja se najbolja tačnost pozicioniranja može ostvariti u datim okolnostima, a posljedica su veće prostorne matrice odnosno NLOS grešaka pozicioniranja i veće nelinearnosti eksponencijalnog modela.

8.2.2 Analiza lokacijskih performansi ACOPSO-CM-NM algoritma

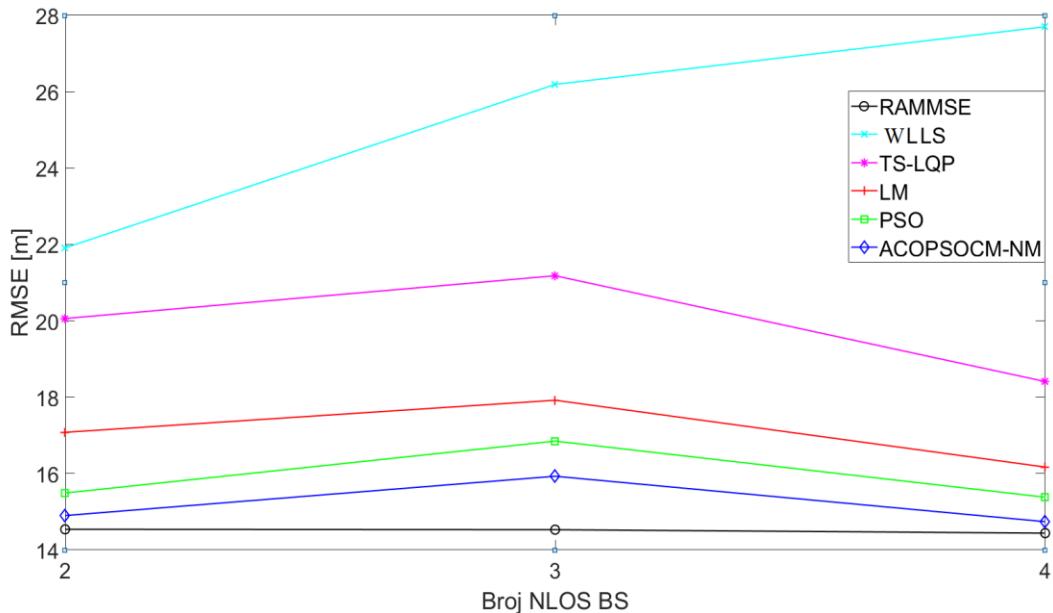
Radi analize tačnosti pozicioniranja WLLS, TS-LQP, LM, PSO i ACOPSO-CM-NM algoritma, u Tabelama 8.4 i 8.5, kao i na Slikama 8.9 i 8.10 dati su rezultati numeričkih simulacija u 5G okruženju sa prikazom zavisnosti parametara RMSE i RAMMSE u funkciji faktora k_3 i broja NLOS BS, za ML estimator (8.7).

Tabela 8.4: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], $k_3 = 0.2$ (ACOPSO-CM-NM)

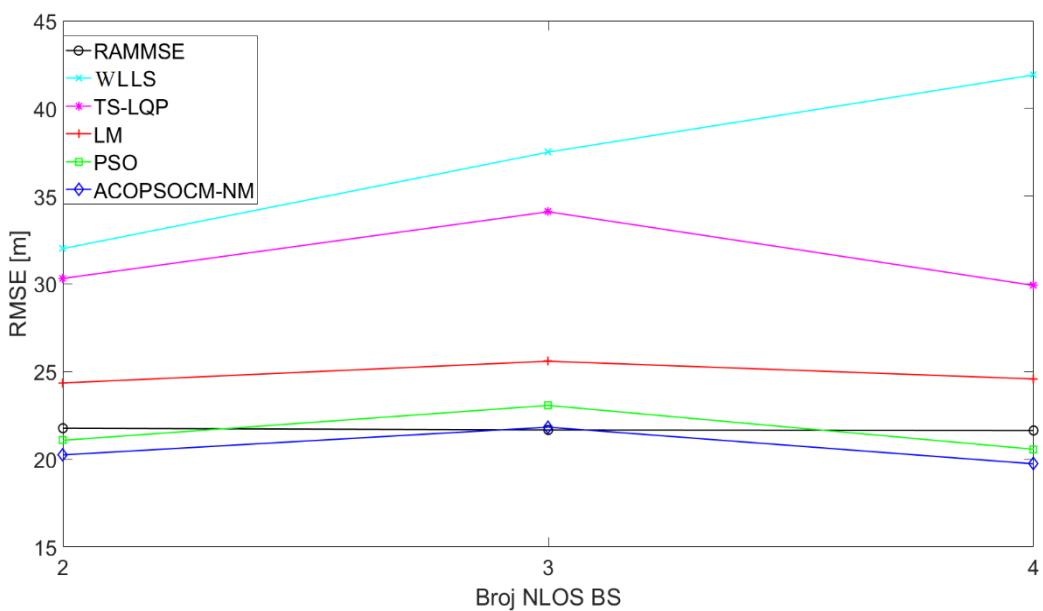
Broj NLOS BS	RAMMSE	RMSE				
		WLLS	TS-LQP	LM	PSO	ACOPSO-CM-NM
2	14.54	21.91	20.06	17.08	15.49	14.90
3	14.53	26.19	21.18	17.92	16.85	15.93
4	14.44	27.70	18.41	16.17	15.38	14.74

Tabela 8.5: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], $k_3 = 0.3$ (ACOPSCOM-NM)

Broj NLOS BS	RAMMSE	RMSE				ACOPSCOM-NM
		WLLS	TS-LQP	LM	PSO	
2	21.77	32.01	30.31	24.35	21.08	20.25
3	21.67	37.51	34.11	25.59	23.07	21.83
4	21.64	41.91	29.91	24.58	20.57	19.74



Slika 8.9: RMSE [m] u funkciji broja NLOS BS za $k_3 = 0.2$ (ACOPSCOM-NM)



Slika 8.10: RMSE [m] u funkciji broja NLOS BS za $k_3 = 0.3$ (ACOPSCOM-NM)

Analizirani su slučajevi pozicioniranja za dva tipa propagacionog okruženja u zavisnosti od parametra k_3 koji ima direktni uticaj na maksimalne vrijednosti uniformnih NLOS grešaka postavljajući ih na osjetne vrijednosti u iznosu od 20% i 30% udaljenosti između MS i odgovarajućih NLOS BS. Unutar svakog subtipa urbanog okruženja data je lokacijska tačnost (RMSE) u odnosu na broj NLOS BS.

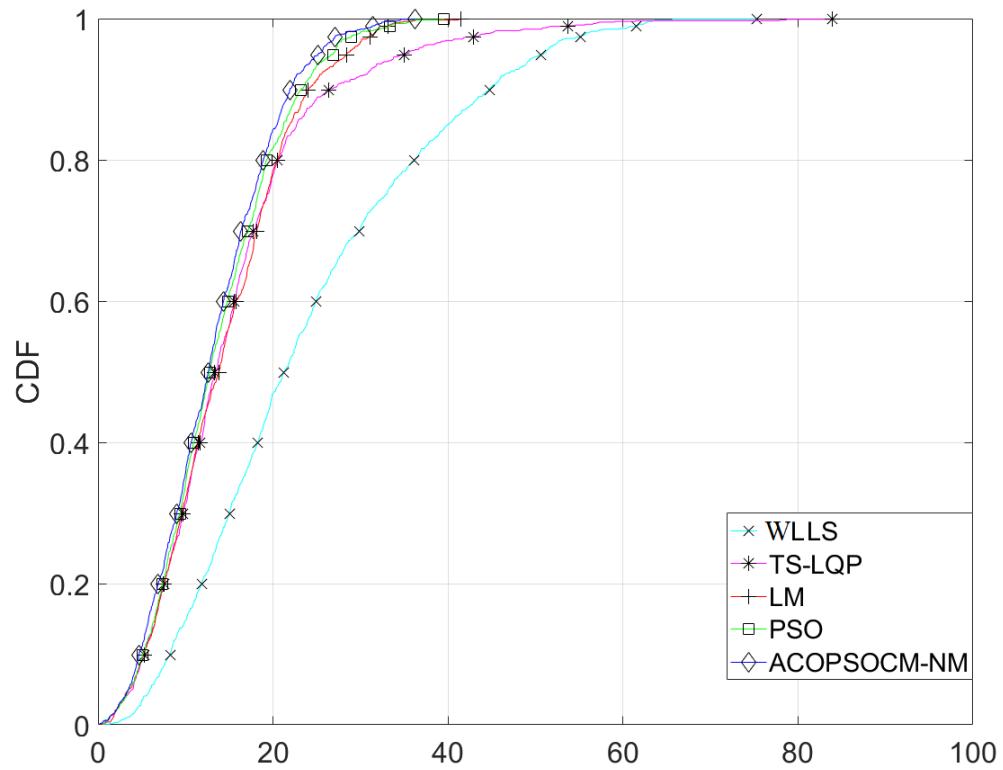
Nesporno je da se u 5G mikroćelijskom okruženju uz upotrebu uniformnog modela NLOS propagacije generišu manje greške pozicioniranja nego u slučaju opisanom u prethodnom odjeljku (manja prostorna matrica, odnosno NLOS greške pozicioniranja i manja nelinearnost statističkog modela). RMSE može varirati u neznatnom iznosu za iste algoritme uslijed uticaja lokacione geometrije. Takođe i razlike u rezultatima među predloženim algoritmima su očekivano manje i primjerene takvom scenariju pozicioniranja.

Uočava se da pri istom faktoru urbanosti k_3 i pri povećanju broja NLOS BS sa 2 na 3 NLOS BS, dolazi do određenog porasta vrijednosti parametra RMSE kod svih algoritama. Suprotno intuitivno očekivanom, PSO i ACOPSOCM-NM algoritam najmanje vrijednosti parametra RMSE postižu u konfiguraciji sa 4 NLOS BS. Naime, ML estimator (8.7) u kome su ovi algoritmi implementirani je ekvivalentan ML estimatoru (4.53) kod koga je prethodno izvršena identifikacija BS i konstatovano da postoji maksimalni broj NLOS BS. Na taj način je ML estimator (8.7) u suštini prilagođen za lokacijski problem sa 4 NLOS BS.

Obrnuto, za isti broj NLOS BS pri porastu faktora k_3 dešava se značajniji skok parametra RMSE kod razmatranih algoritama bez izuzetka.

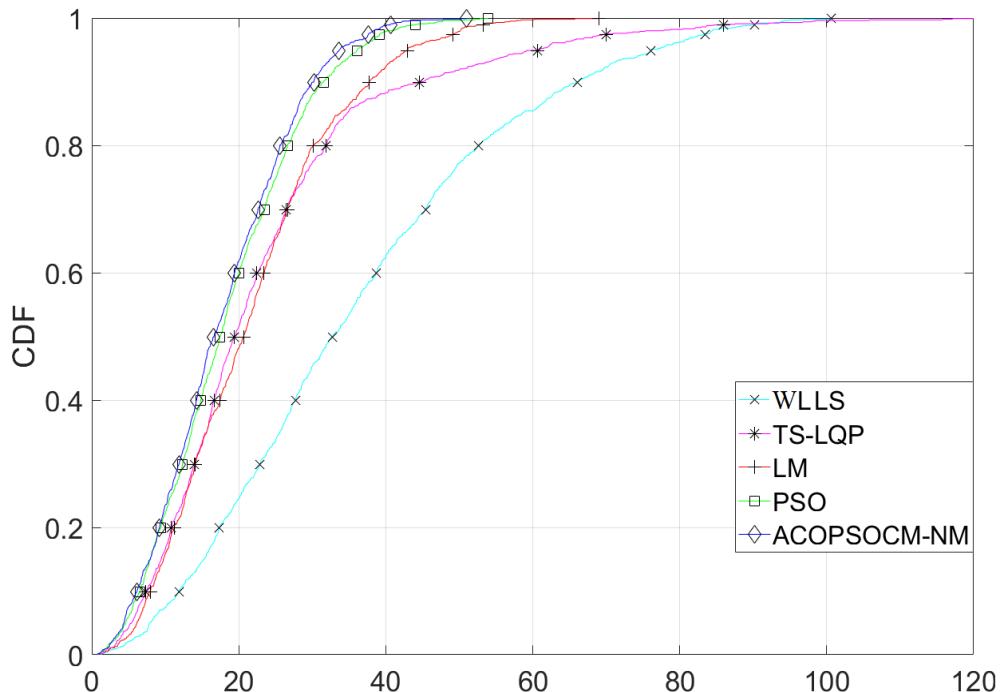
U ovom slučaju nije moguće tačno izračunati donju granicu tačnosti jer ne postoje informacije o NLOS konekcijama (podaci o identifikaciji NLOS BS i statistici NLOS grešaka). Uzimajući u obzir gornju ekvivalenciju ML estimadora i razmatranja iz podglave 3.3, referentni parametar RAMMSE se može aproksimativno izračunati za konfiguraciju sa 4 NLOS BS i uniformni propagacioni model na osnovu (3.15), (5.30) i (8.16). S tim u vezi, rezultati ACOPSOCM-NM algoritma u prosjeku nisu mnogo udaljeni od metrike RAMMSE, odnosno za $k_3 = 0.3$ nešto su i bolji kao posljedica blage pristrasnosti ML estimadora (8.7).

Ilustracije radi, na Slikama 8.11 i 8.12 prikazane su CDF krive korištenih algoritama za scenarije sa najboljom lokacijskom tačnošću, odnosno u konfiguraciji sa četiri NLOS BS za $k_3 = 0.2$ i $k_3 = 0.3$, respektivno.



Slika 8.11: CDF u konfiguraciji sa četiri NLOS BS za $k_3 = 0.2$

(ACOPSCOM-NM)



Slika 8.12: CDF u konfiguraciji sa četiri NLOS BS za $k_3 = 0.3$

(ACOPSCOM-NM)

Nedvojbeno, u komparaciji sa konvencionalnim algoritmima (WLLS, TS-LQP i LM) i postojećim PSO algoritmom, predloženi hibridni metaheuristički algoritam ACOPSO-CM-NM ostvaruje najbolje rezultate u kategoriji zadovoljavajuće lokacijske tačnosti. ACOPSO-CM-NM algoritam ispoljava željenu robusnost na promjene uslova pozicioniranja jer zadržava kvalitet lokacijskih performansi bez obzira na tip propagacionog okruženja i broj NLOS BS.

8.2.3 Analiza lokacijskih performansi ACOPSO-DE algoritma

U cilju procjene lokacijske tačnosti TS-LQP, LM, PSO, DE i ACOPSO-DE algoritma, u Tabelama 8.6 i 8.7, kao i na Slikama 8.13 i 8.14 dati su rezultati numeričkih simulacija u 5G okruženju sa prikazom zavisnosti parametara RMSE i RAMMSE u funkciji faktora k_3 i broja NLOS BS, za ML estimator (8.7).

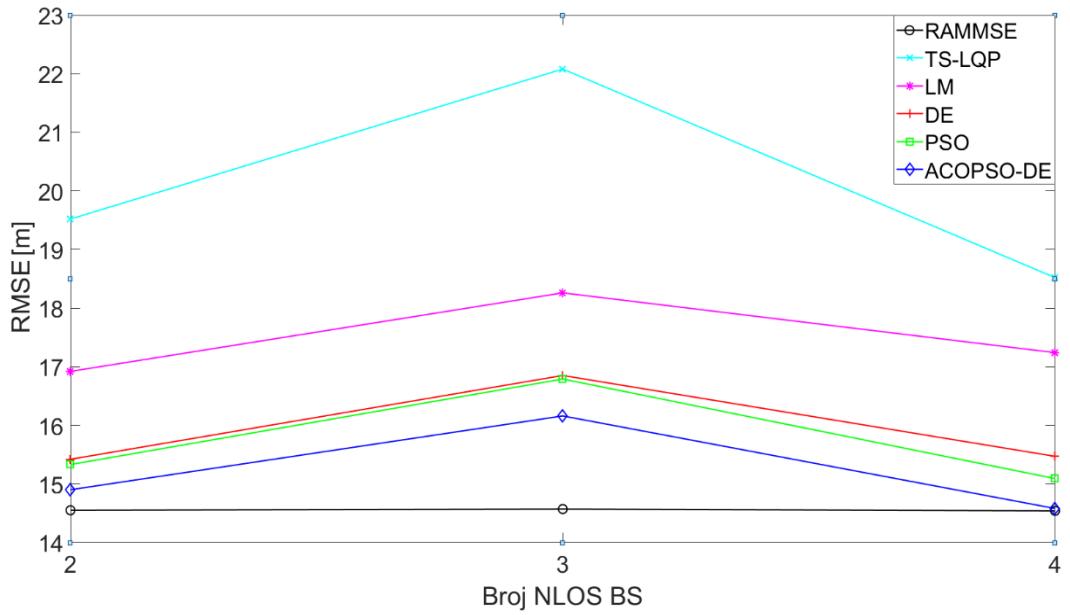
Tabela 8.6: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], $k_3 = 0.2$ (ACOPSO-DE)

Broj NLOS BS	RAMMSE	RMSE				
		TS-LQP	LM	DE	PSO	ACOPSO-DE
2	14.55	19.52	16.92	15.42	15.33	14.90
3	14.57	22.08	18.26	16.85	16.79	16.16
4	14.54	18.52	17.24	15.47	15.09	14.58

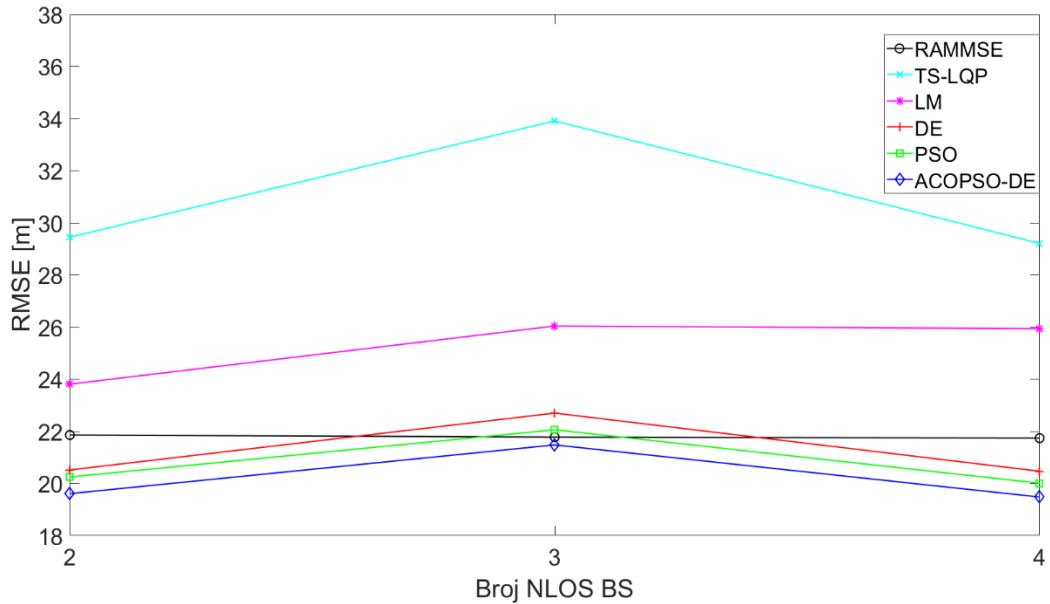
Tabela 8.7: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], $k_3 = 0.3$ (ACOPSO-DE)

Broj NLOS BS	RAMMSE	RMSE				
		TS-LQP	LM	DE	PSO	ACOPSO-DE
2	21.86	29.45	23.81	20.52	20.25	19.61
3	21.78	33.91	26.04	22.70	22.06	21.48
4	21.74	29.21	25.94	20.47	20.01	19.48

Evidentno je da sa povećanjem gustine propagacionog okruženja (faktora urbanosti k_3) raste vrijednost parametra RMSE i da je uticaj okruženja na tačnost pozicioniranja znatno veći od uticaja broja NLOS BS. Takođe, po sličnoj zakonitosti kao u prethodnom odjeljku, skoro svi algoritmi u okviru istog okruženja u prosjeku daju najbolje rezultate u konfiguraciji sa 4 NLOS BS.



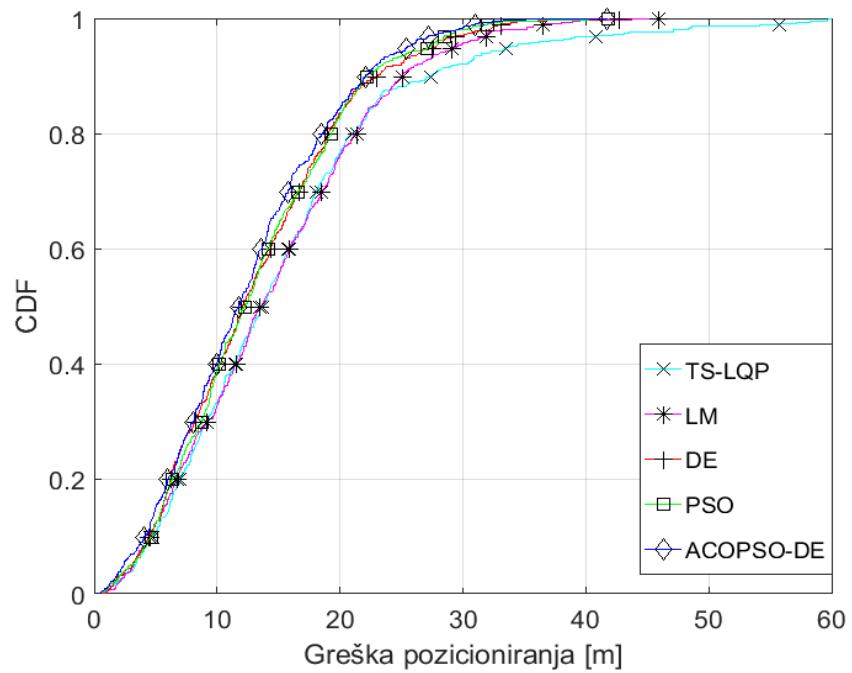
Slika 8.13: RMSE [m] u funkciji broja NLOS BS za $k_3 = 0.2$ (ACOPSO-DE)



Slika 8.14: RMSE [m] u funkciji broja NLOS BS za $k_3 = 0.3$ (ACOPSO-DE)

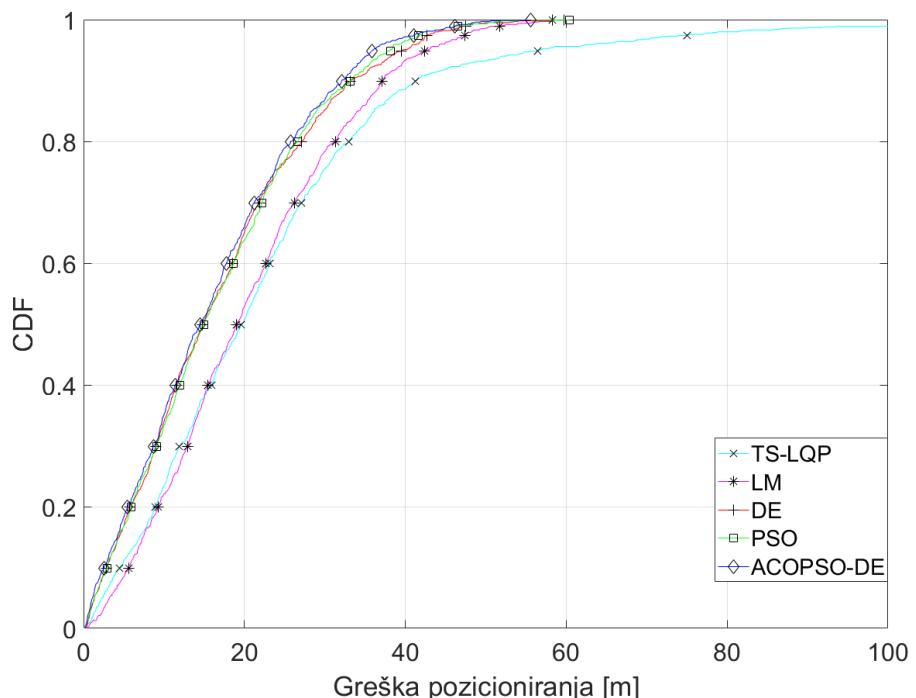
ACOPSO-DE algoritam je najближи metrici RAMMSE za $k_3 = 0.2$. Zbog blage pristrasnosti ML estimatora (8.7), rezultati PSO i DE algoritma za $k_3 = 0.3$ su u većini slučajeva bolji od metrike RAMMSE (osim za konfiguraciju sa 3 NLOS BS), dok je ACOPSO-DE algoritam bolji od iste u svim slučajevima.

Na Slikama 8.15 i 8.16 prikazane su CDF krive testiranih algoritama u konfiguraciji sa četiri NLOS BS za $k_3 = 0.2$ i $k_3 = 0.3$, respektivno.



Slika 8.15: CDF u konfiguraciji sa četiri NLOS BS za $k_3 = 0.2$

(ACOPSO-DE)



Slika 8.16: CDF u konfiguraciji sa četiri NLOS BS za $k_3 = 0.3$

(ACOPSO-DE)

Očigledno, u poređenju sa determinističkim algoritmima (TS-LQP i LM) i konvencionalnim metaheurističkim algoritmima (PSO i DE), predloženi hibridni metaheuristički algoritam ACOPSO-DE daje najbolje rezultate u kategoriji zadovoljavajuće lokacijske tačnosti. ACOPSO-DE algoritam posjeduje i zahtijevanu robusnost na promjene uslova pozicioniranja jer zadržava izvrsnost lokacijskih performansi bez obzira na tip propagacionog okruženja i broj NLOS BS.

Nadalje, izvršeno je poređenje TOA algoritama sa TDOA metodom, za sinhroni i asinhroni slučaj TOA pozicioniranja kod koga postoji vremenski *offset* između MS i BS u iznosu od 50 ns (odgovara razdaljini od 15 m). Važno je napomenuti da *offset* nije potrebno estimirati kao dodatnu dimenziju ako se tretira kao dodatak postojećim NLOS greškama. Prema tome, asinhroni problem se može svesti na ML estimator (8.7). U oba slučaja analizirano je šta će se desiti sa greškom pozicioniranja ako se napravi mali pomak MS (do 2 m po *x* i *y* osi) u odnosu na početni položaj. Izabrana je konfiguracija pozicioniranja sa četiri NLOS BS za faktor urbanosti $k_3 = 0.2$. Radi adekvatne komparacije, za optimizaciju TDOA estimatora korišten je LM algoritam (kod standardizovane TDOA metode upotrebljava se neka od naprednijih verzija algoritma najmanjih kvadrata).

Rezultati simulacije dati su u Tabeli 8.8, pri čemu se sinhroni P i asinhroni P slučaj odnose na sinhroni i asinhroni slučaj sa malim pomjerajem mirujućeg položaja MS, respektivno. Jasno je potvrđena konstatacija iz podglave 2.2 da za iste podatke i optimizacioni aparat sinhrone cirkularna TOA metoda daje bolje rezultate od hiperboličke TDOA metode (vidi sinhrone slučajeve pozicioniranja sa algoritmima TOA-LM i TDOA-LM u Tabeli 8.8).

Štaviše, za iste podatke i optimizacioni aparat i asinhrona TOA metoda daje bolje rezultate od TDOA metode (vidi asinhrone slučajeve pozicioniranja sa algoritmima TOA-LM i TDOA-LM u Tabeli 8.8).

U svim izvedbama, metaheuristički algoritmi daju bolje rezultate od konvencionalnog LM algoritma u TOA i TDOA varijanti estimatora.

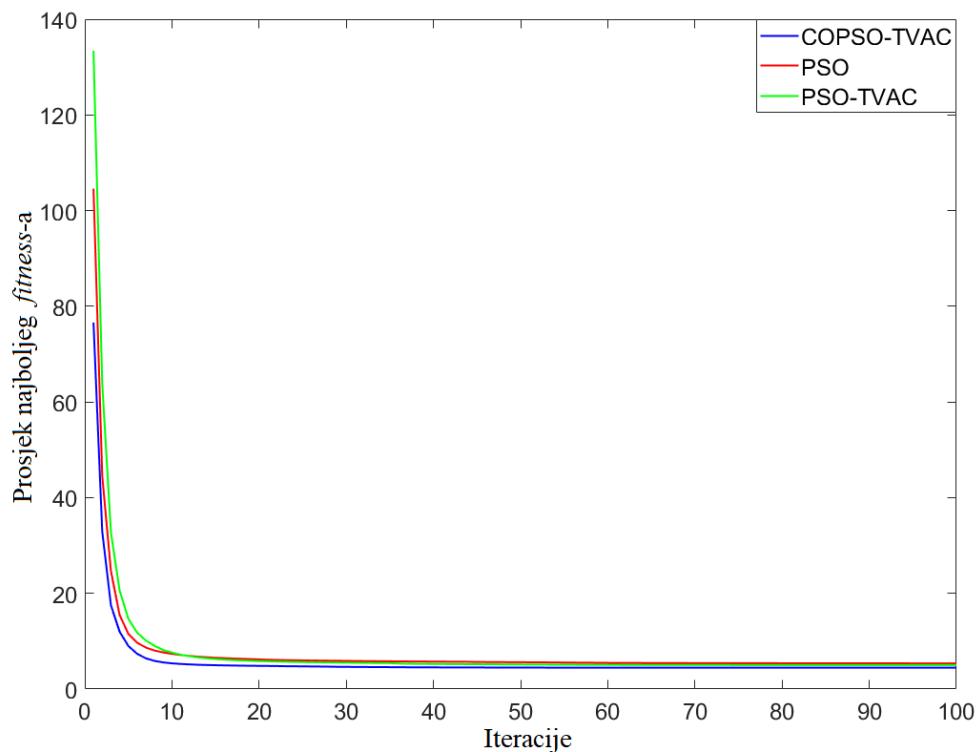
Ukoliko se MS pomjeri iz početnog mirujućeg položaja (simulacija kretanja), greška pozicioniranja se u prosjeku neznatno mijenja. Prema tome, razmatrani algoritmi pokazuju stabilnost u odnosu na lokacionu geometriju i izvjesni potencijal primjene u problemima praćenja pokretnih objekata.

Tabela 8.8: Lokacijska tačnost razmatranih algoritama [m], sinhroni i asinhroni slučaj

Slučaj lociranja	RAMMSE	RMSE			
		TOA-LM	TDOA-LM	DE	PSO
Sinhroni	14.52	16.98	20.28	15.40	15.01
Sinhroni P	14.54	17.13	20.43	15.53	15.23
Asinhroni	14.48	18.56	26.80	15.46	15.35
Asinhroni P	14.48	18.89	26.91	15.71	15.11

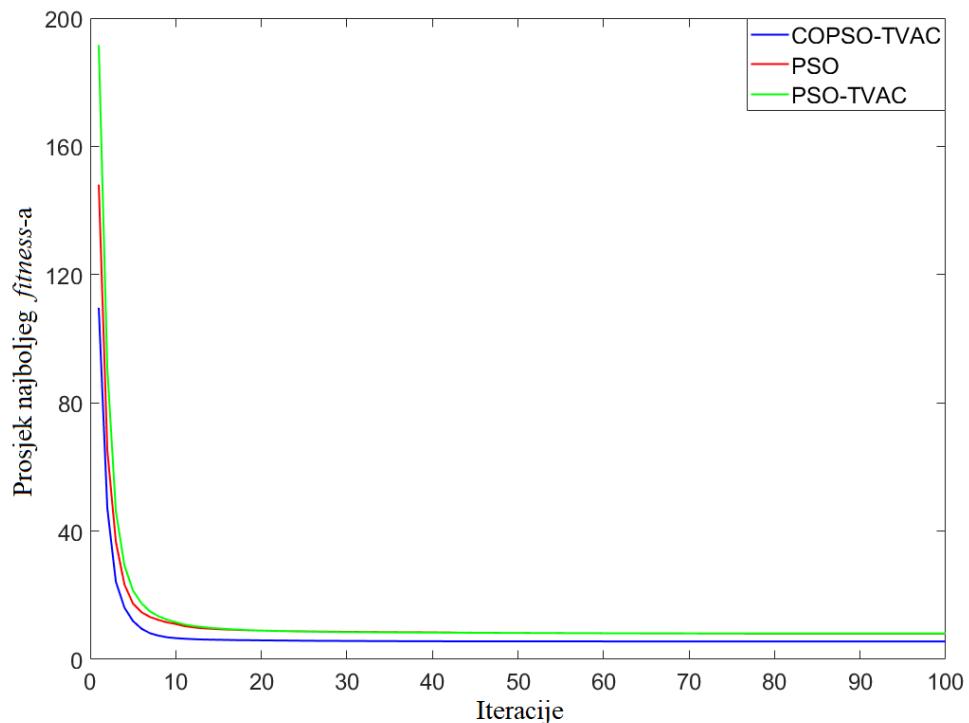
8.3 Konvergencijske karakteristike metaheuristika

Konvergencijske karakteristike prikazuju promjene u prosječnoj funkciji najboljeg *fitness*-a tokom iterativnog izvršavanja metaheurističkih algoritama. Ove karakteristike predstavljaju moćan vizuelni alat za ocjenu kvaliteta konvergencije. Na Slikama 8.17 do 8.20 prezentovane su krive konvergencije PSO, PSO-TVAC i COPSO-TVAC algoritma [132], dok su na Slikama 8.21 do 8.24 predstavljene konvergencijske krive PSO, DE i ACOPSO-DE algoritma, vezane za pojedine simulacione scenarije sa najboljom lokacijskom tačnošću.



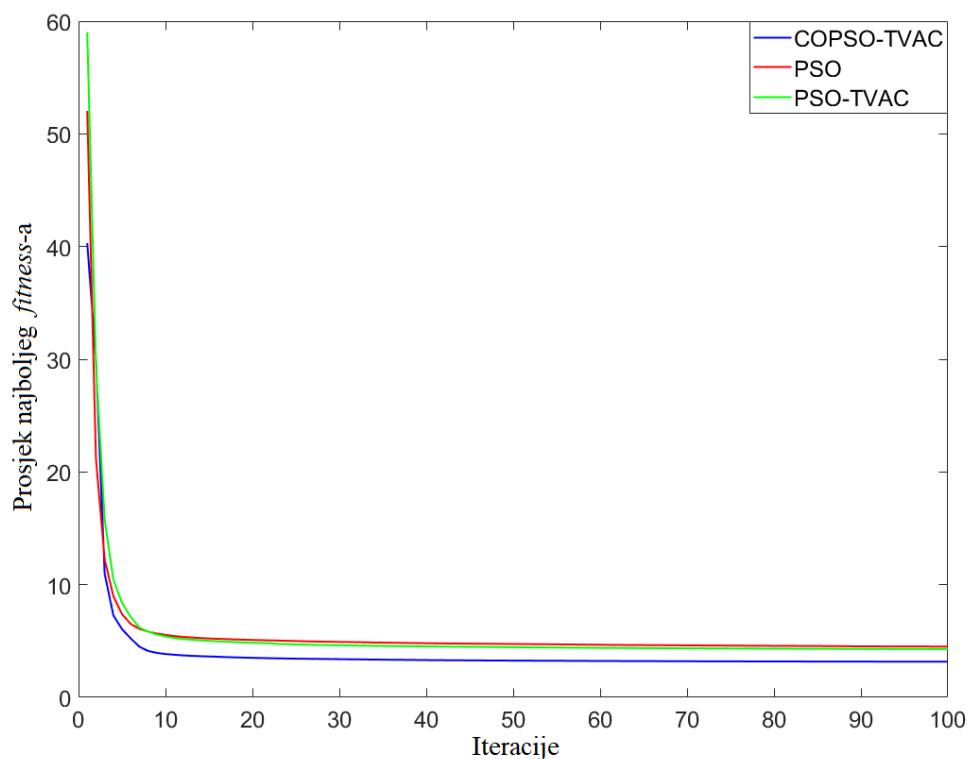
Slika 8.17: Konvergencijske karakteristike (COPSO-TVAC)

(suburbani scenario sa 2 NLOS BS)



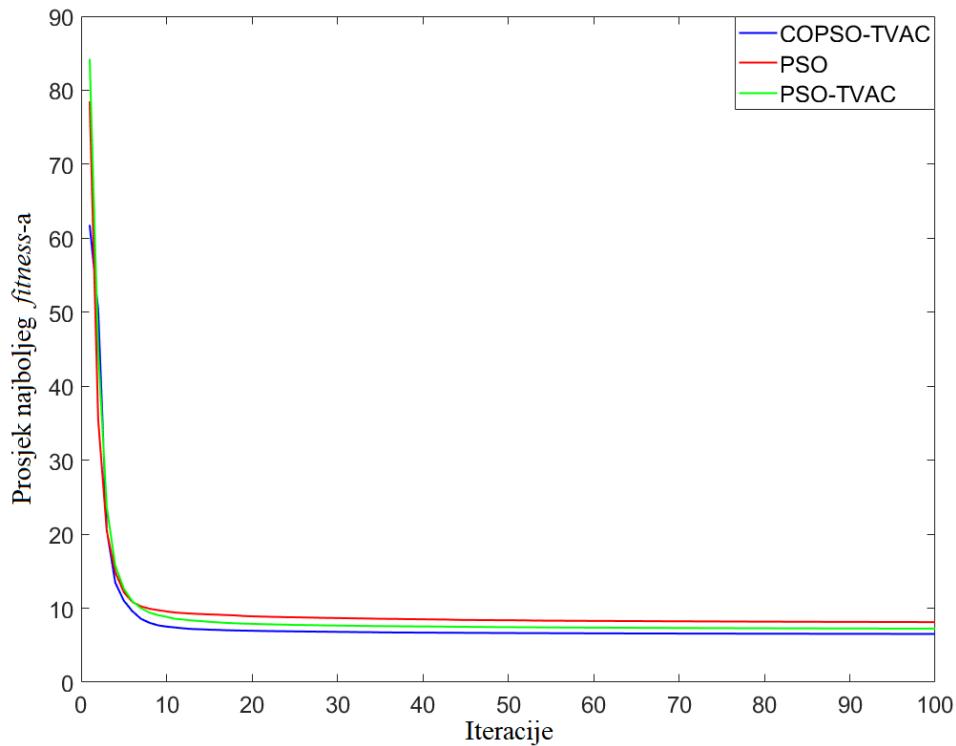
Slika 8.18: Konvergencijske karakteristike (COPSO-TVAC)

(urbani scenario sa 2 NLOS BS)



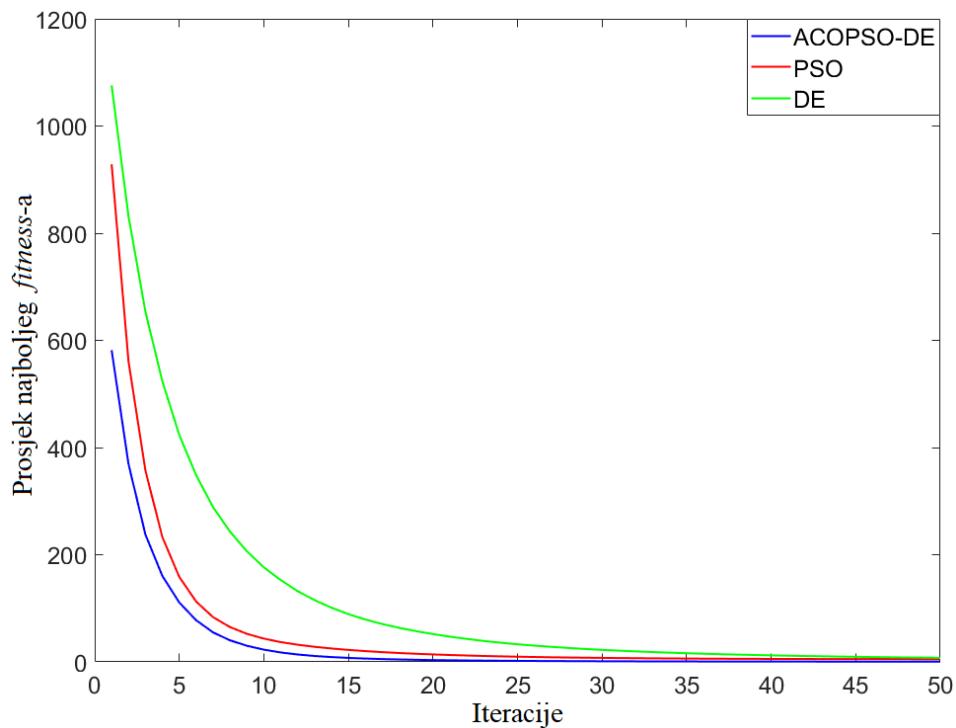
Slika 8.19: Konvergencijske karakteristike (COPSO-TVAC)

(suburbani scenario sa 3 NLOS BS)



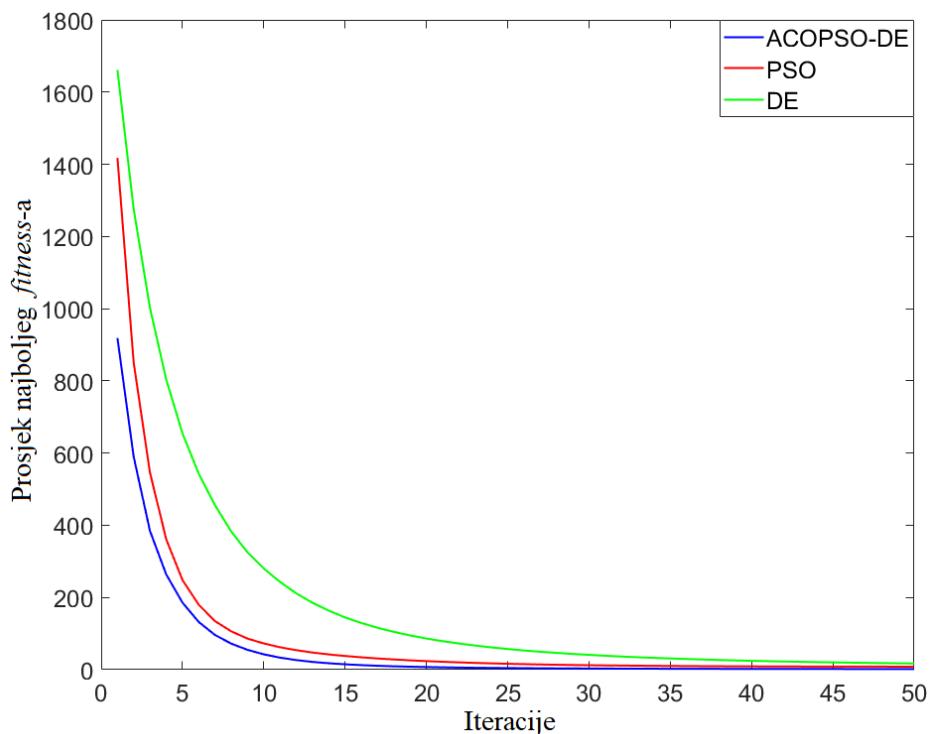
Slika 8.20: Konvergencijske karakteristike (COPSO-TVAC)

(urbani scenario sa 3 NLOS BS)



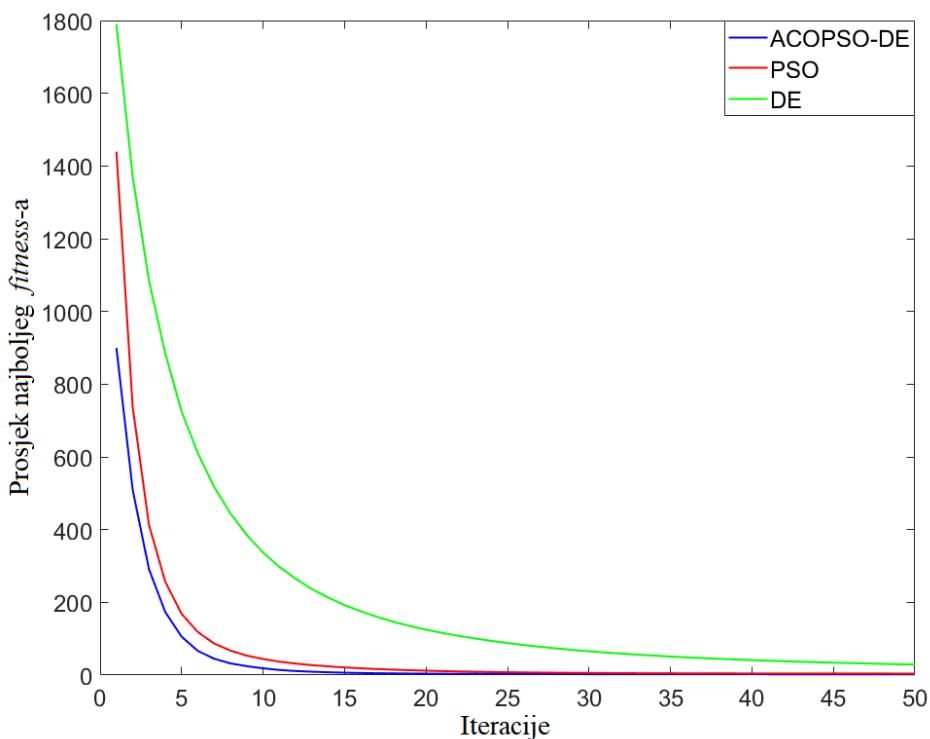
Slika 8.21: Konvergencijske karakteristike (ACOPSO-DE)

(scenario sa 2 NLOS BS, $k_3 = 0.2$)



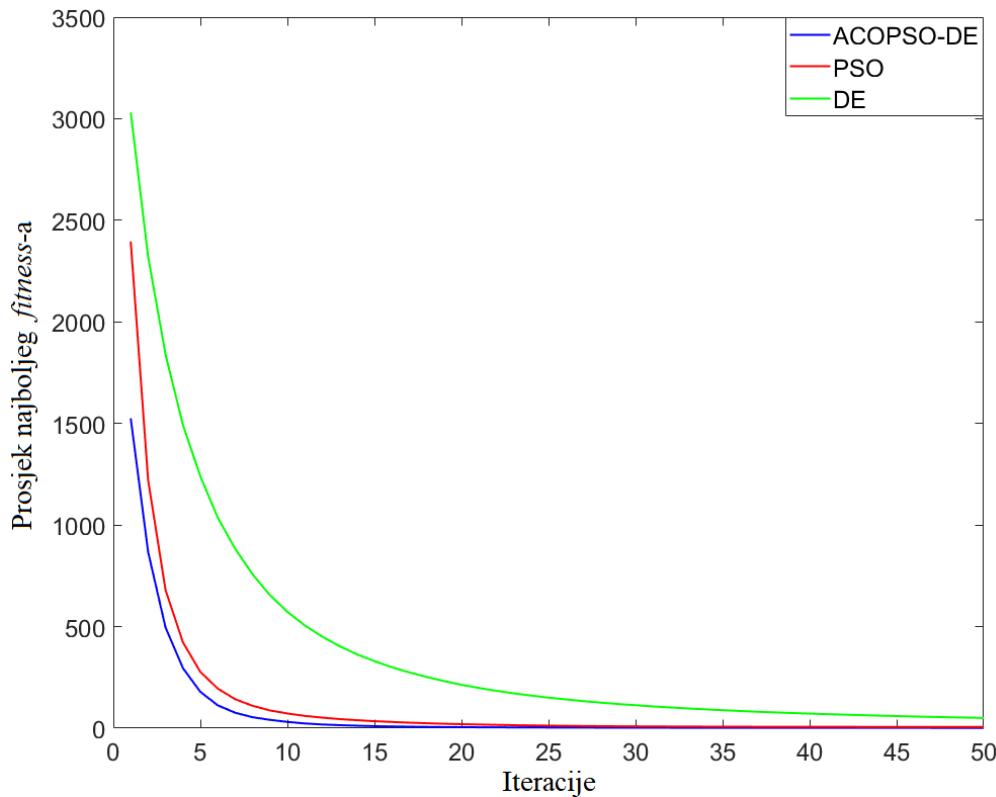
Slika 8.22: Konvergencijske karakteristike (ACOPSO-DE)

(scenario sa 2 NLOS BS, $k_3 = 0.3$)



Slika 8.23: Konvergencijske karakteristike (ACOPSO-DE)

(scenario sa 4 NLOS BS, $k_3 = 0.2$)



Slika 8.24: Konvergencijske karakteristike (ACOPSO-DE)

(scenario sa 4 NLOS BS, $k_3 = 0.3$)

Dijagrami za ACOPSO-M-NM algoritam nisu dati iz razloga što NM algoritam startuje nakon završetka iterativnog ciklusa PSO algoritma, stoga poređenje između ACOPSO-M-NM i PSO algoritma u navedenom smislu nije izvedivo. Sa Slika 8.17 do 8.20 se vidi da algoritmi PSO, PSO-TVAC i COPSO-TVAC konvergiraju u prvih 30-ak iteracija. Drugim riječima, promjene ciljne funkcije nakon toga do završetka optimizacionog procesa u trajanju od 100 iteracija su praktično beznačajne. Na osnovu takvih observacija, ACOPSO-DE i glavni dio algoritma ACOPSO-M-NM izvršavaju se u vremenskom prozoru od 50 iteracija. Simulaciona analiza je pokazala da se na taj način dramatično smanjuje ukupno vrijeme izvršenja bez značajnijeg uticaja na stabilnost i tačnost predloženih hibridnih algoritama.

Kako bi odgovarajuće komparacije bile validne, svi algoritmi u okviru iste uporedne grupe (COPSO-TVAC ili ACOPSO-DE) su testirani na istim skupovima ulaznih podataka i pod istim uslovima iz Tabele 8.1, veličina populacije je podešena

na 20, maksimalni broj iteracija je 50 ili 100, funkcija cilja je zajednička i definisana je izrazima (8.6) ili (8.7), respektivno.

Sa prethodno prikazanih grafika jasno se uočava da se najbrža konvergencija (dostizanje optimalnog rješenja za najmanji broj iteracija) ostvaruje u slučajevima primjene COPSO-TVAC i ACOPSO-DE algoritma.

Nema znakova degradacije stope konvergencije sa povećanjem gustine propagacionog okruženja ili broja NLOS BS.

Primjetan je i uticaj pametne inicijalizacije populacije na sprečavanje preuranjene konvergencije, tako da je kvalitet finalnih optimalnih rješenja bolji (manja vrijednost funkcije cilja na kraju iterativnog procesa) kod modifikovanih algoritama, čime je iskazana njihova sveukupna superiornost u odnosu na polazne metaheurističke algoritme.

8.4 Statistička analiza metaheurističkih algoritama

U okviru ovog paragrafa izvršena je analiza poboljšanja PSO algoritma kroz detaljno poređenje optimizacionih performansi standardnih i modifikovanih metaheurističkih algoritama primjenom dva neparametarska statistička testa, Vilkoksonovog testa ranga (engl. *Wilcoxon signed-rank*) i Fridmanovog testa ranga (engl. *Friedman rank*) [122,209].

Prilikom formiranja poredbenih uzoraka za svaki algoritam, vrši se određivanje odstupanja vrijednosti funkcije cilja na bazi procjene lokacionog vektora od vrijednosti funkcije cilja na bazi unaprijed poznate, stvarne vrijednosti lokacionog vektora koja se smatra optimalnim rješenjem postavljene funkcije cilja ML estimatora (8.6) ili (8.7) [209]:

$$u_{ij} = F(\hat{\Phi}_{ij}) - F(\phi), \quad i = 1 \dots v, \quad j = 1 \dots s, \quad (8.19)$$

gdje je u_{ij} elemenat uzorka i -tog algoritma u j -toj realizaciji istog. Prema tome, matrica $[u_{ij}]_{v \times s}$ se formira tako što se u njene redove smještaju uzorci dobijeni na osnovu izvršavanja pojedinačnih algoritama za $s = 30$ ponavljanja koji predstavljaju mjeru statističke težine dobijenih rezultata.

8.4.1 Vilkoksonov test ranga

Vilkoksonov test ranga se koristi za ispitivanje da li postoji statistički značajna razlika između dva nezavisna uzorka [122,209].

Pomoću ovog testa vrši se prihvatanje ili odbacivanje nulte odnosno alternativne hipoteze koje glase:

Nulta hipoteza H_0 : ne postoji značajna razlika između dva uzorka,

Alternativna hipoteza H_1 : postoji statistički značajna razlika između dva uzorka.

Prvi korak u realizaciji Vilkoksonovog testa je izračunavanje razlika između dva uzorka dobijena pomoću dva ispitivana algoritma (*after – before*):

$$raz_j = u_{2j} - u_{1j}, \quad j = 1 \dots s \quad (8.20)$$

Potom se razlike (8.20) sortiraju u rastući niz prema njihovim absolutnim vrijednostima, pri čemu se prvom članu niza dodjeljuje najmanji rang (1), a posljednjem članu niza najveći rang (s). Takođe, svakom članu niza se pridružuje znak (+) ili znak (-) u zavisnosti da li je razlika (8.20) pozitivna ili negativna.

Nakon toga se vrši sumiranje rangova prema izrazima:

$$W^+ = \sum_{raz_j > 0} rang(raz_j), \quad (8.21)$$

$$W^- = \sum_{raz_j < 0} rang(raz_j), \quad (8.22)$$

pri čemu je W^+ suma rangova za uzorke kod kojih je algoritam 1 ostvario bolje performanse od algoritma 2, W^- je suma rangova za uzorke kod kojih je algoritam 1 ostvario slabije performanse od algoritma 2 [122,209]. Statistika Vilkoksonovog testa T se određuje na osnovu sljedeće relacije:

$$T = \min (W^+, W^-), \quad (8.23)$$

Kada je broj elemenata uzorka veliki ($s > 25$), T -statistika ima približno normalnu raspodjelu. Na temelju broja uzoraka i sračunate T -statistike generiše se tzv. z -statistika iz koje se dobija odgovarajuća p -vrijednost (engl. *p-value*). Konačna odluka o prihvatanju ili odbijanju nulte hipoteze donosi se kako slijedi [122,209]:

- ✓ ako je $p \leq \alpha$, hipotezu H_0 je potrebno odbaciti,
- ✓ ako je $p > \alpha$, hipotezu H_0 je potrebno usvojiti.

gdje je $\alpha = 0.05$ definisani statistički prag značajnosti.

8.4.2 Fridmanov test ranga

Fridmanov test ranga predstavlja generalizaciju Vilkoksonovog testa ranga na veći broj nezavisnih uzoraka u cilju pronalaženja statistički značajne razlike između performansi dva ili više testiranih algoritama. Navedeni neparametarski statistički test rangira uzorce posmatranih algoritama dobijene na osnovu (8.19), pri čemu algoritam sa najmanjim rangom predstavlja algoritam koji ima najbolje performanse [122,209].

U ovom slučaju, statističke hipoteze se postavljaju na sljedeći način:

Nulta hipoteza H_0 : ne postoji značajna razlika između performansi ispitivanih algoritama,

Alternativna hipoteza H_1 : postoji statistički značajna razlika između performansi ispitivanih algoritama.

Prvi korak u realizaciji Fridmanovog testa je generisanje matrice uzorka $[u_{ij}]_{v \times s}$. Na osnovu ove matrice se formira ekvivalentna matrica rangova $[\rho_{ij}]_{v \times s}$, kod koje svaki član ρ_{ij} predstavlja rang elementa u_{ij} (najmanji rang odgovara najmanjoj vrijednosti elementa u j -toj koloni matrice). Potom se za svaki algoritam (i -ti red matrice) izračunava srednja vrijednost ranga na osnovu izraza [122,209]:

$$P_i = \frac{1}{s} \sum_j \rho_{ij}, \quad i = 1 \dots v, \quad j = 1 \dots s, \quad (8.24)$$

Na osnovu (8.24) određuje se Fridmanova statistika F koja za velike uzorce ima približno Hi-kvadrat raspodjelu sa $v - 1$ stepeni slobode. Na temelju sračunate

F-statistike dobija se odgovarajuća *p*-vrijednost. Konačna odluka o prihvatanju ili odbacivanju nulte hipoteze donosi se kako slijedi [122,209]:

- ✓ ako je $p \leq \alpha$, hipotezu H_0 je potrebno odbaciti,
- ✓ ako je $p > \alpha$, hipotezu H_0 je potrebno usvojiti.

pri čemu je α definisani prag značajnosti koji ima istu vrijednost kao u slučaju Vilkoksonovog testa.

8.4.3 Analiza optimizacionih performansi predloženih unapređenja PSO algoritma

U okviru ovog odjeljka prikazani su numerički rezultati analize optimizacionih performansi predloženih unapređenja konvencionalnog PSO algoritma učinjenih kroz njegovu modifikaciju (COPSO-TVAC), hibridizaciju sa NM algoritmom (ACOPSO-NM) i hibridizaciju sa DE algoritmom (ACOPSO-DE). S tim u vezi, dati su rezultati statističke analize poređenja optimizacionih performansi modifikovanog COPSO-TVAC algoritma sa PSO i PSO-TVAC algoritmom primjenom Fridmanovog testa (Tabela 8.9) [132], hibridnog ACOPSO-NM algoritma sa PSO algoritmom primjenom Vilkoksonovog testa (Tabela 8.10) i hibridnog ACOPSO-DE algoritma sa PSO i DE algoritmom primjenom Fridmanovog testa (Tabela 8.11).

Tabela 8.9: Fridmanov test za različite NLOS scenarije (COPSO-TVAC)

Algorit.	Rangovi po NLOS scenarijima						Prosjek ranga	Finalni rang
	2 NLOS BS suburbano	2 NLOS BS urbano	3 NLOS BS suburbano	3 NLOS BS urbano	4 NLOS BS suburbano	4 NLOS BS urbano		
PSO	2.68	2.68	2.74	2.78	2.49	2.52	2.64	3
PSO-TVAC	1.83	1.77	1.76	1.76	1.75	1.81	1.78	2
COPSO-TVAC	1.48	1.53	1.49	1.45	1.74	1.65	1.55	1
Fridman <i>p</i> vrijed.	0.00000126	0.00000289	0.00000567	0.00000342	0.00000455	0.00000871		
α	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05		

Tabela 8.10: Vilkoksonov test za različite NLOS scenarije (ACOPSCOM-NM)

Parametar	ACOPSCOM-NM naspram PSO po NLOS scenarijima					
	2 NLOS BS $k_3 = 0.2$	2 NLOS BS $k_3 = 0.3$	3 NLOS BS $k_3 = 0.2$	3 NLOS BS $k_3 = 0.3$	4 NLOS BS $k_3 = 0.2$	4 NLOS BS $k_3 = 0.3$
	W ⁺	465	465	465	465	465
W ⁻	0	0	0	0	0	0
p vrijednost	0.00000403	0.00000519	0.00000201	0.00000746	0.00000164	0.00000199
α	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
Ocjena	+	+	+	+	+	+

Tabela 8.11: Fridmanov test za različite NLOS scenarije (ACOPSO-DE)

Algorit.	Rangovi po NLOS scenarijima						Prosjek ranga	Finalni rang
	2 NLOS BS $k_3 = 0.2$	2 NLOS BS $k_3 = 0.3$	3 NLOS BS $k_3 = 0.2$	3 NLOS BS $k_3 = 0.3$	4 NLOS BS $k_3 = 0.2$	4 NLOS BS $k_3 = 0.3$		
PSO	2.05	1.96	1.77	1.80	1.73	1.75	1.84	2
DE	2.72	2.77	2.93	2.95	2.99	2.98	2.89	3
ACOPSO-DE	1.22	1.25	1.29	1.24	1.27	1.26	1.25	1
Fridman p vrijed.	0.00000841	0.00000631	0.00000178	0.00000390	0.00000115	0.00000890		
α	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05		

Pregledom rezultata datih u Tabelama 8.9 do 8.11 slijedi da su p -vrijednosti dobijene primjenom Fridmanovog i Vilkoksonovog testa manje od zadatog praga značajnosti $\alpha = 0.05$ za sve testirane NLOS scenarije. Prema tome, nulta hipoteza se odbacuje i izvodi se zaključak da postoji značajna statistička razlika između ispitivanih algoritama.

Na osnovu rezultata numeričkih simulacija proizilazi da modifikovani odnosno hibridni metaheuristički algoritmi (COPSO-TVAC, ACOPSCOM-NM i ACOPSO-DE) uspostavljaju efektivnu ravnotežu između faza diverzifikacije i intenzifikacije, odnosno pokazuju bolje optimizacione performanse od konvencionalnih metaheurističkih algoritama (PSO, PSO-TVAC i DE) u svim NLOS scenarijima, čime je izvršena verifikacija predloženih unapređenja PSO algoritma.

8.5 Kompleksnost razmatranih algoritama

Pored dobijanja što tačnijih koordinata MS, od implementiranog algoritma se zahtijeva i računarska efikasnost koja se iskazuje količinom potrebnih računarskih resursa za izvšavanje koda (procesorskog vremena ili memorijskog prostora). Drugim riječima, neki algoritam je računarski efikasan ako može da rješava optimizacioni problem u razumnom vremenu uz raspoložive kapacitete memorije. Budući da ćelijsko pozicioniranje spada u tzv. *real-time* aplikacije, najvažniji parametar je vrijeme izvršavanja, odnosno vremenska složenost primijenjenog algoritma (engl. *time complexity*). Ovaj parametar zavisi i od konkretnе računarske konfiguracije na kojoj se algoritam izvršava [119,122].

Prema tome, da bi se uporedile performanse više algoritama neophodno je odrediti obim računarskih resursa koje ti algoritmi troše, odnosno mjeru vremenske ili prostorne složenosti za rješavanje problema različitih dimenzija. U te svrhe se najčešće koristi notacija velikog O kojom se složenost izražava asymptotski u zavisnosti od dimenzionalnosti problema. Na primjer, vremenska složenost sortiranja niza dimenzije n algoritmom brzog sortiranja iznosi $O(n^2)$ [210].

U okviru ovog paragrafa posmatra se normalizovana složenost po iteraciji (engl. *per iteration*) za TSLS, TS-LQP, TRR, LM, PSO, PSO-TVAC, COPSO-TVAC, NM, ACOPSOCM-NM, DE i ACOPSO-DE algoritam. Normalizovana složenost TSLS algoritma je $O(n^2N)$ i ekvivalentna je složenosti neiterativnog WLLS algoritma, pri čemu je $N > n$ broj jednačina u sistemu [89]. Složenost TS-LQP, TRR i LM algoritma obzirom na operacije množenja i inverzije matrica je $O(n^3)$ [172]. Kompleksnost PSO i PSO-TVAC algoritma koja se ogleda kroz procese inicijalizacije i ažuriranja vektora brzine i vektora pozicije čestica je $O(nN_p)$ [132,182]. Operatori haosa i opozicono-baziranog učenja mogu neznatno povećati vrijeme izvršenja COPSO-TVAC algoritma, dok njegova složenost ostaje u okviru $O(nN_p)$ [132]. Računska složenost NM algoritma iznosi $O(n \log(n))$ [155]. Kako Košijev operator ne povećava red složenosti COPSO-TVAC algoritma, može se konstatovati da je kompleksnost hibridnog ACOPSOCM-NM algoritma data izrazom $O(nN_p + n \log(n))$.

Kompleksnost DE algoritma zavisi od broja prolazaka kroz petlje izvršenja koda operatora mutacije, ukrštanja i selekcije i data je sa $O(nN_p)$ [187]. Imajući u vidu složenost COPSO-TVAC algoritma, kao i činjenicu da dodatni operator ukrštanja ne povećava red složenosti DE algoritma (može povećati vrijeme izvršenja), slijedi da je ukupna složenost hibridnog ACOPSO-DE algoritma takođe reda $O(nN_p)$. Važno je navesti da je efektivna kompleksnost navedenih metaheurističkih algoritama znatno smanjena korištenjem populacija minimalne veličine ($N_p = 20$).

Nadalje, u cilju komparativne analize performansi razmatranih algoritama dato je i poređenje vremena izvršavanja algoritama koje je potrebno za rješavanje postavljenih optimizacionih problema (8.6) i (8.7).

Dakle, u Tabeli 8.12 dat je uporedni prikaz prosječnog vremena izvršavanja TSLS, TRR, LM, PSO, PSO-TVAC i COPSO-TVAC algoritma u funkciji broja NLOS BS na PC računaru sa brzinom procesora od 2.2 GHz i 4 GB RAM memorije [132].

Tabela 8.12: Prosječno vrijeme izvršavanja algoritama (COPSO-TVAC)

Algoritam	Prosječno vrijeme [ms]		
	2 NLOS BS	3 NLOS BS	4 NLOS BS
TSLS	3.03	3.16	3.20
TRR	29.50	-	-
LM	-	32.68	34.94
PSO	11.15	12.99	13.42
PSO-TVAC	11.39	13.58	14.24
COPSO-TVAC	12.04	13.88	14.88

Na osnovu rezultata izloženih u Tabeli 8.12 proistiće da TSLS algoritam ima najbržu implementaciju među razmatranim algoritmima, dok su gradijentni algoritmi najsporiji. Sa druge strane, metaheuristički algoritmi ostvaruju slične performanse u pogledu vremena izvršavanja koje blago raste sa porastom broja NLOS BS (dimenzije problema). Predloženi COPSO-TVAC algoritam omogućava najbolji kompromis između lokacijske tačnosti i prosječnog vremena izvršavanja u potrazi za globalnim optimumom [132].

U Tabeli 8.13 dat je uporedni prikaz prosječnog vremena izvršavanja WLLS, TS-LQP, LM, PSO i ACOPSO-CM-NM algoritma u funkciji broja NLOS BS na PC računaru sa brzinom procesora od 3.4 GHz i 16 GB RAM memorije.

Tabela 8.13: Prosječno vrijeme izvršavanja algoritama (ACOPSO-CM-NM)

Algoritam	Prosječno vrijeme [ms]		
	2 NLOS BS	3 NLOS BS	4 NLOS BS
WLLS	1.17	1.22	1.32
TS-LQP	6.45	6.87	6.15
LM	10.09	10.35	10.15
PSO	5.86	5.89	5.96
ACOPSO-CM -NM	7.63	7.68	7.65

Na osnovu rezultata izloženih u Tabeli 8.13 proistiće da WLLS i PSO algoritam imaju najbržu implementaciju među razmatranim algoritmima, dok LM algoritam zahtijeva veće vrijeme izvršenja.

U ovom slučaju sa povećanjem broja NLOS BS nema značajnijeg povećanja vremena izvršenja jer je dimenzionalnost problema konstantna ($n = 6$). Predloženi ACOPSO-CM-NM algoritam omogućava najbolji kompromis između lokacijske tačnosti i prosječnog vremena izvršavanja u potrazi za globalnim optimumom.

Najzad, u Tabeli 8.14 dat je uporedni prikaz prosječnog vremena izvršavanja TS-LQP, LM, PSO, DE i ACOPSO-DE algoritma u funkciji broja NLOS BS na PC računaru sa brzinom procesora od 3.4 GHz i 16 GB RAM memorije.

Tabela 8.14: Prosječno vrijeme izvršavanja algoritama (ACOPSO-DE)

Algoritam	Prosječno vrijeme [ms]		
	2 NLOS BS	3 NLOS BS	4 NLOS BS
TS-LQP	6.33	6.56	6.47
LM	10.50	10.65	10.61
PSO	5.81	5.91	5.94
DE	7.77	7.89	7.91
ACOPSO-DE	8.65	8.78	8.83

Na osnovu rezultata predstavljenih u Tabeli 8.14 proističe da PSO algoritam ima najbržu realizaciju među razmatranim algoritmima, dok LM algoritam zahtijeva veće vrijeme izvršenja. Zbog iste ciljne funkcije i implementacije na identičnoj računarskoj platformi, vremena izvršenja za TS-LQP, LM i PSO algoritam su slična sa odgovarajućim rezultatima iz Tabele 8.13.

Kao i prethodno, sa povećanjem broja NLOS BS nema značajnijeg povećanja vremena izvršenja jer je dimenzionalnost problema konstantna ($n = 6$). Predloženi ACOPSO-DE algoritam omogućava najbolji konsenzus između lokacijske tačnosti i prosječnog vremena izvršavanja pri rješavanju problema čelijskog pozicioniranja u složenim propagacionim uslovima.

Prema tome, bolja tačnost pozicioniranja projektovanih algoritama u poređenju sa konvencionalnim *benchmark* tehnikama je ostvarena na račun neznatnog povećanja kašnjenja.

Algoritmi predstavljeni u Tabelama 8.13 i 8.14 su implementirani na boljoj PC platformi i sa duplo manje iteracija u odnosu na algoritme predstavljene u Tabeli 8.12. Shodno tome, rezultati TSLS, LM i PSO algoritma koji su dati u Tabelama 8.13 i 8.14 su značajno kvalitetniji od rezultata istih algoritama datih u Tabeli 8.12. Na ukupno vrijeme izvršenja može da utiče i broj postavljenih ograničenja i podešavanje vrijednosti kaznenih funkcija. Radi smanjenja vremena izvršenja po jednoj iteraciji, potrebno je koristiti vektorizovane verzije metaheurističkih algoritama. Najbolji primjer je vektorizacija operatora mutacije, koji u suprotnom može uzimati veliki procenat ukupnog vremena izvršenja DE algoritma.

9. Zaključak

Predmet ove doktorske disertacije je realizacija čelijskog pozicioniranja u složenim ambijentalnim uslovima zasnovanog na mjerenu vremena propagacije signala. Pokazano je da su TOA metode sa stanovišta tehnologije lociranja najpogodnije za primjenu u čelijskim mrežama. Analizirana je algoritamska faza postupka pozicioniranja koja ne zavisi od arhitekture radio pristupne mreže i tokom koje se vrši estimacija nepoznatih koordinata MS koja se može predstaviti kao optimizacioni problem minimizacije greške mjerjenja parametra TOA u propagacionim uslovima koje odlikuje loš faktor dostupnosti i nedostatak optičke vidljivosti BS.

Radi simulacije neželjenih efekata propagacije, elaborirani su standardni modeli koji opisuju propagaciono kašnjenje signala pozicioniranja u NLOS okruženju, kao što su eksponencijalni, Gausov i uniformni model. Na žalost, složeni propagacioni uslovi su uobičajena pojava u urbanim sredinama iz kojih dolazi najveći broj zahtjeva za lokacijskim uslugama za koje regulatorna tijela i sami korisnici postavljaju sve strožije normative po pitanju kvaliteta servisa. Stoga je pred ovo istraživanje postavljen veliki izazov i određena očekivanja u pogledu zadovoljavajuće preciznosti, robusnosti i efikasnosti predloženih estimacionih i optimizacionih algoritama prilikom određivanja nepoznate lokacije MS pod gore navedenim okolnostima. Razvijeni algoritmi moraju ostvariti određena poboljšanja performansi lociranja koja bi eksplicitno ukazala na prednost primjene istih u odnosu na odgovarajuće *benchmark* algoritme.

Pri tome, zadovoljavajuća tačnost za koju se može smatrati da ima neku upotrebnu vrijednost podrazumijeva da devijacija srednjekvadratne greške pozicioniranja ne prelazi cca 20 m.

Problem čelijskog pozicioniranja u NLOS propagacionim uslovima je veoma aktuelna istraživačka oblast, pri čemu najčešće korišteni konvencionalni algoritmi prilagođeni za njegovo rješavanje ne ostvaruju uvijek željene performanse sa aspekta tačnosti pozicioniranja.

U disertaciji su predstavljene tehnike za aproksimativno rješavanje estimacionog problema lociranja, počev od linearnih WLLS i TSLS metoda koje su najbolja opcija kada se traži kompromis između tačnosti i jednostavnosti implementacije algoritma. Takođe, detaljno je prikazana TS-LQP tehnika sa ograničenjima pomoću koje se lokacijski problem rješava primjenom kvadratnog programiranja.

Kako bi se izašlo u susret nametnutim zahtjevima u pogledu performansi lociranja, formirane su funkcije maksimalne vjerodostojnosti za nepoznatu i poznatu funkciju gustine vjerovatnoće grešaka NLOS mjerena. Estimaciona funkcija cilja projektovanih ML estimatora je nelinearna i nekonveksna, odnosno multimodalna funkcija, osobito kada je u sistemu broj NLOS BS veći od broja LOS BS. Navedeni kompleksni lokacijski optimizacioni problem je ekvivalentan nelinearnom problemu najmanjih kvadrata za čije se rješavanje koriste dvije velike skupine algoritama: konvencionalni (deterministički) i savremeni (metaheuristički) algoritmi optimizacije. Najčešće zastupljene determinističke metode optimizacije su gradijentne i metode direktnog pretraživanja.

Gradijentne metode zahtijevaju da ciljna funkcija mora biti dvostruko diferencijabilna i neprekidna, i veoma su osjetljive na izbor početnog rješenja. Posebno je istražen LM algoritam koji je specijalno prilagođen za rješavanje nelinearnog problema najmanjih kvadrata. LM algoritam ima moćnu strukturu zbog čega se često koristi za obučavanje neuronskih mreža.

Za razliku od gradijentnog LM algoritma, Nelder-Mid metoda direktnog pretraživanja može minimizirati nelinearne funkcije cilja koje nisu diferencijabilne. Loša strana ove metode je "zarobljavanje" u lokalnom optimumu funkcije cilja koji je blizak inicijalnom rješenju.

Dakle, proistiće da je za rješavanje nelinearnih optimizacionih problema sa više lokalnih minimuma potrebno primijeniti metaheurističke metode optimizacije. Metaheuristički algoritmi pripadaju grupi savremenih, *soft computing* metoda optimizacije i danas se primjenjuju gotovo u svim naučnim poljima. Prednost ovih metoda je što se efikasno mogu aplicirati na široku lepezu multimodalnih

optimizacionih problema tretirajući i nediferencijabilne i prekidne funkcije cilja, mogu se lako nadograditi, ne postoji ograničenje u dimenzionalnosti problema i nije potrebno nikakvo predznanje pri podešavanju početnog rješenja.

Funkcija cilja u obliku nelinearnih najmanjih kvadrata je odlična *benchmark* funkcija za poređenje lokacijskih performansi metaheurističkih metoda optimizacije sa klasičnim, gradijentnim metodama.

U svrhu postizanja zadovoljavajuće tačnosti pozicioniranja u složenim propagacionim uslovima, u okviru ove doktorske disertacije posebna pažnja posvećena je implementaciji metode optimizacije rojem čestica kao fundamentalnom, biološki inspirisanom algoritmu inteligencije rojeva. Konvencionalni PSO algoritam u toku procesa optimizacije kompleksnog problema lociranja pokazuje određene prednosti, ali i nedostatke. U tom smislu, poseban doprinos ove disertacije odnosi se na modifikaciju PSO algoritma kroz adaptivno podešavanje kontrolnih parametara, inkorporaciju adekvatnog mutacionog operatora, uvođenje strategija pretraživanja na bazi haotičnih mapa i inverznog učenja, kao i hibridizaciju algoritma u svrhu otklanjanja nedostataka i brže konvergencije prema globalnom optimalnom rješenju.

Generalno, optimizacione performanse PSO algoritma zavise od pravilnog odabira upravljačkih parametara koji kontrolisu optimizacioni proces. Shodno tome, radi poboljšanja diverzifikacije na početku procesa optimizacije i unapređenja intenzifikacije na kraju, primijenjena je linearna TVAC tehnika za adaptivno podešavanje koeficijenata kognitivnog i socijalnog ubrzanja koja se iako jednostavnija, ispostavila mnogo efikasnijom od nelinearnih tehnika adaptacije za postavljene funkcije cilja.

Dodavanjem haotičnog mutacionog operatora u linearni faktor inercije izbjegnuto je "zaglavljivanje" u lokalnim optimumima multimodalne funkcije cilja.

Kombinacijom haotičnog pretraživanja i opoziciono baziranog učenja izvršena je pametna inicijalizacija PSO populacije sa kojom se povećava vjerovatnoća detekcije domena globalnog optimuma.

Na taj način, predložena adaptivna tehnika za promjenu vrijednosti kontrolnih parametara algoritma, kao i predloženi haotični mutacioni operator i procedura inicijalizacije PSO populacije, predstavljaju jedan od temeljnih doprinsa ove disertacije. Primjenom predloženih modifikacija definisan je novi COPSO-TVAC algoritam i u određenoj mjeri je ostvaren balans između faza

diverzifikacije i intenzifikacije kao prilog otklanjanju suštinskog nedostatka većine metaheuristika.

Radi daljeg unapređenja optimizacionih performansi osnovnog PSO algoritma, razvijeni su hibridni algoritmi u cilju kapitalizacije prednosti jednih i istovremenog otklanjanja nedostataka drugih algoritama. U okviru ove doktorske disertacije predložena je hibridizacija modifikovanog COPSO-TVAC algoritma sa Nelder-Mid metodom (ACOPSOCM-NM) i algoritmom diferencijalne evolucije (ACOPSO-DE).

ACOPSOCM-NM algoritam pripada klasi kolaborativnih hibrida dvofazne strukture izvršavanja. U prvoj fazi primjenjuje se COPSO-TVAC algoritam u cilju pronalaska reona globalnog optimuma. Zbog poboljšanja procjene početnog simpleksa i adaptacije Nelder-Mid metode na nelinearni problem najmanjih kvadrata, u prvoj fazi je primijenjen i Košijev mutacioni operator. U drugoj fazi algoritma, Nelder-Mid metoda izvodi lokalnu pretragu kako bi se unaprijedio kvalitet tačnosti i ubrzala konvergencija ka globalnom optimumu funkcije cilja.

Osnovni nedostatak PSO algoritma pri rješavanju multimodalnih optimizacionih problema je preuranjena konvergencija ka lokalnom optimumu kao posljedica neizbalansiranosti procesa diversifikacije i intenzifikacije, odnosno odsustva genetskih operatora mutacije, ukrštanja i selekcije.

Zbog toga je u ovoj disertaciji predložen ACOPSO-DE algoritam koji pripada klasi kolaborativnih hibrida paralelne strukture u kojoj se COPSO-TVAC i DE algoritam simultano izvršavaju nad istom populacijom potencijalnih rješenja. Radi poboljšanja performansi globalne i lokalne pretrage implementiran je adaptivni parametar na osnovu koga se bira operator mutacije DE algoritma u zavisnosti od trenutne etape optimizacionog procesa, predložen je novi adaptivni faktor skaliranja u jednačine mutacionih operatora, kao i tehnika dvostrukog ukrštanja i selekcije.

Drugim riječima, dodatni doprinos ovog rada predstavlja primjena predloženih modifikovanih hibridnih algoritama na rješavanje postavljenog problema čelijskog pozicioniranja u složenim propagacionim uslovima.

Prema tome, pod unaprijeđenom metodom optimizacije rojem čestica u smislu naslova ove doktorske disertacije može se smatrati skup predloženih algoritama (COPSO-TVAC, ACOPSOCM-NM i ACOPSO-DE).

Radi evaluacije performansi predloženih modifikovanih metaheurističkih algoritama izvršeno je njihovo poređenje sa *benchmark* algoritmima, odnosno konvencionalnim metaheurističkim metodama PSO, PSO-TVAC i DE, kao i sa tradicionalnim metodama optimizacije kao što su WLLS, TSLS, TS-LQP, LM i TRR.

Analiziran je uticaj broja NLOS BS i tipa propagacionog okruženja (intenziteta NLOS grešaka) na performanse razmatranih algoritama: lokacijske performanse (estimacionu tačnost), optimizacione performanse, konvergenciju, računarsku složenost i vrijeme izvršavanja. Stoga je za postavljeni TOA model pozicioniranja izvedena Kramer-Rao donja granica varijanse za formirane funkcije cilja radi komparacije lokacijske tačnosti razmatranih algoritama u odnosu na najmanju srednjekvadratnu grešku. Rezultati numeričkih simulacija prikazanih u vidu grafičkih krivulja kumulativne funkcije distribucije (CDF) i ponašanja konvergencije jasno pokazuju da razvijeni modifikovani algoritmi ostvaruju bolje performanse u pogledu tačnosti pozicioniranja i karakteristika konvergencije u poređenju sa odgovarajućim *benchmark* algoritmima. Istovremeno, u dosta situacija zadovoljavajuću tačnost pozicioniranja obezbjeđuju i sami *benchmark* algoritmi, čime je potvrđena kredibilnost njihovog odabira.

Predloženi modifikovani metaheuristički algoritmi imaju najbolje lokacijske performanse bez obzira na tip propagacionog okruženja i broj NLOS BS, što znači da posjeduju veliku prilagodljivost (robustnost) obzirom na promjene složenosti propagacionih uslova.

Takođe, svi razmatrani algoritmi ispoljavaju i robustnost na transformacije lokacione geometrije uzrokovane promjenom položaja MS.

Pored toga, primjenom Vilkoksonovog i Fridmanovog neparametarskog statističkog testa utvrđeno je da modifikovani metaheuristički algoritmi ostvaruju značajna poboljšanja optimizacionih performansi u poređenju sa konvencionalnim metaheurističkim algoritmima u svim NLOS scenarijima, čime je ujedno izvršena i verifikacija predloženih unapređenja PSO algoritma datih u ovoj disertaciji.

Najzad, na osnovu analize složenosti i vremena izvršenja razmatranih algoritama može se konstatovati da predloženi modifikovani metaheuristički algoritmi omogućavaju najbolji konsenzus između lokacijske tačnosti i prosječnog vremena izvršavanja (kašnjenja) potrebnog da bi se dosegao globalni optimum.

Dakle, na osnovu opsežnih numeričkih ispitivanja proizilazi da je ostvaren glavni cilj istraživanja: razvijeni su modifikovani, PSO bazirani metaheuristički algoritmi koji postižu bolje rezultate u kategorijama estimacione tačnosti, ponašanja konvergencije i optimizacionih performansi u poređenju sa odgovarajućim *benchmark* algoritmima bez obzira na složenost uslova pozicioniranja i uz razumno vrijeme izvršenja odnosno kašnjenja algoritama.

S tim u vezi, potvrđena je glavna hipoteza ovog istraživanja da je u cilju smanjenja uticaja složenih uslova pozicioniranja na lociranje mobilnih korisnika u čelijskim mrežama moguće izvršiti implementaciju optimizacionih algoritama zasnovanih na unapređenjima metaheurističke metode optimizacije rojem čestica radi dobijanja pouzdanih lokacijskih metoda zadovoljavajućeg nivoa tačnosti i brzine izvršavanja.

U budućoj konvergenciji bežičnih čelijskih i senzorskih mreža, metaheurističke metode mogu postati univerzalni optimizacioni alat za rješavanje problema lokalizacije objekata.

Rezultati ovog istraživanja mogu biti od koristi u efikasnijoj realizaciji lokacijskih servisa koji zauzimaju visoko mjesto u agendi četvrte industrijske revolucije, odnosno u vojnim, policijskim i civilnim aplikacijama naročito kada GNSS sistem nije dostupan ili u vanrednim situacijama kada je loša dostupnost BS.

Lokacijski algoritmi prezentovani u ovoj disertaciji pogotovo mogu biti od značaja za servise bezbjednosti ljudi i spašavanja ljudskih života kao što su servis hitnih poziva i servis potrage za nestalim osobama.

Pravac budućih istraživanja može se odnositi na kreiranje hibridnih optimizacionih algoritama na bazi kombinacije mašinskog učenja i odabranih metaheuristika za potrebe pozicioniranja u 5G mrežama.

Bibliografija

- [1] M. Simić, *Principi pozicioniranja u radio sistemima*. Elektrotehnički fakultet Beograd, Beograd, 2016.
- [2] K. Yu, I. Sharp and Y. J. Guo, *Ground-based Wireless Positioning*. John Wiley and Sons, Chichester, England, 2009.
- [3] M. I. Silventoinen and T. Rantainen, "Mobile Station Emergency Locating in GSM," *IEEE International Conference on Personal Wireless Communications*, pp. 232–238, New Delhi, India, February 1996.
- [4] M. P. Wylie and J. Holtzmann, "The Non-Line of Sight Problem in Mobile Location Estimation," in *Proceedings of IEEE Conference on Universal Personal Communications*, vol. 2, pp. 827–831, 1996.
- [5] J. Borras, P. Hatrack and N. B. Mandayam, "Decision theoretic framework for NLOS identification," in *Proc. IEEE Vehicular Technology Conference (VTC)*, vol. 2, pp. 1583–1587, May 1998.
- [6] Y. Qi and H. Kobayashi, "Cramer-Rao Lower Bound for geolocation in a non-line-of-sight environment," in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, vol. 3, pp. 2473–2476, Orlando, USA, May 2002.
- [7] J. Riba and A. Urruela, "A non-line-of-sight mitigation technique based on ML-detection," in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, vol. 2, pp. 153–156, Montreal, Canada, May 2004.

- [8] Y. T. Chan, C. H. Yau and P. C. Ching, "Exact and approximate maximum likelihood localization algorithms," *IEEE Transaction on Vehicular Technologies*, vol. 55, no. 1, pp. 10–16, January 2006.
- [9] M. A. Landolsi, A. H. Muqaibel, A. S. Al-Ahmari, H.-R. Khan and R. A. Al-Nimnim, "Performance Analasys of Time-of-Arrival Mobile Positioning in Wireless Cellular CDMA Networks," in *Trends in Telecommunications Technology, C. J. Bouras (Ed.), InTech*, pp. 437–456, 2010.
- [10] Y. T. Chan, W. Y. Tsui, H. C. So and P. C. Ching, "Time-of-Arrival Based Localization Under NLOS Conditions," *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 55, no. 1, pp. 17–24, January 2006.
- [11] S. Lukić, *Pozicioniranje korisnika u UMTS radio mrežama*. Magistarski rad, Univerzitet u Banjoj Luci, Elektrotehnički fakultet, Banja Luka, 2017.
- [12] S. Lukić i M. Simić, "Eliminacija NLOS grešaka pozicioniranja u čelijskim radio mrežama primjenom ML estimatora sa ugrađenim Levenberq-Marquardt algoritmom optimizacije," *Zbornik radova 61. konferencije za ETRAN*, pp. TE1.2. 1–6, Kladovo, Srbija, Jun 2017.
- [13] S. Lukić i M. Šunjevarić, "Optimizacija oblika impulsa pseudoslučajnog koda za efikasniju estimaciju kašnjenja u pozicionim sistemima na bazi CDMA," u *Zborniku radova 53. konferencije ETRAN-a*, TE3.6–1–4, Vrnjačka Banja, Juni 2009.
- [14] M. Simić and P. Pejović, "Positioning in Cellular Networks," in *Cellular Networks-Positioning, Performance Analysis, Reliability, A. Melikov (Ed.), InTech*, pp. 51–76, 2011.
- [15] A. Bensky, *Wireless Positioning Technologies and Applications*. Second Edition, Artech House, Norwood, USA, 2016.

- [16] A. H. Sayed, A. Tarighat and N. Khajehnouri, "Network-based wireless location", *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 22, no. 4, pp. 24–40, July 2005.
- [17] F. Gustafsson and F. Gunnarsson, "Mobile positioning using wireless networks: Possibilities and fundamental limitations based on available wireless network measurements", *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 22, no. 4, pp. 41–53, July 2005.
- [18] S. Gezici, "A Survey on wireless position estimation", *Springer Wireless Personal Communications*, vol. 44, no. 3, pp. 263–282, February 2008.
- [19] A. P.-Zamora, J. Vidal and D. Brooks, "Closed-form solution for positioning based on angle of arrival measurements," in *Proc. IEEE International Conference on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, vol. 4, pp. 1522–1526, 2002.
- [20] M. Šunjeković, "Radio-goniometrija," *Vojnoizdavački i novinski centar*, Beograd, 1991.
- [21] P. Brida, P. Čepel and J. Dúha, "A novel adaptive algorithm for RSS positioning in GSM networks," in *Proceedings of the International Symposium on Communications Systems, Network and Digital Signal Processing (CSNDSP '06)*, pp. 748–751, Patras, Greece, 2006.
- [22] X. Li, "RSS-based location estimation with unknown pathloss model," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 5, no. 12, pp. 3626–3633, 2006.
- [23] R. W. Ouyang and A. K.-S. Wong, "Received Signal Strength-Based Wireless Localization via Semidefinite Programming: Noncooperative and Cooperative Schemes," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 59, no. 3, pp. 1307–1318, March 2010.

- [24] D. Torrieri, "Statistical Theory of Passive Location Systems," *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-20, no. 2, pp. 183–197, March 1984.
- [25] J. Vidal, M. Najar and R. Jativa, "High resolution Time-of-Arrival detection for wireless positioning systems," in *Proc. IEEE Transaction on Vehicular Techn. Conference-Fall*, pp. 2283–2287, 2002.
- [26] Y. Qi, H. Kobayashi and H. Suda, "On time-of-arrival positioning in a multipath environment," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 55, no. 5, pp. 1516–1526, September 2006.
- [27] D. Dardari, E. Falletti and Marco Luise, *Satellite and Terrestrial Radio Positioning Techniques: A Signal Processing Perspective*. Elsevier, Oxford, United Kingdom, 2012.
- [28] Y. T. Chan and 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.
- [29] W. H. Foy, "Position-location solution by Taylor-series estimation," *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-12, no. 2, pp. 187–193, March 1976.
- [30] F. S. Al Harbi and H. J. Helgert, "An Improved Chan-Ho Location Algorithm for TDOA Subscriber Position Estimation," *International Journal of Computer Science and Network Security (IJCSNS)*, vol. 10, no. 9, pp. 101–105, September 2010.
- [31] H. C. So, Y. T. Chan and K. W. Chan, "Closed-form formulae for optimum time difference of arrival based localization," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 6, pp. 2614–2620, 2008.

- [32] C. Mensing and S. Plass, "Positioning algorithms for cellular networks using TDOA," in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, vol. 4, pp. 513–516, Toulouse, France, May 2006.
- [33] G. Shen, R. Zetik and R. S. Thomä, "Performance comparison of TOA and TDOA based location estimation algorithms in LOS environment," in *Proceedings of the 5th Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC '08)*, pp. 71–78, Hannover, Germany, March 2008.
- [34] Y. Qi and H. Kobayashi, "On relation among time delay and signal strength based geolocation methods," in *Proceedings of IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM '03)*, vol. 7, pp. 4079–4083, San Francisco, USA, December 2003.
- [35] J. Borkowski, J. Niemelä and J. Lempäinen, "Enhanced performance of Cell-ID+RTT by implementing Forced Soft Handover algorithm," in *Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference*, vol. 5, pp. 3545–3549, Los Angeles, USA, September 2004.
- [36] T. Wigren and J. Wennervirta, "RTT Positioning in WCDMA," in *Proceedings of Fifth International Conference on Wireless and Mobile Communications*, pp. 303–308, Cannes, France, 2009.
- [37] P. Deng and P. Fan, "An AOA assisted TOA positioning system," in *Proceedings of International Conference on Communication Technology*, vol. 2, pp. 1501–1504, 2000.
- [38] C.-S. Chen, Y.-J. Chiu and J.-M. Lin, "Hybrid TOA/AOA schemes for mobile location in cellular communication systems," *International Journal of Ad hoc, Sensor & Ubiquitous Computing (IJASUC)*, vol.1, no. 2, pp. 54–64, June 2010.

- [39] S. Venkatraman and J. Caffery, "Hybrid TOA/AOA techniques for mobile location in non-line-of-sight environments," in *Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC '04)*, vol. 1, pp. 274–278, Atlanta, USA, 2004.
- [40] M. Zhaounia, M. A. Landolsi and R. Bouallegue, "Hybrid TOA/AOA Approximate Maximum Likelihood Mobile Localization," *Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 2010, Article ID 942657, pp. 1–5, 2010.
- [41] N. J. Thomas, D. Cruickshank and D. I. Laurenson, "Performance of TDOA-AOA hybrid mobile location system," in *Proceedings of the Second International Conference on 3G Mobile Communication Technologies*, pp. 216–220, 2001.
- [42] L. Cong and W. Zhuang, "Hybrid TDOA/AOA mobile user location for Wideband CDMA Cellular Systems," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 1, pp. 439–447, July 2002.
- [43] A. Urruela, A. Pages-Zamora and J. Riba, "Divide-and-Conquer Based Closed-form Position Estimation for AOA and TDOA Measurements," in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 921–924, Toulouse, France, May 2006.
- [44] B.-C. Liu and K.-H. Lin, "Cellular geolocation employing hybrid of relative signal strength and propagation delay," in *Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC '06)*, pp. 280–283, Las Vegas, USA, April 2006.
- [45] L. Gazzah, L. Najjar and H. Besbes, "Hybrid RSS-AOA hypothesis test for NLOS/LOS base station discrimination and location error mitigation," *Transaction on Emerging Telecommunications Technologies (ETT)*, vol. 27, no. 5, pp. 626–639, April 2016.

- [46] T. Kleine-Ostmann and A. E. Bell, "A data fusion architecture for enhanced position estimation in wireless networks," *IEEE Communications Letters*, vol. 5, no. 8, pp. 343-345, 2001.
- [47] L. J. Greenstein, V. Erceg, Y. S. Yeh and M. V. Clark, "A new path-gain/delay-spread propagation model for digital cellular channels," *IEEE Transaction On Vehicular Technology*, vol. 46, pp. 477–485, May 1997.
- [48] S. Al-Jazzar, J. J. Caffery and H.-R. You, "Scattering-Model-Based Methods for TOA Location in NLOS Environments," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 56, no. 2, pp. 583–593, March 2007.
- [49] S. A. Zekavat and M. R. Buehrer, *Handbook of Position Location: Theory, Practice and Advances*. Second Edition, John Wiley and Sons, Inc., New Jersey, USA, 2019.
- [50] James J. Caffery, *Wireless Location in CDMA Cellular Radio Systems*. Kluwer Academic Publisher, New York, USA, 2002.
- [51] S. Venkatraman and J. Caffery, "A Statistical Approach to Non-line-of-Sight BS Identification," in *Proc. of International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications*, pp. 296-300, October 2002.
- [52] R. G. Steel, J. H. Torrie and D. A. Dickey, *Principles and Procedures of Statistics, a Biometrical Approach*. McGraw-Hill, New York, 1980.
- [53] R. Játiva E., J. Vidal, "GLRT Detector for NLOS Error Reduction in Wireless Positioning Systems," in *Proc. IST Mobile and Wireless Telecommunications Summit 2002*, Thessaloniki, 2002.
- [54] Dušan B. Drajić, *Uvod u statističku teoriju telekomunikacija*. Akademska misao, Beograd, 2006.

- [55] P.-C. Chen, "A non-line-of sight error mitigation algorithm in location estimation," in *Proceedings of Wireless Communications and Networking Conference*, vol. 1, pp. 316-320, September 1999.
- [56] L. Cong and W. Zhuang, "Non-Line-of-Sight Error Mitigation in TDOA Mobile Location," in *Proceedings of IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM)*, vol. 1, pp. 680-684, November 2001.
- [57] L. Xiong, "A selective model to suppress NLOS signals in angle-of-arrival (AOA) location estimation," in *Proceedings of IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, vol. 1, pp. 461-465, Boston, September 1998.
- [58] C. Tepedelenlioglu, A. Abdi and G. B. Giannakis, "The Rician K-factor: estimation and performance analysis," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 2, no. 4, pp. 799-810, July 2003.
- [59] F. Benedetto, G. Giunta, A. Toscano and L. Vegni, "Dynamic LOS/NLOS statistical discrimination of wireless mobile channels," in *Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference (VTC)*, pp. 3071-3075, April 2007.
- [60] J. S. Al-Jazzar and J. Caffery, "New algorithms for NLOS identification," in *Proceedings of the IST Mobile and Wireless Telecommunications Summit*, Dresden, Germany, June 2005.
- [61] K. Yu, and Y. Guo, "Statistical NLOS identification based on AOA, TOA and signal strength," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 58, no. 1, pp. 274-286, 2009.
- [62] C. Gentile, N. Alsindi, R. Raulefs and C. Teolis, *Geolocation Techniques: Principles and Applications*. Springer, New York, USA, 2013.

- [63] I. Guvenc and C.-C. Chong, "A Survey on TOA Based Wireless Localization and NLOS Mitigation Techniques," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 11, no. 3, pp. 107-124, July 2009.
- [64] S. Gezici and Z. Sahinoglu, "UWB geolocation techniques for IEEE 802.15.4a Personal Area Networks," *MERL technical report*, Cambridge, Massachusetts, August 2004.
- [65] Y. Qi, H. Kobayashi and H. Suda, "Analysis of wireless geolocation in a non-line-of-sight environment," *IEEE Transaction on Wireless Communications*, vol. 5, no. 3, pp. 672–681, March 2006.
- [66] Y. Wang, Q. Wu, M. Zhou, X. Yang, W. Nie and L. Xie, "Single base station positioning based on multipath parameter clustering in NLOS environments," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 20, pp. 1-18, 2021.
- [67] R. W. Ouyang and A. K. Wong, "An Enhanced TOA-based Wireless Location Estimation Algorithm for Dense NLOS Environments," in *Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, pp. 1–6, Budapest, Hungary, April 2009.
- [68] M. Ruble and I. Guvenc, "Wireless localization for mmWave networks in urban environments," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 35, pp. 1-19, 2018.
- [69] K. W.-K. Lui, H. C. So and W.-K. Ma, "Maximum a posteriori approach to time-of-arrival based localization in non-line-of-sight environment," *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 59, no. 3, pp. 1517–1523, 2010.

- [70] S. Frattasi and F. D. Rosa, *Mobile Positioning and Tracking (From Conventional to Cooperative Techniques)*. Second Edition, John Wiley and Sons Ltd, Chichester, United Kingdom, 2017.
- [71] S. Al-Jazzar and J. Caffery, "ML and Bayesian TOA location estimators for NLOS environments," in *Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference (VTC)*, vol. 2, pp. 1178–1181, Vancouver, September 2002.
- [72] J. Riba and A. Urruela, "Novel closed-form ML position estimator for hyperbolic location," in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, vol. 2, pp. 149–152, Montreal, Canada, May 2004.
- [73] L. Lin and P. Fan, "An efficient geometry-constrained NLOS mitigation algorithm based on ML detection," in *Proceedings of IET 3rd International Conference on Wireless, Mobile and Multimedia Networks (ICWMMN 2010)*, pp. 348–352, January 2010.
- [74] K. W. Cheung, W.-K. Ma and H. C. So, "Accurate approximation algorithm for TOA-based maximum likelihood mobile location using semidefinite programming," in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, vol. 2, pp. 145–148, Montreal, Canada, May 2004.
- [75] S. Venkatesh and R. M. Buehrer, "A linear programming approach to NLOS error mitigation in sensor networks," in *Proceedings of IEEE International Symposium on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)*, pp. 301–308, Nashville, USA, April 2006.
- [76] S. Venkatesh and R. M. Buehrer, "NLOS mitigation using linear programming in UWB location-aware networks," *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 56, no. 5, pp. 3182–3198, September 2007.

- [77] X. Wang, Z. Wang and B. O. Dea, "A TOA based location algorithm reducing the errors due to non-line-of-sight (NLOS) propagation," *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 52, no. 1, pp. 112–116, January 2003.
- [78] K. Yu, Y. J. Guo, "Improved Positioning Algorithm for Nonline-of-Sight Environments," *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 57, no. 4, pp. 2342–2353, July 2008.
- [79] S. Venkatraman, J. Caffery and H. R. You, "A novel ToA location algorithm using LOS range estimation for NLOS Enviroments," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 53, no. 5, pp. 1515-1524, September 2004.
- [80] S. R. M. Vaghefi, *Cooperative Positioning in Wireless Sensor Networks Using Semidefinite Programming*. Ph.D. Dissertation, Faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, Virginia, USA, December 2004.
- [81] H. Liu, Y. Huang and J. Wang, "A Novel TDOA-Based Localization Algorithm using Sequential Quadratic Programming," *International Journal of Hybrid Information Technology*, vol. 9, no. 11, pp. 91–98, 2016.
- [82] W. Wang, J.-Y. Xiong and Z.-L. Zhu, "A new NLOS error mitigation algorithm in location estimation," *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 54, no. 6, pp. 2046–2053, November 2005.
- [83] P. Brida, P. Čepel and J. Dúha, "Geometric Algorithm for Received Signal Strength Based Mobile Positioning," *Radioengineering*, vol. 14, no. 2, pp. 1–6, June 2005.

- [84] C.-L. Chen and K.-T. Feng, "An efficient geometry-constrained location estimation algorithm for NLOS environments," in *Proceedings of International Conference on Wireless Networks, Communications and Mobile Computing*, vol. 1, pp. 244-249, Hawaii, June 2005.
- [85] W. Kim, J. G. Lee and G. I. Jee, "The interior point method for an optimal treatment of bias in trilateration location," *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 55, no. 4, pp. 1291–1301, July 2006.
- [86] M. G. Madiseh, A. Shahzadi and A. A. B. Shirazi, "Mobile Location Estimation in NLOS Environment Base on Interior Point Method," *International Journal of Computer Science and Network Security (IJCSNS)*, vol. 7, no. 2, pp. 205–214, February 2007.
- [87] E. Grosicki and K. Abed-Meraim, "A new trilateration method to mitigate the impact of some non-line-of-sight errors in TOA measurements for mobile localization," in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, vol. 4, pp. 1045–1048, Philadelphia, USA, March 2005.
- [88] X. Li, "An iterative NLOS mitigation algorithm for location estimation in sensor networks" in *Proceedings of the IST Mobile and Wireless Communications Summit*, Mykonos, Greece, June 2006.
- [89] K. W. Cheung, H. C. So, W.-K. Ma and Y. T. Chan, "Least squares algorithms for Time of Arrival based mobile location," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 52, no. 4, pp. 1121–1130, April 2004.
- [90] I. Guvenc, C. C. Cong, F. Watanabe and H. Inamura, "NLOS identification and weighted least squares localization for UWB systems using multipath channel statistics," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2008, Article ID 271984, pp. 1–14, 2008.

- [91] I. Guvenc, C. C. Cong and F. Watanabe, "Analysis of a Linear Least-Squares Localization Technique in LOS and NLOS Environments," in *Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference*, pp. 1886–1890, Dublin, Ireland, April 2007.
- [92] S. Gezici, I. Guvenc and Z. Sahinoglu, "On the performance of linear-least squares estimation in wireless positioning systems," in *Proceedings of IEEE International Conference on Communications*, pp. 4203–4208, Beijing, China, May 2008.
- [93] K. Yu and Y. J. Guo, "NLOS Error Mitigation for Mobile Location Estimation in Wireless Networks," in *Proceedings of IEEE Vehicular Techology Conference*, pp. 1071–1075, Dublin, Ireland, April 2007.
- [94] D. Kocur, M. Švecova and P. Kažimir, "Determining the Position of the Moving Persons in 3D Space by UWB Sensors using Taylor Series Based Localization Method," *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 16, no. 10, pp. 45-63, 2019.
- [95] J. J. Caffery and G. L. Stüber, "Subscriber location in CDMA cellular networks," *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 47, no. 2, pp. 406–416, May 1998.
- [96] J. J. Caffery and G. L. Stüber, "Overview of radiolocation in CDMA cellular systems," *IEEE Communications Magazine*, vol. 36, no. 4, pp. 38–45, April 1998.
- [97] K. W. Cheung, H. C. So, W.-K. Ma and Y. T. Chan, "A constrained least squares approach to mobile positioning: algorithms and optimality," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2006, Article ID 20858, pp. 1–23, 2006.

- [98] W. Wang, "A new location algorithm for mitigating NLOS propagation errors in microcell environment," in *Proceedings of International Conference on Communication Technology*, vol. 2, pp. 850–853, Beijing, China, July 2003.
- [99] J. J. Caffery, "A new approach to the geometry of TOA location," in *Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference*, vol. 4, pp. 1943–1949, Boston, USA, September 2000.
- [100] C. Ma, R. Klukas and G. Lachapelle, "An enhanced two-step least squared approach for TDOA/AOA wireless location," in *Proceedings of IEEE International Conference on Communications*, vol. 2, pp. 987–991, Anchorage, USA, May 2003.
- [101] G. L. Sun and W. Guo, "Bootstrapping M-estimators for reducing errors due to non-line-of-sight (NLOS) propagation," *IEEE Communications Letters*, vol. 8, no. 8, pp. 509–510, August 2004.
- [102] R. Casas, A. Marco, J. J. Guerrero and J. Falcó, "Robust Estimator for Non-Line-of-Sight Error Mitigation in Indoor Localization," *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2006, Article ID 43429, pp. 1–8, 2006.
- [103] B. Li, A. G. Dempster, C. Rizos and H. K. Lee, "A Database Method to Mitigate the NLOS Error in Mobile Phone Positioning," in *Proceedings of IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, pp. 173–178, Coronado, USA, April 2006.
- [104] R. S. Campos and L. Lovisolo, "A fast database correlation algorithm for localization of wireless network mobile nodes using coverage prediction and round trip delay," in *Proceedings of IEEE 69th Vehicular Technology Conference*, pp. 1–5, Barselona, Spain, April 2009.

- [105] T.-N. Lin and P.-C. Lin, "Performance comparison of indoor positioning techniques based on location fingerprinting in wireless networks," in *Proceedings of International Conference on Wireless Networks, Communications and Mobile Computing*, vol. 2, pp. 1569–1574, Maui, USA, June 2005.
- [106] A. T. Mai, F. Bastin and E. Frejinger, *On Optimization Algorithms for Maximum Likelihood Estimation*. Department of Computer Science and Operational Research, University of Montreal, Canada, December 2014.
- [107] K. Madsen, H. B. Nielsen and O. Tingleff, *Methods for Non-Linear Least Squares Problems*. Technical University of Denmark, Denmark, 2004.
- [108] S. S. Rao, *Engineering Optimization: Theory and Practice*. Fourth Edition, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, USA, 2009.
- [109] K. Lee, H. Lee and K. You, "Optimized solution for hybrid TDOA/AOA based geolocation using Nelder-Mead simplex method," *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 13, no. 6, pp. 992–997, June 2019.
- [110] Y. Qi, *Wireless geolocation in a non-line-of-sight environment*. Ph.D. Dissertation, Princeton University, Princeton, NJ, USA, November 2003.
- [111] E. G. Talbi, *Metaheuristics: From Design to Implementation*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, USA, June 2009.
- [112] X.-S. Yang, *Engineering Optimization: An Introduction with Metaheuristic Application*. First Edition, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, USA, 2010.
- [113] X.-S. Yang, *Nature-Inspired Optimization Algorithm*. First Edition, Elsevier, London, UK, February, 2014.

- [114] F. Glover and G.A. Kochenberger, *Handbook of Metaheuristics*. Kluwer Academic Publishers, New York, USA, 2003.
- [115] J. Radosavljević, *Metaheuristic Optimization in Power Engineering*. The Institution of Engineering and Technology, London, UK, 2018.
- [116] M. Čupić, *Prirodom inspirirani optimizacijski algoritmi-Metaheuristike*. Fakultet elektrotehnike i računarstva (FER), Zagreb, Hrvatska, 2013.
- [117] A. Savić, D. Šošić, G. Dobrić i M. Žarković, *Metode optimizacije-primene u elektroenergetici*. Akademska misao, Beograd, Srbija, 2018.
- [118] G. Miodragović, *Razvoj naprednih biološki insprisanih algoritama za rešavanje optimizacionih problema primenjene mehanike*. Doktorska disertacija, Fakultet za mašinstvo i građevinarstvo, Kraljevo, Srbija, 2015.
- [119] N. Bačanin Džakula, *Unapređenje hibridizacijom metaheuristika inteligencije rojeva za rešavanje problema globalne optimizacije*. Doktorska disertacija, Matematički fakultet, Beograd, Srbija, 2015.
- [120] E. Tuba, *Unapređenje procesiranja medicinskih digitalnih slika pomoću algoritama inteligencije rojeva*. Doktorska disertacija, Univerzitet Singidunum, Beograd, Srbija, 2019.
- [121] D. Bajer, *Unapređenja algoritma diferencijalne evolucije podešavanjem parametara i izborom početne populacije*. Doktorska disertacija, Sveučilište u Osijeku, Fakultet elektrotehnike, računarstva i informacijskih tehnologija, Hrvatska, 2017.
- [122] M. B. Rosić, *Pasivni model pozicioniranja u bežičnim senzorskim mrežama zasnovan na adaptivnim hibridnim heurističkim algoritmima*. Doktorska disertacija, Univerzitet u Beogradu, Elektrotehnički fakultet, Srbija, 2020.

- [123] R. Storn and K. Price, "Differential Evolution - A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces," *Journal of global optimization*, vol. 11, no. 4, pp. 341–359, 1997.
- [124] Y. Shi and R. C. Eberhart, "Particle swarm optimization: Developments, applications and resources," in *Proceedings of the 2001 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 81–86, Seoul, Korea, May 2001.
- [125] D. Karaboga and B. Basturk, "A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm," *Journal of global optimization*, vol. 39, no. 3, pp. 459–471, 2007.
- [126] M. Dorigo, V. Maniezzo and A. Colomi, "The ant system optimization by a colony of cooperating agents," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B*, vol. 26, no. 1, pp. 29–41, 1996.
- [127] A. Askarzadeh, "A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: Crow search algorithm," *Computers and Structures*, vol. 169, pp. 1–12, 2016.
- [128] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili and A. Lewis, "Grey Wolf Optimizer," *Advances in Engineering Software*, vol. 69, pp. 46–61, 2014.
- [129] E. Rashedi, H. Nezamabadi-pour and S. Saryazdi, "GSA: A Gravitational Search Algorithm," *Information Sciences*, vol. 179, no. 13, pp. 2232–2248, 2009.
- [130] M. Crepinšek, S.-H. Liu, and M. Mernik, "Exploration and exploitation in evolutionary algorithms: A survey," *ACM computing surveys (CSUR)*, vol. 45, no. 3, pp. 1–33, 2013.

- [131] M. R. Tanweer, S. Suresh and N. Sundararajan, "Dynamic mentoring and self-regulation based particle swarm optimization algorithm for solving complex real-world optimization problems," *Information Sciences*, vol. 326, pp. 1–24, 2016.
- [132] S. Lukić and M. Simić, "Cellular Positioning in an NLOS Environment Applying the COPSO-TVAC Algorithm," *Electronics*, vol. 11, no. 15, pp. 1–27, July 2022.
- [133] A. F. Ali and M. A. Tawhid, "A Hybrid PSO and DE algorithm for Solving Engineering Optimization Problems," *Applied Mathematics & Information Sciences*, vol. 10, no. 2, pp. 431–449, 2016.
- [134] E. Guo, Y. Gao, C. Hu and J. Zhang, "A Hybrid PSO-DE Intelligent Algorithm for Solving Constrained Optimization Problems Based on Feasibility Rules," *Mathematics*, vol. 11, no. 3, pp. 1–34, January 2023.
- [135] S.-K. S. Fan and E. Zahara, "A hybrid simplex search and particle swarm optimization for unconstrained optimization," *European Journal of Operational Research*, vol. 181, no. 2, pp. 527–548, September 2007.
- [136] R. S. Campos and L. Lovisolo, "Genetic optimized DCM positioning," in *Proceedings of the 10th Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC '13)*, pp. 1–5, Dresden, Germany, March 2013.
- [137] 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*, vol. 2014, Article ID 489563, pp. 1–8, 2014.
- [138] C.-S. Chen, "A non-line-of-sight error mitigation method for location estimation," *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 13, no. 1, pp. 1–9, 2017.

- [139] S. Lukić i M. Simić, "Poboljšanje tačnosti pozicioniranja u uslovima odsustva optičke vidljivosti primjenom PSO algoritma optimizacije," *INFOTEH-JAHORINA*, vol. 17, pp. 222–226, Mart 2018.
- [140] S. Lukić and M. Simić, "NLOS Error Mitigation in Cellular Positioning using PSO Optimization Algorithm," *International Journal of Electrical Engineering and Computing*, vol. 2, no. 1, pp. 48–56, June 2018.
- [141] D. Enqing, C. Yanze and L. Xiaojun, "A novel three-dimensional localization algorithm for Wireless Sensor Networks based on Particle Swarm Optimization," in *Proceedings of 18th International Conference on Telecommunications*, pp. 55–60, Ayia Napa, Cyprus, May 2011.
- [142] C.-S. Chen, J.-F. Huang, N.-C. Huang and K.-S. Chen, "MS Location Estimation Based on the Artificial Bee Colony Algorithm," *Sensors*, vol. 20, no. 19, p. 5597, September 2020.
- [143] J. Jiang, M. Liu, T. Chen and L. Gao, "TDOA Passive Location Based on Cuckoo Search Algorithm," *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, vol. 23, no. 3, pp. 368–375, 2018.
- [144] J. Cheng and L. Xia, "An Effective Cuckoo Search Algorithm for Node Localization in Wireless Sensor Network," *Sensors*, vol. 16, no. 9, pp. 1–17, August 2016.
- [145] S. Sivakumar and R. Venkatesan, "Meta-heuristic approaches for minimizing error in localization of wireless sensor networks," *Applied Soft Computing*, vol. 36, pp. 506–518, November 2015.
- [146] E. Tuba, M. Tuba and M. Beko, "Two Stage Wireless Sensor Node Localization Using Firefly Algorithm," in book: *Smart Trends in Systems, Security and Sustainability*. Lecture Notes in Networks and Systems, vol. 18, pp. 113–120, Springer, Singapore, 2018.

- [147] M. Qin and R. Zhu, "A Monte Carlo localization method based on differential evolution optimization applied into economic forecasting in mobile wireless sensor networks," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2018, Article ID 32, pp. 1–9, 2018.
- [148] A. C.-Moto, G. Castanon, A. F. M.-Herrera and L. E. C.-Barron, "Optimization of the Distribution and Localization of Wireless Sensor Networks Based on Differential Evolution Approach," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2016, Article ID 7918581, pp. 1–12, 2016.
- [149] S. Lukić i M. Simić, "Pozicioniranje u NLOS uslovima primjenom gravitacionog pretraživačkog algoritma," *Zbornik radova 64. konferencije za ETRAN*, pp. TE1.1. 1–5, Banja Luka, Beograd, Niš, Novi Sad, Čačak, BiH, Srbija, Septembar 2020.
- [150] M. B. Rosić, M. I. Simić and P. V. Pejović, "An improved adaptive hybrid firefly differential evolution algorithm for passive target localization," *Soft Computing*, vol. 25, no. 3, pp. 1–27, 2021.
- [151] M. Rosić, M. Sedak, M. Simić and P. Pejović, "Chaos-Enhanced Adaptive Hybrid Butterfly Particle Swarm Optimization Algorithm for Passive Target Localization," *Sensors*, vol. 22, no. 15, pp. 1–36, July 2022.
- [152] C. J. Malar, D. Priya and S. Janakiraman, "A Hybrid Crow Search and Gray Wolf Optimization Algorithm-based Reliable Non-Line-of-Sight Node Positioning Scheme for Vehicular Ad hoc Networks," *International Journal of Communication Systems*, vol. 34, no. 3, February 2021.
- [153] L. Zhang, W. Ji and Y. Zhang, "Node Localization Method for Wireless Sensor Networks Based on Hybrid Optimization of Differential Evolution and Particle Swarm Algorithm," *The Open Automation and Control Systems Journal*, vol. 6, no. 1, pp. 621–628, December 2014.

- [154] S. R. Sujatha and M. Siddappa, "Node Localization Method for Wireless Sensor Networks Based on Hybrid Optimization of Particle Swarm Optimization and Differential Evolution," *IOSR Journal of Computer Engineering*, vol. 19, no. 2, pp. 7–12, April 2017.
- [155] M. B. Rosić, M. I. Simić and P. V. Pejović, "Passive Target Localization Problem Based on Improved Hybrid Adaptive Differential Evolution and Nelder-Mead Algorithm," *Journal of Sensors*, vol. 2020, Article ID 3482463, pp. 1–20, 2020.
- [156] Z. Liao, T. Feng, W. Yu, D. Cui and G. Wu, "Microseismic Source Location Method and Application Based on NM-PSO Algorithm," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 17, pp. 1–15, August 2022.
- [157] H. Aghasi, H. Amindavar and A. Aghasi, "A hybrid global minimization scheme for accurate source localization in sensor networks," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2011, Article ID 81, pp. 1–13, 2011.
- [158] A. Amar and A. J. Weiss, "Direct position determination of multiple radio signals," in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, vol. 2, pp. 81–84, Montreal, Canada, May 2004.
- [159] Y. Isbi, *On the performance of Direct Position Determination*. Master Thesis, Tel Aviv University, August 2005.
- [160] S. Li, L. Lu, M. Hedley, D. Humphrey and I. B. Collings, "Joint clock synchronization and position estimation in time of arrival-based passive positioning systems," *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 14, no. 11, pp. 1–9, 2018.

- [161] J. Lin, "Synchronization Requirements for 5G: An Overview of Standards and Specifications for Cellular Networks," *IEEE Vehicular Technology Magazine*, vol. 13, no. 3, pp. 91-99, September 2018.
- [162] J. A. del Peral-Rosado, R. Raulefs, J. A. Lopez-Salcedo and G. Seco-Granados, "Survey of Cellular Mobile Radio Localization Methods: from 1G to 5G," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 20, no. 2, pp. 1124-1148, Secondquarter 2018.
- [163] S. K. Sharma, S. Chatzinotas and P.-D. Arapoglou, *Satellite Communications in the 5G Era*. The Institution of Engineering and Technology, London, United Kingdom, 2018.
- [164] Y. Niu, Y. Li, D. Jin, L. Su and A. V. Vasilakos, "A Survey of Millimeter Wave (mmWave) Communications for 5G: Opportunities and Challenges," *Wireless Networks*, vol. 21, no. 8, pp. 2657–2676, February 2015.
- [165] P. Zhang, J. Lu, Y. Wang and Q. Wang, "Cooperative localization in 5G networks: A Survey," *ICT Express*, vol. 3, no. 1, pp. 27–32, March 2017.
- [166] P. V. Rooyen, M. Löter and D. V. Wyk, *Space-Time Processing for CDMA Mobile Communications*. Kluwer Academic Publishers, New York, USA, 2002.
- [167] E. R. Játiva, D. Sánchez and J. Vidal, "NLOS Mitigation Based on TOA for Mobile Subscriber Positioning System by Weighting Measures and Geometrical Restrictions," in *Proceedings of Asia-Pacific Conference on Computer Aided System Engineering*, pp. 325–330, Quito, Ecuador, July, 2015.

- [168] J. Mališić i V. Jevremović, *Atlas raspodela*. Matematički fakultet, Beograd, Srbija, 2007.
- [169] A. Stajer, *Rešavanje problema minimizacije sa ograničenjima primenom kaznenih funkcija*. Master rad, Prirodno-matematički fakultet (PMF) Novi Sad, Srbija, 2014.
- [170] S. Kay and Y. C. Eldar, "Rethinking biased estimation [Lecture Notes]," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, no. 3, pp. 133-136, 2008.
- [171] D. G. Luenberger and Y. Ye, *Linear and Nonlinear Programming*. Fourth Edition, Springer, New York, USA, 2016.
- [172] K. Madsen and H. B. Nielsen, *Introduction to Optimization and Data Fitting*. Technical University of Denmark, Denmark, 2010.
- [173] R. Scitovski, N. Truhar i Z. Tomljanović, *Metode optimizacije*. Sveučilište u Osijeku, Odjel za matematiku, Hrvatska, 2014.
- [174] E. Mezura-Montes and C. A. C. Coello, "Constraint-handling in nature-inspired numerical optimization: Past, present and future," *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 1, pp. 173–194, December 2011.
- [175] C. A. C. Coello, "Theoretical and numerical constraint handling techniques used with evolutionary algorithms: a survey of the state of the art," *Information Fusion*, vol. 191, pp. 1245–1287, January 2002.
- [176] S. Takenaga, Y. Ozaki and M. Onishi, "Practical initialization of the Nelder-Mead method for computationally expensive optimisation problems," *Optimization Letters*, vol. 17, pp. 283–297, 2023.

- [177] F. Neumann and C. Witt, *Bioinspired Computation in Combinatorial Optimization: Algorithms and Their Computational Complexity*. Natural Computing Series, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, November 2010.
- [178] R. Marti and G. Reinelt, *The Linear Ordering Problem: Exact and Heuristic Methods in Combinatorial Optimization*. vol. 175 of Applied Mathematical Sciences, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2011.
- [179] D. H. Wolpert and W. G. Macready, "No free lunch theorems for optimization," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 1, pp. 67–82, April 1997.
- [180] Y. Shi and R. C. Eberhart, "A modified particle swarm optimizer," in *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp. 69–73, Anchorage, AK, USA, 4–9 May 1998.
- [181] A. P. Engelbrecht, "Particle Swarm Optimization: Velocity Initialization," in *Proceedings of the 2012 IEEE World Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1–8, Brisbane, Australia, 10–15 June 2012.
- [182] X. Zhang, D. Zou and X. Shen, "A Novel Simple Particle Swarm Optimization Algorithm for Global Optimization," *Mathematics*, vol. 6, no. 12, pp. 1–34, November 2018.
- [183] D. Wang, D. Tan and L. Liu, "Particle swarm optimization algorithm: an overview," *Soft Computing*, vol. 22, pp. 387–408, January 2018.
- [184] D. Freitas, L. G. Lopes and F. M. Dias, "Particle Swarm Optimization: A Historical Review Up to the Current Developments," *Entropy*, vol. 22, no. 3, pp. 1–36, March 2020.

- [185] Y. Zhang, S. Wang and G. Ji, "A Comprehensive Survey on Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Applications," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2015, Article ID 931256, pp. 1–38, 2015.
- [186] K. R. Harrison, A. P. Engelbrecht and B. M. Ombuki-Berman, "Self-adaptive particle swarm optimization: a review and analysis of convergence," *Swarm Intelligence*, vol. 12, pp. 187–226, 2018.
- [187] S. Das and P. N. Suganthan, "Differential Evolution: A Survey of the State-of-the-Art," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 15, no. 1, pp. 4–31, February 2011.
- [188] A. K. Qin, V. L. Huang and P. N. Suganthan, "Differential Evolution Algorithm with Strategy Adaptation for Global Numerical Optimization," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 13, no. 2, pp. 398–417, April 2009.
- [189] M. Leon and N. Xiong, "Investigation of Mutation Strategies in Differential Evolution for Solving Global Optimization Problems," in *Artificial Intelligence and Soft Computing: 13th International Conference ICAISC 2014*, Zakopane, Poland, 1–5 June 2014, Proceedings, Part I 13, pp. 372–383, Springer International Publishing.
- [190] E. Mezura-Montes, J. Velazquez-Reyes and C. A. C. Coello, "A Comparative Study of Differential Evolution Variants for Global Optimization," in *Proceedings of the 8th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation (GECCO)*, pp. 485–492, Seattle, Washington, USA, July 2006.
- [191] R. Gäperle, S. D. Müller and P. Koumoutsakos, "A Parametric Study for Differential Evolution," in *Advances in Intelligent Systems, Fuzzy Systems, Evolutionary Computation: 3rd WSEAS International Conference*, pp. 293–298, Interlaken, Switzerland, February 2002.

- [192] G. Ardizzon, G. Cavazzini, and G. Pavezi, "Adaptive acceleration coefficients for a new search diversification strategy in particle swarm optimization algorithms," *Information Sciences*, vol. 299, pp. 337–378, 2015.
- [193] A. Ratnaweera, S. K. Halgamuge, and H. C. Watson, "Self-Organizing Hierarchical Particle Swarm Optimizer With Time-Varying Acceleration Coefficients," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 8, no. 3, pp. 240–255, 2004.
- [194] K. T. Chaturvedi, M. Pandit, and L. Srivastava, "Particle swarm optimization with time-varying acceleration coefficients for non-convex economic power dispatch," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 31, no. 6, pp. 249–257, July 2009.
- [195] J. Fang, and J. Feng, "Using PSO-TVAC to improve the performance of DV-Hop," *International Journal of Wireless and Mobile Computing*, vol. 14, no. 4, pp. 358–361, 2018.
- [196] K. Chen, F. Zhou, Y. Wang, and L. Yin, "An ameliorated particle swarm optimizer for solving numerical optimization problems," *Applied Soft Computing*, vol. 73, pp. 482–496, December 2018.
- [197] H. Zhang, J. H. Shen, T. N. Zhang, and Y. Li, "An improved chaotic particle swarm optimization and its application in investment," in *Proceedings of the 2008 International Symposium on Computation Intelligence and Design*, pp. 124–128, Wuhan, China, October 2008.
- [198] D. Tian, "Particle Swarm Optimization with Chaos-based Initialization for Numerical Optimization," *Intelligent Automation & Soft Computing*, vol. 24, pp. 331–342, 2018.

- [199] Y. Feng, G. F. Teng, A. X. Wang, and Y. M. Yao, "Chaotic Inertia Weight in Particle Swarm Optimization," in *Proceedings of the Second International Conference on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC 2007)*, pp. 475–475, Kumamoto, Japan, September 2007.
- [200] A. M. Arasomwan, and A. O. Adewumi, "An Investigation into the Performance of Particle Swarm Optimization Algorithm with Various Chaotic Maps," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2014, Article ID 178959, pp. 1–17, 2014.
- [201] H. Wang, H. Li, Y. Liu, C. Li and S. Zeng, "Opposition-based particle swarm algorithm with cauchy mutation," in *Proceedings of the 2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 4750–4756, Singapore, September 2007.
- [202] Z. Seif, and M. B. Ahmadi, "An opposition-based algorithm for function minimization," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 37, pp. 293–306, January 2015.
- [203] N. Dong, C. H. Wu, W. H. Ip, Z. Q. Chen, C. Y. Chan, and K. L. Yung, "An opposition-based chaotic GA/PSO hybrid algorithm and its application in circle detection," *Computers & Mathematics with Applications*, vol. 64, no. 6, pp. 1886–1902, September 2012.
- [204] W. Gao, S. Liu, and L. Huang, "Particle swarm optimization with chaotic opposition-based population initialization and stochastic search technique," *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, vol. 17, no. 11, pp. 4316–4327, November 2012.
- [205] J. J. Liang, A. K. Qin, P. N. Suganthan and S. Baskar, "Comprehensive Learning Particle Swarm Optimizer for Global Optimization of Multimodal Functions," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 10, no. 3, pp. 281–295, May 2006.

- [206] S. Das, A. Abraham and A. Konar, "Particle Swarm Optimization and Differential Evolution Algorithms: Technical Analysis, Applications, and Hybridization Perspectives," in book: *Advances of Computational Intelligence in Industrial Systems*. Studies in Computational Intelligence, vol. 116, pp. 1–38, Springer, Berlin, Heidelberg, 2008.
- [207] Z. H. Zhan, J. Zhang, Y. Li and H. S. H. Chung, "Adaptive Particle Swarm Optimization," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 39, no. 6, pp. 1362–1381, December 2009.
- [208] O. Cakir, I. Kaya, A. Yazgan, O. Cakir and E. Tugcu, "Emitter Location Finding using Particle Swarm Optimization," *Radioengineering*, vol. 23, no. 1, pp. 252–258, 2014.
- [209] J. Derrac, S. Garcá, D. Molina and F. Herrera, "A practical tutorial on the use of nonparametric statistical tests as a methodology for comparing evolutionary and swarm intelligence algorithms," *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 1, pp. 3–18, 2011.
- [210] M. Sipser, *Introduction to the Theory of Computation*. Second Edition, Thomson Course Technology, Boston, Massachusetts, USA, 2006.

Prilozi

Lista skraćenica

3GPP	Third Generation Partnership Project
5G	Fifth Generation
5G NR	Fifth Generation New Radio
ABCO	Artificial Bee Colony Optimization
ACO	Ant Colony Optimization
ACOPSOCM-NM	Adaptive Chaotic Opposition-based Particle Swarm Optimization Cauchy Mutation - Nelder Mead
ACOPSO-DE	Adaptive Chaotic Opposition-based Particle Swarm Optimization – Differential Evolution
AOA	Angle of Arrival
AWGN	Additive White Gaussian Noise
BA	Bat Algorithm
BCCH	Broadcast Control Channel
BFGS	Broyden, Fletcher, Goldfarb, Shanno algorithm
BS	Base Station
CDF	Cumulative Distribution Function
CDIW	Chaotic Decreasing Inertia Weight
CID	Cell IDentification
CLT	Central Limit Theorem
CMS	Chaotic Maps-based Search
COPSO-TVAC	Chaotic Opposition-based Particle Swarm Optimization with Time-Varying Acceleration Coefficients
CPICH	Common Pilot Channel
CRLB	Cramer-Rao Lower Bound
CRS	Cell Reference Signals
CS	Cuckoo Search algorithm

Doktorska disertacija

CSA	Crow Search Algorithm
CWLLS	Constrained Weighted Linear Least Squares
D2D	Device-To-Device
DCM	Database Correlation Methods
DE	Differential Evolution
DLL	Delay-Locked Loop
DPD	Direct Position Determination
DSM	Direct Search Methods
EA	Evolutionary Algorithms
EMG	Exponentially Modified Gaussian distribution
FA	Firefly Algorithm
FCC	Federal Communication Commission
FDD	Frequency Division Duplex
FIM	Fisher Information Matrix
GA	Genetic Algorithm
GCRLB	Generalized Cramer-Rao Lower Bound
GDOP	Geometric Dilution Of Precision
GLRT	Generalized Likelihood Ratio Test
GN	Gauss-Newton algorithm
GNSS	Global Navigation Satellite System
GSA	Gravitational Search Algorithm
GSM	Global System for Mobile Communications
GWO	Gray Wolf Optimizer
IAD	Identify and Discard estimator
IoT	Internet Of Things
IPO	Interior Point Optimization
LCM	Logistic Chaotic Map
LCS	LoCation Services
LDIW	Linear Decreasing Inertia Weight
LE	Location Error
LM	Levenberg-Marquardt algorithm
LMU	Location Measurement Unit
LOS	Line-Of-Sight

LP	Linear Programming
LS	Least Squares
LTE	Long Term Evolution
MIMO	Multuple-Input-Multiple-Output
ML	Maximum Likelihood
MMSE	Minimum Mean Square Error
MOO	Multi-Objective Optimization
MS	Mobile Station
MSE	Mean Square Error
NDAC	Nonlinear Dynamic Acceleration Coefficients
NLOS	Non-Line-Of-Sight
NLP	NonLinear Programming
NLS	Non-linear Least Squares
NMSM	Nelder-Mead Simplex Method
NPP	Nondeterministic Polynomial Problem
NR	Newton-Raphson algorithm
OBL	Opposite-Based Learning
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
PDF	Probability Density Function
PDP	Power Delay Profile
PDSCH	Physical Downlink Shared Channel
PRS	Positioning Reference Signals
PSO	Particle Swarm Optimization
PSWF	Prolate Spheroidal Wave Functions
PTP	Precision Time Protocol
QoS	Quality of Service
QP	Quadratic Programming
RAMMSE	Root Average Minimum Mean Square Error
RAT	Radio Access Technology
RFPM	Radio Frequency Pattern Matching
RMMSE	Root Minimum Mean Square Error
RMSE	Root Mean Square Error
RSS	Received Signal Strength

RTT	Round Trip Time
SA	Simulated Annealing
SDP	Semidefinite Programming
SI	Swarm Intelligence algorithms
SNR	Signal to Noise Ratio
SOO	Single-Objective Optimization
SQP	Sequential Quadratic Programming
SRS	Sounding Reference Signals
SSM	Sequential Simplex Method
SSP	single-step positioning
SWSE	Sum of the Weighted Squared Errors
TA	Timing Advance
TCM	Tent Chaotic Map
TDD	Time Division Duplex
TDOA	Time Difference of Arrival
TOA	Time of Arrival
TRR	Trust Region Reflective algorithm
TS	Tabu Search
TS-LQP	Taylor Series-Linear Quadratic Programming
TS-LS	Taylor Series Least Squares
TSP	two-step positioning
TSP	Traveling Sales-Person Problem
TVAC	Time-Varying Acceleration Coefficients
UDN	Ultra Dense Networks
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System
VNS	Variable Neighbourhood Search
WCDMA	Wideband Code Division Multiplex Access
WCN	Wireless Cellular Networks
WLAN	Wireless Area Local Network
WLLS	Weighted Linear Least Squares
WNLS	Weighted Non-linear Least Squares
WSN	Wireless Sensor Networks

Biografija autora

Stivo S. Lukić rođen je 24.08.1973. godine u Gradačcu, Bosna i Hercegovina. Trenutno je nastanjen u Šamcu. Oženjen je i otac je dvoje djece. Elektrotehnički fakultet u Banjoj Luci je završio 2001. godine na Odsjeku za računarsku tehniku i automatiku. Na istom fakultetu je upisao Postdiplomske studije 2003. godine na Odsjeku za telekomunikacije, gdje je položio sve ispite predviđene planom i programom postdiplomskih studija.

Magistrirao je 2017. godine odbranivši tezu pod nazivom „Pozicioniranje korisnika u UMTS radio mrežama”. Redovni je učesnik stručnih konferencija sa nekoliko objavljenih radova iz oblasti telekomunikacija kao autor i jednim objavljenim radom na SCI listi.

Od 2002. godine do danas je zaposlen u kompaniji M:TEL, BiH. Na početku karijere je obavljao poslove vezane za inženjeringu projektovanja, nadzora pri izvođenju radova, implementacije i održavanja telekomunikacionih pristupnih i bežičnih mreža, kao i komutacionih sistema. Od 2010. do 2013. godine bio je rukovodilac Izvršne Jedinice Brčko sa kompleksnim opisom radnih zadataka i upravljanjem organizacionom strukturu od preko 100 radnika. Od 2013. godine do danas radi u Direkciji za tehniku (Funkcija planiranja i izgradnje) kao projektant i nadzorni organ na izgradnji bakarnih i optičkih pristupnih mreža i instalaciji odgovarajuće pristupne opreme.

Posjeduje veliko teorijsko znanje i praktično iskustvo u domenu telekomunikacija, računarskih mreža, optičkih i bežičnih komunikacionih sistema. Rad u aplikacijama i programskim alatima: Matlab, TeleCAD GIS, C++, Python i drugim. Dobro poznавање engleskog jezika. Kandidat posjeduje i adekvatne licence za projektovanje, izvođenje, reviziju i nadzor za objekte iz dijela elektro faza - instalacije slabe struje, telekomunikacije i automatike izdate od strane nadležnog Ministarstva. Učestvovao je u realizaciji velikog broja značajnih projekata u okviru matične kompanije. Pored ovoga aktivan je učesnik domaćih i inostranih seminara, prezentacija i obuka iz domena telekomunikacija i TK sistema.

Прилог 3.

Изјава 1

ИЗЈАВА О АУТОРСТВУ

**Изјављујем
да је докторска дисертација**

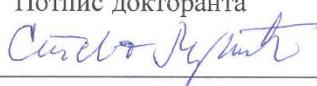
Наслов рада Тиeliјско позиционирање у сложеним пропагационим условима примјеном унапријеђене методе оптимизације ројем честица

Наслов рада на енглеском језику Cellular positioning in complex propagation conditions applying an enhanced particle swarm optimization method

- резултат сопственог истраживачког рада,
- да докторска дисертација, у целини или у дијеловима, није била предложена за добијање било које дипломе према студијским програмима других високошколских установа,
- да су резултати коректно наведени и
- да нисам кршио/ла ауторска права и користио интелектуалну својину других лица.

У Бањој Луци, дана 07.11.2024. године

Потпис докторанта



Изјава 2

**Изјава којом се овлашћује Универзитет у Бањој Луци
да докторску дисертацију учини јавно доступном**

Овлашћујем Универзитет у Бањој Луци да моју докторску дисертацију под насловом
Ћелијско позиционирање у сложеним пропагационим условима примјеном унапријеђене
методе оптимизације ројем честица
која је моје ауторско дјело, учини јавно доступном.

Докторску дисертацију са свим прилозима предао/ла сам у електронском формату
погодном за трајно архивирање.

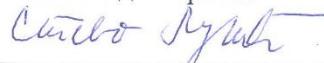
Моју докторску дисертацију похрањену у дигитални репозиторијум Универзитета у
Бањој Луци могу да користе сви који поштују одредбе садржане у одабраном типу лиценце
Креативне заједнице (*Creative Commons*) за коју сам се одлучио/ла.

- Ауторство
- Ауторство – некомерцијално
- Ауторство – некомерцијално – без прераде
- Ауторство – некомерцијално – дијелити под истим условима
- Ауторство – без прераде
- Ауторство – дијелити под истим условима

(Молимо да заокружите само једну од шест понуђених лиценци, кратак опис лиценци
дат је на полеђини листа).

У Бањој Луци, дана 07.11.2024. године

Потпис докторанта



Doktorska disertacija

Изјава 3

Изјава о идентичности штампане и електронске верзије докторске дисертације

Име и презиме аутора Стево Лукић

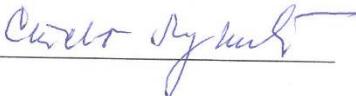
Наслов рада Ђелијско позиционирање у сложеним пропагационим условима примјеном унапријеђене методе оптимизације ројем честица

Ментор проф. др Мирјана Симић-Пејовић
Коментор проф. др Гордана Гардашевић

Изјављујем да је штампана верзија моје докторске дисертације идентична електронској верзији коју сам предао/ла за дигитални репозиторијум Универзитета у Бањој Луци.

У Бањој Луци, дана 07.11.2024. године

Потпис докторанта



Doktorska disertacija

УНИВЕРЗИТЕТ У БАЊОЈ ЛУЦИ
ФАКУЛТЕТ: ЕЛЕКТРОТЕХНИЧКИ ФАКУЛТЕТ



Образац 3

УНИВЕРЗИТЕТ У БАЊОЈ ЛУЦИ
ЕЛЕКТРОТЕХНИЧКИ ФАКУЛТЕТ
БАЊА ЛУКА
Број: 1291
Датум: 13. 11. 2024.

ИЗВЈЕШТАЈ о оијени урађене докторске дисертације

1. ПОДАЦИ О КОМИСИЈИ

Орган који је именовао комисију: Научно-наставно вијеће Електротехничког факултета Универзитета у Бањој Луци

Датум именовања комисије: 09.09.2024. године

Број одлуке: 20/3.526-12/24

Чланови комисије:

1.	Др Дејан Вукобратовић	Редовни професор	Електротехничко и рачунарско инжењерство, Телекомуникације и обрада сигнала
	Презиме и име	Звање	Научно поље и ужа научна област
	Универзитет у Новом Саду, Факултет техничких наука		Предсједник
	Установа у којој је запослен-а		Функција у комисији
2.	Др Игор Радусиновић	Редовни професор	Електротехника, електроника, информатичко инжењерство, Телекомуникације
	Презиме и име	Звање	Научно поље и ужа научна област
	Универзитет Црне Горе, Електротехнички факултет у Подгорици		Члан
	Установа у којој је запослен-а		Функција у комисији
3.	Др Зденка Бабић	Редовни професор	Електротехника, електроника, информационо инжењерство и рачунарске и информационе науке, Општа електротехника
	Презиме и име	Звање	Научно поље и ужа научна област
	Универзитет у Бањој Луци, Електротехнички факултет		Члан
	Установа у којој је запослен-а		Функција у комисији
4.	Др Јован Галић	Донент	Електротехника, електроника, информационо инжењерство и рачунарске и информационе науке, Телекомуникације
	Презиме и име	Звање	Научно поље и ужа научна област

Doktorska disertacija

Универзитет у Бањој Луци, Електротехнички факултет Установа у којој је запослен-а	Члан Функција у комисији
--	-----------------------------

2. ПОДАЦИ О СТУДЕНТУ

Име, име једног родитеља, презиме: Стево (Симо) Лукић

Датум рођења: 24.08.1973. год.

Мјесто и држава рођења: Градачац, БИХ

2.1. Студије првог циклуса или основне студије или интегрисане студије

Година уписа:	1993.	Година завршетка:	2001.	Просјечна оцјена током студија:	7,50
---------------	-------	-------------------	-------	---------------------------------	------

Универзитет: Универзитет у Бањој Луци

Факултет/и: Електротехнички факултет

Студијски програм: Рачунарство и аутоматика

Стечено звање: Дипломирани инжењер електротехнике

2.2. Студије другог циклуса или мастер студије

Година уписа:	2003.	Година завршетка:	2017.	Просјечна оцјена током студија:	9,83
---------------	-------	-------------------	-------	---------------------------------	------

Универзитет: Универзитет у Бањој Луци

Факултет/и: Електротехнички факултет

Студијски програм: Телекомуникације

Назив завршног рада другог циклуса или мастер тезе, датум одбране:

Позиционирање корисника у UMTS радио мрежама, 12.07.2017. год.

Ужа научна област завршног рада другог циклуса или мастер тезе: Телекомуникације

Стечено звање: Магистар електротехничких наука

2.3. Студије трећег циклуса

Година уписа:	2023.	Број ECTS остварених до сада:	120	Просјечна оцјена током студија:	
---------------	-------	-------------------------------	-----	---------------------------------	--

Факултет/и: Електротехнички факултет

Студијски програм: Информационо-комуникационе технологије

Doktorska disertacija

2.4. Приказ научних и стручних радова студента

РБ	Подаци о референци	Категорија ¹
1.	Stevo Lukić and Mirjana Simić, "Cellular Positioning in an NLOS Environment Applying the COPSO-TVAC Algorithm", <i>Electronics</i> , vol. 11, no. 15, pp. 1-27, July 2022.	Научни рад објављен у истакнутом научном часопису међународног значаја (SCIE, IF ₂₀₂₂ =2.9)
	Припадност рада ужој научној области којој припада предмет истраживања докторске дисертације	<u>ДА</u> <u>НЕ</u>
РБ	Подаци о референци	Категорија
2.	S. Lukić and M. Simić, "NLOS Error Mitigation in Cellular Positioning using PSO Optimization Algorithm", <i>International Journal of Electrical Engineering and Computing</i> , vol. 2, no. 1, pp. 48-56, June 2018.	Научни рад објављен у научном часопису прве категорије
	Припадност рада ужој научној области којој припада предмет истраживања докторске дисертације	<u>ДА</u> <u>НЕ</u>
РБ	Подаци о референци	Категорија
3.	Стево Лукић, Мирјана Симић, "Позиционирање у NLOS условима примјеном гравитационог претраживачког алгоритма", <i>Зборник радова 64. конференције за ЕТРАН</i> , стр. ТЕ1.1. 1-5 , Бања Лука, Београд, Ниш, Нови Сад, Чачак, Бих, Србија, септембар 2020.	Научни рад на научном скупу међународног значаја, штампан у целини
	Припадност рада ужој научној области којој припада предмет истраживања докторске дисертације	<u>ДА</u> <u>НЕ</u>
РБ	Подаци о референци	Категорија
4.	Стево Лукић, Мирјана Симић, "Побољшање тачности позиционирања у условима одсуства оптичке видљивости примјеном PSO алгоритма оптимизације", <i>ИНФОТЕХ-ЈАХОРИНА</i> , vol. 17, pp. 222-226, март 2018.	Научни рад на научном скупу међународног значаја, штампан у целини

¹ Категорија се односи на оне часописе и научне скупове који су категорисани у складу са Правилником о публиковању научних публикација („Службени гласник РС”, бр. 77/17) и Правилником о мјерилима за остваривање и финансирање Програма одржавања научних скупова („Службени гласник РС”, бр. 102/14) односно припадност рада часописима индексираним у сједесетским цитатним базама.

Doktorska disertacija

Припадност рада уједно научној области којој припада предмет истраживања докторске дисертације		<u>ДА</u>	<u>НЕ</u>
РБ	Подаци о референци	Категорија	
5.	Стево Лукић, Мирјана Симић, "Елиминација NLOS грешака позиционирања у ћелијским радио мрежама примјеном ML естиматора са уграђеним Levenberg-Marquardt алгоритмом оптимизације", Зборник радова 61. конференције за ETPAH, стр. TE1.2. 1-6 , Кладово, Србија, 2017.	Научни рад на научном скупу међународног значаја, штампан у целини	
Припадност рада уједно научној области којој припада предмет истраживања докторске дисертације		<u>ДА</u>	<u>НЕ</u>
6.	Стево Лукић, Милан М. Шуњеварић, "Оптимизација облика импулса псевдослучајног кода за ефикаснију естимацију кашљења у позиционим системима на бази CDMA", Зборник радова 53. конференције за ETPAH, стр. ТЕ3.6-1-4 , Врњачка Бања, Србија, 2009.	Научни рад на научном скупу међународног значаја, штампан у целини	
Припадност рада уједно научној области којој припада предмет истраживања докторске дисертације		<u>ДА</u>	<u>НЕ</u>
7.	Стево Лукић, "Дијагностичке ОАМ функције у MPLS мрежама", Зборник радова 14. конференције TELFOR, стр. 170-173, Београд, Србија, Новембар 2006.	Научни рад на научном скупу међународног значаја, штампан у целини	
Припадност рада уједно научној области којој припада предмет истраживања докторске дисертације		<u>ДА</u>	<u>НЕ</u>

3. УВОДНИ ДИО ОЦЈЕНЕ ДОКТОРСКЕ ДИСЕРТАЦИЈЕ

Наслов докторске дисертације:

Ћелијско позиционирање у сложеним пропагационим условима примјеном унапријеђене методе оптимизације појем честица

Doktorska disertacija

Научно поље: Електротехника, електроника, информационо инжењерство, рачунарске и информационе науке

Ужа научна област: Телекомуникације

Одговарајући акти Електротехничког факултета и Универзитета у Бањој Луци:

- Одлука Научно наставног вијећа Електротехничког факултета Универзитета у Бањој Луци о признавању високошколских квалификација кандидата мр Стеве Лукића за потребе наставка образовања на III циклусу студија, број 20/3.1188-7/23 од 15.12.2023. којом се кандидату одобрава наставак школовања на III циклусу студија (студијски програм Информационо-комуникационе технологије) уз признавање 120 ECTS бодова.
- Одлука Научно-наставног вијећа Електротехничког факултета Универзитета у Бањој Луци о именовању Комисије за оцјену подобности студента, теме и испуњености услова за менторство за израду докторске дисертације број 20/3.160-6/24 од 18.03.2024. године.
- Одлука Сената Универзитета у Бањој Луци којом се даје сагласност на именовање Комисије за оцјену подобности студента, теме и испуњености услова за менторство за израду докторске дисертације број 02/04-3.643-38/24 од 28.03.2024. године.
- Одлука Научно-наставног вијећа Електротехничког факултета Универзитета у Бањој Луци о усвајању Извјештаја Комисије за оцјену подобности студента, теме и испуњености услова за менторство за израду докторске дисертације број 20/3.342-13/24 од 20.06.2024. године.
- Одлука Сената Универзитета у Бањој Луци којом се даје сагласност на Извјештај Комисије за оцјену подобности студента, теме и испуњености услова за менторство за израду докторске дисертације број 02/04-3.1453-52/24 од 04.07.2024. године.
- Одлука Научно-наставног вијећа Електротехничког факултета Универзитета у Бањој Луци о именовању Комисије за оцјену урађене докторске дисертације и јавну одбрану број 20/3.526-12/24 од 09.09.2024. године.

Дисертација је написана латиничним писмом, фонтом Times New Roman, величина слова 12 типографских тачака, са проредом 1.5, формат А4, на 194 стране (са литературом). На почетку докторске дисертације налази се 9 ненумерисаних страница, а то су насловна страница на српском и енглеском језику, резиме на српском и снглеском језику, садржај, попис слика, попис табела и захвалница.

Садржај докторске дисертације са страничњем:

1. Увод (странице 1–23, укупно 23 странице)
2. Ђелијско позиционирање у NLOS условима засновано на мјерењу TOA параметра (странице 24–41, укупно 18 странице)
3. NLOS пропагациони модели (странице 42–48, укупно 7 странице)
4. Методе естимације локације MC у NLOS условима (странице 49–70, укупно 22 странице)
5. Крамер-Рао граница тачности за TOA модел (странице 71–77, укупно 7 странице)
6. Методе оптимизације за рјешавање проблема позиционирања у NLOS условима (странице 78–107, укупно 30 странице)
7. Поступци за унапређење методе оптимизације роја честица (странице 108–123, укупно 16 странице)

8. Резултати истраживања (стране 124–160, укупно 37 страна)
9. Закључак (стране 161–166, укупно 6 страна)
 - Библиографија (стране 167–194, укупно 28 страна)
 - Листа скраћеница (стране 195–198, укупно 4 стране)
 - Биографија кандидата (страна 199, укупно 1 страна)
 - Изјаве аутора (стране 200–202, укупно 3 стране)

Докторска дисертација је обима 194 стране (укупно 211 страна са свим додатним странама), садржи 15 табела, 36 слика и 234 једначине, док списак кориштene литературе обухвата 210 библиографских јединица.

1. Наслов докторске дисертације.
2. Научно поље и ужа научна област.
3. Датум прихватања теме докторске дисертације и бројеви одлука одговарајућих органа чланица и Универзитета.
4. Датум прихватања Извјештаја комисије за оцјену подобности студента, теме и ментора за израду докторске дисертације и бројеви одлука одговарајућих органа чланица и Универзитета.
5. Садржај докторске дисертације уз навођење броја страна.
6. Истачи основне податке о докторској дисертацији: обавезно укључујући обим, број и називе поглавља, број табела, слика, тема, графика и број литературних навода.

4. УВОД И ПРЕГЛЕД ЛИТЕРАТУРЕ

Проблем естимације непознате локације мобилног корисника може се представити као оптимизациони проблем који се своди на минимизацију грешке мјерења настале при пропагацији сигнала позиционирања [1–5]. Прегледом доступне литературе уочава се да је употреба метахеуристичких метода оптимизације у проблемима лоцирања у већој мјери истражена у бежичним сензорским мрежама WSN (енгл. *Wireless Sensor Networks*), при чему је са друге стране, примјетан мањи број радова на тему њихове примјене у проблемима лоцирања у бежичним ћелијским мрежама WCN (енгл. *Wireless Cellular Networks*). Будући да се користе сличне методе естимације, само на већој просторној матрици, очигледно је да се спектар примјене метахеуристичких метода оптимизације може на ефикасан начин проширити и на ћелијско позиционирање. Највећи број захтјева за сервисима лоцирања долази из урбаних средина у којима се ћелијско позиционирање обавља у сложеним пропагационим условима при којима је могуће погоршање локацијске тачности услед отежавајућих околности као што су блокада директне путање између мобилне станице (МС) и базне станице (БС), односно постојање NLOS окружења (енгл. *Non-Line-of-Sight*), као и лошег фактора доступности (малог броја доступних БС, односно мањка извора информација) [6,7].

Предмет истраживања ове докторске дисертације је проблем ћелијског позиционирања у сложеним пропагационим условима заснованог на мјерењу времене пропагације сигнала TOA (енгл. *Time of Arrival*) [4]. Проблем ћелијског позиционирања у NLOS пропагационим условима је добро обрађен у стручној литератури, при чему најчешће кориштени конвенционални алгоритми прилагођени за његово рјешавање не остварују увијек захтијеване перформансе у погледу захтијеване тачности позиционирања [1–11]. Из наведеног разлога, у оквиру ове дисертације развијени су адекватни математички модели естиматора максималне вјеродостојности ML (енгл. *Maximum Likelihood*) и оптимизациони алгоритми који ефикасно третирају разматрани локацијски оптимизациони проблем [7,8]. Естимациона функција циља ML естиматора је изразито

нелинеарна, неконвексна и мултимодална. Стога је веома тешко пронаћи њен глобални оптимум помоћу конвенционалних, детерминистичких метода оптимизације [8], због чега се у овом раду користе напредније, метахеуристичке методе оптимизације [12–18]. Метахеуристички алгоритми проналазе задовољавајућа рјешења у разумном временском интервалу користећи стохастичке итеративне поступке помоћу којих се случајна претрага наводи ка глобалном оптималном рјешењу на бази симулације одговарајућих појава у природи [12–14]. Метахеуристичке методе изводе процес претраге који се оквирно може подијелити у двије фазе: фаза глобалне претраге и фаза локалне претраге. У фази глобалне претраге врши се широко истраживање простора допустивих рјешења и проналажење региона глобалног оптимума, док се у оквиру фазе локалне претраге врши побољшање обећавајућих рјешења пронађених у претходној фази [19]. Како би се постигла ефикасност поступка оптимизације мултимодалне функције циља генерисане на принципу максималне вјеродостојности, неопходно је успоставити квалитетан механизам равнотеже између фаза глобалне и локалне претраге кроз модификацију постојећих и развој нових метахеуристичких алгоритама оптимизације. Акценат ове докторске дисертације је на унапређењима методе оптимизације ројем честица PSO (енгл. *Particle Swarm Optimization*) [16].

У прегледној литератури је објављен одређени број научних радова који се баве примјеном популационих метахеуристика за рјешавање оптимизационог проблема лоцирања мобилне станице односно сензорског чвора. У раду [20] је предложена комбинација генетског алгоритма GA (енгл. *Genetic Algorithms*) и методе Тагучија (енгл. *Taguchi method*) са интенцијом повећања робусности естимације MC у NLOS окружењу. Алгоритам оптимизације ројем честица (PSO) проналази оптимално рјешење проблема лоцирања у бежичним мрежама за различите моделе NLOS пропагације. Експериментални резултати показују да PSO базирани алгоритми предложени у [21–24] остварују већу тачност позиционирања у поређењу са класичним алгоритмима најмањих квадрата и градијентним методама оптимизације. Алгоритам оптимизације ројем пчела ABCO (енгл. *Artificial Bee Colony Optimization*) у [25] ефикасно минимизује нелинеарну функцију циља добијену геометријском методом позиционирања заснованом на мјерењу TOA параметра. У раду [26] формулисан је нови оквир за естимацију непознате локације објекта коришћењем алгоритма кукавичје претраге CS (енгл. *Cuckoo Search*). Резултати нумериичке симулације потврдили су да CS алгоритам има боље перформансе глобалне претраге од PSO алгоритма и градијентне Њутнове методе. Како би се смањила грешка локализације у бежичним сензорским мрежама (WSN), у [27] се примјењује алгоритам свица FA (енгл. *Firefly Algorithm*), односно у [28] алгоритам диференцијалне еволуције DE (енгл. *Differential Evolution*).

Најзначајнију предност метахеуристичких метода представља могућност хибридизације која је заснована на чињеници да су све оне алгоритамски структуриране и да се као такве могу надограђивати једноставним модификацијама. Хибридизација се остварује или колаборацијом између различитих техника оптимизације тако што ће се наизмјенично извршавати и размјењивати информације, или интеграцијом компоненти једне методе оптимизације у кодну структуру друге, са циљем коришћења предности једних и истовремене елиминације недостатака других алгоритама [12–14]. Хибридизација метахеуристичких алгоритама са другим алгоритмима оптимизације врши се у циљу добијања системских побољшања: веће естимационе тачности и робусности, као и избегавања проблема стагнације, преурањене конвергенције и "заглављивања" у локалном оптимуму. У [29–34] је размотрена примјена хиbridних метода за рјешавање проблема позиционирања, при чему је у [29–31] у те намјене приказана међусобна хибридизација популационих метахеуристика, односно у радовима [32,33] хибридизација

метахеуристика са директним методама оптимизације.

Попис важније литературе:

- [1] M. Simić, *Principi pozicioniranja u radio sistemima*. Elektrotehnički fakultet Beograd, Beograd, 2016.
- [2] K. Yu, I. Sharp and Y. J. Guo, *Ground-based Wireless Positioning*. John Wiley and Sons, Chichester, England, 2009.
- [3] Y. Qi and H. Kobayashi, "Cramer-Rao Lower Bound for geolocation in a non-line-of-sight environment," in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, vol. 3, pp. 2473–2476, Orlando, USA, May 2002.
- [4] Y. T. Chan, W. Y. Tsui, H. C. So and P. C. Ching, "Time-of-Arrival Based Localization Under NLOS Conditions," *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 55, no. 1, pp. 17–24, January 2006.
- [5] S. A. Zekavat and M. R. Buehrer, *Handbook of Position Location: Theory, Practice and Advances*. Second Edition, John Wiley and Sons, Inc., New Jersey, USA, 2019.
- [6] L. Lin and P. Fan, "An efficient geometry-constrained NLOS mitigation algorithm based on ML detection," in *Proceedings of IET3rd International Conference on Wireless, Mobile and Multimedia Networks (ICWMMN 2010)*, pp. 348–352, January 2010.
- [7] S. Lukić i M. Simić, "Eliminacija NLOS grešaka pozicioniranja u čelijskim radio mrežama primjenom ML estimatora sa ugrađenim Levenberg-Marquardt algoritmom optimizacije," *Zbornik radova 61. konferencije za ETRAN*, pp. TE1.2. 1–6, Kladovo, Srbija, Jun 2017.
- [8] A. T. Mai, F. Bastin and E. Frejinger, *On Optimization Algorithms for Maximum Likelihood Estimation*. Department of Computer Science and Operational Research, University of Montreal, Canada, December 2014.
- [9] K. Madsen, H. B. Nielsen and O. Tingleff, *Methods for Non-Linear Least Squares Problems*. Technical University of Denmark, Denmark, 2004.
- [10] K. Lee, H. Lee and K. You, "Optimized solution for hybrid TDOA/AOA based geolocation using Nelder-Mead simplex method," *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 13, no. 6, pp. 992–997, June 2019.
- [11] K. Yu, Y. J. Guo, "Improved Positioning Algorithm for Nonline-of-Sight Environments," *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 57, no. 4, pp. 2342–2353, July 2008.
- [12] E. G. Talbi, *Metaheuristics: From Design to Implementation*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, USA, June 2009.
- [13] X.-S. Yang, *Nature-Inspired Optimization Algorithm*. First Edition, Elsevier, London, UK, February, 2014.
- [14] F. Glover and G.A. Kochenberger, *Handbook of Metaheuristics*. Kluwer Academic Publishers, New York, USA, 2003.
- [15] R. Storn and K. Price, "Differential Evolution - A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces," *Journal of global optimization*, vol. 11, no. 4, pp. 341–359, 1997.
- [16] Y. Shi and R. C. Eberhart, "Particle swarm optimization: Developments, applications and resources," in *Proceedings of the 2001 IEEE Congres on Evolutionary Computation*, pp. 81–86, Seoul, Korea, May 2001.
- [17] D. Karaboga and B. Basturk, "A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm," *Journal of global optimization*, vol. 39, no. 3, pp. 459–471, 2007.
- [18] E. Rashedi, H. Nezamabadi-pour and S. Saryazdi, "GSA: A Gravitational Search Algorithm," *Information Sciences*, vol. 179, no. 13, pp. 2232–2248, 2009.
- [19] M. Crepinšek, S.-H. Liu, and M. Mernik, "Exploration and exploitation in evolutionary algorithms: A survey," *ACM computing surveys (CSUR)*, vol. 45, no. 3, pp. 1–33, 2013.
- [20] 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*, vol. 2014, Article ID 489563, pp. 1–8, 2014.
- [21] S. Lukić and M. Simić, "Cellular Positioning in an NLOS Environment Applying the COPSO-TVAC Algorithm," *Electronics*, vol. 11, no. 15, pp. 1–27, July 2022.
- [22] C.-S. Chen, "A non-line-of-sight error mitigation method for location estimation," *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 13, no. 1, pp. 1–9, 2017.
- [23] S. Lukić and M. Simić, "NLOS Error Mitigation in Cellular Positioning using PSO Optimization Algorithm,"

International Journal of Electrical Engineering and Computing, vol. 2, no. 1, pp. 48–56, June 2018.

- [24] D. Enqing, C. Yanze and L. Xiaojun, "A novel three-dimensional localization algorithm for Wireless Sensor Networks based on Particle Swarm Optimization," in *Proceedings of 18th International Conference on Telecommunications*, pp. 55–60, Ayia Napa, Cyprus, May 2011.
- [25] C.-S. Chen, J.-F. Huang, N.-C. Huang and K.-S. Chen, "MS Location Estimation Based on the Artificial Bee Colony Algorithm," *Sensors*, vol. 20, no. 19, p. 5597, September 2020.
- [26] J. Jiang, M. Liu, T. Chen and L. Gao, "TDOA Passive Location Based on Cuckoo Search Algorithm," *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, vol. 23, no. 3, pp. 368–375, 2018.
- [27] E. Tuba, M. Tuba and M. Beko, "Two Stage Wireless Sensor Node Localization Using Firefly Algorithm," in book: *Smart Trends in Systems, Security and Sustainability*. Lecture Notes in Networks and Systems, vol. 18, pp. 113–120, Springer, Singapore, 2018.
- [28] M. Qin and R. Zhu, "A Monte Carlo localization method based on differential evolution optimization applied into economic forecasting in mobile wireless sensor networks," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2018, Article ID 32, pp. 1–9, 2018.
- [29] M. B. Rosić, M. I. Simić and P. V. Pejović, "An improved adaptive hybrid firefly differential evolution algorithm for passive target localization," *Soft Computing*, vol. 25, no. 3, pp. 1–25, 2021.
- [30] M. Rosić, M. Sedak, M. Simić and P. Pejović, "Chaos-Enhanced Adaptive Hybrid Butterfly Particle Swarm Optimization Algorithm for Passive Target Localization," *Sensors*, vol. 22, no. 15, pp. 1–36, July 2022.
- [31] L. Zhang, W. Ji and Y. Zhang, "Node Localization Method for Wireless Sensor Networks Based on Hybrid Optimization of Differential Evolution and Particle Swarm Algorithm," *The Open Automation and Control Systems Journal*, vol. 6, no. 1, pp. 621–628, December 2014.
- [32] M. B. Rosić, M. I. Simić and P. V. Pejović, "Passive Target Localization Problem Based on Improved Hybrid Adaptive Differential Evolution and Nelder-Mead Algorithm," *Journal of Sensors*, vol. 2020, Article ID 3482463, pp. 1–20, 2020.
- [33] Z. Liao, T. Feng, W. Yu, D. Cui and G. Wu, "Microseismic Source Location Method and Application Based on NM-PSO Algorithm," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 17, pp. 1–15, August 2022.

PSO алгоритам је централни алгоритам интелигенције ројева и кандидује га прије свега лака имплементација, робусност, брза конвергенција и способност хибридизације са другим алгоритмима. Насупрот томе, основне мање PSO алгоритма су преурањена конвергенција и могућност пада у локални оптимум, као и спора конвергенција у близини глобалног оптималног рјешења, као посљедица дисбаланса између фаза глобалне и локалне претраге. Како би се отклонили уочени недостаци који могу довести до продукције рјешења која су удаљена од глобалног оптимума, односно до великих грешака позиционирања у сложеним пропагационим условима, у оквиру овог рада направљена су одређена унапређења основног PSO алгоритма путем његових модификација и хибридних варијанти.

Према томе, основни циљ истраживања проведеног у току израде ове докторске дисертације је развој нових оптимизационих алгоритама утемељених на унапређењима метахеуристичке методе оптимизације ројем честица који имају боље перформансе лоцирања у поређењу са одговарајућим конвенционалним (детерминистичким или метахеуристичким) *benchmark* методама без обзира на сложеност услова позиционирања и уз разумно вријеме извршења, односно кашњења алгоритама.

Имајући у виду проблеме, предмет и циљ истраживања ове дисертације, постављена је основна хипотеза која гласи: "У циљу смањења утицаја сложених услова позиционирања на лоцирање мобилних корисника у Ђелијским мрежама могуће је извршити имплементацију оптимизационих алгоритама заснованих на унапређењима метахеуристичке методе оптимизације ројем честица ради добијања поузданних

локацијских метода задовољавајућег нивоа тачности и кашњења".

Главни допринос ове докторске дисертације је развој унапријеђених, PSO-базираних метахеуристичких алгоритама који постижу боље резултате у категоријама естимационе тачности, понашања конвергенције и оптимизационих перформанси у поређењу са релевантним *benchmark* алгоритмима уз разумно вријеме извршења односно кашњења алгоритама. У том смислу, посебан допринос ове дисертације односи се на модификацију стандардног PSO алгоритма кроз адаптивно подешавање контролних параметара, инкорпорацију адекватног мутационог оператора, увођење стратегије претраживања на бази хаотичних мапа CMS (енгл. *Chaotic Maps-based Search*) и опозиционо базираног учења OBL (енгл. *Opposite-Based Learning*), као и хибридизације са одабраним еволутивним и методама локалне претраге. Генерално, оптимизационе перформансе PSO алгоритма зависе од правилног одабира управљачких параметара који контролишу оптимизациони процес. Сходно томе, ради побољшања диверзификације на почетку процеса оптимизације и унапређења интензификације на крају, примијењена је линсарна техника за адаптивно подешавање коефицијената когнитивног и социјалног убрзања, која се испоставила много ефикаснијом од нелинеарних техника адаптације за постављене функције циља. Додавањем хаотичног мутационог оператора у линеарни фактор инерције избегнутог је "заглављивање" у локалним оптимумима мултимодалне функције циља. Комбинацијом хаотичног претраживања и опозиционо базираног учења извршена је паметна иницијализација PSO популације са којом се повећава вјероватноћа детекције домена глобалног оптимума. На тај начин, предложена адаптивна техника за промјену вриједности контролних параметара алгоритма, као и предложени хаотични мутациони оператор и процедура иницијализације PSO популације, представљају један од темељних доприноса ове дисертације.

Ради даљег унапређења оптимизационих перформанси PSO алгоритма, развијени су хибридни алгоритми у сврху капитализације предности једних и истовременог отклањања недостатака других алгоритама. У оквиру ове докторске дисертације предложена је хибридизација претходно описаног модификованог PSO алгоритма са детерминистичком Нелдер-Мид методом локалне претраге NMSM (енгл. *Nelder-Mead Simplex Method*) и са метахеуристичким алгоритмом диференцијалне еволуције (DE). Прва комбинација припада класи колаборативних хибридних алгоритама двофазне структуре извршавања. У првој фази примијењује се модификовани PSO алгоритам у циљу проналaska реона глобалног оптимума. Због побољшања процењене почетног симплекса и адаптације Нелдер-Мид методе на нелинеарни проблем најмањих квадрата, у првој фази је примијењен и тзв. Кошијев мутациони оператор. У другој фази алгоритма, Нелдер-Мид метода изводи локалну претрагу како би се унаприједио квалитет тачности и убрзала конвергенција ка глобалном оптимуму функције циља.

Друга комбинација припада класи колаборативних хибридних алгоритама паралелне структуре у којој се модификовани PSO алгоритам и DE алгоритам симултано извршавају над истом популацијом потенцијалних рјешења. Ради побољшања перформанси глобалне и локалне претраге установљен је адаптивни параметар на основу кога се бира оператор мутације DE алгоритма у зависности од тренутне етапе оптимизационог процеса, предложен је нови адаптивни фактор скалирања у једначине мутационих оператора, као и техника двоструког укрштања и селекције. Другим ријечима, додатни допринос овог рада представља примјена предложених хибридних алгоритама на рјешавање постављеног комплексног проблема ћелијског позиционирања у сложеним пропагационим условима.

Посебно треба истаћи да предложени адаптивни хеуристички алгоритми имају најбоље локацијске перформансе без обзира на тип пропагационог окружења и број приружених

NLOS базних станица, што значи да посједују велику прилагодљивост (робусност) обзиром на промјене сложености услова позиционирања, а такође испољавају и робусност на трансформације локационе геометрије узроковане промјеном положаја мобилног корисника. На крају, развијени алгоритми омогућавају најбољи постизање компромиса између два круцијална параметра позиционирања: локацијске тачности и кашњења, односно времена потребног за добијање повратне информације о позицији мобилног корисника.

Очекивани научни и практични доприноси ове докторске дисертације огледају се у следећем:

- Преглед научне литературе и анализа перформанси постојећих алгоритама за одређивање непознате локације мобилне станице у ћелијским мрежама
- Развој одговарајућих ML естиматора за проблем ћелијског позиционирања у сложеним пропагационим условима
- Анализа оправданости употребе метахеуристичких метода оптимизације на проблеме позиционирања у ћелијским мрежама
- Развој модификованих форми PSO алгоритма кроз адаптивно подешавање контролних параметара, инкорпорацију адекватног мутационог оператора, увођење стратегија претраживања на бази хаотичних мапа и инверзног учења, као и кроз хибридизацију са одабраним алгоритмима у сврху отклањања недостатака и брже конвергенције према глобалном оптималном решењу
- Извођење Крамер-Рао доње границе прецизности за TOA модел лоцирања за случајеве када је модел NLOS пропагације познат и када је непознат
- Анализа утицаја броја NLOS базних станица и типа пропагационог окружења на тачност позиционирања, оптимизационе перформансе, конвергенцију и вријеме извршења разматраних оптимизационих алгоритама
- Верификација развијених алгоритама путем нумеричких симулација

1. Укратко описати разлоге због којих су истраживања предузета и представити проблем, предмет, циљеве и хипотезе.
2. На основу прегледа литературе, сажето приказати резултате претходних истраживања у вези проблема који је истраживан (водити рачуна да обухвата најновија и најзначајнија сазнања из те области код нас и у свијету).
3. Навести допринос тезе у рјешавању изучаваног предмета истраживања.
4. Навести очекивани научни и практични допринос дисертације.

5. МАТЕРИЈАЛ И МЕТОДОЛОГИЈА РАДА

У овој докторској дисертацији у сврху имплементације, статистичке анализе перформанси и верификације развијених алгоритама коришћен је програмски пакет MATLAB R2016. Иста платформа је коришћена за генерирање мјерења времена пропагације сигнала за позиционирање у виртуалном лабораторијском окружењу сачињеном од кластера са четири базне станице у микроћелијској формацији мобилне мреже. Симулација ефекта NLOS пропагације у оквиру TOA мјерења извршена је примјеном експоненцијалног и униформног модела.

Основне научне методе истраживања примјењиване у раду су следеће:

- Прикупљање, анализа и систематизација доступне литературе у циљу поређења

- предности и недостатака постојећих метода за одређивање непознате локације мобилне станице
- Анализа перформанси постојећих алгоритама позиционирања у NLOS условима и идентификација предности и недостатака истих
 - Развој и извођење математичких модела позиционирања заснованих на мјерењу времена пропагације сигнала у сложеним пропагационим условима и формирање локацијског оптимизационог проблема на бази функције циља изведене на принципу максималне вјеродостојности
 - Преглед научне литературе и анализа спроведених истраживања примјеном метахеуристичких алгоритама у сврху рјешавања проблема лоцирања у бежичним сензорским и ћелијским мрежама
 - Дефинисање радио-пропагационих модела у NLOS окружењу
 - Развој адаптивних, модификованих и хибридних метахеуристичких алгоритама базираних на методи оптимизације ројем честица ради одређивања непознате локације мобилне станице за постављене TOA моделе лоцирања
 - Формулација Крамер-Рао доње границе варијансе за постављене TOA моделе лоцирања ради статистичке евалуације и поређења тачности естимације разматраних оптимизационих алгоритама у односу на минималну вриједност средњеквадратне грешке позиционирања
 - Статистичка анализа перформанси модификованих и конвенционалних метахеуристичких алгоритама оптимизације примјеном Вилкоксоновог и Фридмановог непараметарског статистичког теста ранга
 - Развој MATLAB програмског кода за имплементацију, анализу и верификацију одабраних стандардних и развијених модификованих метахеуристичких метода
 - Упоредна анализа перформанси развијених оптимизационих алгоритама кроз остварену естимациону тачност лоцирања, оптимизационе перформансе, конвергенцију, брзину извршавања и рачунарску сложеност

Потврда резултата истраживања извршена је поређењем са резултатима постојећих алгоритама. Истраживање је изведено на основу предвиђеног плана и примјеном адекватних метода којима су остварени постављени циљеви. Верификација резултата је остварена и објављивањем резултата истраживања у научним часописима и зборницима конференција приказаним у одјељку 2.4.

1. Описати и дати основне карактеристике материјала који је обрађиван, критеријуме који су узети у обзир за избор материјала.
2. Дати кратак увид у примијењени метод истраживања, при чему је важно описанити следеће:
 - 2.1. Да ли су примијењене методе истраживања адекватне,овољно тачне и савремене, имајући у виду достигнућа на том пољу у свјетском оквиру;
 - 2.2. Образложити евентуалне измјене првобитног плана истраживања;
 - 2.3. Да ли је обим истраживања довољан за доношење поузданних закључака или је потребно проширити постојеће или увести нове методе;
 - 2.4. Да ли је статистичка обрада података адекватна, ако је кориштена при обради резултата.

6. РЕЗУЛТАТИ И НАУЧНИ ДОПРИНОС ИСТРАЖИВАЊА

Најважнији резултати и научни допринос ове докторске дисертације су:

1. Систематичан и детаљан преглед области и сродних истраживања везаних за тему докторске дисертације
2. Усмјеравање фокуса примјене метахеуристичких метода оптимизације на проблеме позиционирања у ћелијским мрежама
3. Имплементација генеричких локацијских алгоритама који су примјењиви независно од хардверске архитектуре радио-приступне мреже и у радикалним условима оскудних ресурса позиционирања
4. Развој нових метахеуристичких алгоритама оптимизације на бази унапређења методе оптимизације ројем честица који се ефикасно могу примијенити у сложеним условима реализације критичних локацијских сервиса осјетљивих у погледу тачности и кашњења

Кандидат је јасно приказао добијене резултате, те их правилно, логично и јасно протумачио и упоредио са резултатима других аутора, при чему је испољавао доволно критичности. Резултати овог истраживања имају употребну вриједност и могу бити од користи у ефикаснијој реализацији локацијских сервиса у урбаним условима лоцирања које карактерише лоша оптичка видљивост и доступност базних станица. Поменути услови позиционирања су заправо стандардни за велике градове и урбане кањоне, када и GPS систем у већини случајева није доступан. Локацијски алгоритми презентовани у овој дисертацији поготово могу бити од значаја за сервисе безбиједности људи и спашавања људских живота као што су сервис хитних позива и сервис потраге за несталим особама.

1. Укратко навести резултате до којих је студент дошао.
2. Оцијенити да ли су добијени резултати јасно приказани, правилно, логично и јасно тумачени, упоређујући их са резултатима других аутора и да ли је студент при томе испољавао доволно критичности.
3. Посебно је важно истаћи до којих нових сазнања се дошло у истраживању, који је њихов теоријски и практични допринос, те да ли указују на нове правце истраживања.

7. ЗАКЉУЧАК И ПРИЈЕДЛОГ

На основу прегледа докторске дисертације Стеве Лукића, магистра електротехничких наука, закључујемо да је ова докторска дисертација самостални рад кандидата и да садржи све елементе научног приступа и оригиналне резултате у решавању проблема ћелијског позиционирања у сложеним пропагационим условима примјеном унапријеђене методе оптимизације ројем честица.

Кандидат је постигао постављене циљеве и доказао хипотезу да је у циљу смањења

Doktorska disertacija

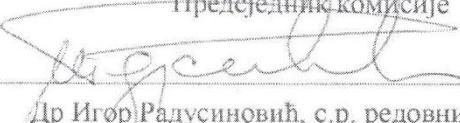
утицаја сложених услова позиционирања на лоцирање мобилних корисника у ћелијским мрежама могуће извршити имплементацију оптимизационих алгоритама заснованих на унапређењима метахеуристичке методе оптимизације ројем честица ради добијања поузданних локацијских метода задовољавајућег нивоа тачности и брзине извршавања. Описана алгоритамска решења су јединствена у доступној литератури и отварају потпуно нове правце истраживања примјене метахеуристичких алгоритама као универзалног оптимизационог алата за проблеме лоцирања у екосистему будуће конвергенције бежичних ћелијских и сензорских мрежа.

На основу чињеница изложених у овом Извештају, Комисија предлаже Научно-наставном вијећу Електротехничког факултета и Сенату Универзитета у Бањој Луци да се докторска дисертација кандидата мр Стеве Лукића под насловом „Ћелијско позиционирање у сложеним пропагационим условима примјеном унапријеђене методе оптимизације ројем честица“ прихвати, а кандидату одобрИ одбрана докторске дисертације.

1. Навести најзначајније чињенице које дају научни значај тези.
2. На основу укупне оцјене дисертације, комисија предлаже:
 - да се докторска дисертација прихвати, а студенту одобрИ одбрана,
 - да се докторска дисертација враћа студенту на дораду (да се допуни или измијени) или
 - да се докторска дисертација одбија.

Мјесто и датум: Нови Сад, Подгорица,
Бања Лука, 29.10.2024. године


Др Дејан Вукобратовић, с.р. редовни професор
Предеједник комисије


Др Игор Радусиновић, с.р. редовни професор
Члан


Др Зденка Бабић, с.р. редовни професор


Др Јован Галић, с.р. доцент
Члан

ИЗДАСЛЕННО МИШЉЕЊЕ: Члан комисије који не жeli да потпише извештај јер сe не слажe сa мишљењем већине чланова комисије дужан јe да у извештај унесe обrazloženje, односно razloge zbor kojih ne želi da potpiše izvешtađ.

Doktorska disertacija

У прилогу Извјештаја доставити:

1. Одлуку о прихватању извјештаја Комисије за оцјену подобности студента, теме и ментора за израду докторске дисертације;
2. Одлуку о именовању Комисије за оцјену урађене докторске дисертације;
3. Доказе о подобности чланова Комисије за оцјену урађене докторске дисертације (радови и пратећи докази из члана 16. Правила студирања на III циклусу студија за студије започете закључно са академском годином 2021/2022, односно докази из члана 35. Правила студирања на трећем циклусу студија за студије започете од академске 2022/2023. године); и
4. Доказе о подобности студента (радови и пратећи докази из члана 15. Правила студирања на III циклусу студија за студије започете закључно са академском годином 2021/2022, односно докази из члана 34. Правила студирања на трећем циклусу студија за студије започете од академске 2022/2023. године).