

ИЗБОР АЛГОРИТМА ЗА ФИЛТРАЦИЈУ У СИСТЕМИМА ПРАЋЕЊА ВИШЕ ЦИЉЕВА

Даворин Миклуц, Бојан Зрнић, Горан Дикић, Војна академија, Београд

Садржај – У овом раду је извршена компаративна анализа алгоритама за филтрацију који се најчешће користе у системима за праћење више циљева. Основни критеријум за поређење је средњеквадратна грешка естимације. На основу њега је, од три тестирана, изабран оптимални алгоритам за филтрацију.

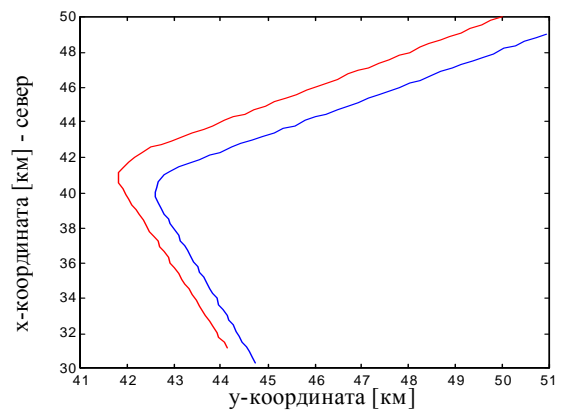
1. УВОД

Мноштво циљева, постојање лажних одраза као и пробабилитичка природа њиховог кретања значајно усложњавају процес успостављања корелације између опсервација прикупљених узастопним осматрањем простора у окружењу одговарајућег сензора.

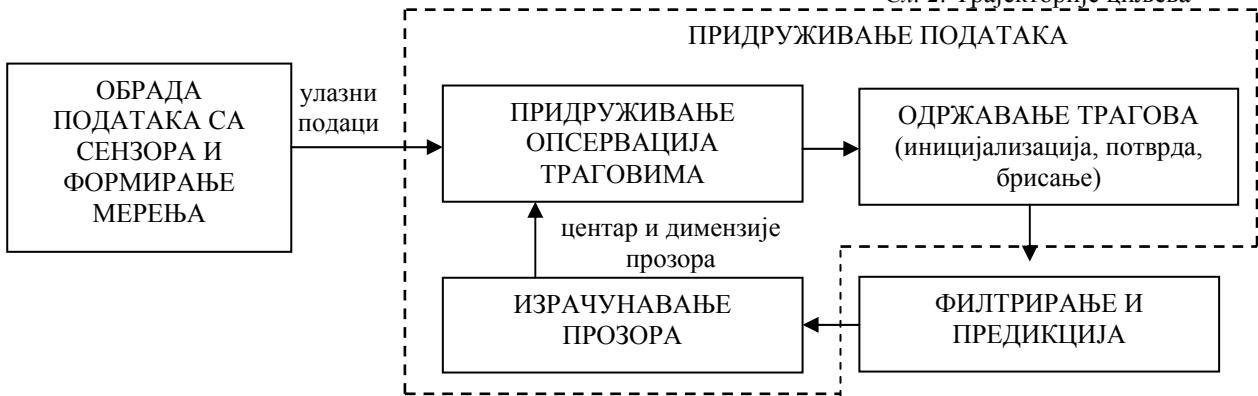
У процесу праћења формирају се трагови који представљају трајекторију циља унутар сектора осматрања. Праћење циљева је процес сортирања опсервација (детекција) циља које настају у току једног циклуса претраживања и њихова додела (придруживање) одговарајућим претходно успостављеним траговима циља. Траг је дакле део скупа опсервација који потиче од истог објекта (циља). Када се траг формира и потврди (и на тај начин редукују лажни аларми и други шумови), почиње процес филтрације и предикције кинематских стања одговарајућег циља. Функционални елементи класичног МТТ система са рекурзивном обрадом дати су на слици 1 [1].

састоји из праволинијског кретања (кретање без маневра) и брзог заокрета (маневар).

Референтна трајекторија је генерисана, по узору на литературу [1], симулацијом кретања два циља који се налазе на удаљености око 50 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. Изглед референтних трајекторија је приказан на слици 2.



Сл. 2. Трајекторије циљева



Сл. 1. Основни елементи система за праћење више циљева (МТТ систем)

Претпостављајући да је у претходном циклусу осматрања извршена иницијализација трагова процес обраде података у МТТ систему се одвија пролазећи кроз фазе ажурирања постојећих и иницијализације нових трагова као и брисање трагова који у одређеном временском интервалу нису потврђени пристизањем нових опсервација. При томе је, у овом раду, за подруживање података примењена метода глобалног најближег суседа (Global Nearest Neighbour - GNN).

2. ОПИС РЕФЕРЕНТНЕ ТРАЈЕКТОРИЈЕ

Да би се алгоритми тестирали под реалним условима, било је потребно генерисати путању два циља која се

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 посматрана у два случаја: $\sigma_\theta=2.5 \text{ mrad}$ и $\sigma_\theta=6 \text{ mrad}$.

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. АЛГОРИТМИ ЗА ФИЛТРАЦИЈУ И ПРЕДИКЦИЈУ

Филтрирање је процес у којем се асоциране опсервације укључују у процес занављања естимираних параметара трага којем су додељене. Процес предикције треба да се заврши док не стигну подаци из новог циклуса сканирања. Предикција параметара је веома важна јер дефинише центар прозорског региона који се користи у процесу придруживања података. Величина прозора је директно сразмерна степену поверења у тачност предикције, који се може добити ако се за филтрирање користи Калманов филтер (на основу матрице коваријансе грешке предикције). Због овога, као и других разлога наведених у даљем току овог текста, Калманов филтер је најчешће примењиван алгоритам филтрације у модерним системима за праћење. Развој дигиталних рачунара је омогућио да Калманов филтер потпуно потисне филтере засноване на фиксним коефицијентима (α - β - γ филтери) који имају знатно мању нумеричку сложеност.

Поред претходно поменутих, додатне особине које квалификују Калманов филтер за примену у МТТ системима су:

Секвенца појачања се бира аутоматски, на основу претпостављених модела маневра циља и мерног шума. То значи да се исти филтер може користити за различите услове окружења и типове циљева само изменом одговарајућих параметара, без измене структуре филтера.

Секвенца Калмановог појачања се аутоматски адаптира на промене у процесу детекције, као што су промена периоде одабирања или изостанак детекција.

Калманов филтар обезбеђује погодну меру тачности естимације и предикције, преко одговарајућих коваријационих матрица.

Применом Калмановог филтера могуће је делимично компензирати ефекат грешки придруживања у случају велике концентрације циљева

У литератури која се бави проблемом праћења више циљева постоји неколико различитих приступа у примени концепта Калмановог филтера. У овом раду су анализирани најчешће примењивани приступи са циљем да се направи оптималан избор за дати сценарио.

Анализирани су следећи алгоритми за филтрирање и предикцију:

- Калманов филтер са моделом кретања циља чије је убрзање део по део константни бели шум,
- ИММ алгоритам (Interactive Multiple Model), са два модела кретања циља,
- Калманов филтер са Сингеровим моделом кретања циља.

Опис система у простору стања је дата са следећим једначинама

$$X(k)=F(k,k-1)X(k-1)+G(k,k-1)w(k-1), \quad (3)$$

$$Z(k)=H(k)X(k-1)+v(k), \quad (4)$$

где је F матрица прелаза стања, X вектор стања, G матрица утицаја шума процеса на вектор стања, w шум процеса, Z вектор мерења и v шум мерења.

Калманов филтер са моделом кретања циља, чије је убрзање део по део константни бели шум (piecewise constant Wiener process acceleration model - PCWPAM)

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

$$X=[x \ x_v \ y \ y_v]. \quad (5)$$

Матрице прелаза стања и утицаја шума процеса на вектор стања су:

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad G = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \end{bmatrix}. \quad (6)$$

Матрице коваријансе шума процеса и мерења су:

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 \\ 0 & \sigma^2 \end{bmatrix}; \quad H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

Калмановим филтер са Сингеровим моделом кретања циља

Праћење циљева се извршава по три стања дуж сваке од координата. Вектор стања је дат са

$$X=[x \ x_v \ x_a \ y \ y_v \ y_a]. \quad (8)$$

Матрица прелаза стања је

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

Матрица мерења је

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

Сингеров модел кретања циља подразумева да је убрзање циља експоненцијално корелисан случајни процес [2].

Следећи параметри су одабрани за Сингеров модел кретања циља [2]:

а) Временска константа трајања маневра $\tau=10$;

б) Максимално могуће убрзање циља

$A_{\max}=40$;

в) вероватноћа да ће маневар циља достићи A_{\max} је $P_{\max}=0.9$;

г) Вероватноћа да циљ неће извести маневар $P_0=0.1$;

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. За оба модела важи израз (5)

$$G_1=G_2= G \text{ и } F_1=F_2=F. \quad (11)$$

Коваријациона матрица шума процеса

$$Q^j = \sigma_j^2 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{ за } j=1,2. \quad (12)$$

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

$$\begin{aligned} p_{11}=0.95 \quad p_{12}=0.05 \\ p_{22}=0.1 \quad p_{21}=0.9. \end{aligned} \quad (13)$$

4. 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

$$x_{pi} = \sqrt{(x_i - x_{ci})^2 + (y_i - y_{ci})^2}. \quad (14)$$

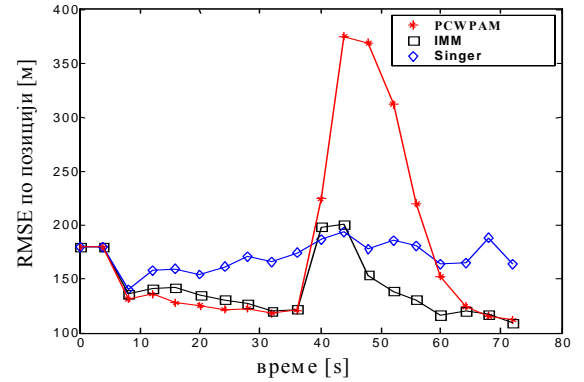
где је x_{pi} грешка по позицији у i -тој симулацији, док су x_i и y_i естимације по координатама, а x_{ci} и y_{ci} вредности координата циља без мерног шума у i -тој симулацији.

Укупна средњеквадратна грешка се израчунава на следећи начин:

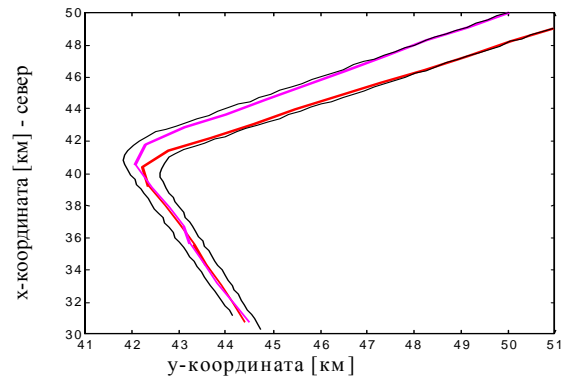
$$x_p = \frac{\left(\sum_{i=1}^n x_{pi}^2 \right)}{n}. \quad (15)$$

где је n број Monte Carlo симулација.

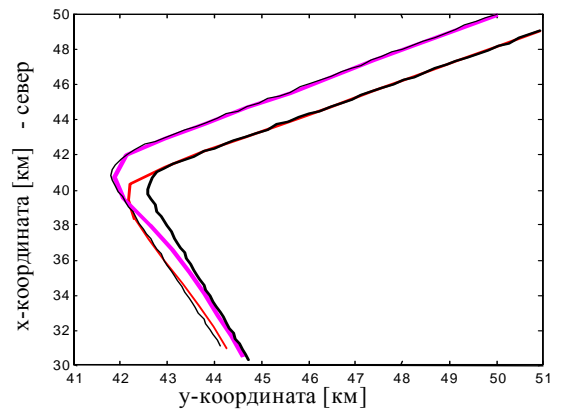
На слици 3 су представљене средњеквадратне грешке естимације позиције првог циља (добијене са три различита алгоритма филтрације), при чему је стандардна девијација грешке мерења азимута била $\sigma_\theta=2.5 \text{ mrad}$.



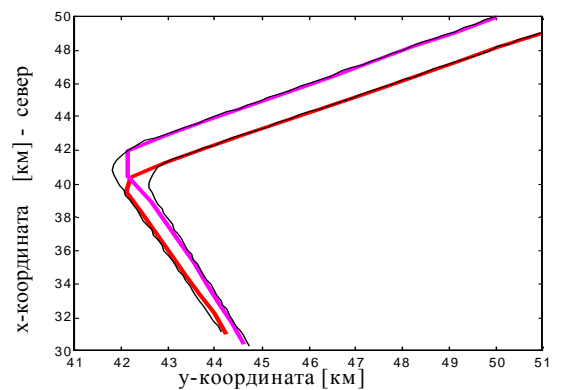
Сл. 3. Средњеквадратна грешка по позицији



Сл. 4. Калманов филтар, PCWPAM



Сл. 5. Сингеров модел

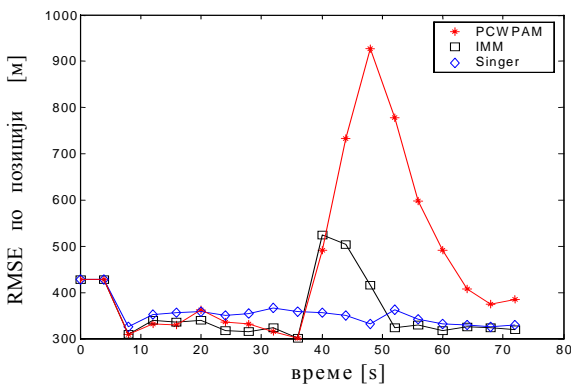


Сл. 6. ИММ алгоритам

На сл. 4, 5 и 6 су представљене стварне трајекторије циљева и естимирани трајекторије за сва три примењена алгоритма. Анализирајући средњеквадратну грешку по позицији, може се закључити да ИММ алгоритам даје најбоље резултате.

Закључак је да у сва три случаја долази до погрешне одлуке у моменту извођења маневра, те се трајекторије естимација по положају укресте, што је лоше особина, која се појавила услед оштрог маневра. Овакав проблем је и очекиван јер је употребљена једна од наједноставнијих метода за придруживање, метод глобално најближег суседа.

На основу [1], извршена је потпуно иста анализа, али са стандардном девијацијом грешке мерења азимута од $\sigma_\theta=6\text{mrad}$, слика 7. Добијени резултати су аналогни резултатима добијени са стандардном девијацијом грешке мерења азимута од $\sigma_\theta=2.5\text{mrad}$.



Сл. 7. Средњеквадратна грешка по позицији са стандардном девијацијом шума мерења $\sigma_\theta=6\text{mrad}$

5. МЕТОД ЗА ПРИДРУЖИВАЊЕ ПОДАТАКА

При решавању проблема асоцијације усвојен је GNN приступ који је обезбеђено да највише једна опсервација буде употребљена за ажурирање једног трага.

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. 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 коришћен елипсоидни тип прозора (gate), а његова димензија се за i -ту предикцију, тј. за i -ти траг израчунава према следећем (ако је димензија мерења $M=2$) [2]

$$G_i = -2 * \log(1 - PG), \quad (16)$$

где је PG вероватноћа да ће j -та опсервација упасти унутар прозора величине G , 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:

$$d^2 \leq G. \quad (17)$$

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

$$v_{ij}(k) = z_j(k) - \hat{z}_i(k|k-1), \quad (18)$$

а затим се рачуна дистанца према следећем:

$$d_{ij}^2 = v_{ij}^T * S_i^{-1} * v_{ij}, \quad (19)$$

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

Затим се на основу добијених дистанци врши тестирање према изразу (18), на основу којег се формира матрица асоцијације чији су елементи дати следећим изразом:

$$A_{ij} = \begin{cases} d_{ij}^2 + \ln(\det(S_{ij})), & d_{ij}^2 \leq G \\ 0, & d_{ij}^2 \geq G \end{cases} \quad (20)$$

2. фаза: *Додељивање опсервација траговима*

Алгоритам аукције [3] је употребљен за придруживање података., где се коначна одлука формира на основу минималне дистансе (израз 20) између j -те опсервације и i -тог трага.

Формирање коначне одлуке код ИММ алгоритма се заснива на q матрица асоцијација, где је q број модела у ИММ алгоритму. Дакле, за сваки модел понаособ се изврши оптимална додела.

ЗАКЉУЧАК

На основу извршене анализе, закључује се да је за претпостављени сценарио, оптимални алгоритам за филтрацију и предикцију ИММ алгоритам са два модела који одговарају кретању циља без маневра и са брзим маневром. Грешка у додељивању опсервација траговима у тренуцима када циљеви маневришу настаје као последица несавршености алгоритма за асоцијацију, што ће бити предмет даљих истраживања.

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 the algorithm for filtration, which are most frequently applied in multitarget tracking systems. The main criterion for comparison is the root mean square error of position estimation, on the basis of which the optimal algorithm will be chosen for filtration among the three tested.

CHOICE OF ALGORITHM FOR FILTRATION IN MULTITARGET TRACKING SYSTEMS

Davorin Mikluc, Bojan Zrnić, Goran Dikić