

Primjena poluparametarskog modela smetnje radarskog odjeka mora u civilnom nadzoru dijela granice Jadrana

Bojan Vondra¹, Davor Bonefačić², Toni Mišković³

¹ emovis tehnologije d.o.o., Split; bojanvondra@hotmail.com

² redoviti član HATZ-a u Odjelu komunikacijskih sustava
Sveučilište u Zagrebu Fakultet elektrotehnike i računarstva, Zagreb; davor.bonefacic@fer.hr

³ PCE - Pomorski centar za elektroniku d.o.o., Split; toni.miskovic@pce.hr

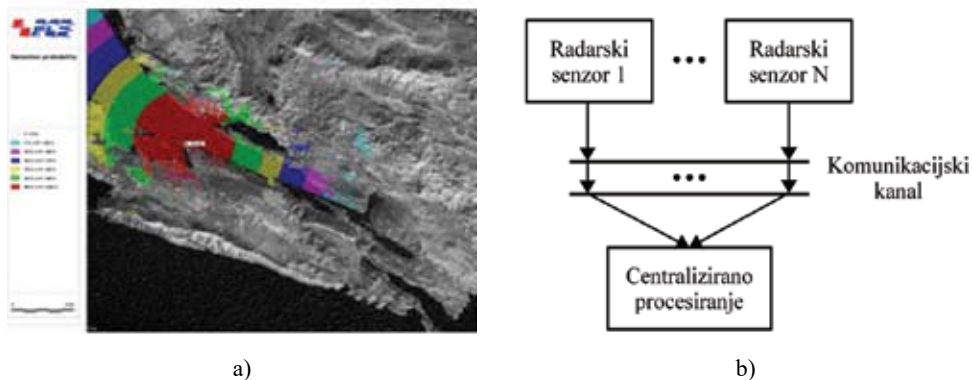
Sažetak: Nadzor pomorske granice Republike Hrvatske pitanje je kako zaštite nacionalnog teritorija tako i zaštite granica Europske unije. Uključivanje vlastitog znanja, tehničkih rješenja i inovacija domaćih tvrtki koja omogućuju prilagodbu sustava radarskog nadzora specifičnostima jadranskog akvatorija kao i multisenzorsku fuziju zbog toga je od izuzetnog značaja za zaštitu od mogućih ugroza, ali i za opći tehnološki razvitak naše zemlje. Kako u dostupnoj literaturi ne postoje zapisi o raspršenju elektromagnetske energije od morske površine pri specifičnim uvjetima Jadrana, razina točnosti klasičnih parametarskih modela nije poznata te se statistika odjeka smetnje u okolici praćenog cilja estimira implementacijom neuronske mreže. Utjecaj velikog broja odjeka smetnje na postojanost praćenja ublažava se primjenom Viterbijevog algoritma, što je demonstrirano na primjeru stvarnog cilja male radarske refleksijske površine u izraženoj smetnji odjeka mora i kiše.

Ključne riječi: smetnja mora, neuronska mreža, praćenje radarskim senzorom, Viterbijev algoritam

1. Uvod

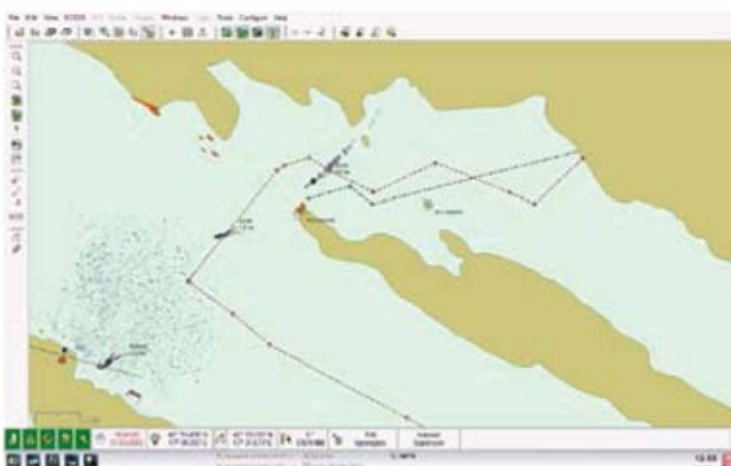
Nadzor dijela akvatorija koji se nalazi u radarskoj sjeni primarnih radara, slika 1a, moguće je provesti jeftinim i komercijalno dostupnim (COTS, engl. *Commercially of The Shelf*) radarskim senzorima u frekvencijskom području 9,4 GHz, uobičajeno s mehanički rotirajućom antenom i prijemnikom visoke dinamike na čijem je izlazu dostupna amplituda odjeka, bez informacije o fazi. Sensori mogu biti instalirani na

(ne)pokretnim platformama bez ljudske posade, a podatke iz nekoliko radarskih senzora moguće je ujediniti na centralnoj lokaciji kako ilustrira slika 1b.



SI 1: Koncept nadzora granice: (a) primjer radarskih sjena (preuzeto s [1]) i (b) centralizirana fuzija podataka.

Zanimljivi ciljevi su izolirana (i moguće ilegalna i zlonamjerna) površinska plovila u izraženoj i prostorno nehomogenoj smetnji mora, male radarske refleksijske površine i visokih manevarskih sposobnosti kako ilustrira slika 2. Stoga uspješna provedba nadzora mora odgovoriti na tri izazova: manevrirajućeg gibanja cilja, izražene smetnje odjeka mora (u osnovi nepoznate statistike) i višestrukih mjerenja (posljedica izražene smetnje). Dodatno, mehanizam detekcije cilja i formiranja njegove staze treba biti što brži (pri tipičnim scenarijima odvajanja plovila od obale i brzog prijelaza na suprotnu stranu te gibanja plovila duž obale).



SI 2: Ilustracija odjeka smetnje mora (donji lijevi dio slike) i odjeka plovila male radarske refleksijske površine (preuzeto s [2]).

Razina ublažavanja efekata smetnje ovisi o točnosti modela amplitudne razdiobe odjeka (raspršenja elektromagnetske energije od površine mora), jer je na izlazu radarskog senzora dostupna samo informacija o amplitudi, ne i o fazi, u ovisnosti o uvjetima okoline kao npr. brzini vjetra, stanju mora i sl. te značajkama senzora poput frekvencije, polarizacije, upadnog kuta i razlučivosti. Dostupna literatura opisuje modele koji se temelje na mjerenjima pri uvjetima otvorenog mora odnosno oceana. Modeliranje smetnje uobičajeno se provodi parametriziranim modelom pri čemu mjerenja evaluiraju vrijednost parametara. Model može reflektirati fizikalne mehanizme koji dovode do smetnje, kao npr. široko prihvaćeni model K-razdiobe [3], rezultat opisa smetnje kompozicijom procesa dugoročnih i kratkoročnih fluktuacija. Pri tome su dugoročne fluktuacije rezultat kolebanja strukture morske površine, a kratkoročne posljedica velikog broja nezavisnih i unutar radarske ćelije razlučivosti jednoliko raspodijeljenih reflektora. Dok je komponenta dugoročnih fluktuacija (intenziteta tekture ili radarskog presjeka morske površine) opisana gama-razdiobom, kratkoročna je opisana Gaussovom razdiobom. U [4] je pokazano da vrijeme korelacije kratkoročnih fluktuacija iznosi par milisekundi, a dugoročnih par sekundi, pri čemu je prostorna korelaciju reda veličine metra. Premda mjerenja uglavnom pokazuju dobro slaganje s K-razdiobom, vidi npr. [5], postoje odstupanja, posebno kada je senzor visoke razlučivosti (radijalna razlučivost reda veličine metra i azimutna manja od stupnja). Tako nedavna mjerenja provedena radarom visoke razlučivosti (vidi npr. [6, 7]), pokazuju prisutnost tzv. „igličastih“ odjeka, događaja koji su povezani primarno s fenomenom lomljenih valova [8]. Za Jadransko more, situacija je složenija jer po saznanju autora ne postoje objavljeni podaci o statistici elektromagnetskog raspršenja. Specifičnost Jadrana su površinski vjetrovni valovi ograničeni privjetrištem i trajanjem vjetra što rezultira time da je Jadran većinom nerazvijeno more te da su valovi zbog ovog razloga strmiji i kraće valne duljine nego što bi bili u oceanu [9, 10]. Usporedbe radi, mjerenja provedena pod uvjetima ograničenog privjetrišta i nerazvijenoga mora na lokacijama Toulona (Francuska), u Sredozemlju, te Tarantskoga zaljeva (Italija) [11], pokazuju da u određenim slučajevima mjerenja pokazuju bolje slaganje s Paretovom nego K-razdiobom, ali i da nije uočena ovisnost parametra oblika K-razdiobe o azimutu te da je njegova vrijednost općenito veća nego u slučaju potpuno razvijenoga mora. Evaluacija parametra modela koji se razlikuje od stvarne razdiobe smetnje najvjerojatnije će degradirati proces praćenja u smislu povećanja vjerojatnosti gubljenja staze. Nasuprot tome, neparametarski je model smetnje evaluiran isključivo mjerenjima prikupljenim za vrijeme i u okolici praćenog cilja. To je važno i zbog toga što, kako je naglašeno u [12], statistika smetnje ovisi i o uvjetima poput blizine obale, značajkama morskih struja, veličini privjetrišta, dubini i uvjetima propagacije morskih valova (postojanje prepreka i sl.).

Ako se zanemari utjecaj mjernog šuma na rezultat mjerenja amplituda radarskih odjeka, postoji mogućnost estimacije njihove razdiobe neuronskom mrežom,

primjenom svojstva univerzalne aproksimativnosti [13]. Ovakva estimacija je poluparametarska zbog toga što je poznata funkcionalna ovisnost između izlaza i ulaza mreže (obilježje parametarske metode), a velik broj parametara koji nemaju fizikalno značenje (obilježje neparametarske metode), pruža mogućnost, zajedno s nelinearnim aktivacijskim funkcijama, aproksimacije proizvoljne razdiobe. Za primjenu njene estimacije, potrebno je provesti učenje mreže bez nadzora, kao npr. u [14-17] za arhitekturu acikličke slojevite mreže. Implicitno se razdioba može derivirati iz distribucije vjerojatnosti kao npr. u [18]. Metoda sume baznih razdioba (mreža radialnih funkcija, RBF, engl. *Radial Basis Functions*) unutar klasifikacijskog okvira, pri čemu su parametri mreže rezultat maksimiranja vjerodostojnosti uzoraka, primijenjena je u [19, 20]. Za razliku od estimacije razdiobe acikličkom mrežom, estimacija mrežom RBF uvijek rezultira probabilističkom funkcijom u cijelom opsegu definicije radialne funkcije.

Diskriminacija mjerenja odjeka cilja od smetnje provodi se procesom pridruživanja. Za niske omjere snage signala prema smetnji (manje od otprilike 10 dB, što je vrijednost za očekivane ciljeve), prikladna je Viterbijeva metoda [21]. Ovim se algoritmom nalazi najvjerojatniji slijed pridruživanja mjerenja postojećoj stazi [22], a u [23], algoritam je proširen mjerom kvalitete praćenja (vjerojatnosti da se staza održava mjerenjima odjeka od cilja, a ne od smetnje). Iz poznavanja razdiobe smetnje, proizlazi i vrijednost parametra njene gustoće (broja mjerenja unutar volumena promatranja). A poznavanje razdioba odjeka smetnje i cilja, kao i gustoće smetnje, dodatni je mehanizam koji, implementiran u proces pridruživanja kao npr. u [24], provodi dodatnu diskriminaciju između odjeka smetnje i cilja.

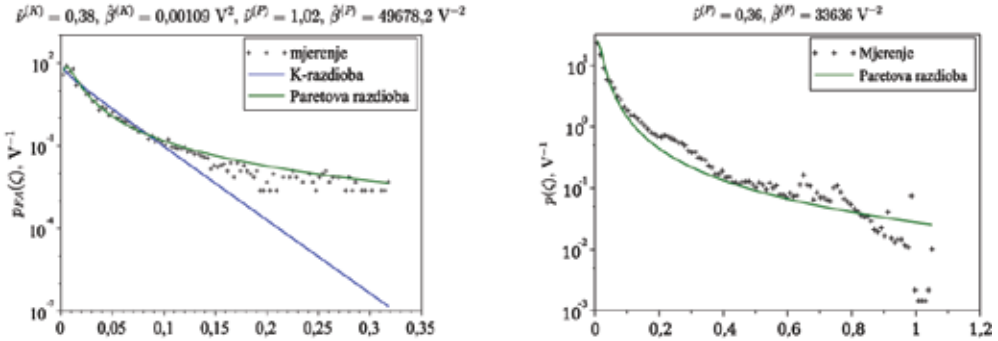
Struktura rada je sljedeća: u odjeljku 2, opisana je studija slučaja praćenja cilja u izraženoj smetnji mora nepoznate statistike, u odjeljku 3, opisana je metoda praktičnog ispitivanja Viterbijeve metode pridruživanja, odjeljak 4 je zaključak i opis budućeg rada.

2. Studija slučaja: praćenje cilja u izraženoj smetnji mora

U nedostatku podataka o statistici elektromagnetskog raspršenja od morske površine u specifičnim uvjetima Jadrana, za teorijsku razradu studije primijenjeni su podaci radara IPIX [25] i to za stanje mora od 3 do 4 koje je u Jadranu najčešće (javlja se u 43 % vremena prema [10]). Korištena je datoteka mjerenja 19931107_135603.cdf, pri čemu je analiza provedena samo za mjerenja pri horizontalnoj polarizaciji, slika 3. Parametri radarskog sustava IPIX dani su u tablici 1. Pri tome dr i $d\phi$ označavaju radialnu i azimutnu razlučivost radara, $H_{1/3}$ značajnu visinu valova, $\phi_w = 180^\circ$ označava smjer radarskog snopa niz vjetar, ε upadni kut i f_s frekvenciju ponavljanja.

Tablica 1:

dr	$d\phi$	Stanje mora	$H_{1/3}$	ϕ_w	ε	f_s	Ćelija smetnje	Ćelija cilja
30 m	$0,9^\circ$	3-4	0,9 m	180°	$0,3^\circ$	1 kHz	br. 14	br. 9



SI 3: Amplitudna razdioba: (a) odjeka smetnje i (b) odjeka cilja.

Slika 3 ilustrira amplitudnu razdiobu odjeka za ćeliju razlučivosti br. 14, kao i amplitudnu razdiobu odjeka iz ćelije br. 9 u kojoj se nalazio cilj, plutajuća polistirenska sfera promjera 1 m, presvučena žičanom mrežom. Omjer snage signala prema smetnji u ovom je mjerenju fluktuirao u rasponu od 0 dB pa do 6 dB. Za evaluaciju parametra oblika $\hat{\nu}^{(K)}$ i skaliranja $\hat{\beta}^{(K)}$ K-razdiobe primijenjena je metoda maksimalne vjerodostojnosti prema [26], a za evaluaciju parametra oblika $\hat{\nu}^{(P)}$ i skaliranja $\hat{\beta}^{(P)}$ Paretove razdiobe, metoda [zlog(z)] prema [27].

2.1. Estimacija razdiobe primjenom mreže RBF

Prijenosna funkcija mreže RBF (mješavine m komponenti) dana je kao

$$q_{v,m}(\zeta) = \sum_{i=1}^m q_v(\zeta | \mathcal{G}_i; \mathbf{v}_i) P(\mathcal{G}_i), \quad (1)$$

pri čemu $q_v(\bullet)$ označava radijalnu baznu funkciju, \mathcal{G}_i i -tu komponentu mješavine, vektor $\mathbf{v}_i = (\mu_i, \sigma_i)$ središte μ_i i skaliranje σ_i komponente \mathcal{G}_i , a $P(\mathcal{G}_i)$ apriornu vjerojatnost da uzorak ζ potječe od komponente \mathcal{G}_i , vidi [28] za više detalja o svojstvima radijalnih funkcija i konvergenciji mješavine prema stvarnoj razdiobi skupa uzoraka $\mathcal{Z} = \{\zeta_n, n=1, \dots, N\}$. Vrijednosti parametara mreže RBF $\mathcal{Y} = \{P(\mathcal{G}_i), \mathbf{v}_i, i=1, \dots, m\}$, rješenje su maksimiranja vjerodostojnosti skupa uzoraka \mathcal{Z} iterativnom metodom maksimiranja očekivanja (EM, engl. *Expectation Maximization*) [29]. Za Gaussove komponente

$$q_v(\zeta | \mathcal{G}_i; \mathbf{v}_i) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\zeta - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad (2)$$

i iteraciju κ , aposteriorna vjerojatnost da je uzorak ζ_n generiran komponentom \mathcal{G}_i jednaka je

$$P_{\kappa+1}(\mathcal{G}_i | \zeta_n) = \frac{P_\kappa(\mathcal{G}_i) \sigma_{i,\kappa}^{-1} \exp\left(-\frac{1}{2}(\zeta_n - \mu_{i,\kappa})^2\right)}{\sum_{i=1}^m P_\kappa(\mathcal{G}_i) \sigma_{i,\kappa}^{-1} \exp\left(-\frac{1}{2}(\zeta_n - \mu_{i,\kappa})^2\right)}. \quad (3)$$

Središta komponenti dana su s

$$\mu_{i,\kappa+1} = \frac{\sum_{n=1}^N \zeta_n P_{\kappa+1}(\mathcal{G}_i | \zeta_n)}{\sum_{n=1}^N P_{\kappa+1}(\mathcal{G}_i | \zeta_n)}, \quad (4)$$

a skaliranja s

$$\sigma_{i,\kappa+1}^2 = \frac{\sum_{n=1}^N P_{\kappa+1}(\mathcal{G}_i | \zeta_n) (\zeta_n - \mu_{i,\kappa+1})^2}{\sum_{n=1}^N P_{\kappa+1}(\mathcal{G}_i | \zeta_n)}. \quad (5)$$

Naposljetku, aposteriorna vjerojatnost odabira komponente \mathcal{G}_i je

$$P_{\kappa+1}(\mathcal{G}_i) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P_{\kappa+1}(\mathcal{G}_i | \zeta_n). \quad (6)$$

Koraci (3) – (6) za korak iteracije κ su početne vrijednosti za korak iteracije $\kappa+1$ i ponavljaju se sve dok vjerodostojnost

$$\Lambda(\mathcal{Y} | \mathcal{Z}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \ln\left(\sum_{i=1}^m \frac{P(\mathcal{G}_i)}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\zeta_n - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right)\right) \quad (7)$$

ne konvergira prema maksimumu uz proizvoljnu točnost.

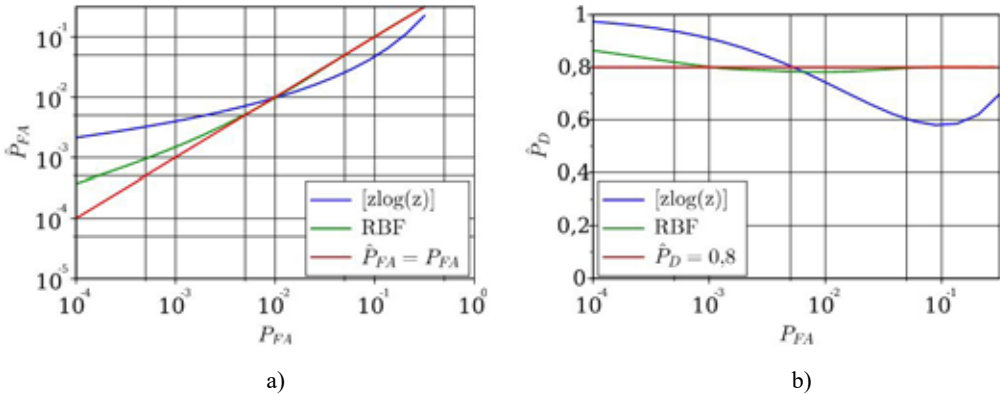
U [20] je pokazano da je za razdiobu teškog repa poput one prikazane slikom 3a dovoljno $m \geq 4$ komponenti kako bi točnost estimacije razdiobe uz $N=1024$ uzoraka i logaritamsku transformaciju ulaznih uzoraka prema

$$\zeta^{(c)} = a \ln(b+c\zeta) \approx a \ln(c\zeta), \quad c\zeta \gg 1 \quad (8)$$

dosegla plato. Pri tome konstante prijemnika a , b i c određuju dinamički opseg, ali za teorijsku analizu, može se postaviti $a=1$ i $c=1 \text{ V}^{-1}$. Logaritamska transformacija (8) već je ostvarena u prijemniku radarskog senzora koji je, radi ostvarenja visoke dinamike ($\geq 100 \text{ dB}$), logaritamski. Površina $N d r d \varphi$ (za prikupljanje N uzoraka smetnje)

u okolici praćenog cilja najvjerojatnije je prevelika da bi uvjet prostorne homogenosti smetnje bio ispunjen. U tome se slučaju željeni broj uzoraka može ostvariti uzimanjem N/L uzoraka kroz L sukcesivnih okreta antene.

Slika 4 prikazuje ostvarene operativne karakteristike prijemnika za razdiobu ilustriranu slikom 3a. Metode određivanja praga detekcije (koji je ovisan o dizajniranoj razini lažne detekcije P_{FA}) su metoda radijalne mreže RBF s $m=4$ komponente (koja iz estimirane razdiobe određuje prag detekcije) te klasična $[z\log(z)]$ metoda koja određuje parametre oblika i skaliranja K-razdiobe te iz tako parametrizirane razdiobe, prag detekcije. Primijenjeno je $N=1024$ uzorka na izlazu logaritamskog prijemnika. Odjek cilja modeliran je prema Swerlingovom modelu br. 1 [30] s vjerojatnošću detekcije $P_D=0,8$. Idealna ovisnost estimirane vjerojatnosti lažne detekcije označena je s $\hat{P}_{FA}=P_{FA}$, a vjerojatnosti detekcije s $\hat{P}_D=0,8$. Slika 4 pokazuje bolje slaganje ostvarenih karakteristika prijemnika u odnosu na idealne metodom RBF nego $[z\log(z)]$.



SI 4: Usporedba ostvarenih operativnih karakteristika: (a) vjerojatnost lažne detekcije i (b) vjerojatnost detekcije. U ovom je primjeru rep razdiobe teži neko što se apriornim modelom pretpostavlja.

2.2. Viterbijeva metoda pridruživanja

Koncept slijeda pridruživanja mjerenja postojećoj stazi opisan je usmjerenim rešetkastim dijagramom, gdje su čvorovi događaji $\{A_{k,s}, s=-1, 0, \dots, n_k\}$, a lukovi vjerodostojnosti prijelaza iz događaja indeksa $s_{k-1}=u$ (prethodna opservacija), u događaj indeksa $s_k=v$ (kurentna opservacija). Logaritamska vjerodostojnost slijeda j^k izražena je zbrojem logaritamskih vjerodostojnosti duž staze kroz rešetkasti dijagram. Događaji $A_{k,s}$ su mjerenja u trenutku k tako da je

$$A_{k,s} = \begin{cases} \text{mjerenje } \zeta_{k,s} \text{ potječe od cilja, } s = 1, \dots, n_k \\ \text{niti jedno mjerenje ne potječe od cilja, a cilj je primjetljiv, } s = 0 \\ \text{niti jedno mjerenje ne potječe od cilja i cilj nije primjetljiv, } s = -1 \end{cases} \quad (9)$$

Za razliku od [31] gdje je uveden koncept postojanja cilja, u ovom je radu primijenjen koncept njegove primjetljivosti [32]. Cilj koji je primjetljiv uvijek se može detektirati s nekom vjerojatnošću, a ako nije, njegova detekcija nije moguća iako se on i dalje nalazi unutar volumena motrenja. Dok primjena koncepta postojanja cilja zahtijeva, ako algoritam ukaže na to, završetak ili ponovnu provedbu inicijalizacije staze, primjenom koncepta primjetljivosti nema potrebe za tim što je pogodno u slučajevima praćenja kada je cilj povremeno neprimjetljiv (npr. zaklonjen). Rekurzivna aproksimacija nalazi maksimalnu vjerodostojnost staze $j^{k(*)}$ u trenutku k kao

$$\Lambda_k(j^{k(*)}) = \max_{v=-1,0,\dots,n_k} (\Lambda_k(v)) \approx \max_{v=-1,0,\dots,n_k} \left(\max_{u=-1,0,\dots,n_{k-1}} (\Lambda_k(u,v) \Lambda_{k-1}(u)) \right), \quad (10)$$

što je dinamičko programiranje sa širenjem prema naprijed. Prema [24], normirane vjerodostojnosti prijelaza dane su s

$$\Lambda_k(u,v) = \begin{cases} \frac{1 - \bar{D}_k}{(1 - P_D)\bar{D}_k}, & v = -1 \\ 1, & v = 0 \\ \frac{P_D e_k(u,v) \ell_k(\zeta_v)}{\lambda_k(1 - P_D)}, & v = 1, \dots, n_k \end{cases} \quad (11)$$

za broj smetnji u okolini cilja prema Poissonovoj razdiobi. Pri tome λ_k označava prostornu gustoću smetnje, $\ell_k(\zeta_v)$ omjer razdioba odjeka cilja prema razdiobi odjeka smetnje za mjerenje amplitude ζ_v i $e_k(u,v)$ apriorno mjerenje, ovisno o mjerenju pozicije $\mathbf{z}_{v,k}$ (u trenutku k) i estimaciji čvora (u trenutku $k-1$), Gaussove razdiobe

$$e_k(u,v) = \mathcal{N}(\mathbf{z}_{v,k}; \bar{\mathbf{z}}_{u,k}, \mathbf{S}_{u,k}), \quad (12)$$

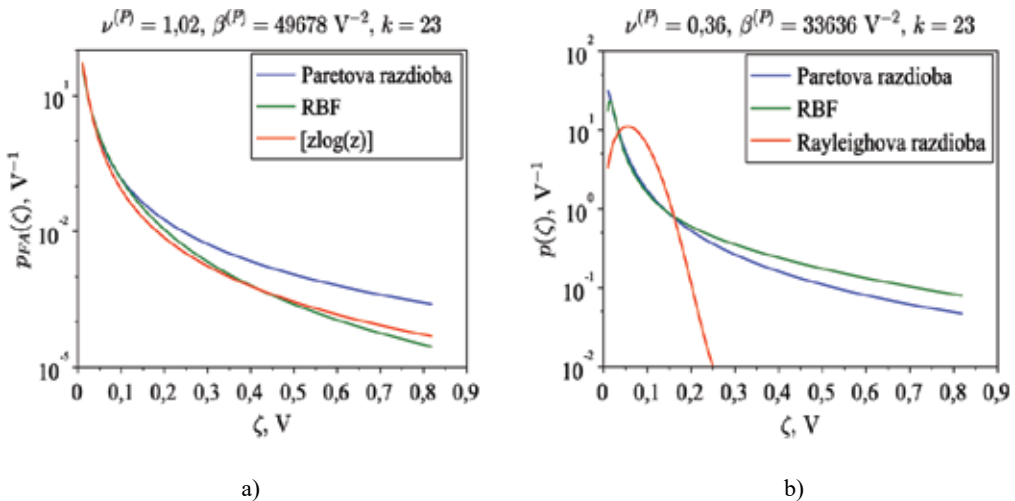
pri čemu su $\bar{\mathbf{z}}_{u,k}$ i $\mathbf{S}_{u,k}$ apriorno mjerenje i inovacija estimacije (za više detalja vidi [24], a za višemodelnu implementaciju [33]). Vrijednost apriorne vjerojatnosti \bar{D}_k propagira u skladu s

$$\bar{D}_k = \pi_0 D_{k-1} + \pi_1 (1 - D_{k-1}), \quad (13)$$

pri čemu su π_0 (vjerojatnost da će primjetljiv cilj u trenutku $k-1$ biti primjetljiv i u trenutku k) i π_1 (vjerojatnost da će cilj koji nije primjetljiv u trenutku $k-1$ biti primjetljiv u trenutku k), parametri dizajna. Prema [31], vjerojatnost postojanja cilja određena je čvorovima za koje je cilj primjetljiv,

$$D_k = \frac{\sum_{v=0}^{n_k} \Lambda_k(v)}{\sum_{v=-1}^{n_k} \Lambda_k(v)}, \quad (14)$$

Viterbijev algoritam diskriminira (najvjerojatniji) odjek cilja od (najvjerojatnijih) odjeka smetnje. Uzorci ovako selektiranih odjeka smetnje i cilja mogu se primijeniti u estimaciji razdiobe mrežom RBF. Upravo je parametar $\ell(\zeta)$ bitan za dodatnu diskriminaciju odjeka cilja i smetnje. Naime, kako je pokazano u [34], za frekvencijski pojas 9,4 GHz i upadne kutove od $0,5^\circ$ do 1° te za širine impulsa od 100 ns do 300 ns, postoji izrazito odstupanje amplitudne razdiobe odjeka cilja od Swerlingovih modela br. 1 i br. 3 [30] za male plastične i gumene brodice. U navedenim je radovima pokazana i koreliranost radarskog presjeka sa smetnjom, u smislu da intenzitet radarskog presjeka pada kako se objekt primiče žlijebu vala. Također i primjer radara IPIX pokazuje efekt maskiranja malog površinskog cilja, vidi sliku 3b. Odjek iz radijalne ćelije u kojoj se nalazi cilj kompozicija je odjeka od cilja i odjeka od valova kada oni maskiraju cilj. Tako se za ovakve specifične ciljeve, amplitudna razdioba uvelike razlikuje od Rayleighove aproksimacije. Ilustracija estimacije odjeka smetnje mrežom RBF prikazana je slikom 5a, a cilja slikom 5b.

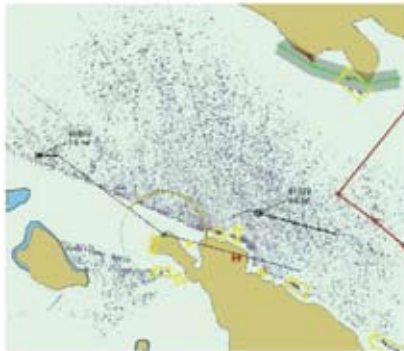


SI 5: Estimacija razdiobe: (a) smetnje i (b) cilja maskiranog valovima.

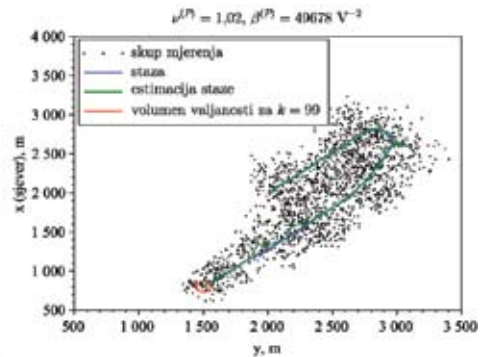
Primjena omjera vjerodostojnosti ilustrirana je primjerom praćenja manevrirajućeg cilja u izraženoj smetnji. Dok slika 6a prikazuje stvarnu smetnju odjeka od morske površine, slika 6b prikazuje jednu realizaciju simulirane staze u smetnji Paretove razdiobe. Pri tome je vjerojatnost lažne detekcije $P_{FA}=0,5$ i vjerojatnost detekcije cilja $P_D=0,8$. Usporedba ostvarenih vjerojatnosti zadržavanja staze P_{TT} za poluparametarsku (RBF) i parametarsku ([zlog(z)]) metodu (koja estimira parametre Paretove razdiobe za smetnju i parametar Rayleighove razdiobe za cilj), prikazana je tablicom 2.

Tablica 2: Vjerojatnost zadržavanja staze P_{TT} ovisno o primijenjenoj metodi za estimaciju omjera vjerodostojnosti.

Metoda	P_{TT}
Parametarska ([zlog(z)])	0,014
Poluparametarska (RBF)	0,301



a)



b)

SI 6: Izražena smetnja odjekom mora: (a) stvarna smetnja (ustupljeno iz [2]) i (b) simulacija s parametrima razdiobe smetnje i cilja prema slici 3.

3. Praktična ispitivanja Viterbijeve metode pridruživanja

U ovom su odjeljku demonstrirani rezultati praćenja cilja male radarske refleksijske površine u izraženoj smetnji mora i kiše te šuma svojstvenog radarskom senzoru.

**SI 7:** Ilustracija sustava za demonstraciju praćenja cilja radarski male refleksijske površine.

Kako je ilustrirano slikom 7, praćenje je provedeno sustavom koji se sastojao od radarskog senzora i kamere.. Radarskim senzorom, kamerom te procesom praćenja, upravljalo se putem aplikacije razvijene u Pomorskom centru za elektroniku. Praćenje ostvareno implementacijom radarskih mjerenja i Viterbijeve metode pridruživanja u okviru višemodelne estimacije, zabilježeno je kamerom radi vizualne inspekcije kvalitete praćenja. Zbog toga što kamera nije bila kalibrirana, nije se mogla koristiti kao mjerni instrument, već samo kao indikator.

Parametri radarskog sustava prikazani su tablicom 3, a parametri Viterbijeve metode pridruživanja tablicom 4. Zbog nedovoljnog broja kvantizacijskih razina radarskog videa, nije bilo moguće primijeniti proces estimacije razdioba odjeka smetnje i cilja neuronskom mrežom.

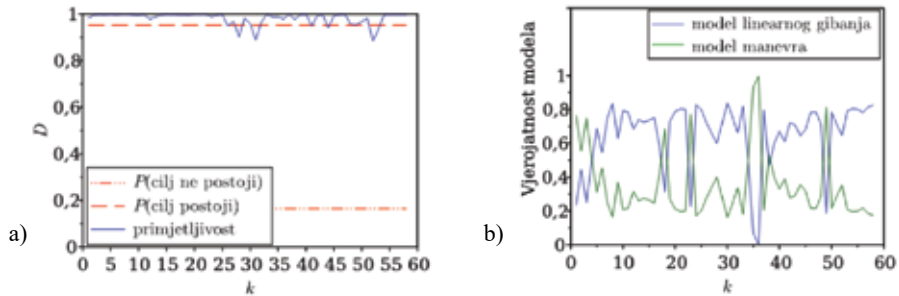
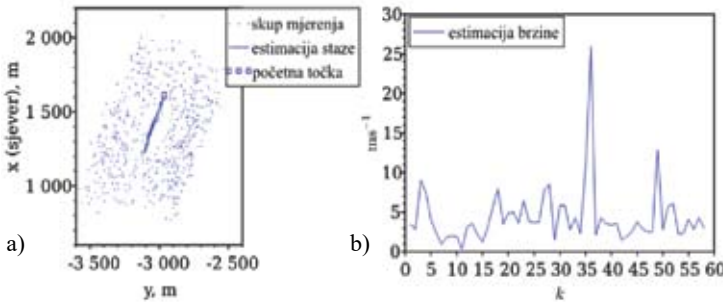
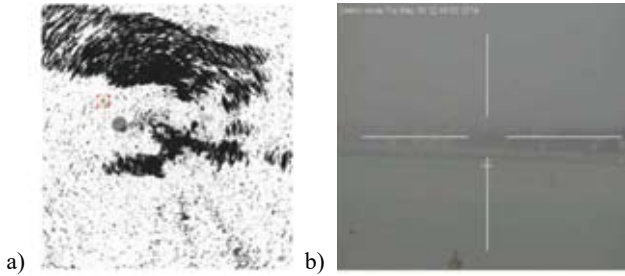
Tablica 3: Parametri radarskog senzora.

Značajka	Vrijednost
Radiofrekvencijska snaga	165 mW
Frekvencija zračenja	Od 9,3 GHz do 9,4 GHz
Modulacija	Frekvencijska, modulacije 75 MHz
Frekvencija ponavljanja	Od 200 Hz do 540 Hz
Širina antenskog snopa (kriterij -3 dB)	Horizontalna 5,2°, vertikalna 25°
Polarizacija	Horizontalna
Brzina okretanja antene	24\ okreta u minuti

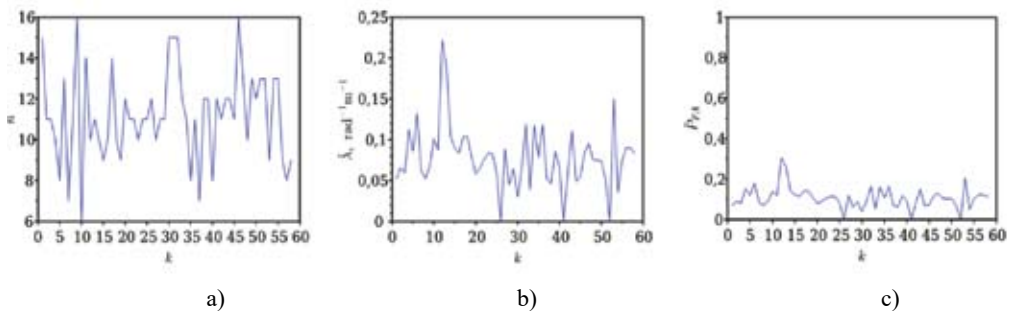
Tablica 4: Parametri Viterbijeve metode pridruživanja.

Značajka	Vrijednost
Okvir višemodelne estimacije	IMM [33] s modelima linearnog i krivocrtnog gibanja
Estimator	Drugokorijenski kubaturni Kalmanov filtar [35]
Kovarianca procesnog šuma za linearni model	0,2 m ² s ⁻³
Vrijeme korelacije akceleracije	25 s
Procesni šum akceleracije	8 m ² s ⁻⁴
Vjerojatnost zadržavanja linearnog gibanja	0,3
Vjerojatnost zadržavanja manevrira	0,98
π_0	0,9
π_1	0,1

Smetnja u okolici praćenog cilja bila je kombinacija smetnje mora i jake kiše te šuma svojstvenog radarskom senzoru s frekvencijskom modulacijom, slika 8. Estimacija staze ilustrirana je slikom 9. Visoka vjerojatnost primjetljivosti, ilustrirana slikom 10a, ukazuje na stabilno praćenje, unatoč velikom broju mjerenja unutar volumena valjanosti kako prikazuje slika 11a. Također je gibanje cilja skoro linearno kroz cijelo vrijeme trajanja staze, kako pokazuje tijek vjerojatnosti modela ilustriran slikom 10b. Uzoračke estimacije prostorne gustoće smetnje $\hat{\lambda}$, kao i vjerojatnosti lažne detekcije \hat{P}_{FA} , ilustrirane su slikama 11b i c.



SI 10: Rezultati praćenja: (a) tijekom vjerojatnosti primjetljivosti i (b) tijekom vjerojtnosti modela gibanja.



SI 11: Rezultati praćenja: (a) broj mjerenja unutar volumena valjanosti, (b) estimacija prostorne gustoće smetnje i (c) estimacija vjerojatnost lažne detekcije.

4. Zaključak

Specifičnosti Jadrana (spektar valne energije, odnos brzine vjetra prema efektivnoj visini valova, malo privjetrište, veliki broj otoka), sugeriraju potrebu provedbe velikog broja mjerenja elektromagnetskog raspršenja od morske površine za evaluaciju dobrog parametarskog modela smetnje, za upadne kutove (ispod 1°) kakvi se mogu očekivati u primjenama radarskog senzora na bespilotnoj površinskoj platformi te visokih upadnih kutove (iznad 10°) koji se mogu očekivati primjenom na bespilotnoj letjelici. Nasuprot tome, poluparametarska metoda implementirana neuronskom mrežom estimira statistiku smetnje isključivo na temelju mjerenje, bez potrebe za poznavanjem modela. Praćenje ciljeva male radarske refleksijske površine, vjerojatno maskiranog valovima, može se dodatno poboljšati (u smislu povećanja vjerojatnosti zadržavanja staze) primjenom metode praćenja prije detekcije (TBD, engl. *Track Before Detect*), gdje se eksplicitni proces detekcije eliminira te se implicitno provodi unutar samog estimatora. Pri tome je točnost estimacije razdioba odjeka smetnje i cilja od krucijalne važnosti. U odnosu na radarski senzor primijenjen u dosadašnjim praktičnim ispitivanjima (odjeljak 3), amplitudna razlučivost senzora treba biti veća, minimalno 256 diskretnih razina kvantizacije.

Literatura

- [1] PCE: Radarski sustavi – pokrivanje, *Dostupan na* http://www.pce.hr/radar_systems/coverage/coverage.html *Pristupljeno:* 2020-12-12
- [2] PCE: Zaštita Zelene i Plave granice, *Dostupno na* https://www.pce.hr/ptns/border_protect/border_protect.html *Pristupljeno:* 2020-12-12
- [3] Jakeman, E. & Tough, R. J. A.: Non-Gaussian models for the statistics of scattered waves, *Advances in Physics*, Vol. 37 (1988), Br. 5, str. 471-529
- [4] Gini, F. & Greco, M.: Texture modeling and validation using recorded high resolution sea clutter data, *Proceedings of the 2001 IEEE Radar Conference*, str. 387-392, ISBN: 0-7803-6707-3, Atlanta, GA, USA, svibanj 2001., IEEE
- [5] Bouvier, C., Martinet, L., Favier, G. & Artaud, M.: Simulation of radar sea clutter using autoregressive modelling and K-distribution, *IEEE International Radar Conference*, str. 425-430, ISBN: 0-7803-2121-9, Alexandria, VA, USA, svibanj 1995., IEEE
- [6] Sangston, K. J., Gini, F. & Greco, M. S.: Coherent radar target detection in heavy-tailed compound-Gaussian clutter, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 48 (2012), Br. 1, str. 64-77, ISSN: 0018-9251
- [7] Palamà, R., Greco, M. S., Stinco, P. & Gini, F.: Statistical analysis of bistatic and monostatic sea clutter, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 51 (2015), Br. 4, str. 3036-3054, ISSN: 0018-9251
- [8] Melief, H.W., Greidanus, H., Genderen, van, P. & Hoogeboom, P.: Analysis of sea spikes in radar sea clutter data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 44 (2006), Br. 4, str. 985-993, ISSN: 0196-2892
- [9] Katalinić, M., Čorak, M. & Parunov, J.: Analysis of wave heights and wind speeds in the Adriatic Sea, U *Maritime Technology and Engineering*, Taylor & Francis Group, ISBN: ISBN 978-1-138-02727-5, London, 2015, str. 1389-1394

- [10] Zorović, D., Mohović, R. & Mohović, Đ.: Prilog određivanju duljine vjetrovnih valova na Jadranu, *Naše more*, Vol. 60 (2003), Br. 3-4, str. 145-150, ISSN: 0469-6255
- [11] Johnsen, T.: Characterization of X-band radar sea-clutter in a limited fetch condition from low to high grazing angles, *2015 IEEE Radar Conference*, str. 109-114, ISBN: 978-1-4673-9655-4, Johannesburg, South Africa, listopad 2015., IEEE
- [12] Ward, K. D. & Watts, S.: Use of sea clutter models in radar design and development, *IET Radar, Sonar & Navigation*, Vol. 4 (2010) Br. 2, str. 146-157, ISSN: 1751-8784
- [13] Haykin, S.: *Neural networks: a comprehensive foundation*, Prentice Hall, ISBN: 978-0132733502, New York, (1999)
- [14] Modha, D. S. & Fainman, Y.: A learning law for density estimation, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5 (1994), Br. 3, str. 519-523, ISSN: 1045-9227
- [15] Likas, A.: Probability density estimation using artificial neural networks, *Computer Physics Communications*, Vol. 135 (2001), str. 167-175, ISSN: 0010-4655
- [16] Parzen, E.: On estimation of a probability density function and mode, *Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 33 (1963), Br. 3, str. 1065-1076
- [17] Trentin, E. & Freno, A.: Unsupervised nonparametric density estimation: A neural network approach, *2009 International Joint Conference on Neural Networks*, str. 3140-3147, ISBN: 978-1-4244-3548-7, Atlanta, GA, USA, lipanj 2009., IEEE
- [18] Xiongfeng, F., Xianhui, Y. & Yongmao, X.: A new method for density estimation by using forward neural network, *International Joint Conference on Neural Networks*, str. 1461-1464, ISBN: 0-7803-5529-6, Washington, DC, USA, srpanj 1999., IEEE
- [19] Trávén, H. G. C.: A neural network approach to statistical pattern classification by „semi-parametric“ estimation of probability density functions, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 2 (1991), Br. 3, str. 366-377, ISSN: 1045-9227
- [20] Vondra, B. & Bonefačić, D.: Mitigation of the effects of unknown sea clutter statistics by using radial basis function network, *Radioengineering*, Vol. 29 (2020), Br. 1, str. 215-227, ISSN: 1805-9600
- [21] Forney, G. D.: The Viterbi algorithm, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 61 (1973), Br. 3, str. 268-278, ISSN: 0018-9219
- [22] Quach, T. & Farooq, M.: Maximum likelihood track formation with the Viterbi algorithm, *Proceedings of the 33rd IEEE Conference on Decision and Control*, str. 271-276, ISBN: 0-7803-1968-0, Lake Buena Vista, FL, USA, prosinac 1994., IEEE
- [23] Pulford, G. & Scala, B. L.: Over-the-horizon radar tracking using the Viterbi algorithm. Second Report to DSTO, *Dostupan na* <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.46.4722&rep=rep1&type=pdf> *Pristupljeno*: 2020-12-20
- [24] Vondra, B. & Bonefačić, D.: Estimation of heavy-tailed clutter density using adaptive RBF network, *22nd International Conference on Applied Electromagnetics and Communications (ICECom)*, str. 1-6, ISBN: 978-9-5360-3771-1, Dubrovnik, Croatia, rujan 2016., IEEE
- [25] Bakker, R. & Currie, B.: The Dartmouth database, *Dostupan na* <http://soma.ece.mcmaster.ca/ipix/dartmouth/index.html> *Pristupljeno*: 2020-01-17
- [26] Balleri, A., Nehorai, A. & Wang, J.: Maximum likelihood estimation for compound gaussian clutter with inverse gamma texture, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 43 (2007), Br. 2, str. 775-779, ISSN: 0018-9251
- [27] Bocquet, S.: *Parameter estimation for Pareto and K distributed clutter with noise*, IET Radar, Sonar & Navigation, Vol. 9 (2015), Br. 1, str. 104-113, ISSN: 1751-8784
- [28] Zeevi, A. J. & Meir, R.: Density estimation through convex combinations of densities: Approximation and estimation bounds, *Neural Networks*, Vol. 10 (1997), Br. 1, str. 99-109

- [29] Ghahramani, Z.: Solving inverse problems using an EM approach to density estimation, U *Proceedings of the 1993 Connectionist Models Summer School*, Lawrence Erlbaum Associates, Inc., ISBN: 978080581590010, Industrial Avenue, Mahwah, NJ 07430, USA, 1994, str. 316-323
- [30] Swerling, P.: Probability of detection for fluctuating targets, *IRE Transactions on Information Theory*, Vol. 6 (1960), Br. 2, str. 269-308, ISSN: 0096-1000
- [31] Pulford, G. W. & Scala, B. F. L.: Multihypothesis Viterbi data association. Algorithm development and assessment, *IEEE Transactions On Aerospace And Electronic Systems*, Vol. 46 (2010), Br. 2, str. 583-609, ISSN: 1557-9603
- [32] Li, N. & Li, X. R.: Target perceivability and its applications, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 49 (2001), Br. 11, str. 2588-2604, ISSN: 1053-587X
- [33] Scala, B. L. & Pulford., G. W.: Manoeuvring target tracking with the IMM-VDA algorithm, *8th International Conference on Information Fusion*, ISBN: 0-7803-9286-8, Philadelphia, PA, USA, srpanj 2005., IEEE
- [34] Herselman, P. L., Baker, C. J. & Wind, de, H. J.: An analysis of X-band calibrated sea clutter and small boat reflectivity at medium-to-low grazing angles, *International Journal of Navigation and Observation*, Vol. 2008, str. 1-14
- [35] Arasaratnam, I. & Haykin, S.: Cubature Kalman filters, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 54 (2009), Br. 6, str. 1254-1269, ISSN: 0018-9286