

Анализа граничних вероватноћа детекције алгоритма сједињавања компонената трага

Звонко Радосављевић
Војнотехнички факултет у Београду
Република Србија
zvonko.radosavljevic@gmail.com

Бранко Ковачевић
Електротехнички факултет у Београду
Република Србија
kovacevic_b@etf.rs

Сажетак—У раду је испитан утицај ниских вероватноћа детекције на познати алгоритам сједињавања компонената трага (*ITS-Integrated Track Splitting*) за праћење једног циља. У *ITS* алгоритму, сваки од потенцијалних трагова формира своју независну групу хипотеза о кретању циља, свака са својом релативном вероватноћом, при чему свака хипотеза (компонента) садржи своју тврдњу о детекцији циља. 'Дрво' хипотеза индивидуалних потенцијалних циљева се даље грана и свака нова хипотеза се третира одвојено. *ITS* је тестиран експериментима са кретањем циља у окружењу униформног густог клатера. Експериментално су одређене границе успешног праћења циља у окружењу јаког клатера и показали ефикасност алгоритма у ситуацијама мале вероватноће детекције.

Кључне речи- праћење циљева; компоненте трага; Калманов филтер;

I. УВОД

Основни задатак праћења је формирање трагова који прате један или више циљева. У току процеса праћења циља, немамо информацију о стварном постојању циља, већ кроз трагове формиране на показивачу. Траг је скуп историје мерења, укључујући и текући скен, која се везују за један циљ који се прати. Стварна трајекторија и траг могу да се укрштају или да иду упоредо. Стари трагови су сви трагови из претходног скена, а нови трагови су естимације из текућег скена које су приписане старим траговима. Траг се иницијализује коришћењем мерења са сензора, тако што оба, стварни трагови (који прате циљ) и лажни трагови (који не прате циљ) симултано настају.

Алгоритми тестирања вишеструких хипотеза (*Multiple Hypothesis Testing-MHT*), збирно придруживање података по вероватноћи (*Integrated Probabilistic Data Association-IPDA*) и збирно сједињавање трага (*Integrated Track Splitting-ITS*) засновани су на изведеним претпоставкама линеарне пропагације трајекторије и линеарног модела мерења. Неке нелинеарности се могу свести конверзијом координата мерења [1] или заменом стандарног Калмановог филтра (*Kalman Filter-KF*) проширеним Калмановим филтром (*Extended Kalman Filter-EKF*) [2] или необрађеним Калмановим филтром (*Unscented Kalman Filter-UKF*) [3], [4] унутар *MHT*, *IPDA* и *ITS* алгоритма. Нелинеарна мерења као што су "праћење угловним координатама" (*Bearings Only*), "праћење временске разлике пристизања" (*Time Difference of Arrival-TDOA*), "праћење узимањем података од групе антена" (*Multistatic*),

имају веродостојност мерења која немају Гаусову расподелу. Било која расподела може се апроксимирати Гаусовом сумом производа [5,6]. Ово се користи у *ITS* апроксимацији комбиновањем Гаусовске веродостојности мерења (*Gaussian Mixture Measurement likelihood approximation ITS-GMM-ITS*) [7], који апроксимира веродостојност мерења *pdf* (*probability density function*) постериорног стања трајекторије помоћу комбинације Гаусових расподела. Апроксимација *GMM-ITS* се користи у веома сложеним ситуацијама праћења, где *EKF* и *UKF* не могу да постигну адекватне перформансе [8,9,10]. Филтер са честицама (*Particle Filter-PF*) [11] одабира нелинеарну (не-Гаусову) *pdf* стања скупом случајних честица. Они се прилагођавају нелинеарним мерењима и нелинеарној пропагацији стања. Филтер са честицама може се успешно применити у веома широком дијапазону примена. Негативна страна овог филтра је често потреба за великим бројем честица за примену у комплексним вишедимензионим сценаријима кретања, који типично резултују у око два реда величине већим вредностима амплитудама рачунарске сложености у односу на *GMM-ITS* [12].

У раду је предложен алгоритам сједињавања компонената трага. За разлику од постојећих алгоритама за праћење циљева, предложени *ITS* врши одбацивања лажних трагова (*False Track Discrimination-FTD*). То је процедура која препознаје и гаси лажне трагове и препознаје и потврђује тачне трагове. Корисник претпоставља да је сваки потврђен траг у ствари тачан. Потребно је спровести мерење квалитета трага, како би се постигла успешна *FTD* процедура. Захваљујући овој процедури, алгоритам може успешно да прати циљ на малим вероватноћама детекције $P_d < 0.5$. Рад је организован на следећи начин: после уводних разматрања, у другој глави дат је опис проблема који треба решити. Кораци предложеног алгоритма дати су у трећој глави, иза које следе резултати симулација предложеног алгоритма. На крају, у петој глави, дата су закључна разматрања.

II. ДЕФИНИСАЊЕ ПРОБЛЕМА

Мерења су подаци који стижу са радарских сензора у току једне периоде окретања антене. Када се естимација која представља излаз из филтра, придружи неком од пристиглих мерења, онда се она проглашава трагом. Током праћења, константно (рекурзивно током сваког скена,

односно окретаја антене у случају радара или неког другог изабраног сензора) се ажурира статус трага.

Компонента је основни елемент сваког трага ITS алгоритма. Услов да би се рачунале компоненте је претпоставка да циљ постоји, као и да једна и само једна од компоненти садржи праву секвенцу мерења циља. Свака компонента карактерише се средњом вредношћу, коваријансом и вероватноћом. Средња вредност одређује стање (позиција и брзина) компоненте, коваријанса грешку а вероватноћа компоненте је релативна вероватноћа да је та компонента тачна. Ако циљ постоји, претпоставља се да је барем једна компонента тачна. Сума свих релативних вероватноћа по свим компонентама мора бити једнака јединици. Другим речима, у скен се улази са старим компонентама, а у сваком скену се генеришу нове компоненте. На тај начин излаз сваког скена даје нове компоненте трага и из скена се излази само са новим компонентама.

Концепција настанка нове компоненте се састоји у интеракцији (спаривању) старе компоненте са селектованим мерењем (од те компоненте). Тако се средња вредност и коваријанса нове компоненте добија помоћу Калман филтра, као корак ажурирања (*Update step*), где постоји једно мерење (то је то селектовано мерење), а где је предикција- предикција старе компоненте. Спроводи се за свако мерење из претходног циклуса и свако селектовано мерење, и генерише, много нових компоненти. Разматра се временски дискретан линеарни динамички систем са Марковљевим скакањем (*Discrete-time dynamic jump-Markov linear system-MJLS*). Овакв систем се у дискретном временском интервалу k може описати помоћу једначина стања и мерења. Једначина стања (или трајекторија циља) се може описати преко једначине:

$$x_{k+1} = Fx_k + \varpi_k \quad (1)$$

док се једначина мерења може изразити као:

$$y_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

где је x_k описана кинематика кретања циља (положај, брзина и убрзање), F, H познате матрице прелаза стања и мерења респективно, ϖ, v бели независни шум система и мерења респективно, дат Гаусовом расподелом помоћу:

$$\varpi = N(\omega_k; 0; Q_k) \quad (3)$$

$$v_k = N(v_k; 0; R_k) \quad (4)$$

Проблем праћења покретних циљева се заснива на налажењу условне густине вероватноће да се стање циља $p(x_k | Z_k)$ налази у скупу примљених опсервација током k -те периоде. Клатер се описује скупом мерења $Z^k = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_k\}$ где је са $Z_k = \{z_{k,1}, z_{k,2}, \dots, z_{k,m_k}\}$, $m_k \geq 0$, означен скуп мерења пристиглих у k -том скену.

III. АЛГОРИТАМ СЈЕДИЊАВАЊА КОМПОНЕНАТА ТРАГА

A. Корац алгоритма

a) Корак предикције:

Нека је χ_k вероватноћа догађаја да траг прати циљ. Први корак *ITS* алгоритма је корак предикције. Израчунава се априорна релативна вероватноћа сваке компоненте $\xi_{k-1}(c)$:

$$\xi_{k-1}(c) = p(c_{k-1}(c) | \chi_k, Z^{k-1}) \quad (5)$$

Априорна функција густине вероватноће *pdf* (*probability density function*) стања сваке компоненте дата је помоћу израза:

$$\begin{aligned} p(x_k | c_k(c), \chi_k, Z^{k-1}) &= \\ &= \sum_{c=1}^{C_{k-1}} p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | \chi_k, c_{k-1}(c), Z^{k-1}) \end{aligned} \quad (6)$$

где је C_{k-1} -број компонента из претходног скена, c_k - вредност компоненте у текућем скену, док се априорна *pdf* стања на нивоу трага израчунава помоћу израза:

$$\begin{aligned} p(x_k | \chi_k, Z^{k-1}) &= \\ &= \sum_{c=1}^{C_{k-1}} p(x_k | \chi_k, c_{k-1}(c), Z^{k-1}) P(c_{k-1}(c) | \chi_k, Z^{k-1}) \end{aligned} \quad (7)$$

где је $P(\cdot)$ -тотална вероватноћа догађаја. Вероватноћа егзистенције циља $\Psi_{k|k-1}$ се може израчунати као:

$$\Psi_{k|k-1} = \Psi_{k-1|k-1} \Delta_{11} \quad (8)$$

односно, стање трага и коваријанса грешке стања (по Калман филтер предикцији):

$$\hat{x}_{k|k-1}(c) = F \hat{x}_{k-1|k-1}(c) \quad (9)$$

$$\Pi_{k|k-1}(c) = F \Pi_{k-1|k-1}(c) F^T + Q_k \quad (10)$$

Под претпоставком коришћења Марковљевог ланца Првог реда, где су вероватноће прелаза $\Delta_{11} = const$, $\Delta_{21} = 0$ тотална вероватноћа компоненте је:

$$\begin{aligned} P(c_{k-1}(c), \chi_k | Z^{k-1}) &= \Delta_{11} P(c_{k-1}(c), \chi_{k-1} | Z^{k-1}) = \\ &= \Delta_{11} \Psi_{k-1|k-1} P(c_{k-1}(c) | \chi_{k-1}, Z^{k-1}) \end{aligned} \quad (11)$$

b) Корак селекције мерења:

По пристизању мерења, селектују се мерења у претходно дефинисаном гејту $g = const$ старе компоненте трага. Естимација мерења \hat{y}_k^c као и коваријанса грешке мерења S_k^c , помоћу сва израза који следе, респективно:

$$\hat{y}_k^c = H\hat{x}_{k|k-1}^c \quad (12)$$

$$S_k^c = HP_{k|k-1}^c H^T + R_k \quad (13)$$

Сада се може израчунати статистичка дистанца између мерења j и сваке компоненте c помоћу израза:

$$d_{c,j}^2 = (z_{k,j} - \hat{y}_k^c)^T (S_k^c)^{-1} (z_{k,j} - \hat{y}_k^c) < g \quad (14)$$

У кораку селекције мерења, pdf за сваку компоненту трага може се израчунати као:

$$p_{k,i}(c) = \frac{1}{P_G} p(z_{k,i} | \chi_k, c_k(c), Z^{k-1}), c = 1, \dots, C_k \quad (15)$$

где је m_k -укупан број елемената скупа селектованих мерења z_k , $z_{k,i}$ i -ти члан а C_k укупан број компонената у k -том скену. С друге стране веродостојност мерења i селектованог од стране компонената трага, дато је изразом:

$$p_{k,i} = p(z_{k,i} | \chi_k, Z^{k-1}) = \sum_{c=1}^{C_k} p_{k,i}(c) P\{c_k(c) | \chi_k, Z^{k-1}\} \quad (16)$$

где је P_G вероватноћа да је мерење у гејту трага.

с) **Корак корекције:**

У овом кораку, рачуна се апостериорна pdf стања сваке компоненте трага $p(x_k | \chi_k, c_k(c), Z^k)$, коваријанса $\Pi_{k|k-1}$ и релативна вероватноћа компоненте $P(c_k(c) | \chi_k, Z^k)$ као и апостериорна вероватноћа егзистенције циља $\psi_{k|k}$ за следећу итерацију:

$$\psi_{k|k} = \frac{\lambda_k \psi_{k|k-1}}{1 - (1 - \lambda_k) \psi_{k|k-1}} \quad (17)$$

где је веродостојност на нивоу трага дата помоћу израза:

$$\lambda_k = 1 - P_D P_G - P_D P_G \sum_{i=1}^{m_k} \frac{p_i(k)}{\rho_i(k)} \quad (18)$$

За "недолазак" мерења [10] и селектована мерења, релативна вероватноћа селектованог мерења дата је као:

$$\xi_k(c) = \frac{P(c_{k-1}(c) | \chi_k, Z^{k-1})}{\lambda_k} \begin{cases} 1 - P_D P_G, & c_k(0) = 0 \\ P_D P_G \sum_{i=1}^{m_k} \frac{p_i(k)}{\rho_i(k)}, & c_k(i) > 0 \end{cases} \quad (19)$$

На крају, естимација стања трага дата је као производ односа веродостојности трага и pdf стања сваке компоненте:

$$\begin{aligned} p(x_k | c_k(c), Z^k) &= \\ &= \frac{p[z_i(k) | \chi_k, x_k, Z^{k-1}]}{p[z_i(k) | \chi_k, Z^{k-1}]} p(x_k | c_k(c), \chi_k, Z^{k-1}) \end{aligned} \quad (20)$$

Естимација стања и коваријациона матрица грешке на нивоу трага (само за функцију излаза) респективно дата је:

$$\hat{x}_{k|k} = \sum_{c=1}^{C_k} \xi_k(c) \hat{x}_{k|k}^c(c) \quad (21)$$

$$P_{k|k} = \sum_{c=1}^{C_k} \xi_k(c) [\Pi_{k|k}(c) + \hat{x}_{k|k}^c(c) \hat{x}_{k|k}^c(c)^T] - \hat{x}_{k|k}(c) \hat{x}_{k|k}(c)^T \quad (22)$$

IV. РЕЗУЛТАТИ СИМУЛАЦИЈА

A. *Симулациони сценарио:*

Циљ се креће праволинијски у 2D равни, униформно брзином од 25 [m/s], у региону са униформним клатером (Сл.1.). Симулациона студија пореди утицаје различите вероватноће детекције у окружењу задате густине клатера на ниво потврђивања тачних трагова. Трајање симулације је 60 скенова а користе се 100 Монте Карло пролаза. Коваријанса шума мерења је $R = 25I_2$ [1/m²]. Клатер је густине 10^{-4} [1/m²], генерише у просеку 102 клатер- мерења по скену. Контрола раста броја компонената се врши 'коначном дубином' историје компонената трага. У сваком симулационом пролазу, циљеви полазе из иницијалног стања $x_0 = [100 \ 16 \ 100 \ 4]^T$. Кретање циља је моделовано у правоуглом координатном систему као:

$$x_{k+1} = Fx_k + v_k \quad (23)$$

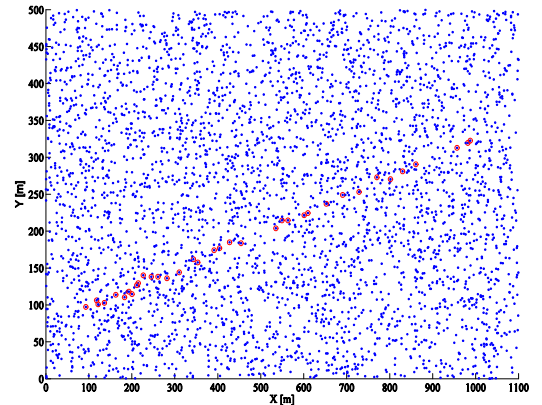
где је x_k вектор стања у тренутку k и састоји се од позиције и брзине, свака са по две координате: $x = [\xi \ \zeta \ \dot{\xi} \ \dot{\zeta}]^T$, где (ξ, ζ) означава Декартове (*Cartesian*) координате са транзиционом матрицом :

$$F = \begin{bmatrix} F_T & 0 \\ 0 & F_T \end{bmatrix} F_T = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

где T означава периоду одабирања од 1s. Шум процеса представља бели Гаусов шум средње вредности нула и са познатом коваријансом $E[v_k v_j^T] = Q$, где је

$$Q = q \begin{bmatrix} Q_T & 0 \\ 0 & Q_T \end{bmatrix} Q_T = \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 \\ T^3/2 & T^2 \end{bmatrix} \quad (25)$$

док је $q = 0.75$. Алгоритми користе Марковљев ланац првог реда са параметрима $\Delta_{11} = 0.98$, $\Delta_{21} = 0$. Траг се иницијализује у сваком скену коришћењем мерења из садашњег и претходног скена (*two point differencing*).

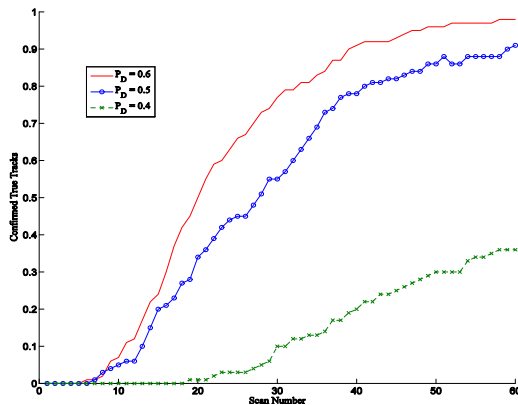


Слика 1. Симулациони сценарио кретања циља

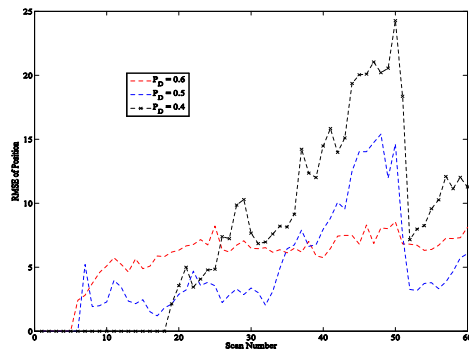
V. Резултати eksperimenata

Резултати експеримената дати су на Сл.2 и Сл.3. На Сл.2. дат је ниво стварних потврђених трагова, где се параметар вероватноћа детекције P_D , варира између вредности 0.4, 0.5 и 0.6. у исто време, густина клатера остаје непромењена. Дијаграм показује велику стабилност и ефикасност предложеног алгоритма. Вероватноћа детекције 0.5 се може сматрати границом објективне издржљивости алгоритма, док се вероватноћа детекције од 0.4 до сада није појављивала у литератури. Ипак, предложени алгоритам и даље даје резултате на овој граничној вероватноћи.

На Сл.3. дата је средња квадратна грешка позиције за све три вероватноће детекције. Значајнија одступања грешке настају за вероватноћу детекције од 0.4. док је за остале вероватноће ова грешка у прихватљивим границама. По питању рачунарске сложености, може се сматрати да су сви експерименти приближно једнако захтевни.



Слика 2. Ниво стварних потврђених трагова



Слика 3. Средња квадратна грешка позиције циља

V. ЗАКЉУЧАК

Анализиран је предложени алгоритам сједињавања компонента трага са становишта граничних вероватноћа детекције циља. Дат је приказ корака алгоритма. У експерименталном делу, дати су резултати симулација праћења циља са три граничне вредности вероватноће детекције. Симулациони експерименти су потврдили ефикасност предложеног алгоритма у окружењу веома густог клатера, све до вероватноће детекције 0.5, док се за

вероватноћу детекције од 0.4 осетно смањује квалитет праћења, али и даље се може рећи да алгоритам прати циљ. У даљим истраживањима, може се испитати утицај дубине историје трага, с обзиром да предложени алгоритам не користи могућност комбиновања историје компоненте трага у односу на пристигла мерења од којих су настала

VI. ЗАХВАЛНИЦА

Аутори посвећују рад успомени на покојног професора Дарка Мушицког са Ханџанг Универзитета, Ан Сан, Јужна Кореја.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Y. Bar Shalom and T.E.Fortman, Tracking and Data Association, Academic Press, San Diego, 1988.
- [2] S. Challa, R. Evans, M. Morelande and D. Mušicki: Fundamentals of Object Tracking, Cambridge University Press 2011.
- [3] Bar-Shalom, Y., and Tse, E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association. Automatica, 11 (Sept. 1975), 451—460.
- [4] Bar-Shalom, Y., Chang, K., and Blom, H. Multitarget Multisensor Tracking, vol. 1. Boston: Artech House, 1990, 25—42.
- [5] Houles, A., and Bar-Shalom, Y. Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 25, 2 (Mar. 1989), 176—189.
- [6] D. Musicki, and R. Evans, Integrated probabilistic data association - finite resolution, Automatica, Vol. 31, pp 559-570, April 1995.
- [7] Mušicki, D., and Evans, R. Clutter map information for data association and track initialization. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 40, 2 (Apr. 2004), 387—398.
- [8] Mušicki, D., and Morelande, M., Gate volume estimation for target tracking. In 7th International Conference on Information Fusion, Fusion 2004, Stockholm, Sweden, June 28—July 1, 2004.
- [9] Mušicki, D., Track score and target existence. In 9th International Conference on Information Fusion, Fusion 2006, Florence, Italy, July 2006.
- [10] Mušicki, D., La Scala, B., and Evans, R., The integrated track splitting filter—Efficient multi-scan single target tracking in clutter., IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 43, 4 (Oct. 2007), 1409—1425.
- [11] Smith, P., and Buechler, G., A branching algorithm for discriminating and tracking multiple objects. IEEE Transactions on Automatic Control, 2, AC-20 (Feb. 1975), 101—104.
- [12] Colegrove, S. B., and Ayliffe, J., An extension of probabilistic data association to include track initiation and termination. In Proceedings of the 20th IREE International Convention, Melbourne, Australia, 1985, 853—856.

ABSTRACT

The paper investigates the effect of the small probability of detection in known ITS (Integrated Track Splitting) target tracking algorithm. In ITS, each of the potential track formed its own independent group of hypotheses about the movement of the target, each with their relative probability. Each hypothesis contains his claim on the detection of the target. 'Trees' hypothesis of individual potential targets is still developing each new hypothesis is treated separately. ITS has been tested with the movement of the target in an environment of uniform dense clutter. The experimental results are determined limits of target tracking of proposed algorithm in situations of low probability of detection.

ANALYSIS OF MARGINAL PROBABILITY OF DETECTION IN INTEGRATED TRACK SPLITTING ALGORITHM

Zvonko Radosavljevic, Branko Kovacevic