

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA

DIPLOMSKI RAD br. 1135

**PRAĆENJE PLOVILA U RADARSKIM
SNIMKAMA**

Mauro Barešić

Zagreb, lipanj 2015.

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA
ODBOR ZA DIPLOMSKI RAD PROFILA

Zagreb, 6. ožujka 2015.

DIPLOMSKI ZADATAK br. 1135

Pristupnik: **Mauro Barešić (0036460952)**
Studij: Računarstvo
Profil: Računarska znanost

Zadatak: **Praćenje plovila u radarskim snimkama**

Opis zadatka:

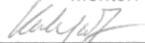
U sustavima za nadzor prostora koriste se razni senzori, uključujući i radarske sustave. Za takve sustave potrebno je oblikovati prikladne algoritme za detekciju i praćenje objekata.

U okviru diplomskog rada treba proučiti svojstva slika dobivenih radarom, kao i postupke koji se mogu koristiti za detekciju i praćenje objekata u takvim snimkama. Oblikovati sustav koji će na temelju radarskih očitavanja određivati i pratiti položaje plovila u nadziranom prostoru. Pripremiti skup slika za učenje i testiranje oblikovanog sustava. Analizirati dobivene rezultate u pogledu točnosti detekcije te računske zahtjevnosti.

Radu priložiti izvorni i izvršni kôd razvijenih postupaka, ispitne slike i rezultate, uz potrebna objašnjenja i dokumentaciju.

Zadatak uručen pristupniku: 13. ožujka 2015.
Rok za predaju rada: 30. lipnja 2015.

Mentor:



Izv. prof. dr. sc. Zoran Kalafatić

Djelovođa:



Doc. dr. sc. Tomislav Hrkać

Predsjednik odbora za
diplomski rad profila:



Prof. dr. sc. Siniša Srblić

za Mihaela

Sadržaj

Popis oznaka i kratica	i
Popis slika.....	ii
Uvod.....	1
1. Obrada radarske slike	3
1.1. Radarska slika.....	3
1.2. Uspoređivanje s pragom.....	9
1.3. Označavanje komponenti	15
1.4. Detekcija ruba	21
1.5. Izračun geografskih koordinata	23
2. Estimacija.....	26
2.1. Uvod u teoriju estimacije.....	26
2.2. Prošireni Kalmanov filter	30
3. Sustav za detekciju i praćenje plovila	35
3.1. Model stanja sustava i model mjerenja	35
3.2. Rad sustava	41
3.3. Eksperimentalni rezultati.....	45
Zaključak.....	55
Literatura.....	56
Naslov	57
Sažetak	57
Ključne riječi.....	57
Title	57
Abstract.....	57
Keywords	57

Popis oznaka i kratica

RADAR	uređaj za detekciju objekata (od engl. naziva <i>RAdio Detection And Ranging</i>)
engl.	engleski
WGS84	geocentrični koordinatni sustav (od engl. naziva <i>World Geodetic System</i>)
lat	geografska širina
lon	geografska dužina
BF	algoritam praćenja granice (od engl. naziva <i>Boundary-Following Algorithm</i>)
EKF	prošireni Kalmanov filter (od engl. naziva <i>Extended Kalman Filter</i>)

Popis slika

Slika 1.1 Radarske slike od četiri radara u radarskoj mreži	3
Slika 1.2 Polarna rešetka [3]	4
Slika 1.3 Odnos između polarnog i Kartezijeva koordinatnog sustava [5].....	5
Slika 1.4 Prikaz slike kao polje u Kartezijevu koordinatnom sustavu [6]	6
Slika 1.5 Siva slika u matričnom obliku.....	8
Slika 1.6 Prikaz na karti iscrtanih kontura objekata dobivenih iz radarske slike uz prisutnost šuma	9
Slika 1.7 Euklidska udaljenost (gore), <i>Manhattan</i> udaljenost (u sredini) te <i>chessboard</i> udaljenost (dolje) [9]	11
Slika 1.8 Siva slika (lijevo) i binarna slika nakon usporedbe s pragom (desno) [10]	13
Slika 1.9 Prikaz 4-susjedstva (lijevo) i 8-susjedstva (desno) [11]	15
Slika 1.10 4-put (lijevo) i 8-put (desno) [9]	16
Slika 1.11 Izvorni objekt (lijevo) te (desno) unutrašnjost objekta (sivi slikovni elementi) i granica objekta (crni slikovni elementi) [9].....	17
Slika 1.12 Označavanje komponenti [12]	18
Slika 1.13 Izvorni objekt (gore) te granica objekta pronađena algoritmom BF (dolje) [9]	22
Slika 1.14 Prikaz geografskih koordinata φ i λ [13]	23
Slika 1.15 Koordinatni sustav WGS84 [14].....	24
Slika 2.1 Blokowska shema postupka estimacije stanja sustava [15]	28
Slika 3.1 Model krivocrtnog gibanja [16]	35
Slika 3.2 Estimacija trajektorije pomoću EKF. Estimacija u diskretnim koracima (gore lijevo), aproksimacija trajektorije krivuljom (gore desno), uvećan početak trajektorije (dolje lijevo), uvećan kraj trajektorije (dolje desno)	39
Slika 3.3 Estimacija brzine pomoću EKF. Aproksimacija brzine krivuljom (gore lijevo), uvećan početak aproksimacije (gore desno), uvećan donji dio aproksimacije (dolje lijevo), uvećan gornji dio (dolje desno).....	40
Slika 3.4 Web-sučelje za iscrtavanje i prikaz podataka o praćenim objektima	41
Slika 3.5 Plovilo koje se prati (plavi poligon). Snimka ranijeg trenutka praćenja (lijevo), snimka kasnijeg trenutka praćenja (desno)	42

Slika 3.6 Estimacija trajektorije pri čemu se mnogo više vjeruje modelu mjerenja nego modelu stanja sustava (gore) i estimacija trajektorije pri čemu se mnogo više vjeruje modelu stanja sustava nego modelu mjerenja (dolje)	45
Slika 3.7 Estimacija trajektorije u diskretnim koracima uz optimalne parametre (gore) i aproksimacija te trajektorije krivuljom (dolje)	46
Slika 3.8 Uvećana trajektorija iz slike 3.7 prikazana po dijelovima.....	47
Slika 3.9 Smjer gibanja određen iz susjednih izmjerenih pozicija (gore) i smjer gibanja određen iz susjednih estimiranih pozicija (dolje)	48
Slika 3.10 Višestruko pojavljivanje istog objekta u istoj radarskoj slici. Duplo pojavljivanje (lijevo) i četveroduplo pojavljivanje (desno).....	49
Slika 3.11 Višestruko pojavljivanje istog objekta u različitim radarskim slikama (lijevo) i dva različita objekta u istoj radarskoj slici (desno).....	49
Slika 3.12 Prikaz detekcije kada je isti objekt prikazan kao dva različita objekta...	50
Slika 3.13 Prikaz pogrešne detekcije	50
Slika 3.14 Prikaz uspješnih i neuspješnih detekcija (gore) i aproksimacija trajektorije uspješnih detekcija krivuljom (dolje)	51
Slika 3.15 Prikaz trajektorije u slučaju kada plovilo prelazi iz područja jednog radara u područje drugog radara. Estimacija trajektorije (gore lijevo), aproksimacija trajektorije (gore desno), uvećan dio trajektorije kada se odvija prijelaz u novo područje (dolje lijevo) aproksimacija tog dijela krivuljom (dolje desno)	52
Slika 3.16 Prikaz estimacije trajektorije u odnosu na ručno određenu trajektoriju .	53
Slika 3.17 Prikaz apsolutne pogreške u svakom trenutku k. Odstupanje estimirane geografske dužine (gore lijevo), odstupanje izmjerene geografske dužine (gore desno), odstupanje estimirane geografske širine (dolje lijevo), odstupanje izmjerene geografske širine (dolje desno)	54

Uvod

U svijetu gdje male brodice mogu postati oružje u rukama terorista, gdje pirati otimaju brodove u zamjenu za otkupninu te uz pomorske nesreće koje uzrokuju gubitak ljudskih života te ekološke katastrofe koje imaju ogroman utjecaj na morski okoliš, nadzor pomorskog prostora od sve veće je važnosti. Potrebno je povećati sigurnost plovidbe, smanjiti rizik od pomorskih nesreća, onečišćenja mora i svih ostalih opasnih situacija te poboljšati koordinaciju u slučaju akcija spašavanja ili akcija čišćenja da ne bi došlo do većih ekoloških katastrofa.

Sustavi za nadzor pomorskog prostora koriste razne senzore među kojima su optičke kamere, termalne kamere te radarski sustavi. Precizno praćenje plovila radarskim sustavima u pomorskoj navigaciji koristi se za povećanje sigurnosti plovidbe. Radarski sustavi koriste algoritme koji estimiraju i predviđaju trajektorije plovila kako bi ih što uspješnije detektirali i pratili. U takvim sustavima se obično koristi više radara koji tako tvore radarsku mrežu.

Izazovi koji se javljaju pri praćenju plovila su:

- šum u radarskim slikama, posebno ako je more nemirno i ima dosta valova koji se manifestiraju kao plovila na radarskim slikama
- nestajanje slike plovila koje se prati u uzastopnim ili čak u nekoliko uzastopnih radarskih slika
- različit oblik, duljina i površina istog plovila u različitim radarskim slikama
- različita pozicija i smjer istog plovila u slikama različitih radara
- pojava lažnih plovila koja su zapravo bove ili kopno

Rezultirajuća radarska slika je siva slika koju je potrebno dodatno obraditi kako bi se uklonio šum i lažna plovila, odredili rubovi plovila i geografske koordinate plovila. Stoga, u prvom će poglavlju ovoga rada biti predstavljeni algoritmi koji se mogu koristiti u navedene svrhe.

Za precizno praćenje plovila nužno je korištenje algoritma koji estimira i predviđa trajektorije plovila. Takav algoritam će estimirati nepoznate parametre modela sustava u svakom koraku. Prošireni Kalmanov filter odabran je kao algoritam za

estimaciju pozicije, brzine i akceleracije plovila te će biti detaljnije objašnjen u drugom poglavlju ovoga rada.

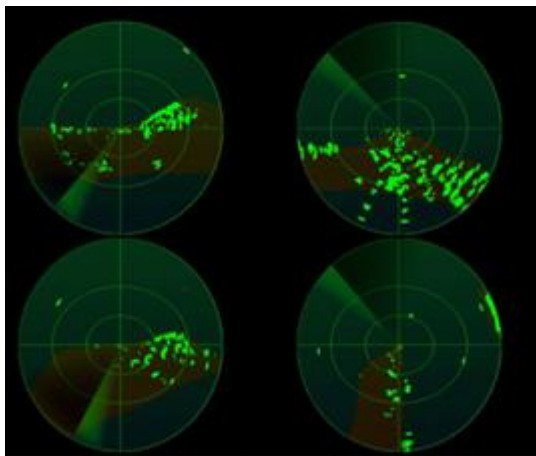
Kako kvaliteta praćenja plovila jako ovisi o preciznosti estimacije položaja, brzine i akceleracije plovila, u ovom radu se koristi model plovila temeljen na modelu krivocrtnog gibanja koji je razrađen u trećem poglavlju.

Na kraju će biti predstavljeni eksperimentalni rezultati detekcije i praćenja plovila te završna razmatranja o kvaliteti i primjenjivosti predloženih algoritama.

1. Obrada radarske slike

1.1. Radarska slika

Radar (*engl. Radio Detection and Ranging*) je uređaj za detekciju objekata koji koristi radiovalove kako bi odredio njihovu poziciju [1]. Iz radara se u unaprijed određenim smjerovima odašilju radiovalovi koji se odbiju od objekta te se na temelju proteklog vremena može izračunati udaljenost objekta od radara. Radaru treba neko vrijeme da napravi radarsku sliku jer mora odaslati radiovalove u svim predodređenim smjerovima. Rezultirajuća slika može se vidjeti na slici 1.1.



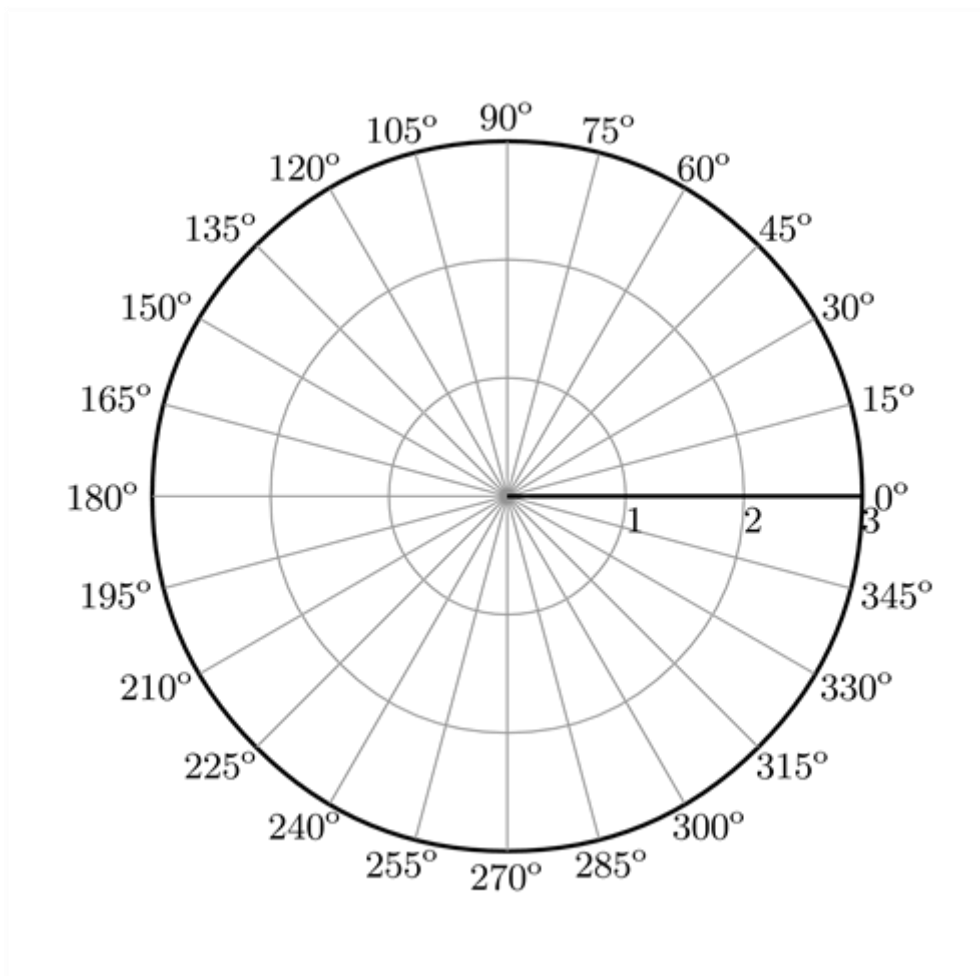
Slika 1.1 Radarske slike od četiri radara u radarskoj mreži

Radarska slika je slika u polarnom koordinatnom sustavu. Radar koji se koristi u ovom radu ima očitavanja od 1024 točke za svaki od 512 kutova. Dakle, svakih $0,7^\circ$ na krugu polumjera jednakog dometu radara i u čijem se središtu radar nalazi, radar očitava vrijednosti u 1024 točke. One su ravnomjerno udaljene jedna od druge s tim da je udaljenost prve točke jednaka nula, a udaljenost zadnje točke jednaka je dometu radara. Vrijednosti očitavanja svake točke kreću se u intervalu $[0, 255]$ što znači da sliku možemo prikazati kao sivu sliku nakon što se vrijednosti kvantiziraju, što je potrebno napraviti, jer su one iz skupa realnih brojeva. Te su vrijednosti intenziteti objekata u prostoru. Niske vrijednosti ukazuju na prazan prostor, a visoke na postojanje objekta u prostoru. Kvantizacija se obavlja tako da se odrede područja vrijednosti, tj. interval $[0, 255]$ dijeli se na podintervale i pri tom se sve vrijednosti koje spadaju u određeni interval predočuju istom vrijednosti.

Ovaj postupak se još naziva digitalizacija amplitude. Za vrijednosti koje predočuju određene intervale obično se odabiru cijeli brojevi 0-255 kako bi bilo dovoljno 8 bita za prikaz bilo koje vrijednosti.

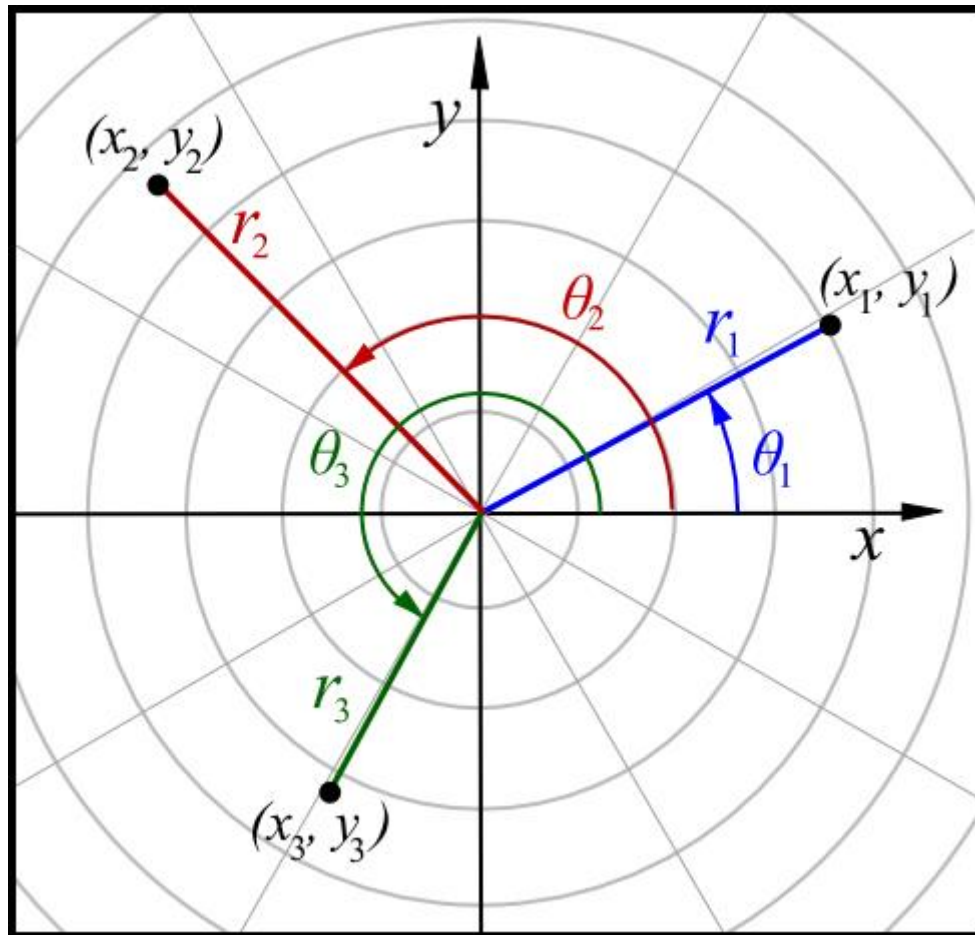
Kako bi se radarska slika prikazala, potrebno je njezin prikaz pretvoriti iz polarnog koordinatnog sustava u Kartezijev koordinatni sustav. Zatim se prikaz slike pretvori u matrični prikaz slikovnim elementima. Slikovni element (*engl. pixel*) je uzorak svjetlosnog intenziteta kvantiziran cjelobrojnomo vrijednosti [2].

Radarska slika dobivena iz radara zapravo je polarna rešetka. Prikaz polarne rešetke može se vidjeti na slici 1.2 Neki slikovni element s polarne rešetke određen je s vrijednosti koja predstavlja svjetlosni intenzitet i s pozicijom koju određuju kut i radijus (udaljenost od središta rešetke) [2]. Rešetka je podijeljena na više manjih područja, a svako područje se nalazi u intervalu između dva susjedna kuta i između dva susjedna radijusa. Svako je područje predstavljeno s točno jednim slikovnim elementom.



Slika 1.2 Polarna rešetka [3]

Kako bi mogli prikazati sliku u Kartezijevu koordinatnom sustavu, potrebno je pretvoriti prikaz slike iz polarnog koordinatnog sustava u Kartezijev (Slika 1.3). Polarni koordinatni sustav je dvodimenzionalni koordinatni sustav u kojem je svaka točka određena s udaljenosti od referentne točke i s kutom od referentnog smjera. Referentna točka (analogna ishodištu Kartezijeva koordinatnog sustava) naziva se pol, a polupravac iz pola u referentnom smjeru naziva se polarna os [4].



Slika 1.3 Odnos između polarnog i Kartezijeva koordinatnog sustava [5]

Polarna rešetka dobivena iz radara u memoriji računala predstavljena je kao dvodimenzionalno polje koje ima onoliko redaka koliko ima kutnih intervala te onoliko stupaca koliko ima intervala radijusa.

Prvo se izgradi novo dvodimenzionalno polje koje predstavlja sliku u matričnom obliku prema (1.1). Dimenzije toga polja su $n \times m$, gdje je n broj redaka, a m broj stupaca.

$$n = m = 2 \cdot r + 1 \quad (1.1)$$

gdje je r broj različitih radijusa polarne rešetke.

Zatim se izračuna centar novog polja (c_x, c_y), prema (1.2) i (1.3).

$$c_x = m/2 \quad (1.2)$$

$$c_y = n/2 \quad (1.3)$$

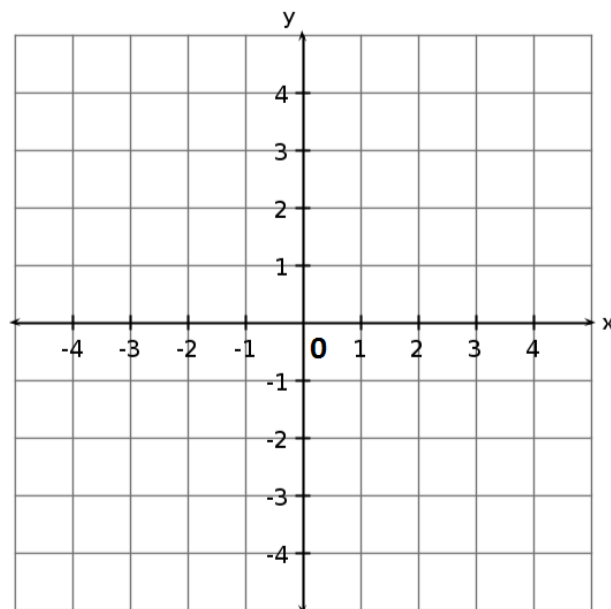
gdje je c_x broj središnjeg stupca, a c_y broj središnjeg retka.

Potom se krene u iteraciju po svim retcima i po svim stupcima, gdje je vremenska složenost jednaka $O(n \cdot m)$, te se za svaki redak y' i za svaki stupac x' odrede x i y koordinate u Kartezijevu koordinatnom sustavu prema (1.4) i (1.5).

$$x = x' - c_x \quad (1.4)$$

$$y = c_y - y' \quad (1.5)$$

gdje je y' trenutni redak, x' trenutni stupac, a x i y predstavljaju koordinate u Kartezijevu koordinatnom sustavu (Slika 1.4) kojem se ishodište nalazi u (c_x, c_y).



Slika 1.4 Prikaz slike kao polje u Kartezijevu koordinatnom sustavu [6]

Sada je potrebno za izračunatu koordinatu (x, y) odrediti koji se slikovni element iz polarne rešetke treba preslikati u nju. Stoga, određuju se radijus prema (1.6) i kut slikovnog elementa u polarnoj rešetci prema (1.7).

$$\rho = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (1.6)$$

gdje je ρ radijus, koji se izračuna kao Euklidska udaljenost od ishodišta.

$$\theta = \text{atan2}(y, x) \quad (1.7)$$

gdje je θ kut od polarne osi u smjeru suprotnom od kazaljke na satu, a funkcija atan2 se računa prema (1.8) [4].

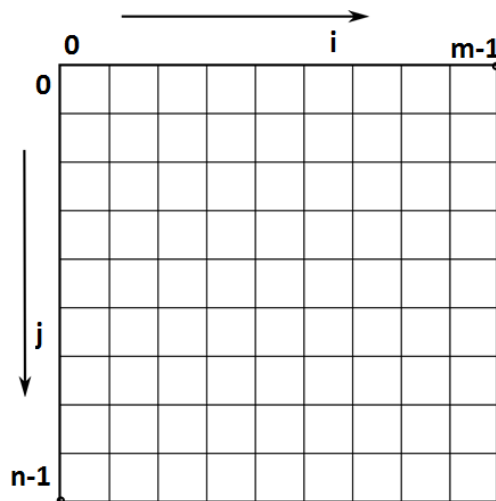
$$\text{atan2}(y, x) = \begin{cases} \text{atan}\left(\frac{y}{x}\right), & x > 0 \\ \text{atan}\left(\frac{y}{x}\right) + \pi, & x < 0 \text{ i } y \geq 0 \\ \text{atan}\left(\frac{y}{x}\right) - \pi, & x < 0 \text{ i } y < 0 \\ \frac{\pi}{2}, & x = 0 \text{ i } y > 0 \\ -\frac{\pi}{2}, & x = 0 \text{ i } y < 0 \\ \text{nedefinirano}, & x = 0 \text{ i } y = 0 \end{cases} \quad (1.8)$$

Nakon što su određeni radijus i kut točke koja se treba preslikati, potrebno je odrediti vrijednost slikovnog elementa polarne rešetke u točki (ρ, θ) . Kako se položaj slikovnih elemenata u obje rešetke ne poklapa, potrebno je napraviti interpolaciju kako bi se izračunala vrijednost odredišnog slikovnog elementa. U tu svrhu se koristi bilinearna interpolacija (1.9), gdje se odaberu četiri susjedna slikovna elementa u polarnoj rešetci i na temelju njihove udaljenosti od slikovnog elementa koji se računa odrede se njihovi doprinosi.

$$O(x', y') = \frac{I(p_1)/d_1 + I(p_2)/d_2 + I(p_3)/d_3 + I(p_4)/d_4}{1/d_1 + 1/d_2 + 1/d_3 + 1/d_4} \quad (1.9)$$

gdje je $O(x', y')$ slikovni element u odredišnoj slici u matričnom obliku, $I(p_i)$ je vrijednost susjednog slikovnog elementa p_i , a d_i je udaljenost između p_i i slikovnog elementa koji se računa.

Na kraju je dobivena siva slika s n redaka i m stupaca koja ima ukupno $n \times m$ slikovnih elemenata. Svaki je slikovni element sive slike određen s vrijednosti svjetlosnog intenziteta koja je cijeli broj u intervalu $[0, 255]$.

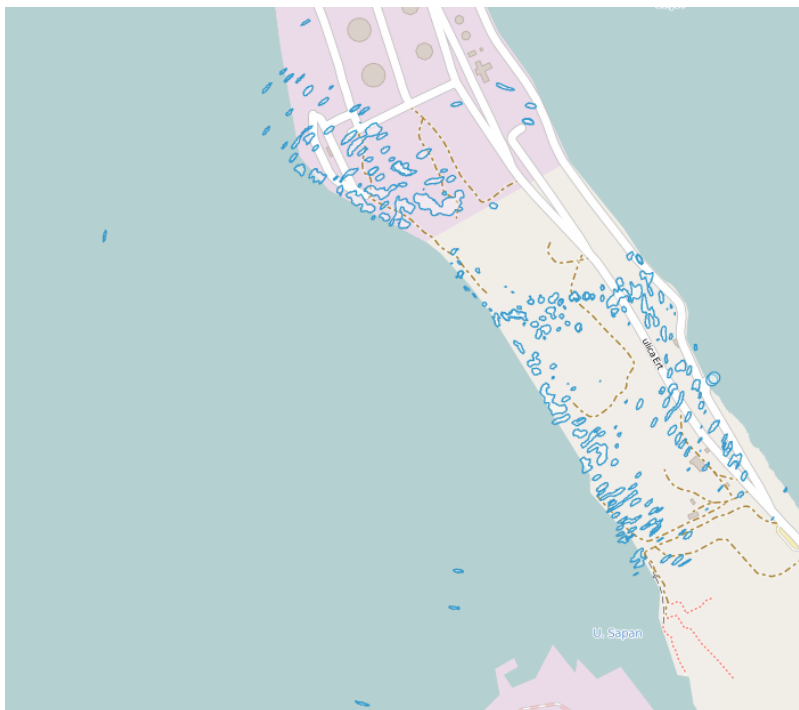


Slika 1.5 Siva slika u matričnom obliku

Na slici 1.5 može se vidjeti izgled sive slike u matričnom obliku. Indeks i predstavlja indeks stupca, a indeks j predstavlja indeks retka. Slikovni element $[0,0]$ smješten je u gornjem lijevom kutu slike. Indeks i raste udesno, dok indeks j raste prema dolje. Na svakoj poziciji $[i, j]$ nalazi se točno jedan slikovni element.

1.2. Uspoređivanje s pragom

U slici dobivenoj radarom prisutna je velika količina šuma (Slika 1.6). Sav šum ne može se ukloniti, međutim, veliki dio šuma moguće je ukloniti tehnikom uspoređivanja s pragom. Očitane vrijednosti na radarskoj slici su intenziteti objekata u prostoru. Niske vrijednosti intenziteta ukazuju na prazan prostor, dok visoke vrijednosti intenziteta ukazuju na postojanje objekta u prostoru.



Slika 1.6 Prikaz na karti iscrtanih kontura objekata dobivenih iz radarske slike uz prisutnost šuma

Uspoređivanje s pragom (*engl. thresholding*) tehnika je segmentacije slike i spada pod amplitudnu segmentaciju [7]. Postupak dijeljenja slike na područja naziva se segmentacija slike. Područje je skup povezanih slikovnih elemenata sa sličnim svojstvima. Područja su važna za tumačenje slike jer mogu odgovarati objektima u prostoru. Na jednoj slici se može nalaziti više objekata, a svaki objekt može se sastojati od više područja koja odgovaraju različitim dijelovima objekta. S ciljem interpretacije slike, sliku je potrebno podijeliti na područja koja odgovaraju objektima ili dijelovima objekata. Međutim, zbog pogreške segmentacije, koja uvijek postoji, odnos između područja na slici i objekata u prostoru nikad neće biti savršen.

Postoje dva glavna pristupa dijeljenju slike na područja: segmentacija temeljena na područjima i segmentacija temeljena na ocjeni granica korištenjem detekcije rubova. Moguć je i pristup segmentaciji koji kombinira gore navedene pristupe.

U slučaju segmentacije temeljene na područjima, slikovni elementi dodjeljuju se nekom području uz određeni kriterij koji ih razlikuje od ostatka slike. Koriste se dva osnovna načela: sličnost vrijednosti intenziteta slikovnih elemenata i prostorna bliskost, koja se može računati na temelju udaljenosti ili susjedstva. Dakle, dva slikovna elementa mogu se dodijeliti istom području ako imaju slične vrijednosti intenziteta slikovnih elemenata i/ili su blizu jedan drugome. Za mjeru sličnosti može se koristiti razlika vrijednosti intenziteta slikovnih elemenata, a za mjeru bliskosti može se koristiti neka od mjera udaljenosti. Mjera udaljenosti koristi se kada je potrebno pronaći udaljenost između dvaju slikovnih elemenata ili dviju komponenti u binarnoj slici.

Mjera udaljenosti mora zadovoljavati sljedeća svojstva [8]:

- Nenegativnost: $d(p, q) \geq 0$
- Pozitivna definitnost: $d(p, q) = 0$, ako i samo ako $p = q$
- Simetričnost: $d(p, q) = d(q, p)$
- Nejednakost trokuta: $d(p, r) \leq d(p, q) + d(q, r)$

gdje je d mjera udaljenosti, a p, q i r slikovni elementi.

Neke mjere udaljenosti koje se obično koriste [8]:

- Euklidska udaljenost:

$$d([i_1, j_1], [i_2, j_2]) = \sqrt{(i_1 - i_2)^2 + (j_1 - j_2)^2} \quad (1.10)$$

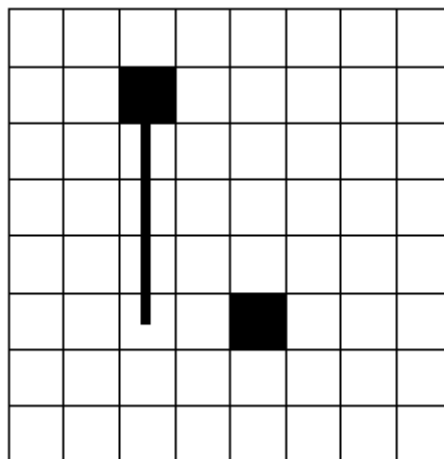
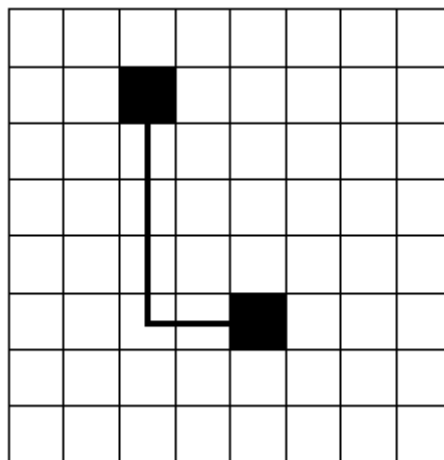
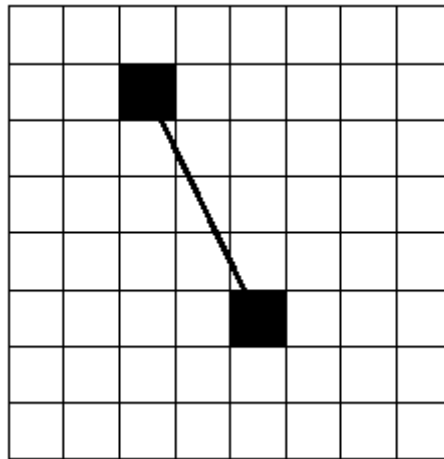
- *Manhattan* udaljenost:

$$d([i_1, j_1], [i_2, j_2]) = |i_1 - i_2| + |j_1 - j_2| \quad (1.11)$$

- *Chessboard* udaljenost:

$$d([i_1, j_1], [i_2, j_2]) = \max(|i_1 - i_2|, |j_1 - j_2|) \quad (1.12)$$

gdje su i_1 i i_2 indeksi redaka, a j_1 i j_2 indeksi stupaca slikovnih elemenata u matrici. Na slici 1.7 vidljive su gore navedene mjere udaljenosti.



Slika 1.7 Euklidska udaljenost (gore), *Manhattan* udaljenost (u sredini) te *chessboard* udaljenost (dolje) [9]

Prema načelu sličnosti vrijednosti slikovnih elemenata i prostorne bliskosti, točke koje pripadaju istom objektu će se projicirati u slici tako da su si prostorno bliske i imaju slične vrijednosti intenziteta.

Drugi pristup segmentaciji slike, segmentacija temeljena na ocjeni granica korištenjem detekcije rubova, provodi se nalaženjem slikovnih elemenata koji leže na granicama područja. Takvi se slikovni elementi nazivaju rubni elementi i mogu se odrediti ispitivanjem njima susjednih slikovnih elemenata. Rubni element u slici se nalazi na granici između susjednih područja pa se može pronaći na temelju razlike između susjednih slikovnih elemenata. Većina detektora rubova rubne elemente pronalazi isključivo na temelju značajki intenziteta slikovnih elemenata, dok drugi rubni detektori koriste teksturu i pokret.

Za idealnu sliku (bez prisutnosti šuma) se očekuje da će segmentacija na područja i rubna segmentacija dati identičan rezultat te da će područja biti ograničena zatvorenim konturom. Međutim, u slučaju realnih slika ni segmentacija na područja niti rubna segmentacija ne daju savršen rezultat upravo zbog prisutnosti šuma.

Kod segmentacije slike temeljene na područjima zadana je slika S , koja je predočena skupom slikovnih elemenata. Zadan je i predikat homogenosti $P()$. Potrebno je pronaći particiju K slike S u skup od n područja R_i za $i = 1, 2, \dots, n$:

$$\bigcup_{i=1}^n R_i = S \quad (1.13)$$

Predikat homogenosti i dijeljene slike S imaju svojstvo da se za svako područje može napisati:

$$P(R_i) = \text{istina} \quad (1.14)$$

za svaki i ; $i = 1, 2, \dots, n$.

Dva susjedna područja ne mogu biti spojena u jedno područje jer vrijedi:

$$P(R_i \cup R_j) = \text{laž} \quad (1.15)$$

gdje su R_i i R_j dva različita područja.

Algoritmi postupaka uspoređivanja s pragom mogu biti:

- jednostavni, na temelju jednog praga
- složeni, na temelju više pragova
- automatski, gdje se prag odabire na temelju značajki slike

Značajke slike mogu biti: svjetlosni intenziteti objekata, veličina objekata, broj različitih vrsta objekata u slici te postotak koji u slici zauzimaju objekti. Za korištenje navedenih značajki slike potrebno je prethodno znanje koje je specifično za promatrane objekte te pomaže u kasnijim fazama obrade i interpretacije slike.

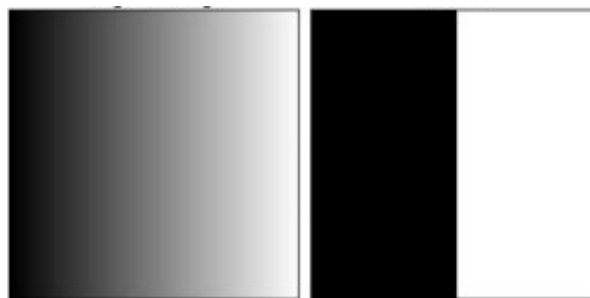
Kada se siva slika uspoređuje s pragom, kao rezultat dobije se binarna slika. Taj postupak dobivanja binarne slike iz sive slike jednostavni je oblik segmentacije u kojoj se slika dijeli na dva skupa. Dok siva slika ima 256 razina intenziteta slikovnih elemenata, binarna slika ima dvije razine, 0 i 1. Na binarnoj slici obično se slikovnim elementima koji pripadaju pozadini dodjeljuje razina 0, a slikovnim elementima koji pripadaju objektima u prostoru dodjeljuje se razina 1.

Tako su dobivena dva skupa slikovnih elemenata, skup elemenata koji pripadaju pozadini i skup elemenata koji pripadaju objektima. Pripadnost slikovnog elementa nekom skupu temelji se na vrijednosti intenziteta tog elementa u sivoj slici.

Kod uspoređivanja sive slike F s jednim pragom T dobije se binarna slika B za koju vrijedi [9]:

$$B[i, j] = \begin{cases} 1, & F[i, j] > T \\ 0, & \text{inače} \end{cases} \quad (1.16)$$

gdje je i indeks retka, a j indeks stupca matrice. Rezultat postupka može se vidjeti na slici 1.8.



Slika 1.8 Siva slika (lijevo) i binarna slika nakon usporedbe s pragom (desno) [10]

Ako postoji prethodno znanje da se vrijednosti intenziteta objekata nalaze u intervalu $[T_1, T_2]$ tada se koristi usporedba s dva praga:

$$B[i, j] = \begin{cases} 1, & T_1 \leq F[i, j] \leq T_2 \\ 0, & \text{inače} \end{cases} \quad (1.17)$$

Izraz (1.17) može se poopćiti za bilo koji broj intervala kada je poznato da vrijednosti intenziteta dolaze iz nekoliko disjunktih intervala:

$$B[i, j] = \begin{cases} 1, & F[i, j] \in Z \\ 0, & \text{inače} \end{cases} \quad (1.18)$$

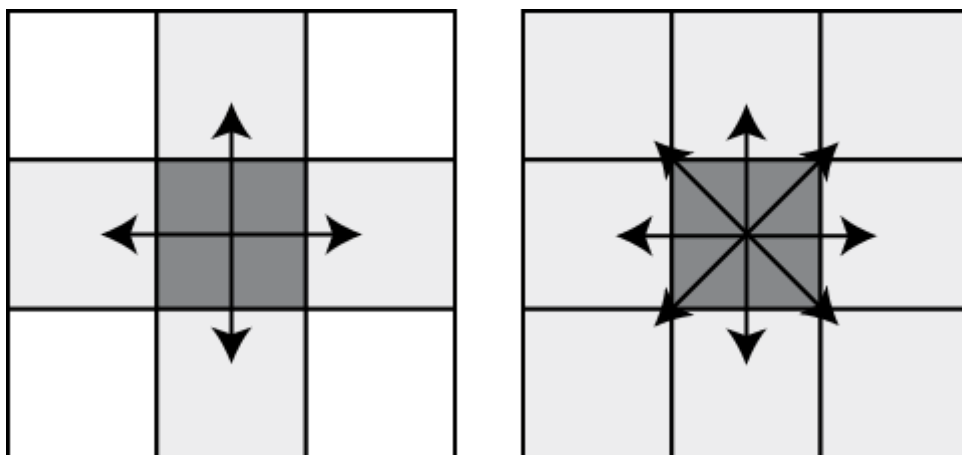
gdje je Z skup vrijednosti intenziteta nastao unijom međusobno disjunktih intervala iz kojih dolaze intenziteti objekata.

1.3. Označavanje komponenti

Prije nego što se prikažu algoritmi označavanja komponenti, potrebno je uvesti sljedeće osnovne definicije koje vrijede za binarne slike [8].

Susjedstvo slikovnih elemenata u binarnim slikama može biti definirano kao 4-susjedstvo ili 8-susjedstvo. Slikovni element u binarnoj slici ima zajedničku granicu s četiri svoja susjedna slikovna elementa i dijeli kut s još dodatna četiri susjedna slikovna elementa.

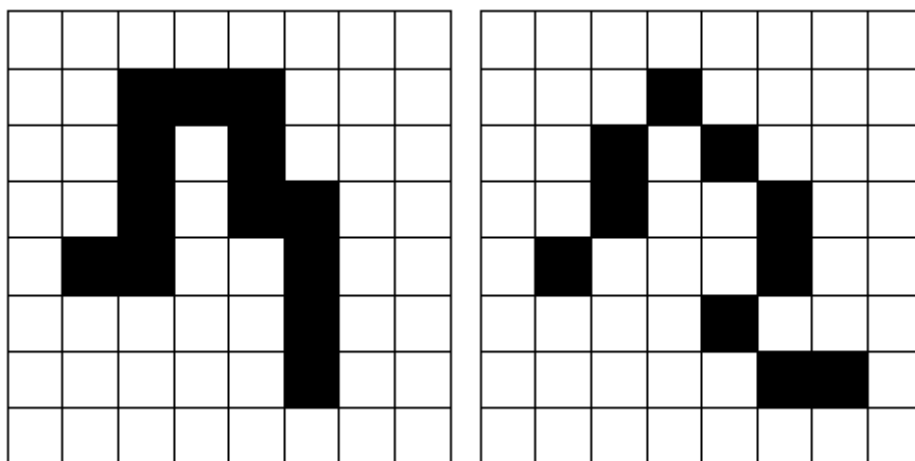
Kod 4-susjedstva slikovni element na poziciji $[i, j]$ za susjede ima slikovne elemente na pozicijama: $[i-1, j]$, $[i, j+1]$, $[i+1, j]$ te $[i, j-1]$, gdje je i indeks retka, a j indeks stupca matrice slike. Kod 8-susjedstva slikovni element na poziciji $[i, j]$ za susjede ima iste slikovne elemente kao u slučaju 4-susjedstva te još dodatno susjede na pozicijama: $[i-1, j+1]$, $[i+1, j+1]$, $[i+1, j-1]$ te $[i-1, j-1]$ što se može vidjeti na slici 1.9.



Slika 1.9 Prikaz 4-susjedstva (lijevo) i 8-susjedstva (desno) [11]

Put od slikovnog elementa na poziciji $[i_0, j_0]$ do slikovnog elementa na poziciji $[i_n, j_n]$ je niz slikovnih elemenata na pozicijama $[i_0, j_0]$, $[i_1, j_1]$, $[i_2, j_2]$, ..., $[i_n, j_n]$ takav da je slikovni element na poziciji $[i_k, j_k]$ susjed slikovnom elementu $[i_{k+1}, j_{k+1}]$ za svaki k ; $0 \leq k \leq n-1$.

Ako je susjedstvo definirano kao 4-susjedstvo, tada se put od slikovnih elemenata naziva 4-put. U drugom slučaju, kada je susjedstvo definirano kao 8-susjedstvo, tada se put od slikovnih elemenata naziva 8-put.



Slika 1.10 4-put (lijevo) i 8-put (desno) [9]

Skup svih slikovnih elemenata u binarnoj slici koji imaju vrijednost intenziteta jednaku 1 čini prednji plan i označen je sa S .

Slikovni element $p \in S$ je povezan sa slikovnim elementom $q \in S$ ako postoji put od elementa p do elementa q koji se sastoji isključivo od slikovnih elemenata iz S . To je definicija povezanosti slikovnih elemenata.

Povezanost jest relacija ekvivalencije. Za bilo koja tri slikovna elementa iz p , q i r iz S vrijedi:

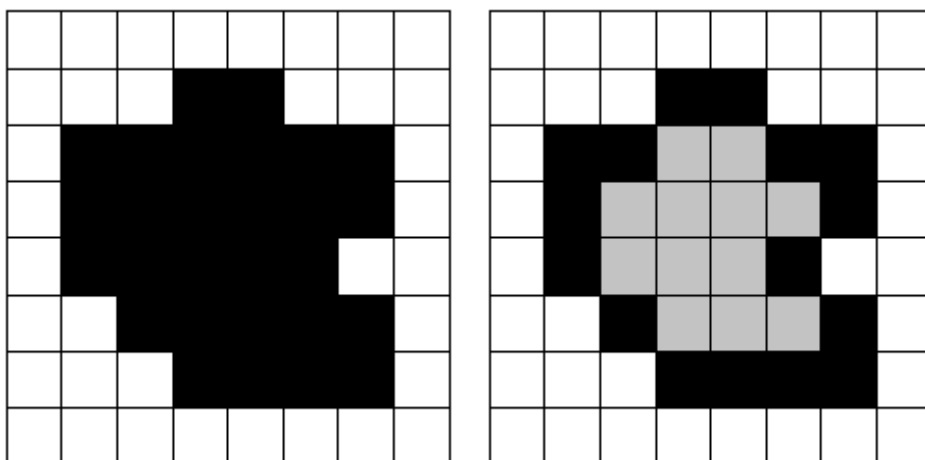
- Refleksivnost: slikovni element p povezan je sa samim sobom
- Komutativnost: ako je p povezan s q , tada je i q povezan s p
- Tranzitivnost: ako je p povezan s q te je q povezan s r , tada je i p povezan s r

Povezana komponenta je skup slikovnih elemenata unutar kojeg su svi slikovni elementi međusobno povezani.

Pozadina je skup svih povezanih komponenti iz $\bar{S}$ koje sadrže elemente granice slike. Ostale komponente koje ne sadrže elemente granice slike iz $\bar{S}$ nazivaju se rupe.

Granica objekta O je skup slikovnih elemenata iz S koji imaju 4-susjedstvo u $\bar{S}$. Granica je označena sa S' .

Unutrašnjost je skup slikovnih elemenata iz S koji ne pripadaju granici objekta S' . Na slici 1.11 može se vidjeti unutrašnjost i granica objekta.



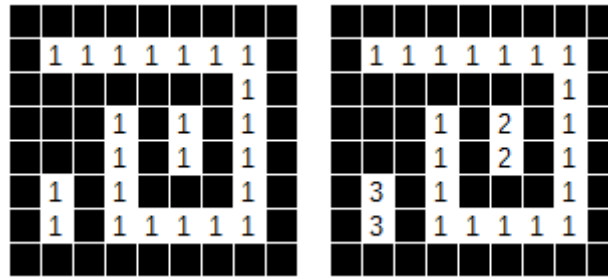
Slika 1.11 Izvorni objekt (lijevo) te (desno) unutrašnjost objekta (sivi slikovni elementi) i granica objekta (crni slikovni elementi) [9]

Okruženje je područje T koje okružuje područje S ako bilo koji 4-povezani put iz bilo koje točke iz S prema granici slike mora sjeći T .

Nakon osnovnih definicija vezanih za binarne slike, slijede algoritmi za označavanje komponenti.

Ako se na slici nalazi veći broj objekata, nužno je odrediti povezane komponente. Algoritam označavanja komponenti nalazi sve povezane komponente na slici i dodjeljuje jedinstvenu oznaku svim slikovnim elementima koji pripadaju istoj komponenti.

Na slici 1.12 može se vidjeti izvorna binarna slika na kojoj se nalaze tri objekta (lijevo) te rezultat označavanja komponenti gdje svaka komponenta ima jedinstvenu oznaku koja je dodijeljena svim njezinim slikovnim elementima. Postoje rekursivni i slijedni algoritam označavanja komponenti.



Slika 1.12 Označavanje komponenti [12]

Rekurzivni algoritam označavanja komponenti [8]:

- 1. korak: Slijedno skeniranje slike počevši od gornjeg lijevog kuta s lijeva na desno od vrha prema dnu slike dok se ne naiđe na slikovni element koji ima vrijednost intenziteta jednaku 1. Tom se slikovnom elementu tada dodijeli nova oznaka L
- 2. korak: Rekurzivno dodjeljivanje oznake L svim susjedima pronađenog slikovnog elementa koji imaju vrijednost intenziteta jednaku 1
- 3. korak: Zaustavljanje rekurzivnog dodjeljivanja oznake ako više nema neoznačenih susjeda pronađenog slikovnog elementa koji imaju vrijednost intenziteta jednaku 1
- 4. korak: Idi na korak 1. ako cijela slika još nije skenirana

Slijedni algoritam označavanja komponenti obično zahtijeva dva prolaska kroz sliku te radi samo s dva retka u slici istovremeno. Algoritam pretražuje susjedstvo promatranog slikovnog elementa i pokušava mu dodijeliti već iskorištenu oznaku susjednog slikovnog elementa koji ima vrijednost intenziteta jednaku 1. Ako postoje dvije različite oznake u susjedstvu promatranog slikovnog elementa, tada se one zapišu u tablici ekvivalencije. Tablica ekvivalencije je struktura za praćenje svih oznaka koje su ekvivalentne i koristi se u slijednom algoritmu. Ona je bitna u drugom prolasku kako bi se svim ekvivalentnim oznakama dodijelila jedinstvena oznaka te bi time svi slikovni elementi koji pripadaju toj komponenti dobili tu oznaku.

U slijednom algoritmu se koristi 4-susjedstvo. Slika se skenira s lijeva na desno i promatraju se još točno dva susjeda trenutnog slikovnog elementa, onaj iznad njega i onaj lijevo od njega. Važno je napomenuti da su ti susjedi već skenirani i

mogu imati oznaku ako im je vrijednost intenziteta jednaka 1. U sljedećim zanimljivim slučajevima vrijednost intenziteta trenutnog slikovnog elementa jednaka je 1.

Ako nijedan njemu susjedni slikovni element nema vrijednost intenziteta jednaku 1, tada se trenutnom elementu dodijeli nova oznaka.

Ako samo jedan susjedni element ima vrijednost intenziteta jednaku 1 i dodijeljenu oznaku, tada se ta ista oznaka dodijeli trenutnom elementu.

Ako oba susjeda imaju vrijednost intenziteta jednaku 1 i istu oznaku, tada se ta oznaka dodijeli i trenutnom elementu.

Ako susjedni slikovni elementi imaju različite oznake, tada su te oznake korištene za istu komponentu pa se trebaju objediniti. Stoga, oznake se zapišu u tablicu ekvivalencije kao ekvivalentne oznake. Trenutnom elementu dodijeli se manja oznaka.

U drugom prolasku kroz sliku, tablica ekvivalencije koristi se kako bi se ujednačile ekvivalentne oznake.

Slijedni algoritam označavanja komponenti (koristi 4-susjedstvo) [8]:

- 1. korak: Skeniranje slike počevši od gornjeg lijevog kuta s lijeva na desno od vrha prema dnu slike
- 2. korak: Ako trenutni slikovni element ima vrijednost intenziteta jednaku 1, tada:
 - a) Ako samo jedan od gornjeg i lijevog susjeda imaju oznaku, tada se ta oznaka dodijeli trenutnom elementu
 - b) Ako oba susjeda imaju istu oznaku, tada se ta oznaka dodijeli trenutnom elementu
 - c) Ako oba imaju različite oznake, tada se trenutnom elementu dodijeli oznaka gornjeg susjeda (manja oznaka) te se u tablicu ekvivalencije unesu te oznake kao ekvivalentne
 - d) Inače, trenutnom se elementu dodijeli nova oznaka koja se potom unese u tablicu ekvivalencije

- 3. korak: Ako više nema slikovnih elemenata za razmatranje, tj. prvi prolaz kroz sliku je završen, tada se u tablici ekvivalencije za svaki skup ekvivalentnih oznaka odabere predstavnik tog skupa koji je najmanja oznaka u tom skupu.
- 4. korak: Skeniranje slike počevši od gornjeg lijevog kuta s lijeva na desno od vrha prema dnu slike i pri tom se svaka oznaka iz skupa ekvivalentnih oznaka zamijeni s predstavnikom tog skupa (najmanjom oznakom)

Nakon što je proveden algoritam označavanja komponenti i nakon što su označene sve povezane komponente na slici koje odgovaraju objektima, na slici se nalaze neke komponente koje nisu objekti već su posljedica šuma. Obično takve komponente imaju malu površinu pa se mogu ukloniti korištenjem filtra veličina. Površina komponente u binarnoj slici jednaka je broju slikovnih elemenata koje ta komponenta sadrži. U mnogim primjenama je poznato da će objekti koji se promatraju imati barem T_0 slikovnih elemenata. Filtar veličina će ukloniti sve komponente koje imaju manje od T_0 slikovnih elemenata. Na ovaj način, uz prijašnje uspoređivanje s pragom pri kojem je uklonjena većina šuma, još se dodatno smanji prisutnost šuma u slici koja se obrađuje.

1.4. Detekcija ruba

Kako bi se ostvarilo praćenje plovila, plovila će biti predstavljena kao poligoni na karti. Kako bi se od povezanih komponenti koje su pronađene algoritmom označavanja komponenti dobili poligoni, potrebno je prvo pronaći rub tih komponenti.

Granica (rub) neke povezane komponente S skup je slikovnih elemenata iz S koje su susjedne slikovnim elementima iz $\bar{S}$. Jednostavna lokalna operacija može se koristiti za pronalazak rubnih slikovnih elemenata. Obično se rubni elementi prate u određenom smjeru, npr. u smjeru kazaljke na satu [8].

Za detekciju ruba komponenti u binarnim slikama koristit će se jednostavni algoritam praćenja granice (*engl. boundary-following algorithm, BF*). Taj algoritam odabire početni slikovni element $s \in S$ i prati granicu sve dok ponovno ne naiđe na početni slikovni element. Pri praćenju granice koristi se 8-susjedstvo.

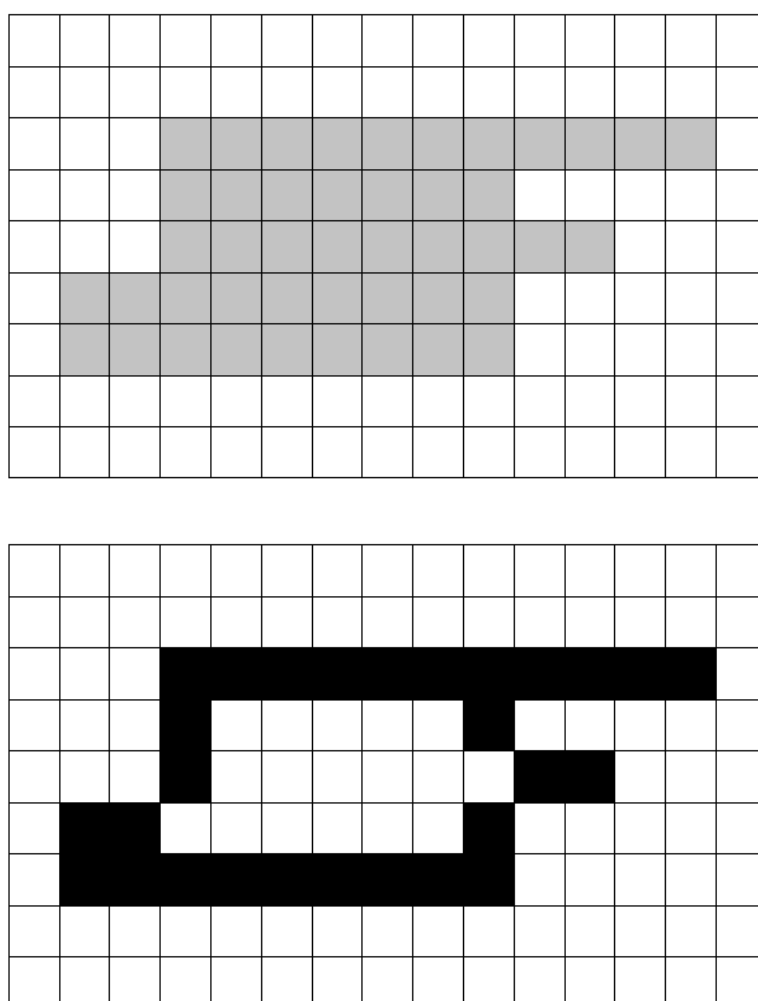
Algoritam praćenja granice [8], [9]:

Napomena: komponenta iz S je definirana na temelju 8-povezanosti, a pozadina i rupe iz $\bar{S}$ su definirani na temelju 4-povezanosti.

- 1. korak: Skeniranje slike počevši od gornjeg lijevog kuta s lijeva na desno od vrha prema dnu slike dok se ne pronađe početni slikovni element $s \in S$ koji ima 4-susjedstvo u $\bar{S}$
- 2. korak: Provjera je li objekt samo jedan izolirani slikovni element. Ako jest, tada je taj slikovni element ujedno i granica područja.
- 3. korak: Neka je trenutni slikovni element granice koja se prati označen s c . Na početku se postavi $c=s$, a njegov susjed iz $\bar{S}$ se označi s d . Inicijalni par susjednih slikovnih elemenata tada su elementi $c \in S$ i $d \in \bar{S}$.
- 4. korak: Promijeni se vrijednost elementa c u 3 i elementa d u 2
- 5. korak: Neka je 8-susjedstvo elementa c definirano u smjeru kazaljke na satu s početkom u slikovnom elementu d , a sa završetkom u prvom slikovnom elementu koji ima vrijednost 1, 3, ili 4. Neka je tako definirani niz susjednih slikovnih elemenata označen s $(e_1, e_2, \dots, e_k)$.

- a) Ako vrijedi da su vrijednosti elemenata $c=3$, $e_k=4$ i $e_n=2$ za neki $n < k$, tada se promijeni vrijednost 3 u 4 te vrijednost 2 u 0. U ovom slučaju granica promatrane komponente je pronađena.
- b) Inače, promijeni se vrijednost elementa c u 4 ako je bila 1. Za trenutni element c odabere se e_k , a za početnog susjeda d odabere se element e_{k-1} . Povratak na korak 5.

Kada se algoritam praćenja granice zaustavi slikovne točke koje imaju vrijednost 4 predstavljaju granicu. Na slici 1.13 može se vidjeti rezultat algoritma praćenja granice.



Slika 1.13 Izvorni objekt (gore) te granica objekta pronađena algoritmom BF (dolje)

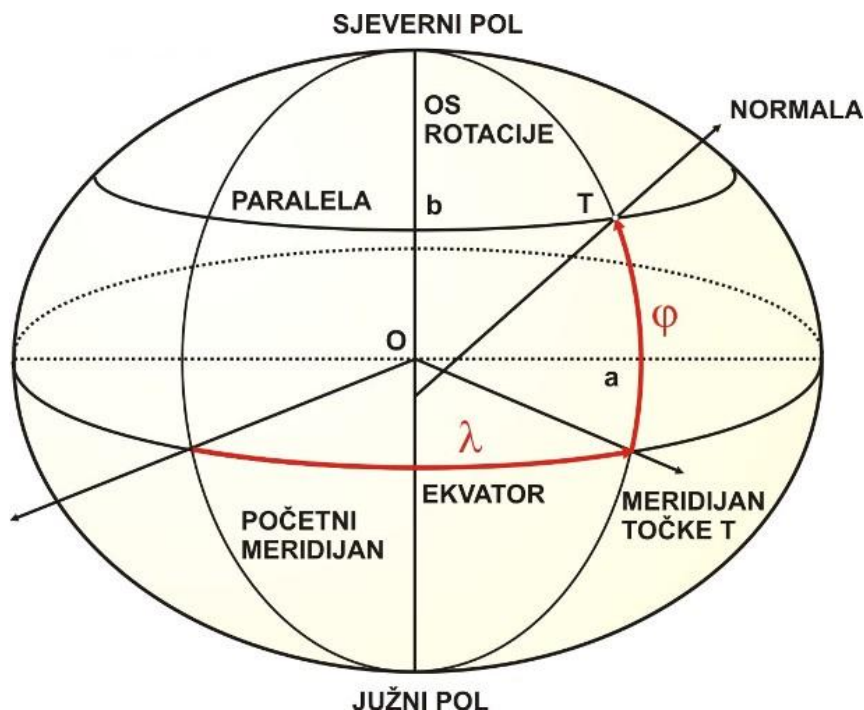
[9]

1.5. Izračun geografskih koordinata

Kada je rub komponente pronađen, tada se ta komponenta može predstaviti s listom slikovnih elemenata koji čine rub komponente. Ta lista se sastoji od n točaka koje sadrže i (indeks retka) i j (indeks stupca) koordinate pojedinog slikovnog elementa te se može prikazati kao $[(i_1, j_1), (i_2, j_2), \dots, (i_n, j_n)]$.

Kako bi se pronađeni objekti mogli prikazati na karti, potrebno im je odrediti geografske koordinate, odnosno potrebno je svim točkama gore navedene liste pridružiti geografsku koordinatu.

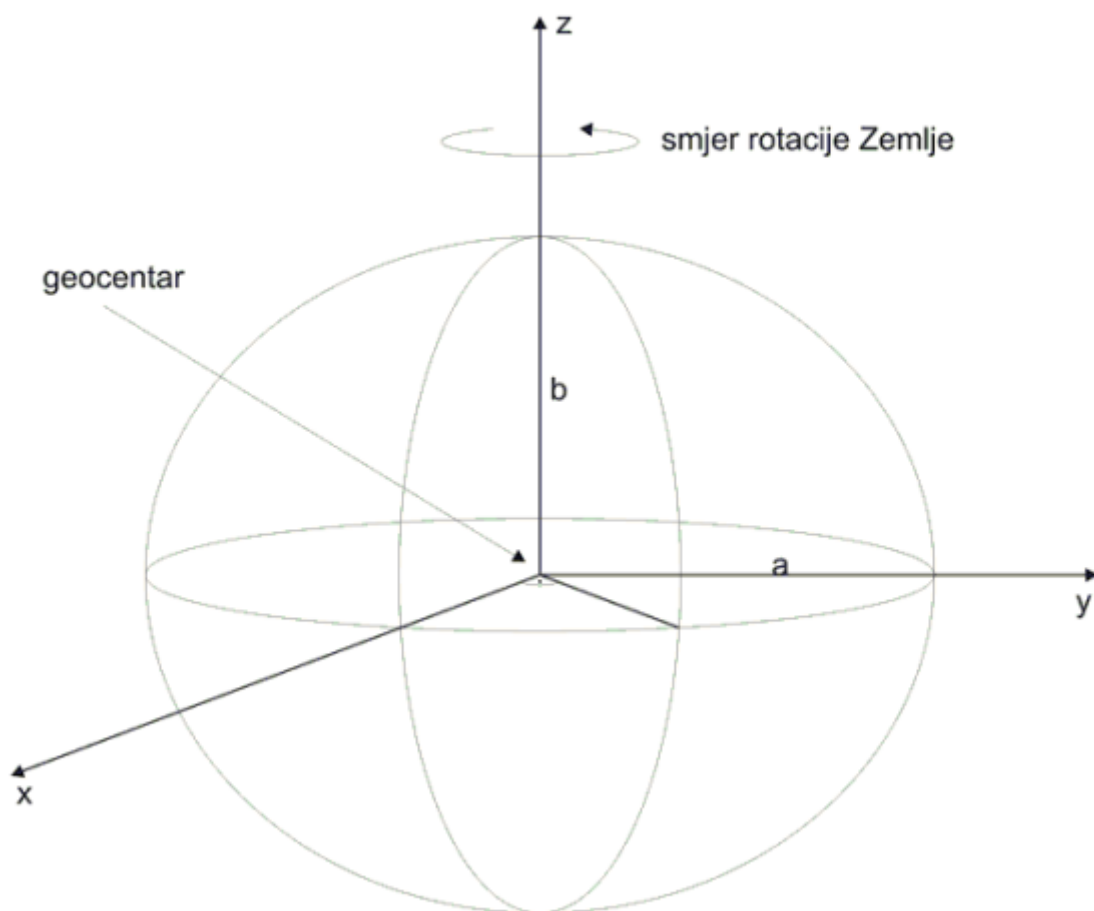
Geografske koordinate su geografska širina i dužina, koje definiraju položaj točke na Zemljinoj površini u odnosu na odabrani elipsoid [13]. Nazivaju se još i geodetske koordinate. Geografska širina φ je kut između normale na elipsoid stajališne točke i ravnine elipsoidnog ekvatora. Geografska dužina λ je kut između ravnine početnog meridijana i ravnine mjesnog elipsoidnog meridijana. φ i λ ovise o izabranom geodetskom datumu. Određuju se mjerenjem pravca (kuta) i/ili mjerenjem duljina, vremena (triangulacija, trilateracija, satelitska trilateracija, presjeci) te gravimetrijskim mjerenjima i niveliranjem.



Slika 1.14 Prikaz geografskih koordinata φ i λ [13]

Kako bi se geografske koordinate mogle izračunati, potrebno je odabrati referentni geografski koordinatni sustav. Geografski koordinatni sustav koordinatni je sustav koji omogućuje da se svaka lokacija na Zemlji može točno specificirati.

Za referentni koordinatni sustav odabran je sustav *WGS84* (engl. *World Geodetic System*) [14]. To je geocentrični koordinatni sustav čije je ishodište u središtu Zemlje (centru Zemljine mase). Os z usmjerena je prema srednjem položaju sjevernog pola od 1900. do 1905. godine. Os x leži u ekvatorijalnoj ravnini i prolazi kroz nulti meridijan. Os y okomita je na osi x i z i usmjerena je na istok. S a označena je udaljenost od središta Zemlje do ekvatora, a s b označena je udaljenost od središta zemlje do sjevernog pola. Taj koordinatni sustav vidljiv je na slici 1.15.



Slika 1.15 Koordinatni sustav WGS84 [14]

Na obrađenim binarnim slikama koje su dobivene od radara, radar se nalazi točno u sredini i njegove geografske koordinate su unaprijed poznate. Kako bi se odredile geografske koordinate elemenata koji čine rub pronađenih komponenti, nužno je izračunati udaljenost i kut od središnjeg slikovnog elementa, gdje se nalazi radar, do rubnog elementa komponente.

Za mjeru udaljenosti odabrana je Euklidska udaljenost definirana izrazom (1.10). Nakon izračuna Euklidske udaljenosti, tu udaljenost je potrebno pretvoriti u kilometre prema izrazu (1.19).

$$d = d_e \cdot D / r \quad (1.19)$$

gdje je d prostorna udaljenost, d_e je euklidska udaljenost između slikovnih elemenata, D je domet radara, a r je broj očitavanja radara u jednom smjeru.

Kut određen smjerom od središnjeg slikovnog elementa do rubnog elementa komponente računa se prema izrazu (1.20).

$$\theta = \text{atan2}(i_c - i_r, j_r - j_c) \quad (1.20)$$

gdje je $[i_c, j_c]$ slikovni element u središtu slike, $[i_r, j_r]$ rubni element komponente, i je indeks retka, a j je indeks stupca.

Kada su udaljenost i smjer od radara do rubnog elementa izračunati, mogu se odrediti geografske koordinate rubnog elementa prema (1.21) i (1.22).

$$\text{lat}_B = \text{asin}(\sin(\text{lat}_A) \cdot \cos(d / R) + \cos(\text{lat}_A) \cdot \sin(d / R) \cdot \cos(\theta)) \quad (1.21)$$

$$\text{lon}_B = \text{lon}_A + \text{atan2}(\sin(\theta) \cdot \sin(d/R) \cdot \cos(\text{lat}_A), \cos(d/R) - \sin(\text{lat}_A) \cdot \sin(\text{lat}_B)) \quad (1.22)$$

gdje je lat oznaka za geografsku širinu, lon oznaka za geografsku dužinu, A je točka kojoj su poznate geografske koordinate, B je točka kojoj se računaju geografske koordinate, R je aproksimacija radijusa Zemlje kao sfere, d je udaljenost između točaka A i B , a θ je kut koji je određen smjerom iz točke A u točku B .

2. Estimacija

2.1. Uvod u teoriju estimacije

Estimacija je proces određivanja vrijednosti promatrane veličine na temelju posrednih mjerenja koja su često netočna i nesigurna [15]. Postoji i druga definicija estimacije, koja glasi:

Estimacija je proces odabiranja optimalne točke u kontinuiranom prostoru vrijednosti, čime se postiže najbolja estimacija.

Moguće svrhe estimacije su [15]:

- Određivanje orbitalnih parametara planeta, što je vjerojatno prvi estimacijski problem
- Statističko zaključivanje
- Određivanje položaja i brzine gibajućeg objekta, odnosno praćenje
- Upravljanje sustavima uz prisutnost neodređenosti (šum i nepoznati parametri)
- Određivanje parametara modela radi predviđanja stanja stvarnoga procesa
- Određivanje svojstava prenesene poruke na temelju zašumljenoga primljenog signala
- Određivanje nekih parametara ili značajki signala (slike)

Praćenje je estimacija stanja gibajućeg objekta na temelju mjerenja iz udaljenih senzora postavljenih na fiksnim lokacijama ili na pokretnim platformama.

Filtriranje je estimacija trenutnog stanja dinamičkog sustava. Proces određivanja najbolje estimacije iz zašumljenih podataka ujedno i filtrira šum iz podataka pa se zbog toga koristi naziv filtriranje. Filtriranje signala često se koristi u sustavima upravljanja kako bi se dobile estimacije varijabli stanja stohastičkog dinamičkog sustava. U obradi signala, filtriranje se također često koristi, npr. za određivanje smjera dolaska signala.

Optimalni estimator jest računalni algoritam koji estimira promatranu veličinu obrađujući dostupna mjerenja i optimirajući određeni kriterij. Prednost korištenja

optimalnog estimatora je u najboljem iskorištenju podataka i znanja o sustavu i poremećajima na sustav. Nedostatci su mu, kao i za svaku drugu optimalnu tehniku, moguća osjetljivost na pogreške modeliranja te mu je čest problem velika računska složenost.

Estimacija se može promatrati i kao proces izlučivanja i pojačavanja informacije, jer se na osnovi mjerenja želi maksimizirati znanje o parametru, stanju, signalu, slici itd.

Veličine (varijable) koje se estimiraju mogu se općenito podijeliti u dvije kategorije:

- Parametar: vremenski nepromjenjiva veličina (skalar, vektor ili matrica)
- Stanje: vremenski promjenjive veličine dinamičkog sustava (obično vektor)

Estimatori se dijele na:

- Estimatore parametara
- Estimatore stanja

Estimacija parametara može se promatrati i kao podskup estimacije stanja, jer je estimacija stanja šira. Međutim, često se estimacija parametara obrađuje zasebno, jer su neki problemi (npr. konvergencija) lakše rješivi u kontekstu estimacije parametara, nego varijabli stanja.

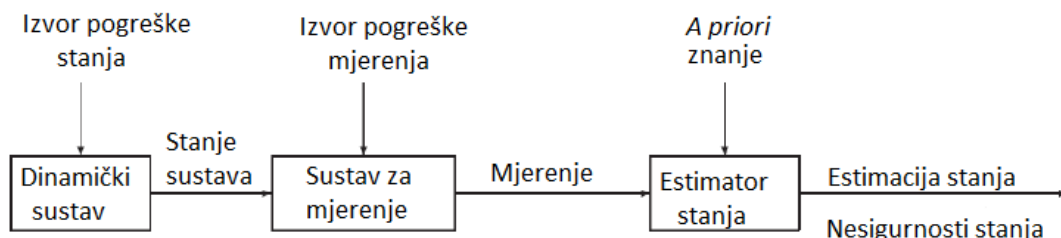
Analizirajući problem estimacije parametara može se doći do sljedećih zaključaka:

- Ako su mjerenja apsolutno točna, parametri mogu biti određeni s apsolutnom točnošću na osnovi minimalnog broja mjerenja (n mjerenja za n parametara).
- Daljnja mjerenja mogu potvrditi, ali ne i ispraviti, dobivene vrijednosti parametara.
- Kako su mjerenja uglavnom samo približno točna, potrebno je kombinirati više mjerenja od minimalnog broja da bi se što točnije odredile vrijednosti nepoznatih parametara.
- Počevši s približnim poznavanjem vrijednosti parametara, one se mogu korigirati pomoću slijeda mjerenja tako da se zadovolje sva mjerenja na najtočniji mogući način.

Navedena razmatranja vode do sljedećih implikacija [15]:

- Osnovni opis sustava je dostupan, ali su mu neki parametri nepoznati pa ih je potrebno estimirati
- Potrebni su redundantni podatci radi smanjenja utjecaja pogrešaka mjerenja
- Da bi sva mjerenja bila zadovoljena na najtočniji mogući način, reziduali, razlike između izmjerenih vrijednosti i estimiranih vrijednosti, moraju biti što manji
- Netočnosti mjerenja zahtijevaju primjenu vjerojatnosnog pristupa modeliranju
- Kombinacija početnog znanja i slijeda naknadnih mjerenja vodi k primjeni koncepta rekurzivnih algoritama

Na slici 2.1 prikazan je postupak estimacije stanja sustava. U nekom trenutku sustav za mjerenje određuje stanje sustava uz prisutnost šuma, a estimator uz prethodno znanje o sustavu i trenutno mjerenje estimira trenutno stanje sustava.



Slika 2.1 Blokovska shema postupka estimacije stanja sustava [15]

Estimator stanja koristi znanje o sljedećem:

- Vremenskom tijeku varijabli
- Modelu mjerenja
- Vjerojatnosnom opisu raznih slučajnih pojava
- Prethodnim informacijama o stanju sustava

Prema vremenskom tijeku varijabli i modelu mjerenja estimatori se dijele na:

- linearne estimatore koji koriste linearne modele dinamike sustava i mjerenja

- nelinearne estimatore koji koriste nelinearan model dinamike sustava i/ili mjerenja

Prema vjerojatnosnom opisu slučajnih pojava estimatori se dijele na:

- determinističke estimatore kod kojih je zanemaren mjerni i procesni šum u sustavu
- stohastičke estimatore kod kojih mjerni i procesni šum mogu biti Gaussovi bijeli šumovi ili *ne-Gaussovi* bijeli šumovi

Prema prethodnim informacijama o stanju sustava estimatori se dijele na:

- estimatore koji nemaju prethodno znanje o stanju sustava
- estimatore kojima je stanje sustava djelomično poznato

Tehnike estimacije imaju širok spektar primjena [15]:

- Sustavi upravljanja
- *Praćenje gibajućih objekata*
- *Navigacija*
- Energetski sustavi
- Otkrivanje kvarova u sustavima
- Obrada signala
- Komunikacije
- Biomedicinski inženjering
- Mehanika fluida
- *Geofizički problemi*
- *Modeliranje pomoću udaljenih mjerenja*
- Operacijska istraživanja
- Ekonometrijski sustav (mikroekonomski i makroekonomski modeli)
- Demografski sustavi

2.2. Prošireni Kalmanov filter

Kada je za neku procesnu veličinu dostupan veći broj mjerenja, tada se ta mjerenja mogu iskoristiti kako bi se povećala ukupna točnost estimacije. Taj se proces naziva fuzija redundantnih mjerenja. Redundantna mjerenja mogu biti rezultat primjene redundantnih senzora ili periodičkog uzorkovanja mjerene veličine kroz vrijeme. Za fuziju redundantnih mjerenja najčešće se koristi Kalmanov filter [15].

Kalmanov filter stohastički je optimalni estimator koji se koristi u linearnim sustavima gdje su mjerni i procesni šum modelirani kao međusobno neovisni Gaussovi bijeli šumovi. Postoji više oblika Kalmanova filtra, a svima je zajedničko da koriste rekurzivan algoritam estimacije.

Kalmanov filter estimira trenutna stanja procesa na temelju njegovih prethodnih stanja, a zatim korigira dobivenu estimaciju preko povratne veze koristeći razliku trenutne izmjerene vrijednosti i njezine predikcije. Dakle, Kalmanov filter ima prediktor-korektor funkciju pa se njegove jednadžbe mogu podijeliti u jednadžbe predikcije i jednadžbe korekcije. Jednadžbe predikcije na temelju prethodnih vrijednosti i modela procesa izračunavaju *a priori* estimaciju stanja u koraku k , a jednadžbe korekcije na temelju razlike između trenutne izmjerene vrijednosti i njezine predikcije korigiraju *a priori* estimaciju stanja dajući točniju *a posteriori* estimaciju stanja.

Kako su trajektorije plovila koja se prate nelinearne, za estimaciju stanja sustava odabran je prošireni Kalmanov filter (*engl. Extended Kalman Filter, EKF*) [15]. On se koristi za estimaciju stanja nelinearnih dinamičkih sustava. Zasniva se na linearizaciji sustava oko radne točke, tj. izračunavaju se parcijalne derivacije nelinearnosti po stanjima koja se estimiraju.

Za prošireni Kalmanov filter promatra se nelinearni sustav s varijablama stanja $\underline{x} \in \mathbb{R}^n$ te mjerljivim izlazom $\underline{y} \in \mathbb{R}^m$:

$$\underline{x}(k) = f(\underline{x}(k-1), \underline{u}(k), \underline{w}(k-1)) \quad (2.1)$$

$$\underline{y}(k) = h(\underline{x}(k), \underline{v}(k)) \quad (2.2)$$

Varijabla w predstavlja procesni, a varijabla v mjerni šum. Kalmanov se filter temelji na pretpostavkama da te dvije slučajne varijable nisu međusobno korelirane te da imaju svojstva Gaussova bijelog šuma prema izrazima (2.3) i (2.4):

$$p(w) = \mathcal{N}(0, Q) \quad (2.3)$$

$$p(v) = \mathcal{N}(0, R) \quad (2.4)$$

U stvarnosti se varijanca procesnog šuma Q i varijanca mjernog šuma R mogu mijenjati u svakom koraku uzorkovanja, ali se u većini slučajeva te promjene mogu zanemariti.

Nelinearna funkcija f u jednadžbi diferencija (2.1) povezuje stanje sustava u koraku k sa stanjem u prethodnom koraku $k-1$, a kao parametre uključuje i ulazni signal u proces $\underline{u}$ i procesni šum $\underline{w}$ koji prema pretpostavci ima srednju vrijednost jednaku 0.

Nelinearna funkcija h u izrazu (2.2) povezuje izlazne mjerne signale $\underline{y}$ s vektorom stanja $\underline{x}$. U praksi je nemoguće određivati iznose šumova $\underline{w}(k)$ i $\underline{v}(k)$ u svakom koraku uzorkovanja. Zbog toga se uvodi aproksimacija jednadžbi sustava (2.1) i (2.2), kao da procesni i mjerni šumovi ne postoje, tj. oni se zamijene s njihovim očekivanim vrijednostima:

$$\hat{\underline{x}}^-(k) = f(\hat{\underline{x}}(k-1), \underline{u}(k), 0) \quad (2.5)$$

$$\hat{\underline{y}}^-(k) = h(\hat{\underline{x}}^-(k), 0) \quad (2.6)$$

gdje je $\hat{\underline{x}}(k-1)$ a *posteriori* estimacija stanja iz prethodnog koraka, $\hat{\underline{x}}^-(k)$ je a *priori* estimacija stanja u koraku k , a $\hat{\underline{y}}^-(k)$ je a *priori* estimacija izlaza procesa.

Da bi se mogao postaviti skup jednadžbi proširenog Kalmanova filtra, potrebno je linearizirati sustav (2.5) i (2.6) oko radne točke. Linearizacija bi se trebala provoditi oko stvarnih stanja sustava, ali kako ona nisu dostupna, linearizacija se provodi oko estimiranih vrijednosti stanja dobivenih u prethodnome koraku:

$$\underline{x}(k) \approx \hat{\underline{x}}^-(k) + A(k) (\underline{x}(k-1) - \hat{\underline{x}}(k-1)) + W(k) \underline{w}(k-1) \quad (2.7)$$

$$\underline{y}(k) \approx \underline{\hat{y}}^-(k) + H(k) \left(\underline{x}(k) - \underline{\hat{x}}^-(k) \right) + V(k) \underline{v}(k) \quad (2.8)$$

gdje je $\underline{x}(k)$ stanje procesa, a $\underline{y}(k)$ izlaz (mjerena veličina) iz procesa. $\underline{\hat{x}}^-(k)$ je *a priori* aproksimacija stanja prema izrazu (2.5), a $\underline{\hat{y}}^-(k)$ je *a priori* aproksimacija izlaza procesa prema izrazu (2.6). $\underline{\hat{x}}(k-1)$ je *a posteriori* estimacija stanja procesa u koraku $k-1$. $\underline{w}(k-1)$ i $\underline{v}(k)$ su procesni, odnosno mjerni šum.

$A(k)$ je Jacobijeva matrica parcijalnih derivacija definirana izrazom (2.9):

$$A(k)_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial x_{[j]}} \left(\underline{\hat{x}}(k-1), \underline{u}(k), 0 \right) \quad (2.9)$$

$W(k)$ je Jacobijeva matrica parcijalnih derivacija izrazom (2.10):

$$W(k)_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial w_{[j]}} \left(\underline{\hat{x}}(k-1), \underline{u}(k), 0 \right) \quad (2.10)$$

$H(k)$ je Jacobijeva matrica parcijalnih derivacija prema izrazu (2.11):

$$H(k)_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial x_{[j]}} \left(\underline{\hat{x}}^-(k), 0 \right) \quad (2.11)$$

$V(k)$ je Jacobijeva matrica parcijalnih derivacija prema izrazu (2.12):

$$V(k)_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial v_{[j]}} \left(\underline{\hat{x}}^-(k), 0 \right) \quad (2.12)$$

Jacobijeve matrice $A(k)$, $W(k)$, $H(k)$ i $V(k)$ s vremenom se mijenjaju i potrebno ih je izračunavati u svakom koraku diskretizacije.

Pogreška estimacije stanja procesa definira se kao (2.13):

$$\underline{\tilde{e}}_x(k) \equiv \underline{x}(k) - \underline{\hat{x}}^-(k) \quad (2.13)$$

Mjerni rezidual je definiran kao razlika između izmjerenih vrijednosti i estimiranih vrijednosti:

$$\underline{\tilde{e}}_y(k) \equiv \underline{y}(k) - \underline{\hat{y}}^-(k) \quad (2.14)$$

Do stvarnoga stanja procesa $\underline{x}(k)$ u praksi se ne može doći pa se zbog toga pogreška estimacije $\underline{\tilde{e}}_x(k)$ izračunava pomoću izmjerene vrijednosti izlaza procesa $\underline{y}(k)$.

Primjenom izraza (2.7) i (2.8) izrazi (2.13) i (2.14) postaju:

$$\underline{\tilde{e}}_x(k) \approx A(k) \left(\underline{x}(k-1) - \underline{\hat{x}}(k-1) \right) + \underline{\varepsilon}(k) \quad (2.15)$$

$$\underline{\tilde{e}}_y(k) \approx H(k) \underline{\tilde{e}}_x(k) + \underline{\eta}(k) \quad (2.16)$$

gdje su $\underline{\varepsilon}(k)$ i $\underline{\eta}(k)$ nove nezavisne slučajne varijable s očekivanjima jednakim nuli te matricama kovarijanci jednakima $W(k)Q(k)W^T(k)$, odnosno $V(k)R(k)V^T(k)$ prema izrazima (2.17) i (2.18). Matrice $Q(k)$ i $R(k)$ definirane su prema izrazima (2.3) i (2.4).

$$p \left(\underline{\varepsilon}(k) \right) = \mathcal{N} \left(0, W(k)Q(k)W^T(k) \right) \quad (2.17)$$

$$p \left(\underline{\eta}(k) \right) = \mathcal{N} \left(0, V(k)R(k)V^T(k) \right) \quad (2.18)$$

Neka je estimacija predikcijske pogreške na temelju trenutnoga mjernog reziduala označena s $\underline{\hat{e}}(k)$. Ta se estimacija može iskoristiti u izrazu (2.13) kako bi se dobila *a posteriori* estimacija stanja procesa:

$$\underline{\hat{x}}(k) = \underline{\hat{x}}^-(k) + \underline{\hat{e}}(k) \quad (2.19)$$

Uz navedene aproksimacije i uz pretpostavku da je očekivanje od $\underline{\hat{e}}(k)$ jednako nuli, može se dobiti sljedeći izraz:

$$\underline{\hat{e}}(k) = K(k) \underline{\tilde{e}}_y(k) \quad (2.20)$$

gdje je $K(k)$ Kalmanovo pojačanje definirano izrazom (2.24).

Kada se izraz (2.20) uvrsti u (2.19) dobije se:

$$\underline{\hat{x}}(k) = \underline{\hat{x}}^-(k) + K(k) \underline{\tilde{e}}_y(k) \quad (2.21)$$

te se uz izraz (2.16) dobije izraz (2.22) koji se može koristiti za korekciju estimacije na temelju novog mjerenja:

$$\underline{\hat{x}}(k) = \underline{\hat{x}}^-(k) + K(k) \left(\underline{y}(k) - \underline{\hat{y}}^-(k) \right) \quad (2.22)$$

Na kraju, dobivene su konačne jednadžbe za algoritam proširenoga Kalmanova filtra.

Jednadžbe predikcije:

$$\underline{\hat{x}}^-(k) = f(\underline{\hat{x}}(k-1), \underline{u}(k), 0)$$

$$P^-(k) = A(k)P(k-1)A^T(k) + W(k)Q(k-1)W^T(k) \quad (2.23)$$

Jednadžbe korekcije:

$$K(k) = P^-(k)H^T(k) \left(H(k)P^-(k)H^T(k) + V(k)R(k)V^T(k) \right)^{-1} \quad (2.24)$$

$$\underline{\hat{x}}(k) = \underline{\hat{x}}^-(k) + K(k) \left(\underline{y}(k) - h(\underline{\hat{x}}^-(k), 0) \right) \quad (2.25)$$

$$P(k) = (I - K(k)H(k))P^-(k) \quad (2.26)$$

gdje je $P^-(k)$ matrica kovarijanci *a priori* pogreške estimacije, $P(k)$ je matrica kovarijanci *a posteriori* pogreške estimacije, a I je jedinična matrica.

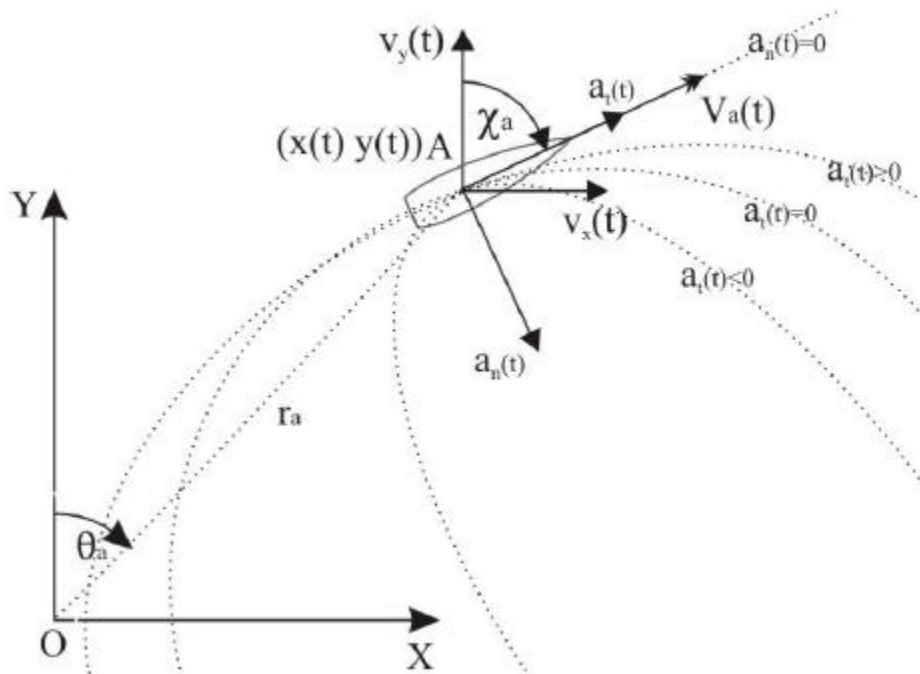
3. Sustav za detekciju i praćenje plovila

3.1. Model stanja sustava i model mjerenja

Kako bi se omogućilo korištenje algoritma proširenoga Kalmanova filtra, potrebno je definirati model stanja sustava i model mjerenja. Za tu svrhu korišteni su modeli iz [16].

Za model kretanja plovila odabran je model krivocrtnog gibanja. Plovilo je predstavljeno točkom koja se nalazi u njegovom centru i čija je pozicija točka A na slici 3.1.

Koordinate točke A u nekom trenutku t su $x(t)$ i $y(t)$. Komponente brzine označene su s $v_x(t)$ i $v_y(t)$, a iznos brzine s $V_a(t)$. Smjer plovila označen je s $\chi_a(t)$. Akceleracija u smjeru normale na tangentu krivulje gibanja označena je s $a_n(t)$, a akceleracija u smjeru tangente na krivulju gibanja označena je s $a_t(t)$.



Slika 3.1 Model krivocrtnog gibanja [16]

Nelinearni dinamički model sustava može se prikazati kao:

$$\dot{\underline{x}}(t) = f(\underline{x}(t)) + \underline{w}(t) \quad (3.1)$$

gdje je $\underline{x}(t)$ definiran kao:

$$\underline{x}(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ v_x(t) \\ y(t) \\ v_y(t) \\ a_t(t) \\ a_n(t) \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

$f(\underline{x}(t))$ je definiran kao:

$$f(\underline{x}(t)) = \begin{bmatrix} v_x(t) \\ a_t(t)f^{vx} + a_n(t)f^{vy} \\ v_y(t) \\ a_t(t)f^{vy} - a_n(t)f^{vx} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

gdje su:

$$f^{vx} = \frac{v_x(t)}{\sqrt{v_x^2(t) + v_y^2(t)}} \quad (3.4)$$

$$f^{vy} = \frac{v_y(t)}{\sqrt{v_x^2(t) + v_y^2(t)}} \quad (3.5)$$

a $\underline{w}(t)$ je procesni šum modeliran kao bijeli Gaussov šum sa srednjom vrijednosti 0 i varijancom $Q(t)$:

$$Q(t) = \text{diag}[Q_x(t) \quad Q_{vx}(t) \quad Q_y(t) \quad Q_{vy}(t) \quad Q_{at}(t) \quad Q_{an}(t)] \quad (3.6)$$

gdje su $Q_x(t)$, $Q_{vx}(t)$, $Q_y(t)$, $Q_{vy}(t)$, $Q_{at}(t)$, $Q_{an}(t)$ vrijednosti kovarijanci stanja sustava.

Jacobijeva matrica A parcijalnih derivacija od $f(\underline{x}(t))$ može se zapisati kao:

$$A = \frac{\partial}{\partial \underline{x}} \left(f(\underline{x}(t)) \right) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & a_t(t)f_{vx}^{vx} + a_n(t)f_{vx}^{vy} & 0 & a_t(t)f_{vy}^{vx} + a_n(t)f_{vy}^{vy} & f^{vx} & f^{vy} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & a_t(t)f_{vx}^{vy} - a_n(t)f_{vx}^{vx} & 0 & a_t(t)f_{vy}^{vy} - a_n(t)f_{vy}^{vx} & f^{vx} & -f^{vy} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

gdje su:

$$f_{vx}^{vx} = \frac{v_x^2(t)}{(v_x^2(t) + v_y^2(t))^{3/2}} \quad (3.8)$$

$$f_{vy}^{vx} = \frac{v_y(t)v_x(t)}{(v_x^2(t) + v_y^2(t))^{3/2}} \quad (3.9)$$

$$f_{vx}^{vy} = \frac{v_x(t)v_y(t)}{(v_x^2(t) + v_y^2(t))^{3/2}} \quad (3.10)$$

$$f_{vy}^{vy} = \frac{v_y^2(t)}{(v_x^2(t) + v_y^2(t))^{3/2}} \quad (3.11)$$

Model mjerenja je definiran kao diskretni linearni model gdje se mjerenje u nekom trenutku k može prikazati kao:

$$\underline{z}(k) = h(\underline{x}(k)) + \underline{v}(k) \quad (3.12)$$

gdje su:

$$\underline{z}(k) = \begin{bmatrix} z_x(k) \\ z_y(k) \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

$$h(\underline{x}(k)) = \begin{bmatrix} x(k) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & y(k) & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

gdje su $z_x(k)$ i $z_y(k)$ izmjerene koordinate pozicije broda u koraku k , a $\underline{v}(k)$ je mjerni šum modeliran kao bijeli Gaussov šum sa srednjom vrijednosti 0 i varijancom $R(k)$:

$$R(k) = \text{diag}[R_x(k) \quad R_y(k)] \quad (3.15)$$

gdje su $R_x(k)$ i $R_y(k)$ vrijednosti kovarijanci mjerenja.

Jacobijeva matrica H parcijalnih derivacija od $h(\underline{x}(k))$ može se zapisati kao:

$$H(k) = \frac{\partial}{\partial \underline{x}} \left(h(\underline{x}(k)) \right) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

Prije nego što se postave jednačbe za prošireni Kalmanov filter, Jacobijevu matricu A potrebno je diskretizirati prema izrazu (3.17):

$$\Phi(k) = I + A \cdot \Delta t \quad (3.17)$$

gdje je I jedinična matrica, a Δt je vrijeme proteklo između dva diskretna koraka. Diskretizacija se obavlja u svakom koraku k .

Sada se mogu postaviti jednačbe za prošireni Kalmanov filter.

Jednačbe predikcije:

$$\hat{\underline{x}}^-(k) = \Phi(k)\hat{\underline{x}}(k-1) \quad (3.18)$$

$$P^-(k) = \Phi(k)P(k-1)\Phi^T(k) + Q(k-1) \quad (3.19)$$

Jednačbe korekcije:

$$K(k) = P^-(k)H^T(k)(H(k)P^-(k)H^T(k) + R(k))^{-1} \quad (3.20)$$

$$\hat{\underline{x}}(k) = \hat{\underline{x}}^-(k) + K(k) \left(\underline{z}(k) - h(\hat{\underline{x}}^-(k)) \right) \quad (3.21)$$

$$P(k) = (I - K(k)H(k))P^-(k) \quad (3.22)$$

gdje je $\hat{\underline{x}}(k)$ a *posteriori* estimacija stanja, $\hat{\underline{x}}^-(k)$ je a *priori* estimacija stanja, $P^-(k)$ je matrica kovarijanci a *priori* pogreške estimacije, $P(k)$ je matrica kovarijanci a

posteriori pogreške estimacije, $Q(k)$ je matrica kovarijanci stanja sustava, $K(k)$ je Kalmanovo pojačanje, $R(k)$ je matrica kovarijanci mjerenja, a I je jedinična matrica.

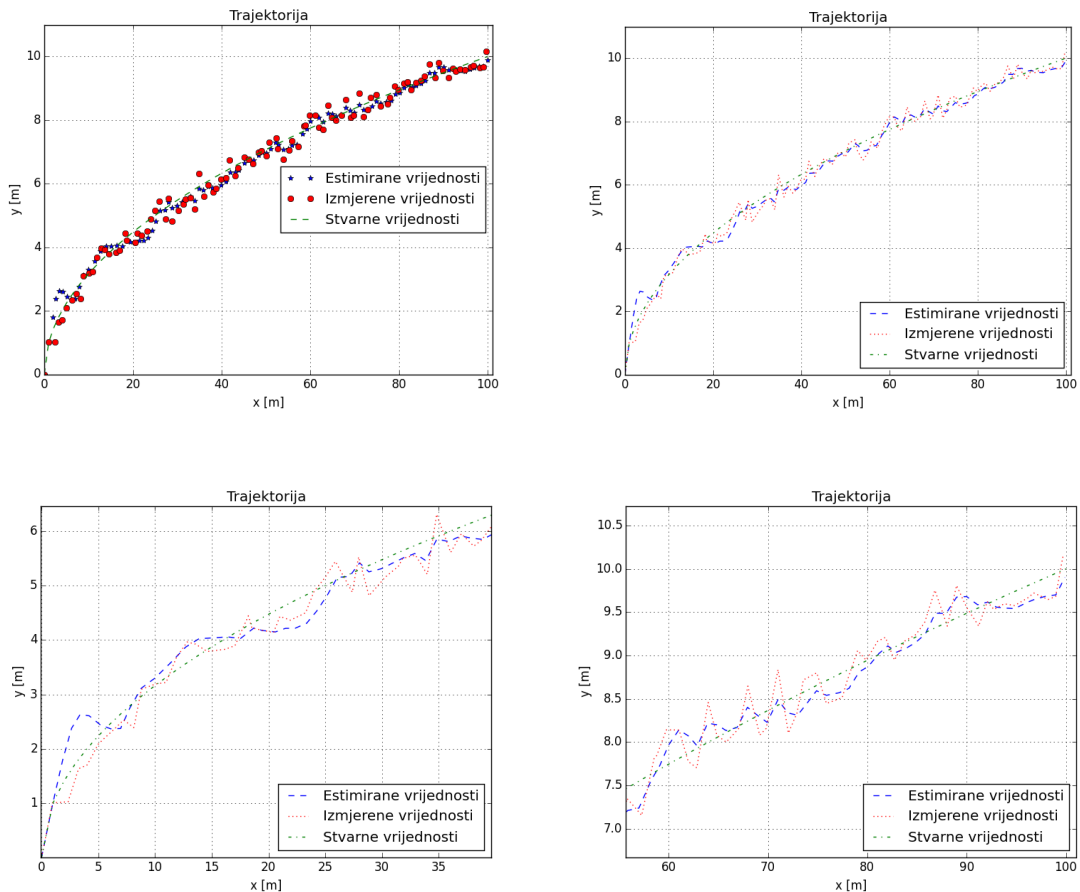
Matrica kovarijanci $P(k)$ definirana je kao:

$$P(k) = \text{diag}[P_x(k) \quad P_{vx}(k) \quad P_y(k) \quad P_{vy}(k) \quad P_{at}(k) \quad P_{an}(k)] \quad (3.23)$$

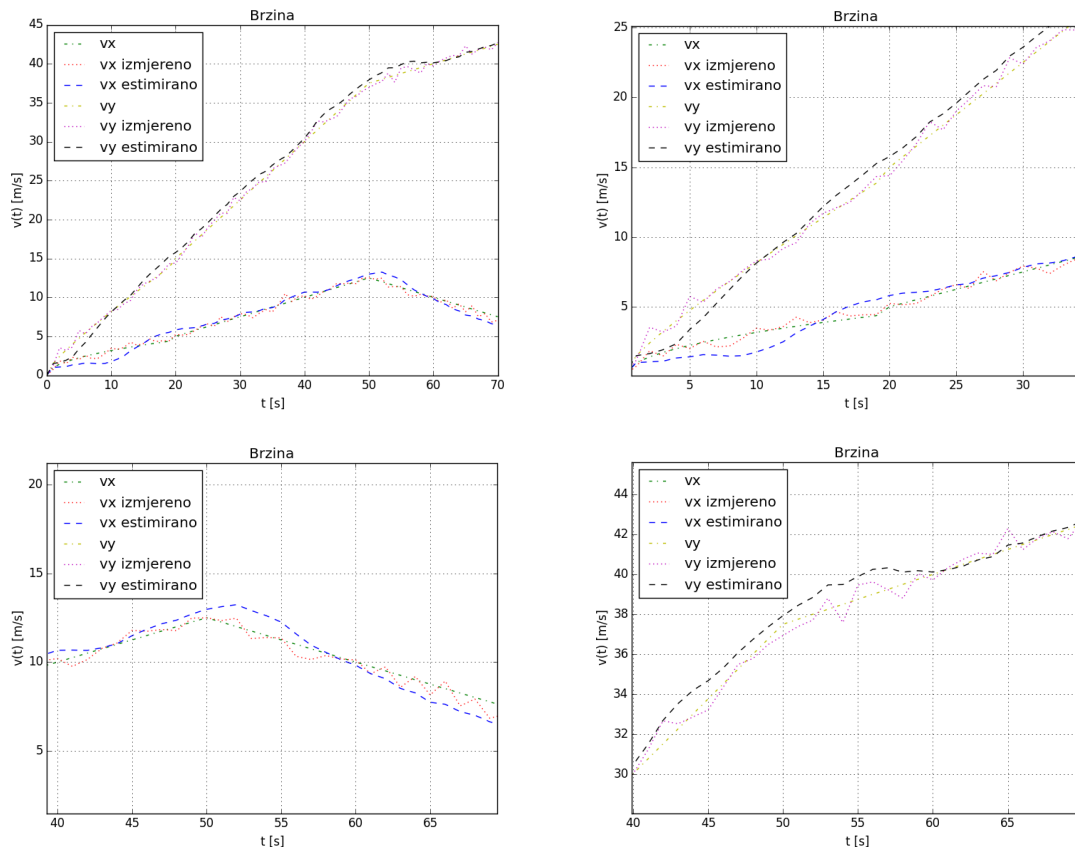
gdje su $P_x(k)$, $P_{vx}(k)$, $P_y(k)$, $P_{vy}(k)$, $P_{at}(k)$, $P_{an}(k)$ vrijednosti kovarijanci pogreške estimacije stanja.

Promjena matrica $Q(k)$ i $R(k)$ s vremenom je zanemarena.

Ovako definiran algoritam proširenoga Kalmanova filtra korišten je za testiranje estimacije pozicije (Slika 3.2) i estimacije komponenti brzine (Slika 3.3).



Slika 3.2 Estimacija trajektorije pomoću EKF. Estimacija u diskretnim koracima (gore lijevo), aproksimacija trajektorije krivuljom (gore desno), uvećan početak trajektorije (dolje lijevo), uvećan kraj trajektorije (dolje desno)



Slika 3.3 Estimacija brzine pomoću EKF. Aproksimacija brzine krivuljom (gore lijevo), uvećan početak aproksimacije (gore desno), uvećan donji dio aproksimacije (dolje lijevo), uvećan gornji dio (dolje desno)

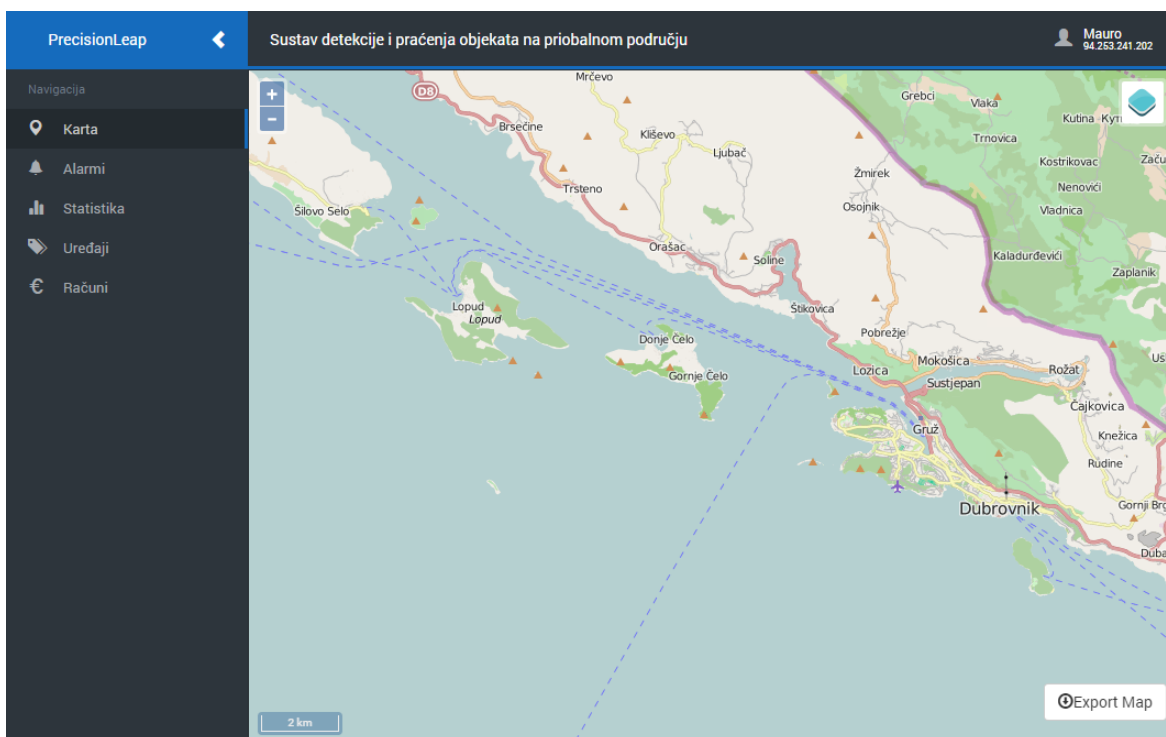
Na slici 3.2 prikazana je estimacija pozicije plovila koje se kreće po krivulji. Krivulja koja se koristi je zapravo funkcija $y = \sqrt{x}$. Na tu funkciju dodan je Gaussov bijeli šum te su tako dobivene izmjerene vrijednosti. Prošireni Kalmanov filter korišten je za estimaciju pozicije plovila.

Na slici 3.3 prikazana je estimacija brzine plovila. Estimiraju se komponente brzine v_x i v_y . Na stvarne vrijednosti komponenti nadodan je bijeli Gaussov šum te su tako dobivena mjerenja. Prošireni Kalmanov filter korišten je za estimaciju brzine plovila.

3.2. Rad sustava

Sustav detekcije i praćenja plovila asinkrono prima radarske snimke iz radarske mreže. Jednom radaru je potrebno oko dvije sekunde da snimi i pošalje snimku. Svaki radar snima svoj dio priobalnog područja, međutim, između susjednih radara dolazi do preklapanja njihovih područja pa su moguće istovremene višestruke detekcije istog objekta. Nadalje, isti objekt detektiran iz dva ili više radara ne mora imati ni isti oblik, ni istu površinu, ni istu duljinu niti istu poziciju. Moguće je da slika objekta koji se prati uopće ne bude prisutna na uzastopnim radarskim snimkama ili da na istoj snimci objekt bude predstavljen s više odvojenih objekata koji se nalaze blizu jedan drugome. Pri detekciji objekata, na radarskim snimkama prisutna je velika količina šuma što može uzrokovati lažne detekcije.

Sustav detekcije i praćenja plovila sastoji se od sustava za detekciju, sustava za praćenje i sustava za prikaz objekata (*web-sučelje*) koji je prikazan na slici 3.4.



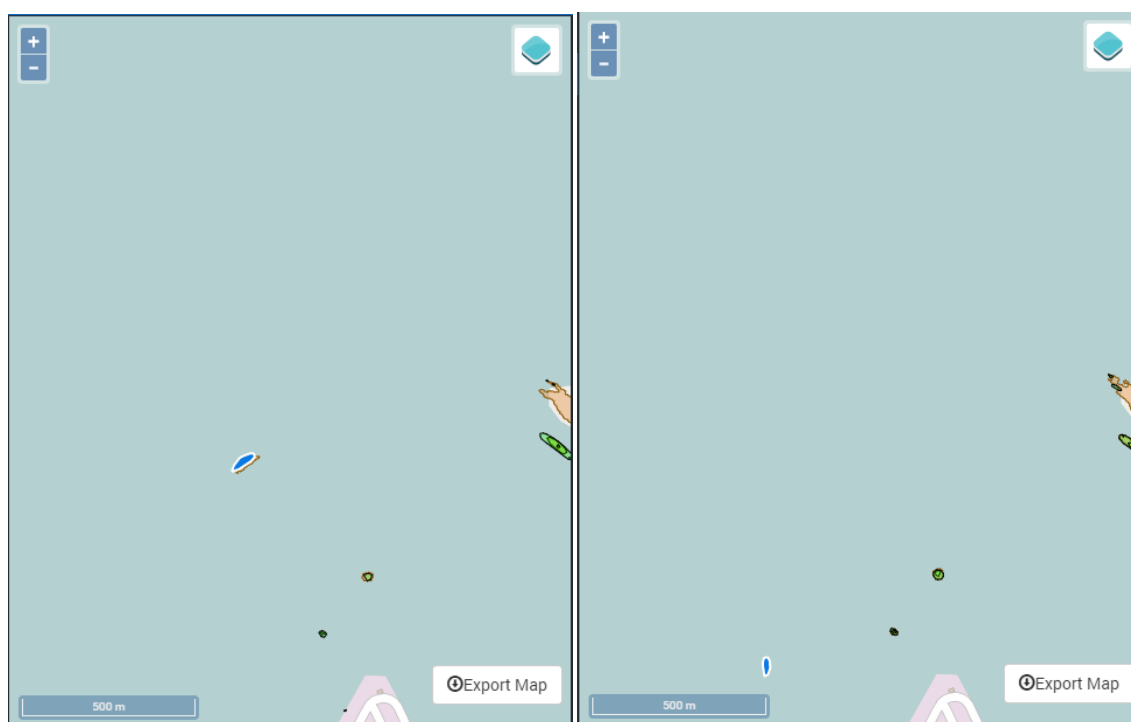
Slika 3.4 Web-sučelje za iscrtavanje i prikaz podataka o praćenim objektima

Sustav za detekciju objekata sastoji se od radarske mreže koja asinkrono šalje radarske snimke. Radarske snimke se dodatno obrađuju na način opisan u poglavlju 1. Za svaku snimku koju sustav dobije na ulazu, na izlazu ovog sustava

se dobije lista poligona čije su točke geografske koordinate detektiranih objekata. Takav se poligon može iscrtati na geografskoj karti u *web-sučelju*.

Sustav za praćenje je računalni program koji na ulazu u nekom trenutku prima listu poligona koji predstavljaju detektirane objekte u jednoj radarskoj slici. Sustav pamti praćene objekte, tj. njihove trenutne pozicije i pokušava pronaći novu poziciju praćenog objekta u budućim snimkama. Zbog prisutnosti šuma, koristi se prošireni Kalmanov filter kako bi se dobila estimacija pozicije i time poboljšala preciznost praćenja objekta. Taj sustav u svakom trenu šalje *web-sučelju* podatke o praćenim objektima, među kojima se nalaze identifikacijski broj, pozicija, površina, duljina, širina, brzina i smjer gibanja plovila.

Na slici 3.5 prikazan je rezultat praćenja objekta u *web-sučelju*. Prikazani su različiti trenutci tijekom postupka praćenja, jedan trenutak koji se dogodio pri početku postupka praćenja i drugi koji se dogodio pri kraju postupka.



Slika 3.5 Plovilo koje se prati (plavi poligon). Snimka ranijeg trenutka praćenja (lijevo), snimka kasnijeg trenutka praćenja (desno)

Kada sustav primi listu objekata koji predstavljaju detektirana plovila u jednoj radarskoj slici, tada za svaki praćeni objekt pokušava pronaći odgovarajući objekt u primljenoj listi. Svaki je objekt predstavljen s poligonom kojem se izračuna centroid, a to se napravi za objekte koji se prate i za sve objekte u listi primljenih objekata. Dodatno, svakom objektu koji se prati pridružen je točno jedan EKF koji se inicijalizira na početku praćenja objekta. Da bi se objekt počeo pratiti potrebno je donijeti odluku da se treba pratiti. Osim što se pamte praćeni objekti, pamti se i lista kandidata.

Kandidati su objekti koji su detektirani u radarskoj slici, ali im nije pronađen odgovarajući par među objektima koji se prate. Svakom objektu se u trenutku detekcije postavi vremenska oznaka koja se ažurira sa svakim novim podudarnim mjerenjem. Za objekte unutar liste kandidata postoji vremenski prag i ako se objekt nalazi u listi dulje od tog praga, tada se on ukloni iz nje. Ako se objekt nalazi u listi kandidata kraće od tog praga te, u tom trenutku, sustav primi novu listu detektiranih objekata u kojoj se pronađe odgovarajući par objektu, tada se tom objektu dodijeli jedinstveni identifikacijski broj i on se premjesti u listu praćenih objekata. Na početku rada sustava, lista praćenih objekata je prazna, a kako dolaze detektirani objekti i podudaraju se s objektima kandidatima, tako se lista praćenih objekata puni. Svrha liste kandidata, koja se puni neuparenim detektiranim objektima, je ta da se dodatno filtriraju lažne pojave plovila na radarskoj snimci.

Kada je detektirani objekt uparen s objektom iz liste kandidata, tom objektu se dodijeli jedan EKF. EKF se inicijalizira tako da se za prethodno stanje uzme objekt iz liste kandidata, a za trenutno stanje se uzme objekt iz liste detektiranih objekata. Potom se objekt prebaci u listu praćenih objekata i ukloni se iz liste kandidata. Kada u nekom budućem trenutku dođe nova lista detektiranih objekata, prvo se pretražuje lista praćenih objekata kako bi se pronašlo odgovarajuće podudaranje, a zatim, ako podudaranje nije pronađeno, pretražuje se lista kandidata.

Za podudaranje poligona objekata koristi se udaljenost i površina poligona. Za trenutni objekt iz liste praćenih objekata, slijedno se pretražuje lista detektiranih objekata. Za svaki detektirani objekt izračuna se udaljenost do trenutnog i sličnost njihove površine. Udaljenost se računa kao udaljenost između centroida poligona

koji pripada trenutnom objektu i poligona koji pripada detektiranom objektu. Ako je udaljenost dovoljno mala i površina dovoljno slična tada su ti objekti podudareni. Ako ima više takvih podudaranja, tada se uzme najpovoljnije, gdje je prvi kriterij blizina, a drugi sličnost površine.

Pomoću EKF-a pridruženom praćenom objektu, računa se predikcija centroida i taj centroid se koristi za određivanje udaljenosti do detektiranih objekata. Nakon što su objekti podudareni, potrebno je ažurirati EKF. Detektirani objekt tada predstavlja mjerenje stanja u tom trenutku. Nakon ažuriranja, dobije se estimirana pozicija centroida objekta koja se koristi za buduću predikciju pozicije. Još se računaju smjer i brzina između prethodne i trenutne estimirane pozicije objekta. Ti podaci se šalju *web-sučelju* za iscrtavanje i prikaz podataka o plovilima. U algoritmu EKF-a potrebno je u nekom trenutku izračunati inverz matrice pa se može dogoditi da je matrica singularna. U tom slučaju se EKF ponovno inicijalizira s prethodnom i trenutnom pozicijom objekta.

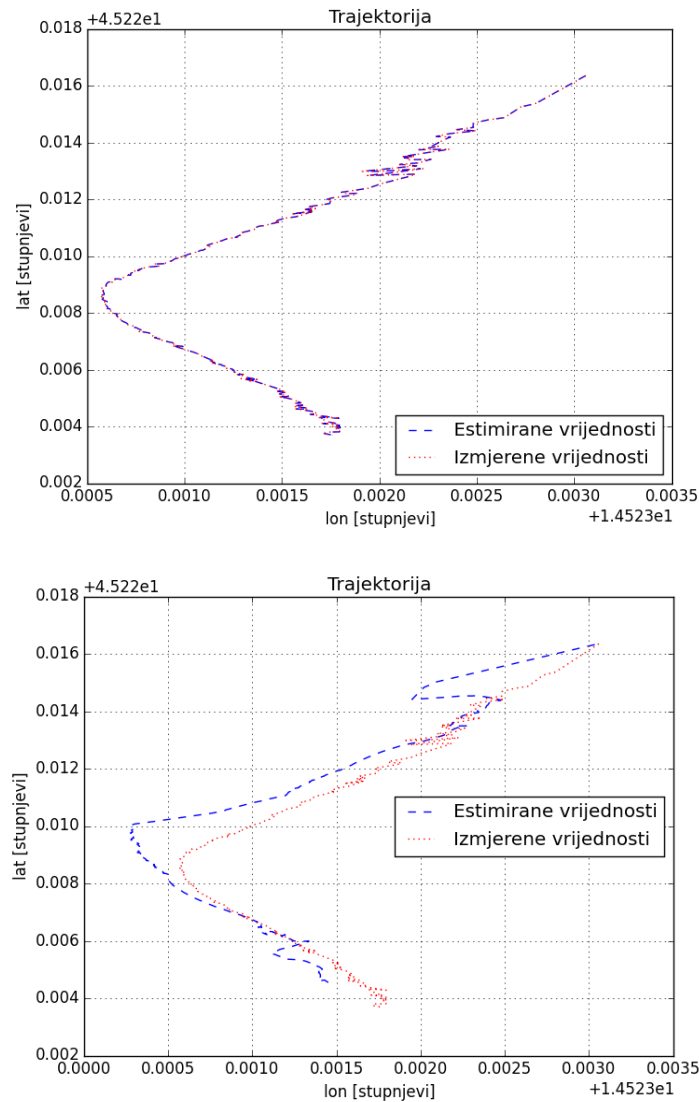
Objekti koji se nalaze u listi praćenih objekata također imaju vremenski prag koji je veći od praga za objekte iz liste kandidata. Za njih se smatra da nisu posljedica šuma već da su stvarna plovila kojima detekcija može izostati u slijednim radarskim slikama. Zato se i koristi dulji vremenski prag kako bi se izbjeglo višestruko praćenje istog objekta. Kada je vrijeme proteklo od trenutka kada je objektu zadnji put ažurirana vremenska oznaka veće od vremenskog praga, tada se objekt ukloni iz liste praćenih objekata.

Tijekom postupka praćenja moguće su višestruke detekcije istog objekta u jednoj radarskoj slici ili u više radarskih slika iz različitih radara. Također, moguća je i pogrešna detekcija kada se pogrešni objekt pridruži praćenom objektu. Takve situacije ne mogu se u potpunosti ukloniti, ali se njihov utjecaj može umanjiti.

U slučaju višestruke detekcije sustav pokušava utvrditi pripadaju li te detekcije istom objektu. Ako pripadaju, tada se objektu pridruži najbolja detekcija, a ostale se zanemare. Ako ne pripadaju, tada se pridružuju različitim objektima koje se prati. Taj slučaj je moguć kada se objekti nalaze blizu jedan drugome i može doći do pogrešne detekcije, tj. do pogrešnog pridruživanja objekta.

3.3. Eksperimentalni rezultati

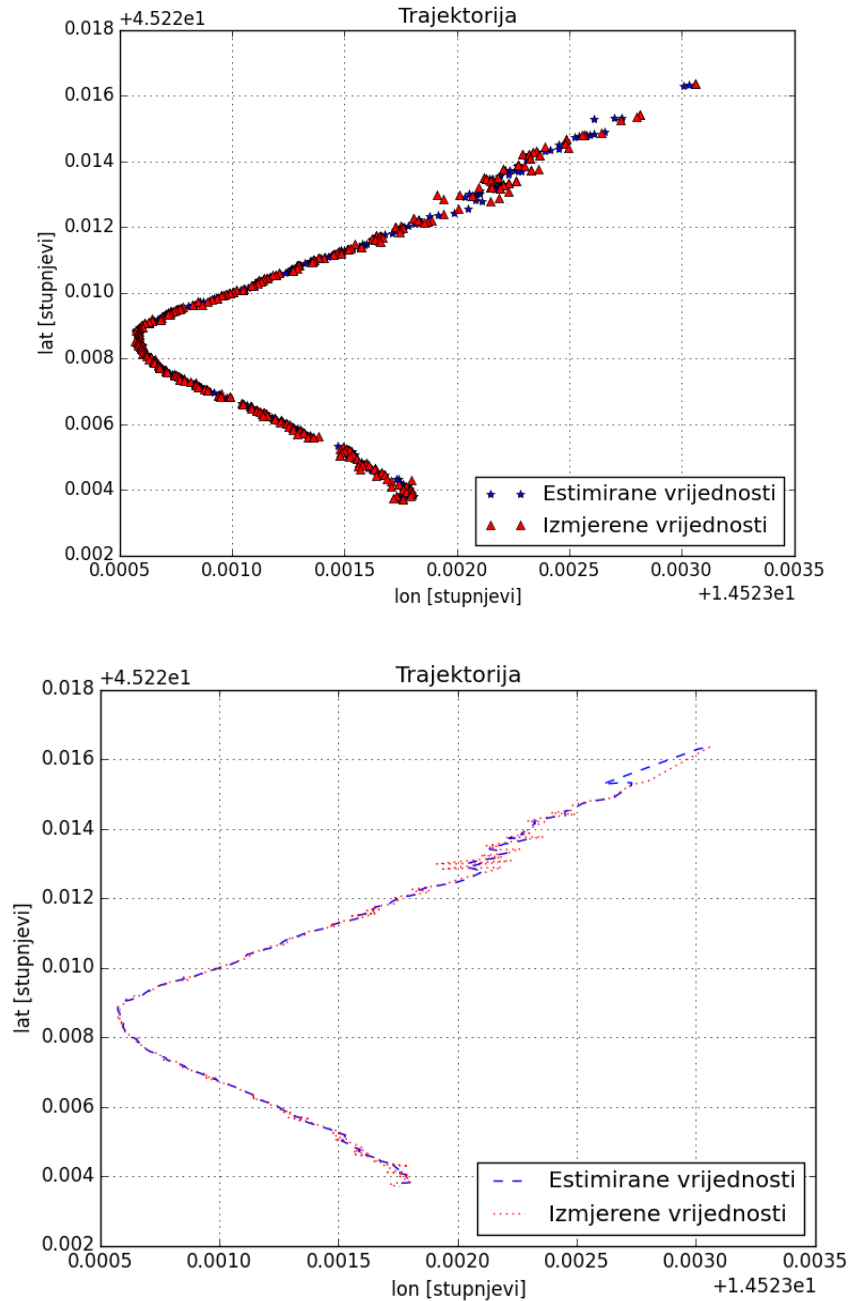
Za estimaciju trajektorije potrebno je odrediti parametre za prošireni Kalmanov filter. Posebno su osjetljive matrice kovarijanci stanja sustava Q i mjerenja R . Koliko algoritam proširenoga Kalmanova filtra vjeruje modelu stanja sustava modelira se pomoću matrice Q , a koliko vjeruje mjerenju modelira se matricom R .



Slika 3.6 Estimacija trajektorije pri čemu se mnogo više vjeruje modelu mjerenja nego modelu stanja sustava (gore) i estimacija trajektorije pri čemu se mnogo više vjeruje modelu stanja sustava nego modelu mjerenja (dolje)

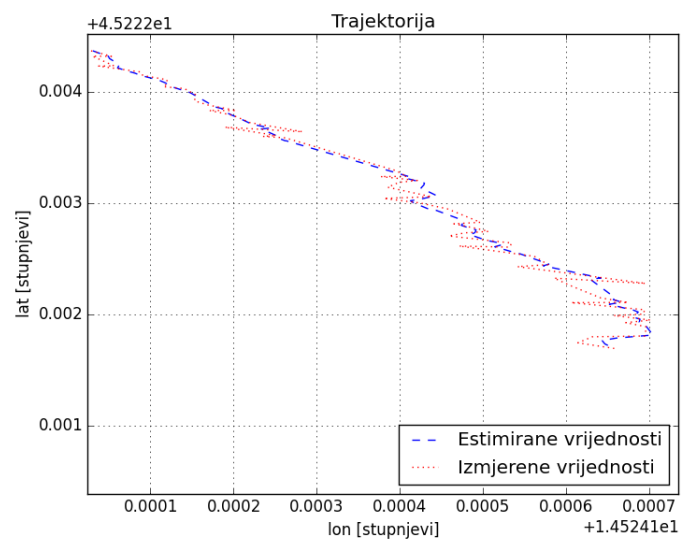
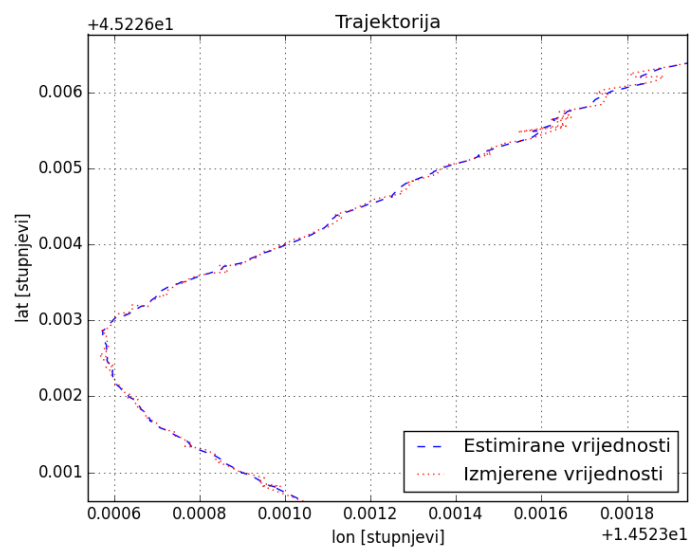
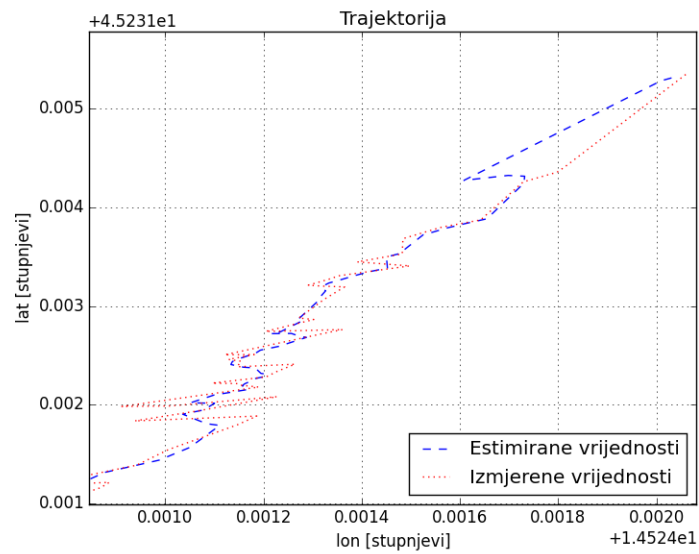
Ako se previše vjeruje nekom modelu, tada se dobije loš rezultat estimacije. U jednom slučaju estimacija potpuno odgovara mjerenju, a u drugom estimacija ima preveliko odstupanje od stvarne vrijednosti (Slika 3.6).

Ako se odaberu optimalni parametri, tada se dobije zadovoljavajuća estimacija trajektorije. Tada je nepreciznost mjerenja ublažena, a odstupanje od stvarne vrijednosti je minimalno (Slika 3.7).



Slika 3.7 Estimacija trajektorije u diskretnim koracima uz optimalne parametre (gore) i aproksimacija te trajektorije krivuljom (dolje)

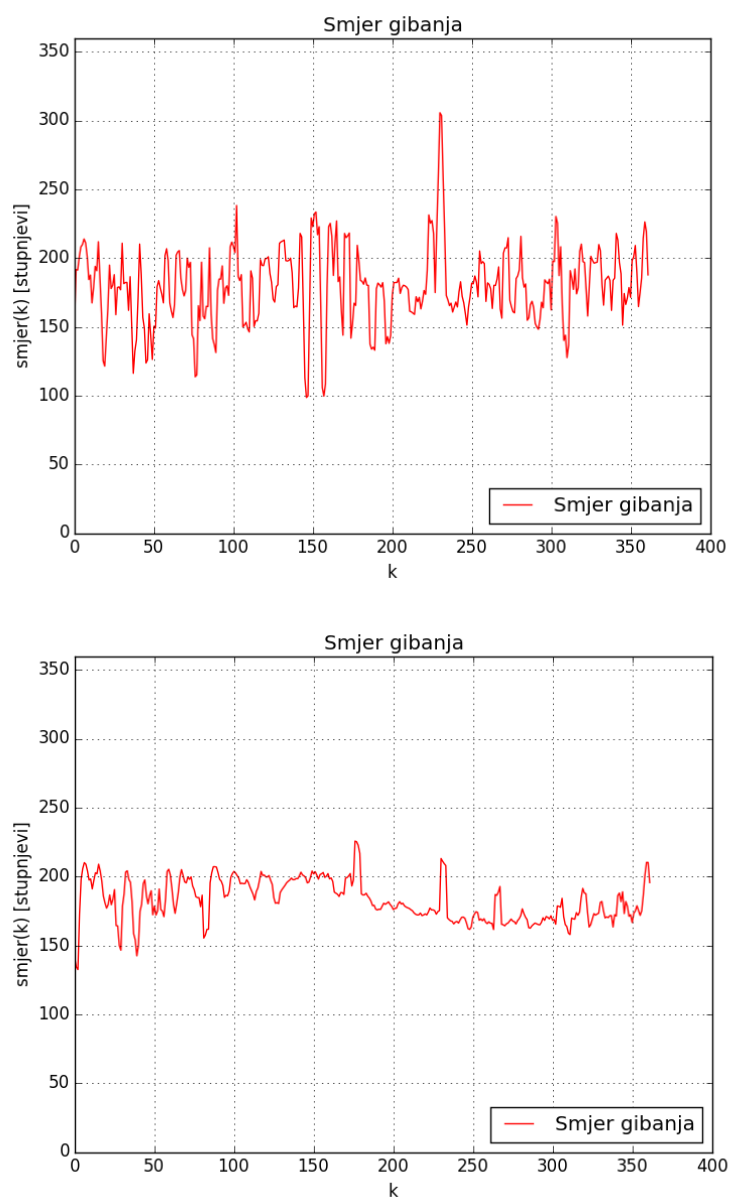
Na slici 3.8 prikazana je uvećana aproksimacija trajektorije krivuljom iz slike 3.7 radi boljeg uvida u način kretanja izmjerenih i estimiranih vrijednosti.



Slika 3.8 Uvećana trajektorija iz slike 3.7 prikazana po dijelovima

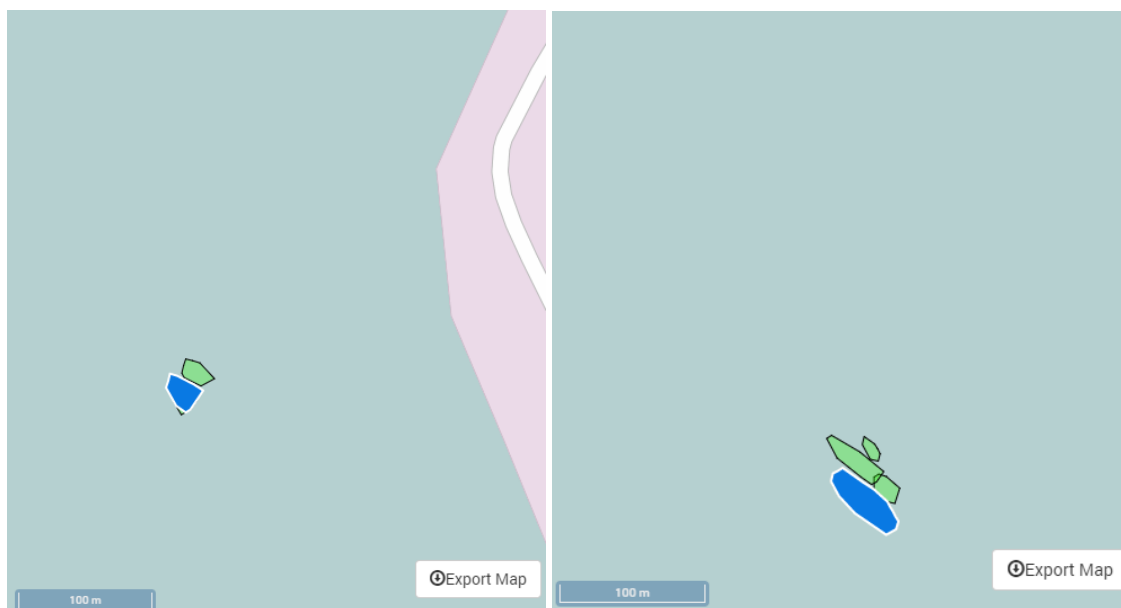
Na slikama 3.6 – 3.8 na osima se nalaze oznake *lon* i *lat*. *Lon* označava geografsku dužinu, a *lat* označava geografsku širinu.

Jedan od važnijih podataka koji se mjeri za plovila jest smjer gibanja. Zbog nepreciznosti mjerenja, dolazi do velikog titranja smjera gibanja kada se on mjeri između susjedne dvije izmjerene pozicije. Međutim, korištenjem proširenoga Kalmanova filtra te mjerenjem smjera gibanja između susjedne dvije estimirane pozicije dolazi do poboljšanja preciznosti i smanjenja titranja smjera gibanja što se vidi na slici 3.9.

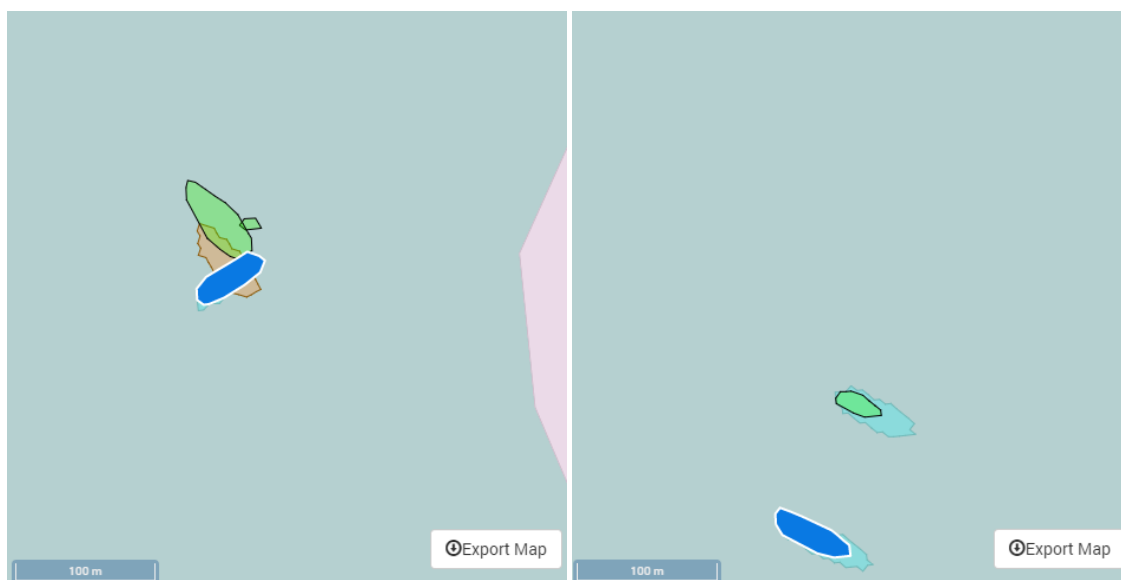


Slika 3.9 Smjer gibanja određen iz susjednih izmjerenih pozicija (gore) i smjer gibanja određen iz susjednih estimiranih pozicija (dolje)

Pri radu sustava može doći do višestrukog pojavljivanja objekta u radarskim snimkama, u istoj radarskoj slici (Slika 3.10) ili u slikama iz više radara (Slika 3.11) kada je objekt u njihovom dometu.



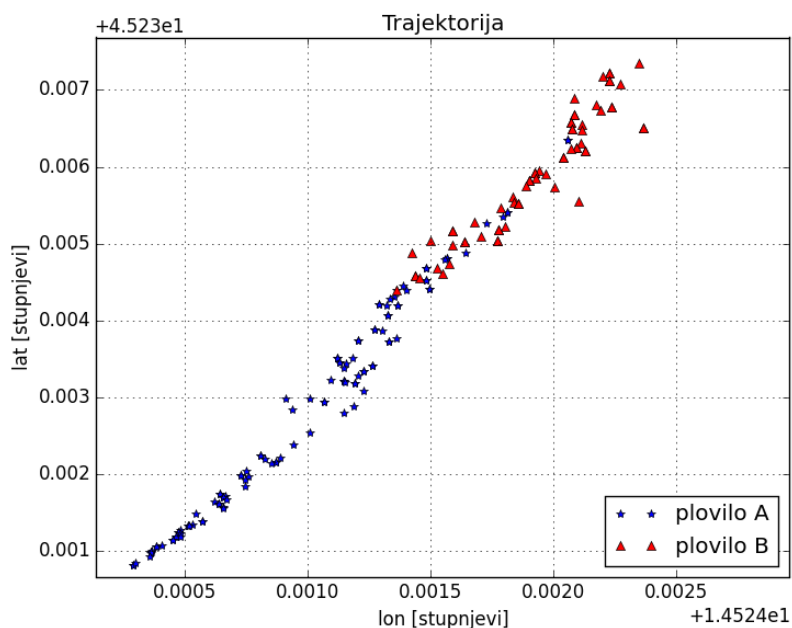
Slika 3.10 Višestruko pojavljivanje istog objekta u istoj radarskoj slici. Duplo pojavljivanje (lijevo) i četveroduplo pojavljivanje (desno)



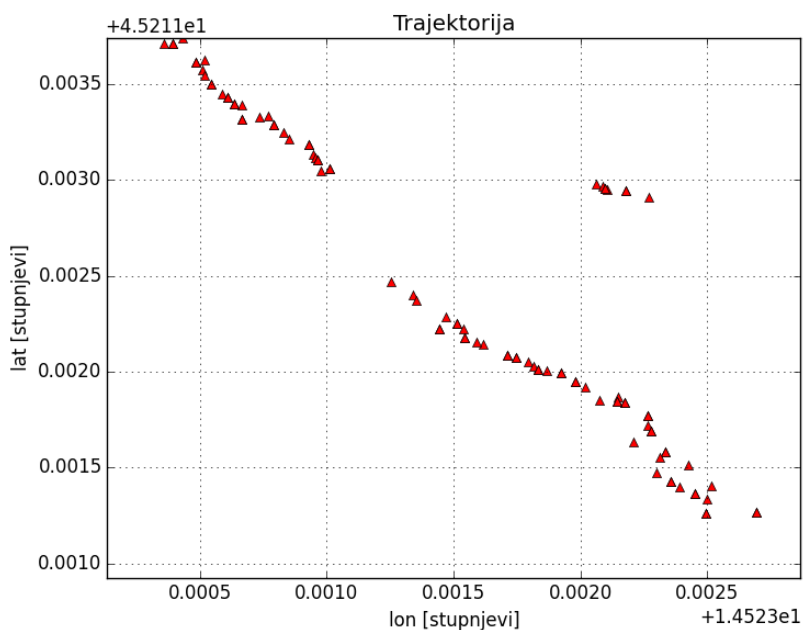
Slika 3.11 Višestruko pojavljivanje istog objekta u različitim radarskim slikama (lijevo) i dva različita objekta u istoj radarskoj slici (desno)

Kada dođe do višestrukog pojavljivanja istog objekta, potrebno je svako pojavljivanje označiti kao isti objekt. Na slici 3.12 prikazan je slučaj neuspješnog

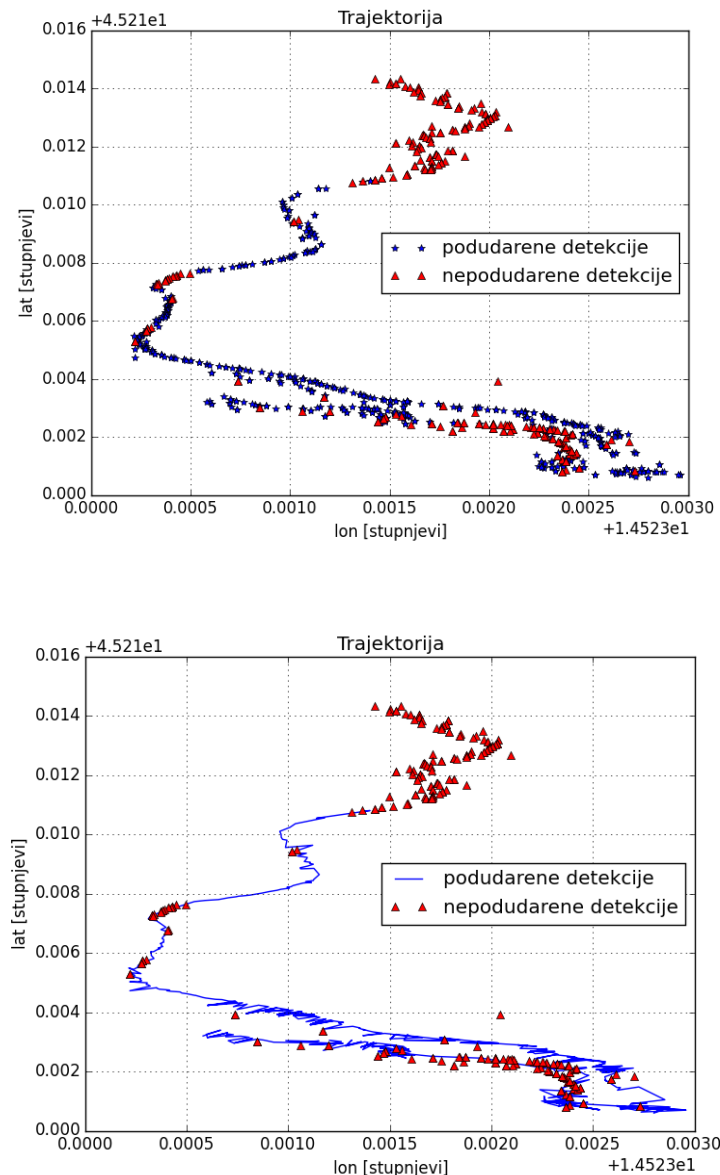
ujedinjavanja pojavljivanja istog objekta kada je on u dometu jednog radara. Udio uspješne detekcije u ovom primjeru iznosi 74,39%. Međutim, treba se pripaziti situacija kada su dva različita objekta blizu jedan drugome da sustav u tom slučaju ne prikaže različite objekte kao jedan. Na slici 3.13 prikazan je takav slučaj pogrešne detekcije uz udio pogrešne detekcije 2,55%.



Slika 3.12 Prikaz detekcije kada je isti objekt prikazan kao dva različita objekta

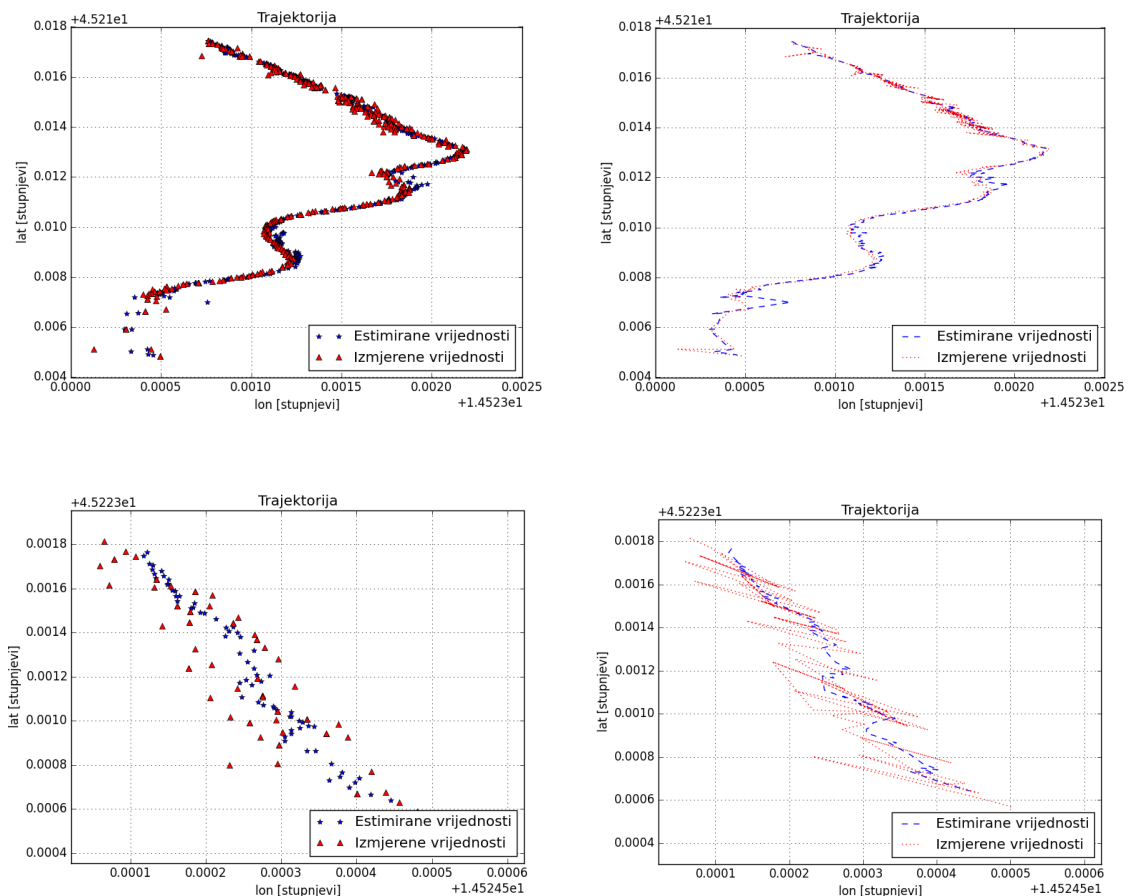


Slika 3.13 Prikaz pogrešne detekcije



Slika 3.14 Prikaz uspješnih i neuspješnih detekcija (gore) i aproksimacija trajektorije uspješnih detekcija krivuljom (dolje)

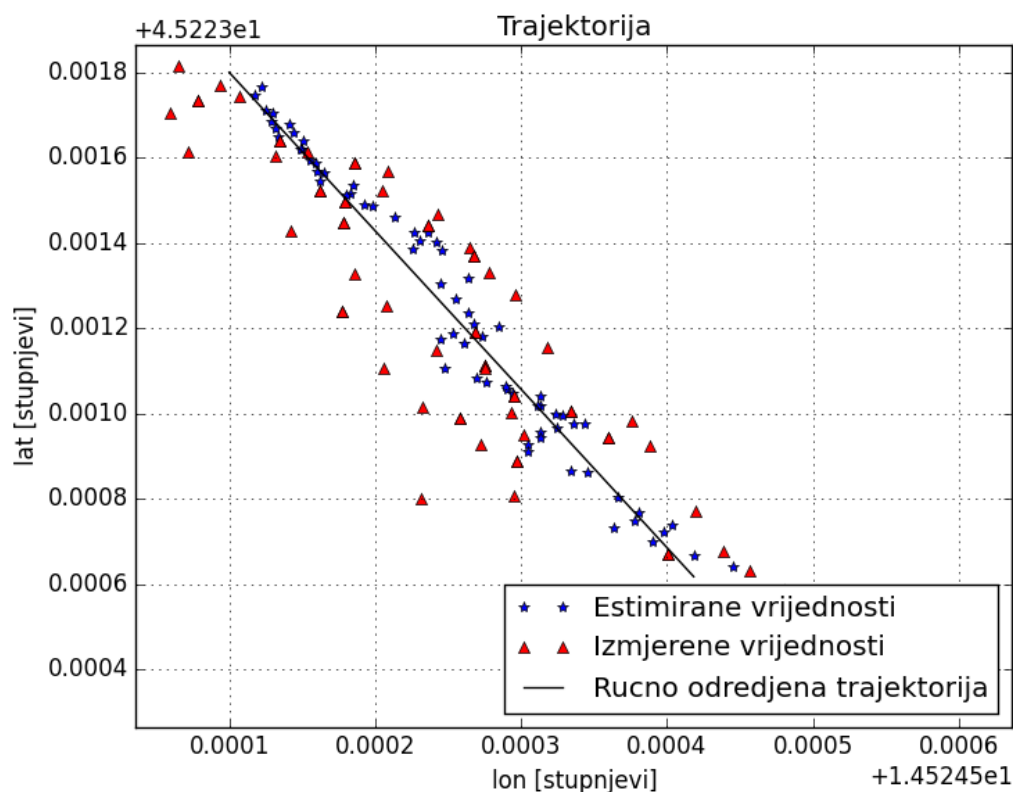
Na slici 3.14 prikazana je cjelokupna trajektorija praćenog plovila u slučaju kada je plovilo u dometu dva radara. Udio uspješnih detekcija je 67,65%. Prema tome, vidljivo je da je udio uspješnih detekcija pao u odnosu na slučaj kada je plovilo u dometu samo jednog radara. Razlog tome je što u slučaju kada je plovilo u dometu više radara postoji više redundantnih mjerenja pri čemu konture plovila iz različitih radara često nisu istog oblika, veličine, nemaju istu poziciju pa sustav ne uspijeva podudariti višestruka pojavljivanja plovila u radarskim snimkama.



Slika 3.15 Prikaz trajektorije u slučaju kada plovilo prelazi iz područja jednog radara u područje drugog radara. Estimacija trajektorije (gore lijevo), aproksimacija trajektorije (gore desno), uvećan dio trajektorije kada se odvija prijelaz u novo područje (dolje lijevo) aproksimacija tog dijela krivuljom (dolje desno)

Na slici 3.15 prikazana je trajektorija plovila tijekom koje se događa prijelaz kada plovilo prelazi iz područja koje nadzire jedan radar u njemu susjedno područje koje nadzire drugi radar. Između tih područja postoji preklapanje. Upravo je to područje preklapanja uvećano i prikazano na slici 3.15.

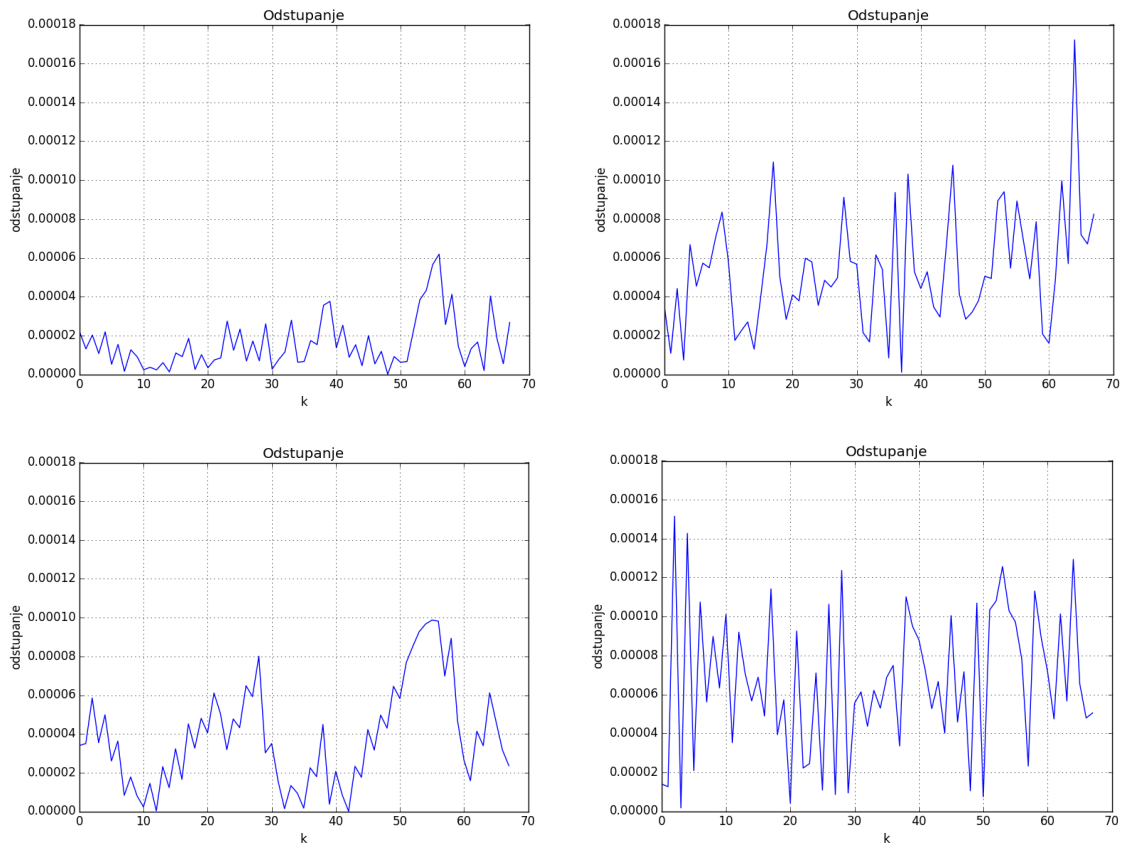
Na slici 3.14 kada je plovilo prešlo iz područja jednog radara u područje drugog, sustav nije uspio podudariti višestruka pojavljivanja istog objekta pa je došlo do stvaranja novog objekta koji se prati. Međutim, na slici 3.15 prikazan je slučaj uspješnog podudaranja višestrukog pojavljivanja istog objekta gdje je sustav zaključio da se radi o istom objektu. Na prijelaznom području dolazi do velikog titranja između susjednih mjerenja zbog detekcija iz više radara.



Slika 3.16 Prikaz estimacije trajektorije u odnosu na ručno određenu trajektoriju

Kako bi se odredila kvaliteta trajektorije koju estimira EKF u odnosu na estimaciju koju bi napravio čovjek, ručno je određena trajektorija plovila s obzirom na izmjerene vrijednosti. Na slici 3.16 prikazana je ručno određena trajektorija gdje su podatci preuzeti sa slike 3.15 iz dijela trajektorije kada se odvija prijelaz iz područja jednog radara u područje drugog.

Za usporedbu s trajektorijom koju je estimirao EKF uzeta je trajektorija izmjerenih vrijednosti. Na slici 3.17 prikazano je odstupanje estimirane geografske dužine i širine u odnosu na ručno određenu trajektoriju te odstupanje izmjerene geografske dužine i širine u odnosu na ručno određenu trajektoriju. Iz slike je vidljivo da su estimirane vrijednosti bliže vrijednostima koje bi odredio čovjek.



Slika 3.17 Prikaz apsolutne pogreške u svakom trenutku k . Odstupanje estimirane geografske dužine (gore lijevo), odstupanje izmjerene geografske dužine (gore desno), odstupanje estimirane geografske širine (dolje lijevo), odstupanje izmjerene geografske širine (dolje desno)

Zaključak

Detekcija i praćenje plovila uz korištenje proširenoga Kalmanova filtra su se pokazali jako uspješnim. Vrlo je bitno što šum, koji je jako prisutan na radarskim snimkama, nema veliki utjecaj na kvalitetu estimacije proširenim Kalmanovim filtrom ako su odabrani optimalni parametri.

S druge strane, ako se ne odaberu optimalni parametri, estimacija ne mora dati dobre rezultate. Tako u nekim slučajevima estimacija jako odstupa od stvarnih vrijednosti, dok u drugim slučajevima estimacija odgovara mjerenju.

Stoga, potrebno je eksperimentalno odrediti optimalne parametre prije početka korištenja sustava za detekciju i praćenje plovila. Tek tada se mogu pouzdano koristiti vrijednosti estimirane proširenim Kalmanovim filtrom radi poboljšanja preciznosti i kvalitete sustava za detekciju i praćenje plovila.

Algoritam proširenoga Kalmanova filtra nije računalno zahtjevan pa se detekcija i praćenje plovila odvija u stvarnom vremenu. Međutim, valja napomenuti da računska složenost raste s brojem praćenih plovila.

Literatura

- [1] Wikipedia, *Radar* <https://en.wikipedia.org/wiki/Radar> 2015.
- [2] Ribarić, S. Računalni vid, *Oblikovanje slike* 2013.
- [3] Steve, C. *Cartesian vs. Polar Coordinates* <https://www.wyzant.com/resources/lessons/math/trigonometry/unit-circle/cartesian-vs-polar-coordinates> 2015.
- [4] Wikipedia, *Polar coordinate system* https://en.wikipedia.org/wiki/Polar_coordinate_system 2015.
- [5] Wikipedia, *Polära koordinater* https://sv.wikipedia.org/wiki/Pol%C3%A4ra_koordinater 2015.
- [6] OpenStax CNX, *The Cartesian Plane* http://cnx.org/contents/bd725150-42f5-46e1-a6af-369739c5aa6e@4.1:2/Siyavula_textbooks:Grade_10_M 2015.
- [7] Ribarić, S. Računalni vid, *Segmentacija slike* 2013.
- [8] Ribarić, S. Računalni vid, *Obrada binarnih slika* 2013.
- [9] Jain, R., Kasturi, R., Schunck, B.G. *Machine Vision* 1995.
- [10] OpenCV, *Image Thresholding* http://opencv-python-tutroals.readthedocs.org/en/latest/py_tutorials/py_imgproc/py_thresholding/py_thresholding.html 2015.
- [11] CCWJ, *Image analysis: morphological operations* <http://www.ualberta.ca/~ccwj/teaching/image/morph/> 2015.
- [12] Nielsen, T.T. *An Implementation Of The Connected Component Labelling Algorithm* <http://www.codeproject.com/Articles/825200/An-Implementation-Of-The-Connected-Component-Label> 2015.
- [13] Roša, D., Špoljarić, D. *Geodetske koordinate* http://wiki.geof.unizg.hr/Geodetske_koordinate 2015.
- [14] Wikipedia, *WGS84* <https://hr.wikipedia.org/wiki/WGS84> 2015.
- [15] Petrović, I. *Primijenjene tehnike estimacije* 2006.
- [16] Perera, L.P., Soares, C.G. *Ocean Vessel Trajectory Estimation and Prediction Based on Extended Kalman Filter* 2010.

Naslov

Praćenje plovila u radarskim snimkama

Sažetak

Sustavi za detekciju i praćenje plovila koriste se za povećanje sigurnosti plovidbe. Takvi sustavi koriste razne senzore među kojima su optičke kamere, termalne kamere te radarski sustavi. Radarski sustavi koriste specijalizirane algoritme koji estimiraju i predviđaju trajektorije plovila kako bi ih što uspješnije detektirali i pratili. U ovom diplomskom radu implementiran je jedan takav algoritam temeljen na proširenom Kalmanovu filtru. Korišteni model gibanja plovila temeljen je na modelu krivocrtnog gibanja. U radarskim snimkama nalazi se velika prisutnost šuma čiji utjecaj na kvalitetu rada sustava nije zanemariv te se zato koriste algoritmi za obradu binarne slike kako bi se šum umanjio.

Ključne riječi

radar, praćenje plovila, prošireni Kalmanov filter, estimacija trajektorije, model krivocrtnog gibanja, uspoređivanje s pragom, segmentacija slike, radarska slika

Title

Tracking objects in radar images

Abstract

Vessel detection and tracking systems are used to improve maritime safety. Such systems use a variety of sensors, including optical cameras, thermal imaging and radar systems. Radar systems use specialised algorithms that estimate and predict vessel trajectory to improve detection and tracking. Such algorithm, based on the extended Kalman filter, is implemented in this thesis. Vessel model is based on the curvilinear motion model. There is a large presence of noise in radar images whose effect on the quality of the system is not negligible and, therefore, algorithms for processing the binary image are used in order to minimize the noise.

Keywords

radar, vessel tracking, extended Kalman filter, trajectory estimation, curvilinear motion model, thresholding, image segmentation, radar image