

ИЗБОР АЛГОРИТМА ЗА ПРИДРУЖИВАЊЕ ПОДАТАКА У СИСТЕМИМА ПРАЋЕЊА ВИШЕ ЦИЉЕВА

Даворин Миклуц, Крстић Горан, Војна академија, Београд
Бојан Зрнић, Министарство одбране СЦГ, Београд

Садржај – У овом раду је извршена компаративна анализа алгоритама за придруживање података који се најчешће користе у системима за праћење више циљева. Основни критеријум за поређење је средњеквадратна грешка естимације и вероватноћа погрешне доделе, на основу чега ће бити изабран оптимални алгоритам за придруживање података од пет тестираних алгоритама користећи две технике за формирање јединствене матрице асоцијације.

1. УВОД

Праћење више циљева је функција радарског система повезана са постојањем одређеног сектора осматрања који се претражује радарским снопом и периодичну екстракцију угаоних координата (азимута и елевације), даљине и брзине циљева који су откривени унутар датог сектора.

У процесу праћења формирају се ткз. *трагови* који представљају трајекторију циља унутар сектора осматрања. Праћење циљева је процес сортирања *опсервација* (детекција) циља које настају у току једног циклуса претраживања и њихова *додела* (*придруживање*) одговарајућим претходно успостављеним траговима циља. Траг је дакле део скупа опсервација који потичу од истог објекта (циља). Циљ праћења је да се на основу скупа мерења које генерише сензор у одређеном сектору осматрања формирају делови тог скупа који потичу од истог извора. Када се траг формира и потврди (и на тај начин редукују лажни аларми и други шумови), почиње процес филтрације и предикције параметара циља за сваки траг.

Функционални елементи класичног МТТ система са рекурзивном обрадом дати су на слици 1 [1].

Да би смо објаснили принцип рада МТТ система, претпоставимо да је рекурзивном обрадом дошло до формирања трагова у претходном циклусу сканирања.

Нови подаци (опсервације) стижу са сензора и најпре се анализирају са аспекта занављања постојећих трагова. Тестирање типа прозора се уводи да би се одредили парови опсервација-траг који су могући, а затим се користи много рафиниранији алгоритам придруживања да би се одредили коначни парови опсервација-траг. Опсервације које нису додељене постојећим траговима служе за иницијализацију нових трагова који имају статус привремених. Привремени трагови постају потврђени трагови када број и квалитет опсервација укључених у траг задовољи критеријум за потврду. На сличан начин, ако постоје трагови лошег квалитета (што је одређено историјом претходних занављања), они се бришу. На крају, после укључења нових опсервација, врши се предикција места доласка нових опсервација. Прозори се центрирају око тих места и циклус обраде се понавља.

У овом раду су анализирана три различита алгоритма за придруживање података у системима за праћење више циљева. Основни критеријум за упоредну анализу је била

средњеквадратна грешка естимација позиције циљева. За филтрацију и предикцију је примењен ИММ алгоритам.

2. ОПИС РЕФЕРЕНТНЕ ТРАЈЕКТОРИЈЕ

Да би се алгоритми тестирали под реалним условима, било је потребно генерисати путању два циља која се састоји из праволинијског кретања (кретање без маневра) и брзог заокрета (маневар).

Референтна трајекторија је генерисана по узору на трајекторију дату у литератури [1], како би се могла остварити квалитативна контрола добијених резултата.

Референтна трајекторија описује кретање два циља који се налазе на удаљености око 70 км од радара, али на азимутима од 45° и 46,1°. Оба циља се крећу брзином од $V_1=V_2=311\text{m/s}$ ка радару и у 34-тој секунди отпочињу маневар са интензитетом 4g, који траје до 42 секунде. Симулација траје укупно 72 секунде са периодом обнављања података (један обрт антене) од $T=4$ секунде.

Координате положаја x_m и y_m описане су са:

$$x_m = r_m \sin \theta_m, y_m = r_m \cos \theta_m \quad (1)$$

где су r_m и θ_m измерени даљина и азимут.

Претпостављено је да радарски сензор има стандардну девијацију грешке мерења даљине $\sigma_r=20\text{m}$, док је стандардна девијација грешке мерења азимута $\sigma_\theta=2.5\text{mrad}$.

Због конверзије поларних координата у правоугле, коваријациона матрица шума мерења је одређена према следећем изразу [1]

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 \sin^2 \theta_m + r_m^2 \sigma_\theta^2 \cos^2 \theta_m & \cos \theta_m \sin \theta_m (\sigma_r^2 - r_m^2 \sigma_\theta^2) \\ \cos \theta_m \sin \theta_m (\sigma_r^2 - r_m^2 \sigma_\theta^2) & \sigma_r^2 \cos^2 \theta_m + r_m^2 \sigma_\theta^2 \sin^2 \theta_m \end{bmatrix} \quad (2)$$

3. ФИЛТРИРАЊЕ И ПРЕДИКЦИЈА

ИММ алгоритам

У модерним системима за праћење више циљева обично се користи неколико Калманових филтера са различитим моделима кретања циљева (вишеструки модели, multiple model) који раде паралелно. Ово је једна од форми нелинеарног филтрирања која је показала велико унапређење перформанси у односу на оне које се типично добијају ако се користи само један филтер. Најпознатији и данас највише примењиван је интерактивни вишеструки модел (ИММ, Interactive Multiple Model) који даје добре резултате посебно за праћење циљева који праве сложене маневре.

ИММ алгоритам се састоји из два Калманова филтера у паралели са моделима кретања циља чије је убрзање описано као део по део константни бели шум (piece wise white ...), и то са стандардним девијацијама шума процеса $\sigma_1=g/2$, (да би били обухваћени благи маневри) и $\sigma_2=2g$ (да би били обухваћени оштри маневри), где је $g=10\text{ m/s}^2$ убрзање Земљине теже.

Праћење циљева се врши по два стања по свакој координати, тј. по позицији и брзини, тако да је укупни вектор стања

$$X=[x \ x_v \ y \ y_v]. \quad (3)$$

Матрице прелаза стања и утицаја шума процеса на вектор стања за оба модела су:

$$F_1 = F_2 = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_1 = G_2 = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (4)$$

Коваријациона матрица шума процеса је:

$$Q^j = \sigma_j^2 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{ за } j=1,2. \quad (5)$$

ИММ алгоритам је пројектован са следећим вероватноћама за прелазак на нови модел [1]

$$\begin{aligned} p_{11}=0.95 \quad p_{12}=0.05 \\ p_{22}=0.1 \quad p_{21}=0.9. \end{aligned} \quad (6)$$

4. АЛГОРИТМИ ЗА ПРИДРУЖИВАЊЕ ПОДАТАКА

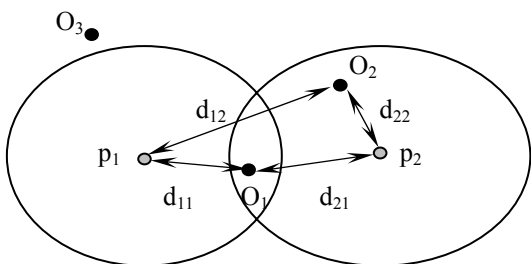
Процес придруживања података подразумева додељивање опсервација траговима, тј. у сваком тренутку праћења потребно је извршити асоцијацију пристиглих опсервација са предикцијом.

Стандардни приступ решавању проблема асоцијације зове се приступ глобално најближег суседа (GNN, global nearest neighborhood). Он обезбеђује јединствену доделу тако да највише једна опсервација може бити употребљена за ажурирање једног трага. Постоје неколико алгоритама, који се решавају проблем доделе у поменутој методи, а већина алгоритама се заснива на статистичкој дистанци.

Процес придруживања се одвија кроз следеће фазе:

1. фаза: *Формирање прозора и тест валидности опсервација*

Да би се формирао прозор потребно је одредити његов центар, облик и димензије. Центар прозора је по правилу одређен предикцијом положаја циља.



Слика 1. Геометријска представа процеса тестирања валидности опсервација: предикција (p_1, p_2), опсервација (O_1, O_2, O_3) и међусобних дистанци ($d_{11}, d_{12}, d_{21}, d_{22}$)

Облик прозора је најчешће правоугаони или елипсоидни, а димензије прозора зависе од претпостављене вероватноће да ће се опсервација која је настала од циља наћи унутар прозора. Процес формирања прозора и тестирања да ли се опсервације налазе унутар прозора означава се као *прозоровање* (gating).

У овом раду је кориштен елипсоидни тип прозора (gate), а његова димензија се за i -ту предикцију, тј. за i -ти

траг израчунава према следећем (ако је димензија мерења $M=2$):

$$G_i = -2 * \log(1-PG), \quad (7)$$

где је PG вероватноћа да ће j -та опсервација упасти унутар прозора величине G [2], тако да за $PG=0.9997$, $G=16.2235$. То је вредност за димензију прозора која је примењена у овом раду. Овај облик прозора подразумева да ће опсервација бити валидна ако норма вектора резидуала (иновација) придруженог тој опсервацији задовољава следећу релацију:

$$d^2 \leq G, \quad (8)$$

Дакле, за сваку j -ту опсервацију израчунава се иновација у k -том тренутку у односу на i -ти траг:

$$v_{ij}(k) = z_j(k) - \hat{z}_i(k|k-1) \quad (9)$$

а затим се рачуна дистанца према следећем:

$$d_{ij}^2 = v_{ij}^T * S_i^{-1} * v_{ij} \quad (10)$$

где је S_i матрица резидуала из израза за појачање у Калмановом филтеру.

На основу добијене дистанце може се дефинисати вероватноћа λ_{ij} (i -тог траг и j -те опсервације) која се добија Гаусовом расподелом функције придруживања:

$$\lambda_{ij} = \frac{e^{-d_{ij}^2/2}}{(2\pi)^{M/2} \sqrt{|S_i|}} \quad (11)$$

Затим се на основу добијених дистанци врши тестирање према изразу (8), на основу којег се формира матрица асоцијације по моделима ИММ алгоритма чији су елементи дати следећим изразом:

$$A_{ij} = \begin{cases} d_{ij}^2 + \ln(\det(S_{ij})), & d_{ij}^2 \leq G \\ 0, & d_{ij}^2 \geq G \end{cases} \quad (12)$$

Последњи корак прве фазе је формирање јединствене матрице асоцијације, на основу појединачних матрица асоцијације добијених по моделима. Користе се две технике, било да су елементи матрице асоцијације вредност дистанце d_{ij} или вероватноћа λ_{ij} :

- техника максималне дистанце, односно вероватноће
- техника здружене дистанце, односно здружене вероватноће

Техником максималне дистанце, односно максималне вероватноће, се добија јединствена матрица асоцијације чији елементи су дати изразом:

$$d_{ij} = \max_{q=1..r} (d_{ij}^q), \text{ или } \lambda_{ij} = \max_{q=1..r} (\lambda_{ij}^q) \quad (13)$$

док су елементи јединствене матрице асоцијације техником здружене дистанце, односно вероватноће дати изразом:

$$d_{ij} = \sum_{q=1..r} \mu_q d_{ij}^q, \text{ или } \lambda_{ij} = \sum_{q=1..r} \mu_q \lambda_{ij}^q \quad (14)$$

где је r број модела у ИММ алгоритма, док је μ вероватноћа прелаза модела. У овом раду је $r=2$.

2. фаза: *Додељивање опсервација траговима*

Након формирања матрице асоцијације следи решавање проблема доделе једне опсервације једном

трагу. У овом раду су упоређени следећи алгоритми за додељивање:

- алгоритам глобално најмање дистанце
- алгоритам глобално највеће вероватноће
- Мункрисов алгоритам
- аукциони алгоритам
- аукциони алгоритам са n најбољих решења

Алгоритам глобално најмање дистанце

Алгоритам глобално најмање дистанце се заснива на следећим правилима:

- доделити опсервацију трагу, ако је једина у прозору тог трага
- доделити траг опсервацији, ако је прозор тог трага обухвата једну опсервацију
- доделити j -ту опсервацију i -том трагу, чија је дистанца најмања у матрици асоцијације.

Алгоритам глобално највеће вероватноће

Алгоритам глобално највеће вероватноће се заснива на матрици асоцијације, чији су елементи вероватноће λ_{ij} , док су правила алгоритма иста као и у алгоритму глобално најмање дистанце, осим што се у трећем правилу додељује j -та опсервација i -том трагу, чија је вероватноћа (λ_{ij}) највећа у матрици асоцијације.

Мункрисов алгоритам

Користи матрицу асоцијације, чији су елементи дистанце. Правила која се примењују у Мункрисовом алгоритму описана су у [2].

Аукциони алгоритам

Аукциони алгоритам додељује j -ту опсервацију i -том трагу, ако је задовољена следећа релација:

$$[\max_i (a_{ij} - P_i)] - (a_{ij} - P_i) \leq \varepsilon \quad (15)$$

где је a_{ij} елемент матрице асоцијације, који повезује j -ту опсервацију и i -ти траг чија је цена трага P_i , а ε је мала вредност, мора бити мања од $1/n$, n – број трагова. Цена трага P_i се израчунава изразом:

$$P_{i,j} = P_i + y_j + \varepsilon \quad (16)$$

где је y_j разлика између највећег и другог по вредности трага за j -ту опсервацију.

Аукциони алгоритам са n најбољих решења

Користећи аукциони алгоритам добија се једна додела, међутим ако се дода критеријум суме додељених дистанци, тј. сума дистанци трагова и опсервација који су међусобно додељени, може се доћи до закључка да решење добијено аукционим алгоритмом не мора да буде оптимално. Дакле, у односу на већ добијено решење аукционим алгоритмом, формирају се теоретски могуће остале доделе, а затим се сортирају према суми дистанци, а као коначну доделу одабира се додела са најмањом сумом дистанци.

5. РЕЗУЛТАТИ СИМУЛАЦИЈА

Извршено је 300 Monte Carlo симулација да би се упоредили резултати на основу средњеквадратне грешке по позицији (root square mean error - RMSE), која се рачуна

$$x_{pi} = \sqrt{(x_i - x_{ci})^2 + (y_i - y_{ci})^2} \quad (17)$$

где је x_{pi} грешка по позицији у i -тој симулацији, док су x_i и y_i естимације по координатама, а x_{ci} и y_{ci} вредности координата циља без мерног шума у i -тој симулацији.

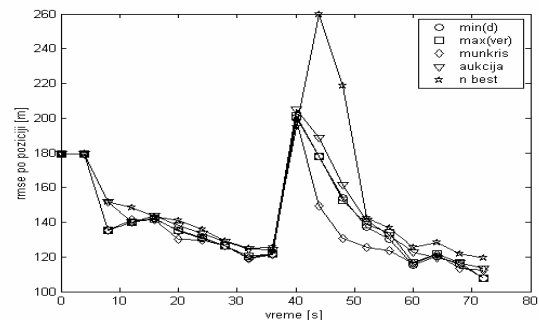
Укупна средњеквадратна грешка се израчунава на следећи начин:

$$x_p = \left(\sum_{i=1}^n x_{pi}^2 \right) / n \quad (18)$$

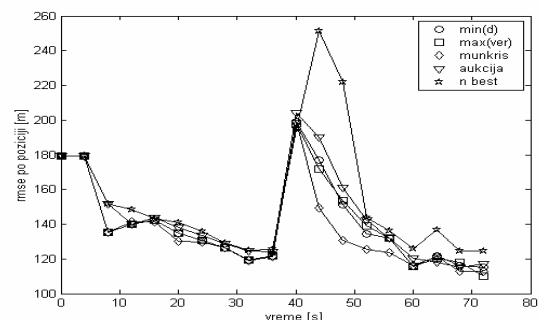
где је n број Monte Carlo симулација.

На слици 4 и 5 су представљене средњеквадратне грешке естимације позиције првог циља (добијене са три различита алгоритма филтрације), при чему је стандардна девијација грешке мерења азимута била $\sigma_\theta = 2.5 \text{ mrad}$.

Други критеријум, употребљен у овом раду је вероватноћа погрешне доделе (miscorrelation probability). Упоредује се додела у k -том тренутку у односу на доделу у $k-1$ тренутку. У случају да додела иста, догађају се даје вредност 0, у супротном 1. Након 300 Monte Carlo симулација сума догађаја се подели са укупним бројем Monte Carlo симулација (300) и тиме се добија вероватноћа погрешне доделе.



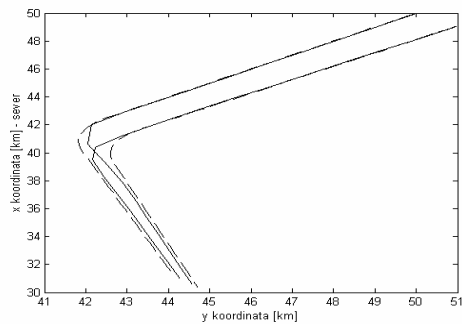
Слика 2. Средњеквадратна грешка са техником максималне дистанце, односно вероватноће



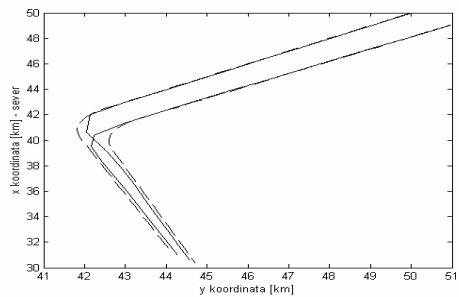
Слика 3. Средњеквадратна грешка са техником здружене дистанце, односно вероватноће

ЗАКЉУЧАК

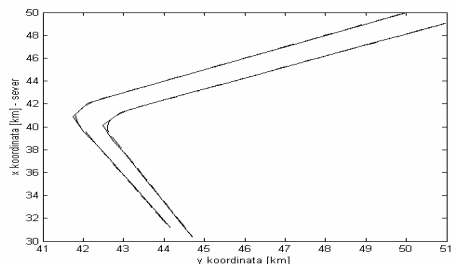
На основу критеријума средњеквадратне грешке и критеријума погрешне доделе, види се предност Мункрисовог алгоритма у односу на остале тестиране алгоритме, тачније не формира погрешну доделу у тренуцима маневра, што није случај са осталим алгоритмима. Одабир једне од две предложене технике формирања јединствене матрице није од битнијег значаја за придруживање података, јер се резултати готово не разликују. Аукциони алгоритам са n најбољих решења је дао најлошије резултате.



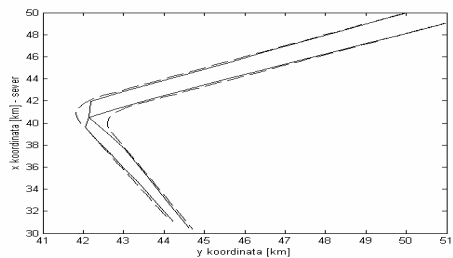
a)



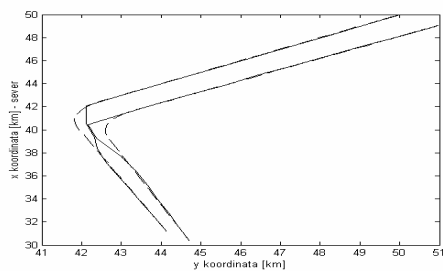
б)



в)

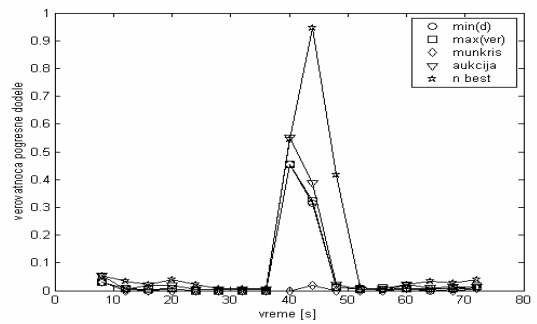


г)

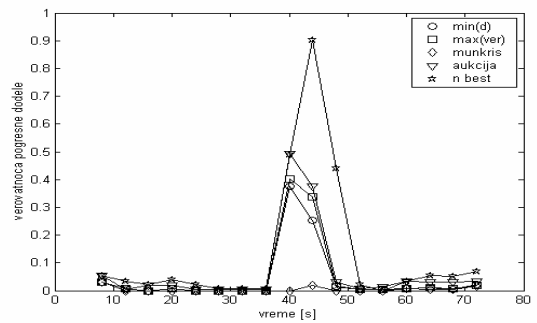


д)

Слика 4. Трајекторије циљева са естимацијама, а) алгоритам минималне дистанце, б) алгоритам максималне вероватноће, в) мункрисов алгоритам, г) аукциони алгоритам и д) аукциони алгоритам са најбољих решења



a)



б)

Слика 5. Вероватноћа погрешне доделе за свих пет алгоритама, а) техником максимума дистанце, односно вероватноће и б) техником здружене дистанце, односно вероватноће.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Y. Bar-Shalom, W. Dale Blair, *Multitarget – Multisensor tracking: Applications and Advances, Vol. 3*, Boston, Artech House, 2000
- [2] S. Blackman, *Multiple Target Tracking with Radar Applications*, Dedham, Artech House, 1986
- [3] S. Blackman, R. Popoli, *Design and Analysis of Modern tracking systems*, Boston, Artech House, 1999

Abstract – This paper provides a comparative analysis of algorithms for data association, which are most frequently applied in multitarget tracking systems. The main criterion for comparison is the root mean square error of position estimation and miscorrelation probability, on the basis of which, by using two techniques to form a common association matrix, an optimal algorithm for data association will be chosen among the five tested.

CHOICE OF ALGORITHM FOR DATA ASSOCIATION IN MULTITARGET TRACKING SYSTEMS

Davorin Mikluc, Goran Krstić, Bojan Zrnić