



Improved Joint Probabilistic Data Association for multiple target tracking in clutter based on Imitation learning

M.M. Amirlou Jamaat¹, S.M.M. Dehghan Banadaki^{2*} , R. Fatemi Mofard³ 

^{2*}Associate Professor, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran

(Received:2022 /09/19, Revised: 2022/12/08, Accepted: 2023/01/01, Published: 2023/01/21)

DOR: <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23454024.1401.10.2.12.3>

Abstract

The input of a multi-target tracking system is the data detected by the sensor, which includes observations of the correct target and clutter from the tracking space. In order to find the appropriate observation for each track, it is necessary to associate the sensor data. The presence of multiple targets along with the increase of noisy observations increases the order of the calculations and reduces the tracking accuracy. The Joint Probabilistic Data Association Algorithm (JPDA) is an effective algorithm for solving the problem of simultaneously associating multiple observations to multiple targets by generating all possible hypotheses. In general, hypothesis means assigning a maximum of one observation to each track in such a way that none of the observations inside the hypothesis are assigned to track more than once. Despite the optimal performance of the JPDA algorithm, the increase in noisy observations and the intersection of the tracks generate too many assignment hypotheses, decrease in accuracy, and slow down and even stop the tracking process. The algorithm proposed in this article by using the imitation learning algorithm with the real-time training process and removing the hypothesis generation step when there is a possibility of explosion of dimensions in the JPDA algorithm, along with maintaining the approximate accuracy of estimating the states of each target, increase the speed of the assignment in the presence of noise and clutter observations. In this algorithm, the Imitation learning model has been mediated in order to extract the required information from the sensor observations and has eliminated the need for hypothesis generation in general. The simulation results show that the proposed algorithm, while maintaining the tracking accuracy in comparison to JPDA, has a lower calculation than the JPDA algorithm. In the situation in which the JPDA faces the problem of computational dimension explosion due to the overlap of target observations or the number of clutters, the proposed approach using the learned model shows a suitable performance and prevent the dimension explosion.

Keywords: : Multiple target tracking, clutter, Data Association, JPDA, Imitation learning.

This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license.

Publisher: Imam Hussein University

Authors



*Corresponding Author Email: mohamadmahdiamirloo@gmail.com

بهبود الگوریتم تخصیص داده‌های احتمالی توام برای ردیابی هدف چندگانه در حضور کلاتر با کمک یادگیری تقلیدی

محمد مهدی امیرلو جماعت^۱، سید محمد مهدی دهقان بناذکی^{۲*}، رضا فاطمی مفرد^۳

۱- کارشناسی ارشد، ۲- دانشیار، ۳- دانشیار، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران

(دریافت: ۱۴۰۱/۰۶/۲۸، بازنگری: ۱۴۰۱/۰۹/۱۷، پذیرش: ۱۴۰۱/۱۰/۱۱، انتشار: ۱۴۰۱/۱۱/۰۱)

DOR: <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23454024.1401.10.2.12.3>



* این مقاله یک مقاله با دسترسی آزاد است که تحت شرایط و ضوابط مجوز Creative Commons Attribution (CC BY) توزیع شده است.

نویسندگان



ناشر: دانشگاه جامع امام حسین (ع)

چکیده

ورودی یک سیستم ردیابی چندهدفه، داده‌های آشکارسازی شده توسط حسگر هستند که شامل مشاهدات صحیح مربوط به اهداف و همچنین کلاتر موجود در فضای ردیابی است. در این شرایط، یافتن مشاهده مناسب برای هر رد، نیازمند الگوریتم مناسبی برای تخصیص داده‌های حسگر است. وجود اهداف متعدد همراه با افزایش مشاهدات نویزی، حجم محاسبات الگوریتم تخصیص را افزایش داده و صحت ردیابی را کاهش می‌دهد. الگوریتم تخصیص داده احتمالی توأم (JPDA) روشی کارآمد برای تخصیص هم‌زمان چندین مشاهده به اهداف متعدد با تولید همه فرضیه‌های ممکن است. در حالت کلی، فرضیه به معنای تخصیص حداکثر یک مشاهده به هر رد است، به گونه‌ای که هیچ‌کدام از مشاهدات داخل فرضیه بیش از یکبار به یک رد اختصاص داده نشده باشند. با وجود عملکرد مطلوب الگوریتم JPDA، افزایش مشاهدات نویزی و تداخل ردها سبب افزایش تولید فرضیه‌های تخصیص، کاهش صحت، کندشدن و حتی توقف فرایند ردیابی می‌شود. الگوریتم پیشنهادی در این مقاله با بهره‌گیری از الگوریتم یادگیری تقلیدی و فرایند آموزش زمان - حقیقی و حذف مرحله تولید فرضیه در زمانی که احتمال وجود انفجار ابعاد در الگوریتم JPDA وجود دارد، ضمن حفظ تقریبی صحت ردیابی حالات هر هدف، فرایند تخصیص را با سرعت بالایی در حضور مشاهدات نویزی و کلاتر انجام می‌دهد. در این الگوریتم، یادگیری تقلیدی برای تخصیص مشاهدات حسگر استفاده شده و نیاز به تولید فرضیه را به طور کلی مرتفع می‌نماید. نتایج شبیه‌سازی در ردیابی چند هدف نشان‌دهنده آن است که الگوریتم پیشنهادی ضمن حفظ تقریبی صحت ردیابی در مقایسه با JPDA، از حجم محاسبات کمتری نسبت به این الگوریتم برخوردار است و در شرایطی که JPDA به دلیل همپوشانی مشاهدات اهداف یا تعداد کلاترها با مشکل انفجار ابعاد محاسباتی روبرو شود، روش پیشنهادی تحت عنوان RtIL-JPDA، با بهره‌گیری از دانش مدل یادگیری تقلیدی عملکرد مناسبی از خود نشان داده و از انفجار ابعاد محاسباتی جلوگیری می‌نماید.

کلیدواژه‌ها: ردیابی چندهدفه، کلاتر، تخصیص داده حسگر، یادگیری تقلیدی

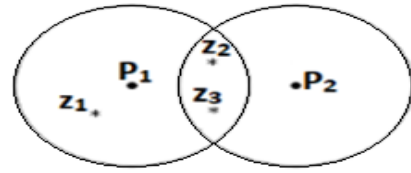
۱- مقدمه

مشاهدات اهداف مورد نظر، مشاهدات نویز پس‌زمینه مانند کلاتر و یا مشاهدات نویزی مربوط به خطای درونی حسگر مانند نویز گرمایی و... ناشی شوند [۱]. هدف اصلی از ردیابی چندهدفه، جمع‌آوری داده‌های حسگر از میدان دید (FOV) آن برای چند اسکن متوالی و سپس تقسیم‌بندی این داده‌ها به صورت مجموعه‌هایی برای هر یک از ردها است، به طوری که اعضای هر مجموعه به وسیله هدف یکسانی تولید شده‌اند [۱]. در مرحله ردیابی با حذف نویز پس‌زمینه و سایر اهداف کاذب تخصیص مشاهدات مناسب برای اهداف پیش‌بینی شده، کمیت‌هایی چون مکان، سرعت و مسیر تخمین زده می‌شوند [۲]

در سیستم‌های نظارت و مراقبت که یک یا چند حسگر برای نظارت بر رویدادهای محیط به کار می‌روند، امکان ردیابی یک یا چند هدف نیازی ضروری محسوب می‌شود. سیستم‌های حسگر مانند رادار اندازه‌گیری‌هایی را گزارش می‌کنند که می‌توانند از چند منبع مانند

به نام PNNF ارائه شده که در آن احتمال تخصیص نزدیک‌ترین همسایه با توجه به تعداد مشاهدات داخل دریچه‌ی رد متغیر است. در مرجع [۶]، جهت عملیات تخصیص مشاهده در ردیابی سلولی از یادگیری تقویتی عمیق استفاده شده است. مرجع [۷] به شرح الگوریتم MHT و ارائه‌ی راهکاری برای افزایش صحت نتایج ردیابی اهداف با افزایش فرضیه‌های محتمل پرداخته است. در مرجع [۸] برای غلبه بر ضعف الگوریتم JPDA در ادغام اهداف با یکدیگر، از ترکیب الگوریتم GNN و JPDA استفاده شده که در آن تعدادی از نزدیک‌ترین مشاهدات هر رد در اختیار الگوریتم JPDA قرار داده می‌شود. در مرجع [۹] قانون تولید فرضیه که در آن هر مشاهده حداکثر متعلق به یک رد و هر رد حداکثر مرتبط با یک مشاهده می‌باشد نقض شده و الگوریتم جدیدی تحت عنوان MD-JPDA^۳ ارائه گردیده است. در مرجع [۱۰] جهت بهبود عملکرد الگوریتم JPDA از تکنیک فیلتر دریچه‌ای استفاده شده است که در آن یک جست‌وجوی تطبیقی براساس اندازه‌گیری آستانه فاصله‌ی مشاهدات تا رد برای یافتن مشاهدات موثق هر رد صورت می‌گیرد. در مرجع [۱۱]، یک معیار برای اندازه‌گیری کیفیت هر رد براساس میزان درست‌نمایی مشاهدات تخصیص داده شده با کمک الگوریتم GNN، احتمال تشخیص هدف در حسگر و چگالی مشاهدات کاذب ارائه شده است. با کمک محاسبه‌ی این معیار کیفیت، ردها به سه دسته‌ی اولیه، تایید شده و غیر قابل مشاهده تقسیم شده‌اند. نتایج حاصل از این تقسیم‌بندی منتج به طولانی‌تر شدن عمر هر رد و کاهش خطای ردیابی گردیده است. در مرجع [۱۲]، یک الگوریتم ارتقا یافته‌ی JPDA بر روی یک شبکه‌ی حسگر ارائه شده است. در هر حسگر به صورت مجزا الگوریتم JPDA بر اساس مشاهدات همان حسگر اجرا می‌شود. بر خلاف الگوریتم JPDA در این مقاله از دامنه‌ی تشخیص جهت بهبود صحت پیش‌بینی حالات اهداف استفاده شده. در مرحله‌ی ترکیب اطلاعات از الگوریتم خوشه‌بندی DBSCAN استفاده شده که در آن هر خوشه‌ی تولید شده نشان‌دهنده‌ی یک هدف واحد می‌باشد. در نهایت با کمک نتایج شبیه‌سازی توانمندی الگوریتم پیشنهادی در ارتقای کیفیت ردیابی نشان داده شده است. در مرجع [۱۳] یک الگوریتم ارتقا یافته‌ی JPDA بر اساس منطق فازی ارائه شده است. در الگوریتم پیشنهادی این مقاله، احتمالات تخصیص مشاهده به رد در این الگوریتم JPDA با استفاده از درجه‌ی عضویت فازی مشاهدات به رد، بازسازی می‌شوند. نتایج شبیه‌سازی کارایی و مقاومت الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم JPDA کلاسیک را به اثبات رسانده است. در مرجع [۱۴] با استفاده از سنسور راداری "بر فراز افق" - که در آن حسگر می‌تواند تشخیص‌های چندگانه از یک هدف تولید کند- و الگوریتم MHT به ردیابی هدف چندگانه پرداخته

می‌کند همانند شکل ۱، وجود چند مشاهده در دریچه‌ی رد می‌باشد [۱]



شکل ۱: همپوشانی دریچه‌ی ردهای P1 و P2 با مشاهدات Z1, Z2, Z3 [1]

الگوریتم‌های تخصیص [2] [1] GNN و [2] [1] PDA به ترتیب به دلیل سادگی و عدم مدیریت مشکل همپوشانی دریچه‌ها عملکرد مطلوبی در سیستم‌های ردیابی چند هدفه را ندارند؛ لیکن الگوریتم تخصیص داده‌ی احتمالی توام [1] (JPDA) و الگوریتم ردیابی چند فرضیه‌ای [1][2] (MHT)، به دلیل داشتن ساختار تخصیص داده‌ی مناسب هنگام عبور اهداف از یکدیگر و همین‌طور داشتن صحت مناسب در فرایند ردیابی برای سیستم‌های ردیابی چند هدفه مناسب هستند. الگوریتم ردیابی چند فرضیه‌ای با وجود صحت بسیار بالا در ردیابی چند هدف، به علت حجم محاسبات بسیار بالا از سرعت مطلوبی برخوردار نمی‌باشد. در مقابل، الگوریتم JPDA به دلیل داشتن ساختار تخصیص داده‌ی مناسب هنگام گذر اهداف از یکدیگر، برخورداری از صحت مناسب در فرایند ردیابی و پیچیدگی محاسباتی کمتر نسبت به الگوریتم MHT، برای سیستم‌های ردیابی چند هدفه مناسب است. با وجود این مزایا در الگوریتم JPDA، گستردگی فضای ردیابی و افزایش تعداد اهداف و همچنین استفاده از سیستم‌های نوین جنگ الکترونیک در تولید مشاهدات کاذب برای حسگر مورد استفاده، سبب کند شدن اجرای الگوریتم ردیابی و از دست دادن کارایی آن برای تشخیص اهداف متحرک می‌شود [۳]. در مرجع [۳]، یک الگوریتم JPDA بهینه مبتنی بر یادگیری تقویتی ارائه شده است. نتایج پیش‌بینی حالات اهداف با کمک الگوریتم پیشنهادی، تطابق خوبی با حالات اصلی در سناریوهای این مرجع داشته است. نکته‌ی حائز اهمیت در این مقاله، عملکرد نامطلوب الگوریتم پیشنهادی در شرایطی می‌باشد که مجموعه داده‌های مورد استفاده برای آموزش مدل یادگیری تقویتی و مجموعه داده‌های ارزیابی عملکرد مدل یادگیری تقویتی با یکدیگر متفاوت باشند. در مرجع [۴]، از شبکه‌ی عصبی^۱ ANFIS به عنوان جایگزین فیلتر کالمن و از الگوریتم CJPDAF^۲ جهت تخصیص داده‌های حسگر استفاده شده که نتایج شبیه‌سازی مطابقت خوبی با سناریوی تعریف شده داشته است. در مرجع [۵]، یک روش جدید مبتنی بر الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه

¹ Adaptive neuro fuzzy inference system

² Probabilistic nearest neighbor filter

³ Multiple detection joint probabilistic data association

$$X^t(k) = [x(k) \quad v_x(k) \quad y(k) \quad v_y(k)]^T \quad (1)$$

$$X^t(k) = F^t(k)X^t(k-1) + w^t(k) \quad (2)$$

$$Z^t(k) = H^t(k)X^t(k) + v^t(k) \quad (3)$$

که در روابط فوق، $X^t(k)$ بردار حالات و $Z^t(k)$ بردار مشاهده برای هدف t در اسکن k می‌باشد. $F^t(k)$ بیانگر ماتریس انتقال حالات هدف و $H^t(k)$ مدل مشاهده‌ی سنسور می‌باشد. نویز فرایند $w^t(k)$ و نویز مشاهده $v^t(k)$ به صورت نویز سفید با میانگین صفر و ماتریس‌های کواریانس به ترتیب Q و R می‌باشند. اگر یک مشاهده‌ی جدید به یکی از اهداف تخصیص یابد، بردار حالات آن هدف با کمک روابط (۵) الی (۱۲) پیش‌بینی و به‌روزرسانی می‌گردد. ماتریس مدل انتقال حالت یعنی $F^t(k)$ و ماتریس مدل مشاهده یعنی $H^t(k)$ با روابط (۴) و (۵) تعریف می‌شوند [۱]. روابط (۶) تا (۱۲) نیز روابط پیش‌بینی و به‌روزرسانی میانگین و کواریانس پیش‌بینی هدف توسط فیلتر کالمن است.

$$F^t = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$H^t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\hat{X}(k|k-1) = F^t(k) \hat{X}(k-1|k-1) \quad (6)$$

$$\hat{P}^t(k|k-1) = F^t(k) \hat{P}^t(k-1|k-1) (F^t(k))^T + Q^t(k) \quad (7)$$

$$\hat{Z}^t(k) = Z^t(k) - H^t(k) \hat{X}(k|k-1) \quad (8)$$

$$S^t(k) = H^t(k) \hat{P}^t(k|k-1) H^t(k) + R \quad (9)$$

$$K^t(k) = \hat{P}^t(k|k-1) (H^t(k))^T (S^t(k))^{-1} \quad (10)$$

$$\hat{X}^t(k|k) = \hat{X}(k|k-1) + K^t(k) \hat{Z}^t(k) \quad (11)$$

$$\hat{P}^t(k|k) = [I - K^t(k) H^t(k)] \hat{P}^t(k|k-1) \quad (12)$$

۳- الگوریتم تخصیص داده‌ی احتمالی توام (JPDA)

در این بخش، به صورت خلاصه به تشریح الگوریتم تخصیص JPDA پرداخته می‌شود. اگر تمامی مشاهدات دریافت شده از سنسور در اسکن k به صورت $Z(k)$ نمایش داده شود، مشاهدات منتخب برای هدف t به صورت رابطه (۱۳) یافت می‌شوند.

$$[Z(k) - \hat{Z}^t(k|k-1)] S^t(k) [Z(k) - \hat{Z}^t(k|k-1)] < G \quad (13)$$

شده است. ساختار فرضیه‌ها در الگوریتم MHT پیشنهادی این مقاله، منحصر به تخصیص حداکثر یک مشاهده به هر رد نمی‌باشد و با این ساختار جدید برای فرضیه الگوریتم^۱ MD-MHT ارائه شده است. در مرجع [۱۵] یک روش JPDA اصلاح شده و مناسب برای تخصیص در حضور ECM^۲ ارائه گردیده که در آن احتمال فرضیه‌های تولیدی در الگوریتم JPDA با کمک محاسبات فازی تعیین می‌شوند.

هر چند تلاش‌های زیادی برای رفع اشکالات الگوریتم‌های MHT و JPDA انجام گرفته است، لیکن کماکان روش JPDA در مقایسه با MHT از حجم محاسبات کمتری برخوردار است و مشکل انفجار ابعاد JPDA در شرایط تعداد بالای کلاتر برطرف نشده است. در این مقاله برای بهبود عملکرد الگوریتم JPDA، روش جدیدی مبتنی بر الگوریتم یادگیری تقلیدی با آموزش زمان حقیقی^۳ بدون نیاز به مجموعه داده از پیش تعیین شده پیشنهاد شده است که در مقابل افزایش نویز ورودی مقاوم بوده و ردیابی را با سرعت بالایی اجرا می‌کند. در این روش در شرایطی که احتمال انفجار ابعاد محاسبات در الگوریتم JPDA وجود دارد، تخصیص داده‌های حسگر با استفاده از دانش مدل یادگیری تقلیدی صورت می‌گیرد و به این صورت از توقف فرایند ردیابی اهداف در حالت انفجار ابعاد جلوگیری می‌کند. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی به خطای ردیابی در حد الگوریتم JPDA و پیچیدگی محاسبات در حد الگوریتم PDA دست پیدا کند.

در این مقاله، در ابتدا معادلات شبیه‌سازی رفتار اهداف و مدل مشاهده سنسور ارائه شده و سپس الگوریتم JPDA به صورت مختصر تشریح خواهد شد. در ادامه به شرح چگونگی تخصیص با کمک یادگیری تقلیدی و معرفی الگوریتم پیشنهادی پرداخته شده و در پایان نتایج شبیه‌سازی ارائه می‌گردد.

۲- معادلات ردیابی هدف

این بخش ابتدا به تشریح مدل حرکت هدف جهت بررسی عملکرد الگوریتم‌های مختلف تخصیص داده می‌پردازد. سپس بر مبنای این مدل‌ها روابط فیلتر کالمن جهت پیش‌بینی و به‌روزرسانی حالات اهداف ردیابی تک‌هدفه و بدون حضور کلاتر ارائه می‌گردد.

در این مقاله، فرض بر این است که تعدادی هدف در فضای نظارت حسگر وجود دارد که هر کدام از آن‌ها به صورت منحصر به فرد و در حالت کلی از رابطه (۲) پیروی می‌کنند. مدل مشاهده‌ی حسگر مورد استفاده به صورت رابطه (۳) می‌باشد.

¹ Multiple detection multiple hypothesis tracking

² electronic countermeasures

³ Real-Time

فرضیه‌هایی که در آن‌ها مشاهده‌ی z به هدف t اختصاص داده شده، احتمال تخصیص این مشاهده به هدف t به صورت رابطه (۱۶) محاسبه می‌گردد.

$$\beta_j^t(k) = \sum_{\theta(k)} P(\theta(k)|Z^k) w_j^t(\theta(k)) \quad (16)$$

در رابطه (۱۶)، $\theta(k)$ یک نماد برای وجود مشاهده‌ی z در فرضیه‌ی ساخته شده برای رد t می‌باشد که در صورت وجود، برابر با یک و در غیر این صورت برابر با صفر خواهد بود. به‌روزرسانی حالات و ماتریس کواریانس هر هدف در الگوریتم JPDA به صورت روابط زیر می‌باشد.

$$\hat{X}_j^t(k|k) = \sum_{j=0}^{m(k)} \beta_j^t(k) X_j^t(k|k) \quad (17)$$

$$v_t(k) = \sum_{j=0}^{m(k)} \beta_j^t(k) v_j(k) \quad (18)$$

$$v_j = Z_j - HX(k|k-1) \quad (19)$$

$$\hat{P}(k|k) = \beta_0 \hat{P}(k|k-1) + (1 - \beta_0) [I - K(k)H] \hat{P}(k|k-1) + K(k) \left[\sum_{j=1}^m \beta_j v_j v_j^T - v_t(k) v_t^T(k) \right] K^T(k) \quad (20)$$

همان‌گونه که از روابط به‌روزرسانی حالات پیداست، احتمال β_j نقش تعیین کننده‌ای در تعیین حالات به‌روز شده برای اهداف دارد. به عبارت ساده، β_j میزان اهمیت مشاهده‌ی z در به‌روزرسانی حالات هدف t را مشخص می‌کند. افزایش مشاهدات نویزی داخل در پیچه‌ی ردها سبب افزایش تولید فرضیه‌های اختصاص‌دهی مشاهدات به ردها و در نتیجه کند شدن و یا توقف فرایند ردیابی هدف می‌شود. برای همین منظور در این مقاله روشی برای ارتقای سرعت تخصیص مشاهده به رد در حضور تعداد بالای مشاهدات داخل در پیچه‌ی رد ارائه شده است که در ادامه بیان می‌شود.

۴- الگوریتم پیشنهادی

در این بخش به توضیح روند کلی الگوریتم پیشنهادی و همچنین چگونگی آموزش مدل یادگیری تقلیدی به‌صورت زمان حقیقی پرداخته می‌شود. همان‌طور که پیش‌تر نیز ذکر شد، با وجود عملکرد مطلوب الگوریتم JPDA، افزایش مشاهدات نویزی و تداخل ردها سبب افزایش تولید فرضیه‌های تخصیص مشاهدات به رد، کاهش صحت، کند شدن و حتی توقف فرایند ردیابی می‌شود. الگوریتم پیشنهادی در این مقاله با بهره‌گیری از الگوریتم یادگیری تقلیدی بر مبنای شبیه‌سازی رفتار و فرایند آموزش زمان حقیقی و حذف مرحله‌ی تولید فرضیه در زمانی که احتمال وجود انفجار ابعاد محاسبات در الگوریتم JPDA وجود دارد، ضمن حفظ تقریبی صحت

که در رابطه (۱۳)، $Z^t(k|k-1)$ پیش‌بینی مشاهده برای هدف t می‌باشد. مقدار پارامتر G اندازه‌ی در پیچه را مشخص می‌کند. به عبارت دیگر، رابطه (۱۳) بیانگر فاصله‌ی ماهالانوبیس میان تخمین مشاهده و مشاهدات دریافتی از حسگر می‌باشد. در صورتی که این فاصله، بزرگتر یا مساوی اندازه‌ی در پیچه باشد، آن مشاهده داخل در پیچه‌ی رد مورد نظر قرار می‌گیرد. با توجه به وجود کلاتر در فضای نظارت حسگر، مشاهدات داخل در پیچه می‌توانند شامل مشاهده‌ی اصلی به همراه کلاترهای موجود در محیط باشند. پس از فرایند در پیچه‌ی 1 ، فرایند خوشه‌بندی صورت می‌گیرد. هر خوشه بیانگر تمامی ردهایی است که به صورت مستقیم یا غیر مستقیم، مشاهده یا مشاهدات یکسانی داخل در پیچه‌ی خود، داشته باشند. به عنوان مثال، شکل (۱) نمایانگر یک خوشه با دو هدف و سه عدد مشاهده می‌باشد. در شرایطی که اهداف، فاصله‌ی زیادی از یکدیگر داشته باشند، به تعداد ردها، خوشه ساخته شده و الگوریتم JPDA رفتاری مشابه الگوریتم PDA خواهد داشت زیرا فرضیات ساخته شده برای خوشه‌ی تک ردی، تنها شامل تخصیص تمامی مشاهدات موجود داخل خوشه به همان رد می‌باشد. هر فرضیه بیان کننده‌ی رویدادی است که در آن مشاهدات می‌توانند به ردها تعلق داشته باشند. دو محدودیت برای ایجاد فرضیه وجود دارد. اول این که هر مشاهده تنها می‌تواند به یک هدف تعلق داشته باشد و دومین شرط، تخصیص حداکثر یک مشاهده به هر رد می‌باشد. احتمال هر فرضیه، با کمک معادله‌ی (۱۴) محاسبه می‌گردد [۱].

$$P(\theta) = \lambda^\varphi \prod_{j=1}^m g_{tj}^{\tau_j} \prod_{t=1}^n \{(P_D^t)^{\delta^t} (1 - P_D^t)^{1-\delta^t}\} \quad (14)$$

$$g_{tj} = \frac{\exp\left(-\frac{d_{tj}^2}{2}\right)}{(2\pi)^{\frac{M}{2}} \sqrt{|S_t|}} \quad (15)$$

که در رابطه (۱۴) فرضیه، λ احتمال وجود مشاهده‌ی کاذب، φ تعداد مشاهدات اختصاص داده نشده‌ی داخل در پیچه‌ی اهدافی که با یکدیگر همپوشانی دارند، β_j میزان درست‌نمایی مشاهده‌ی z برای هدف t ، τ_j یک نماد برای نشان دادن وجود یا عدم وجود مشاهده‌ی z داخل در پیچه‌ی هدف t ، احتمال آشکارسازی هدف t توسط حسگر و δ^t نماد آشکارسازی برای هدف t می‌باشد و در حالتی که حداقل یک مشاهده به هدف t اختصاص داده شده باشد برابر با یک و در غیر این صورت، صفر خواهد بود. در معادله‌ی (۱۵)، d_{tj}^2 فاصله‌ی ماهالانوبیس، M بعد مشاهدات و S_t به معنای ماتریس کواریانس ابداع می‌باشد. پس از محاسبه‌ی احتمال هر فرضیه، با جمع تمامی

تقریباً مشابه با JPDA انجام می‌دهد.

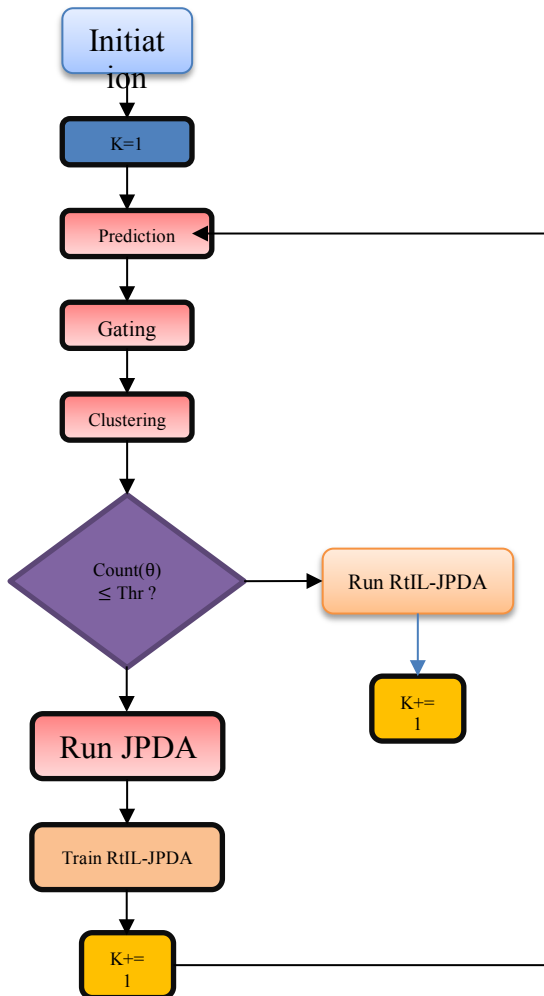
در شکل (۲) فلوجارت الگوریتم پیشنهادی ارائه شده است. در اولین مرحله، مقداردهی اولیه‌ی پارامترها همچون اندازه‌ی دریچه، مدل انتقال حالات، مدل مشاهده‌ی حسگر و .. صورت می‌پذیرد. پس از این مرحله به‌صورت زمان حقیقی پیش‌بینی حالات اهداف با کمک فیلتر کالمن که شامل روابط (۵) و (۶) می‌باشد صورت می‌گیرد. سپس جهت به‌روزرسانی حالات پیش‌بینی شده‌ی اهداف، در ابتدا بایستی عملیات دریچه‌ای انجام شود تا مشاهدات محتمل مورد استفاده در فرایند به‌روزرسانی هر هدف مشخص شوند. عملیات دریچه‌ای مطابق با رابطه (۱۳) صورت می‌پذیرد. پس از تکمیل فرایند دریچه‌ای، عملیات خوشه‌بندی صورت می‌گیرد. به ازای هر خوشه، ماتریس فرضیات ساخته شده و بر اساس تعداد فرضیات موجود در هر خوشه و آستانه‌ی تعیین، الگوریتم تناظریابی مناسب برای اهداف داخل خوشه انتخاب می‌گردد. در فلوجارت، $\text{Count}(\theta)$ به معنای تعداد فرضیات ساخته شده برای خوشه، k شماره‌ی اسکن حسگر مورد استفاده و Thr به معنای آستانه برای تعداد فرضیات ساخته شده برای یک خوشه می‌باشد. این آستانه، معیاری برای انتخاب الگوریتم مورد استفاده برای فرایند تناظریابی می‌باشد. به عبارت دیگر، با وجود فرضیات بیش از این آستانه برای یک خوشه، از الگوریتم پیشنهادی RTIL-JPDA به جای الگوریتم JPDA استفاده خواهد شد. برای تنظیم این آستانه باید توجه داشت که پیچیدگی محاسبات مربوط به ساخت فرضیه در شرایطی که دریچه‌ی اهداف با یکدیگر همپوشانی داشته باشند، به‌صورت نمایی افزایش پیدا خواهد کرد؛ بنابراین بهتر است این آستانه کوچک‌تر انتخاب گردد تا احتمال استفاده از JPDA و به تبع آن احتمال انفجار ابعاد محاسباتی کاهش یابد. از سوی دیگر، کاهش بیش از حد این آستانه نیز زمان یادگیری را کاهش داده و از صحت مدل آموخته شده از حرکت هدف خواهد کاست. بنابراین این آستانه بایستی با مصالحه بین کیفیت یادگیری و حجم محاسبات تنظیم گردد. همچنین با توجه به وابستگی احتمال توقف الگوریتم ناشی از انفجار ابعاد محاسباتی به توان پردازنده، بایستی توان پردازنده‌ی مورد استفاده را نیز در تعیین این پارامتر دخیل نمود. در صورتی که این تعداد از حد آستانه تجاوز کند خطر وجود انفجار ابعاد محاسباتی در الگوریتم JPDA وجود دارد. به منظور جلوگیری از بروز این مشکل، در چنین شرایطی الگوریتم RtIL-JPDA با بهره‌گیری از دانش کسب شده از الگوریتم JPDA فرایند تخصیص را با سرعت بالا و صحت قابل قبولی انجام می‌دهد. بنابراین

پیش‌بینی حالات هر هدف، فرآیند تخصیص را با سرعت بالایی در حضور مشاهدات نویزی و کلاتر انجام می‌دهد. در این الگوریتم، مدل یادگیری تقلیدی، به منظور تخصیص مشاهدات حسگر مورد استفاده قرار گرفته و نیاز به تولید فرضیه را به‌طور کلی مرتفع می‌نماید. به عبارت دیگر، در شرایطی که JPDA به دلیل همپوشانی مشاهدات اهداف یا تعداد کلاترها با مشکل انفجار ابعاد محاسباتی روبه‌رو شود، روش پیشنهادی با بهره‌گیری از دانش مدل یادگیری تقلیدی عملکرد مناسبی از خود نشان داده و از انفجار ابعاد محاسباتی جلوگیری می‌نماید.

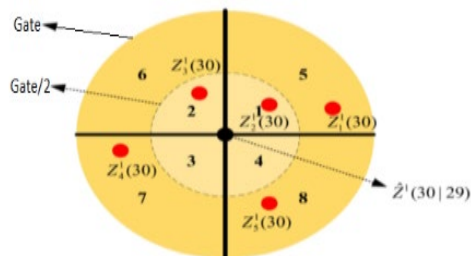
۴-۱- ساختار الگوریتم پیشنهادی

در الگوریتم پیشنهادی این مقاله، پس از پیش‌بینی موقعیت و عملیات دریچه‌ای برای ردها، همانند الگوریتم JPDA، عملیات خوشه‌بندی صورت می‌گیرد. هر خوشه بیانگر مجموع تمامی ردهایی است که به‌صورت مستقیم یا غیر مستقیم، مشاهده‌ی مشترکی داخل دریچه داشته باشند. لازم به ذکر است که تمامی مشاهدات مشترک ردهای داخل یک خوشه نیز، داخل همان خوشه ذخیره می‌شوند. پس از تکمیل فرایند ساخت خوشه، ماتریس فرضیات برای هر خوشه ساخته می‌شود. با توجه به این نکته که ساخت ماتریس فرضیات فرایندی بسیار سریع‌تر از محاسبه‌ی درستنمایی تمامی فرضیات است، تعداد فرضیات ساخته شده معیار اصلی انتخاب الگوریتم تناظریابی جهت به‌روزرسانی ردهای داخل یک خوشه می‌باشد. اگر تعداد این فرضیات از آستانه‌ی تعیین شده پایین‌تر باشد، از الگوریتم JPDA استفاده شده و نحوه‌ی تخصیص مشاهده به رد به مدل یادگیری تقلیدی آموزش داده می‌شود. در غیر این صورت، از الگوریتم پیشنهادی RTIL-JPDA برای به‌روزرسانی حالات ردها استفاده می‌شود. آستانه‌ی تعداد فرضیات جهت انتخاب الگوریتم مناسب در هر اسکن، با توجه به توان پردازشی رایانه‌ی مورد استفاده انتخاب می‌گردد. انتخاب این آستانه توسط کاربر نهایی بایستی به گونه‌ای باشد که پردازش زمان حقیقی الگوریتم با مشکل مواجه نشود. آموزش مدل یادگیری تقلیدی نیز به‌صورت زمان حقیقی بوده و برای هر رد، یک مدل مجزا آموزش داده می‌شود. بنابراین سیاست مورد استفاده جهت تخصیص داده‌های حسگر برای هر کدام از اهداف می‌تواند با دیگر اهداف موجود در فضای نظارت متفاوت باشد. در این روش، هر رد فضای بیشتری از حافظه را اشغال می‌کند ولی پیچیدگی محاسباتی الگوریتم را تغییر نمی‌دهد. در شرایط پیچیده، تصمیم‌گیری برای تخصیص داده‌ها برای یک هدف با استفاده از مدل آموزش دیده صورت می‌گیرد. این امر نه تنها از پیچیدگی محاسبات مربوط به الگوریتم JPDA می‌کاهد، بلکه عملیات تخصیص را با دقتی

گرفته می‌شود. حالات مورد نظر برای مدل یادگیری تقلیدی در این الگوریتم به صورت شکل (۳) است.



شکل ۲: فلوجارت الگوریتم پیشنهادی



شکل ۳: حالات مدل یادگیری تقلیدی [3]

در این مدل یادگیری تقلیدی به تعداد هشت عدد ناحیه موجود است. هر کدام از این نواحی بیانگر توزیع مشاهدات داخل دریاچه برای رد مورد نظر هستند. برای یافتن حالت هر مشاهده برای مدل یادگیری تقلیدی بایستی فاصله اقلیدسی و زاویه هر مشاهده نسبت به مشاهده پیش‌بینی‌شده فیلتر کالمن برای رد مورد نظر محاسبه

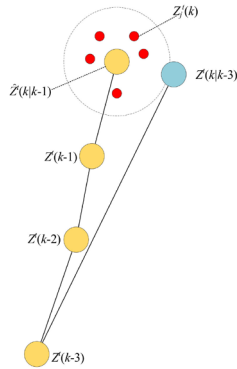
در هر اسکن حسگر، یکی از دو الگوریتم JPDA یا RtIL-JPDA برای تخصیص داده‌های حسگر استفاده می‌شود. اگر تعداد فرضیات ساخته شده برای یک خوشه، کمتر از حد آستانه‌ی مجاز باشد، الگوریتم JPDA جهت تخصیص مشاهدات حسگر برای رد مورد نظر انتخاب می‌شود و در غیر این صورت یعنی تجاوز تعداد فرضیات از حد آستانه، مدل یادگیری تقلیدی برای تخصیص مشاهدات به رد مورد نظر استفاده می‌شود. در این روش، تخصیص مشاهدات موجود در یک دریاچه بر مبنای وزن‌های یاد گرفته شده توسط مدل یادگیری تقلیدی در هنگام استفاده از الگوریتم JPDA انجام می‌گیرد. در الگوریتم کلاسیک تخصیص، با توجه به وضعیت خوشه‌های ساخته شده، در صورتی که خوشه تنها شامل یک رد باشد، تمامی فرضیات تخصیص متعلق به همان رد خواهد بود و در غیر این صورت، فرضیات پیچیده خواهیم داشت. بنابراین الگوریتم کلاسیک تخصیص، به تنهایی شامل دو بخش مجزا می‌باشد که انتخاب یکی از آن دو، مشروط بر رعایت ملاحظات پیاده‌سازی و کاربرد، باعث به هم ریختگی یکپارچگی سیستم و تأثیر در عملکرد نخواهد شد. در الگوریتم پیشنهادی، روند انتخاب یکی از دو الگوریتم به نحو مشابه خالی از اشکال بوده و اختلالی در عملکرد سیستم ایجاد نخواهد کرد. بخش‌هایی که در فلوجارت با رنگ سبز نمایش داده شده، نوآوری‌های این مقاله می‌باشد.

۲-۴- نحوه‌ی آموزش و تخصیص با کمک یادگیری تقلیدی

مدل یادگیری تقلیدی مورد استفاده در این الگوریتم، متناسب با رفتار هر رد به صورت مستقل از مدل یادگیری تقلیدی برای ردهای دیگر آموزش می‌بیند به همین دلیل، سیاست تصمیم‌گیری هر مدل یادگیری تقلیدی می‌تواند با مدل‌های دیگر متفاوت باشد. به عبارت ساده، در هر بار اسکن سنسور که منتج به تشکیل یک رد جدید خواهد شد، برای هر کدام از ردهای تازه تشکیل شده، یک مدل یادگیری تقلیدی مخصوص آن رد تشکیل می‌شود. وظیفه این مدل‌ها، یادگیری نحوه تخصیص مشاهدات به رد مورد نظر با استفاده از الگوریتم JPDA می‌باشد. همزمان با اجرای الگوریتم JPDA، مدل یادگیری تقلیدی با کمک الگوریتم JPDA آموزش می‌بیند. به این صورت که پس از ساخت تمامی فرضیه‌ها و ساخت مشاهده‌ی ابداع نهایی برای به‌روزرسانی حالات رد مورد نظر، حالت مشاهده ابداع در جدول Q محاسبه شده و برای این حالت یک امتیاز مثبت در نظر

$$\hat{X}^t(k|k-v) = F(k) [F(k-1) \dots F(k-v) + 1] \hat{X}^t(k-v|k-v) \quad (23)$$

$$\hat{z}^t(k|k-1) = H \hat{X}^t(k|k-v) \quad (24)$$



شکل ۴: پیش‌بینی مشاهده‌ی اسکن k براساس اسکن $k-3$ [3]

پس از محاسبه این دو معیار، با استفاده از روابط (24) و (25) احتمال تخصیص مشاهده‌ی j به رد t محاسبه می‌گردد.

$$\beta_j^t(k) = \frac{1}{(D_{1,j}^t(k) + D_{2,j}^t(k))} \quad (26)$$

$$\beta_j^t = \frac{\beta_j^t}{\sum_{j=1}^{m(k)} \beta_j^t} \quad (27)$$

در نهایت، با استفاده از رابطه (26) با کمک مجموع وزن دار حالات به‌روزرشده، حالات رد t به روزرسانی می‌گردد.

$$X^t(k|k) = \sum_{j=1}^{m(k)} \beta_j^t(k) (X^t(k|k-1) + K^t(k)(\hat{z}^t(k) - z_j(k))) \quad (28)$$

۴-۳- تابع پاداش

برای به‌روزرسانی جدول Q تنها کافی است که در هر با اسکن حسگر و به‌روزرسانی حالات با کمک الگوریتم $JPDA$ حالت مشاهده‌ی ابداع حاصل از الگوریتم $JPDA$ در جدول Q یافت شده و برای اقدام کاهش وزن ($Decrease$) برای آن حالت، یک امتیاز مثبت در نظر گرفته شود. مشاهده‌ی ابداع در الگوریتم $JPDA$ با کمک رابطه (16) محاسبه می‌گردد.

۵- نتایج شبیه‌سازی

برای ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی، در دو سناریوی مختلف، نتایج ردیابی با کمک تخصیص داده الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های تخصیص داده $JPDA$ ، PDA ، GNN و $TOMHT$

گردد. در ادامه، یک نمونه جدول Q برای مدل یادگیری تقلیدی ارائه شده است.

جدول ۱: یک نمونه جدول Q
Actions

	Increase	Decrease	Maintain
State1	-4.32	-2.07	-4.15
State2	-1.63	-3.21	-3.25
...
State7	-5.54	2.48	3.48
State8	-0.96	-1.38	3.18

در این جدول، سطرها به معنای حالات هر مشاهده و ستون‌ها به معنای اقدامات قابل‌انجام برای مدل یادگیری تقلیدی نسبت به هر مشاهده داخل دریاچه است. اقدامات قابل‌انجام برای مدل یادگیری تقلیدی به ترتیب عبارت‌اند از: افزایش، کاهش و باقی‌گذاشتن احتمال تخصیص مشاهده به رد مورد نظر به ترتیب طبق ضرایب مندرج در رابطه (۲۱). این که به چه میزان این احتمال تخصیص کاهش یا افزایش داشته باشد با کمک پارامتر Δ در این رابطه به صورت زیر محاسبه می‌شود [3].

$$w = \begin{cases} 1 + \Delta \\ 1 - \Delta \\ 1 \end{cases} \quad (21)$$

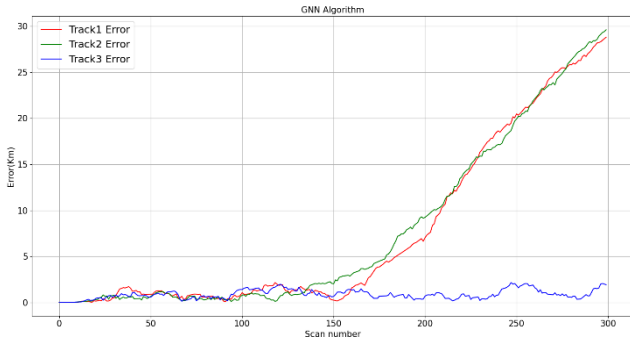
Δ یکی از پارامترهای الگوریتم پیشنهادی است که نیاز به تنظیم دقیق باتوجه به هدف مورد ردیابی و حسگر مورد استفاده دارد. این پارامتر بین صفر و یک به صورت تجربی تنظیم شده و در واقع بیانگر میزان افزایش یا کاهش وزن تخصیص مشاهده مورد نظر به رد است. انتخاب افزایش یا کاهش و یا باقی‌گذاشتن احتمال تخصیص مشاهده به رد با کمک جدول Q صورت می‌گیرد. مراحل به‌روزرسانی حالات هر رد با کمک الگوریتم پیشنهادی در ادامه ارائه می‌گردد.

در ابتدای کار، احتمال تخصیص مشاهده j به هدف t بر اساس دو معیار D_1 و D_2 به صورت روابط (21) و (23) محاسبه می‌گردد. معیار D_1 فاصله‌ی اقلیدسی میان پیش‌بینی مشاهده برای رد t مشاهده‌ی j می‌باشد که در وزن انتخابی مدل یادگیری تقلیدی ضرب شده است [3].

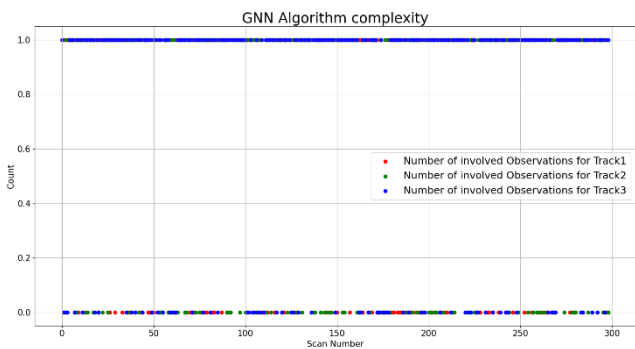
$$D_{1,j}^t(k) = w [\hat{z}^t(k|k-1) - z_j(k)]^T [\hat{z}^t(k|k-1) - z_j(k)] \quad (22)$$

معیار D_2 فاصله‌ی ماحالانوبیس میان پیش‌بینی مشاهده برای رد t مشاهده‌ی j می‌باشد. نکته‌ی قابل ذکر در محاسبه‌ی این معیار، عبارت $(k|k-v)$ می‌باشد که معنای پیش‌بینی مشاهده‌ی اسکن فعلی براساس v اسکن قبلی می‌باشد. محاسبه‌ی $\hat{z}^t(k|k-v)$ به صورت رابطه (21) و (22) می‌باشد.

شکل ۶: ردیابی با کمک تخصیص GNN



شکل ۷: خطای ردیابی موقعیت در هر اسکن در الگوریتم GNN

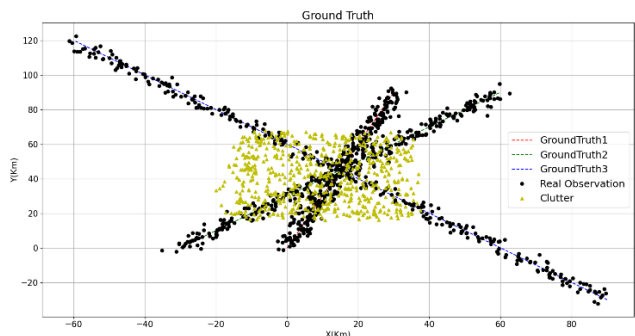


شکل ۸: تعداد مشاهدات مورد استفاده در GNN

دومین الگوریتم مورد ارزیابی، الگوریتم *PDA* می باشد. در این الگوریتم به ازای تمامی مشاهدات داخل دریچه یک احتمال تخصیص محاسبه می گردد و به روزرسانی حالات رد با استفاده از مجموع وزن دار حالات به روز شده حاصل از هر کدام از این مشاهدات می باشد. از نتایج حاصل از ردیابی با کمک تخصیص الگوریتم *PDA* چنین برداشت می شود که احتمال شرطی در عملیات تخصیص در ردیابی چند هدفه کافی نیست و مطابق شکل (9) استفاده از این الگوریتم منجر به از دست رفتن یکی از اهداف شده است [1].

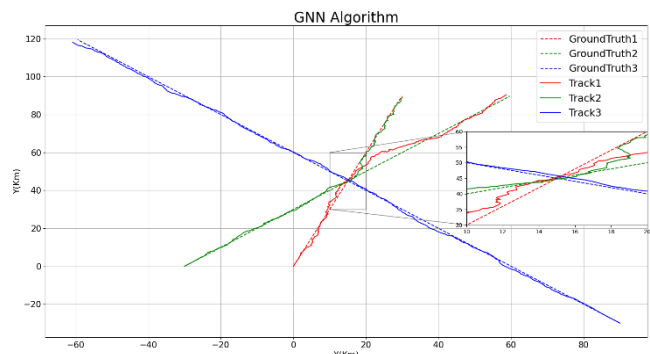
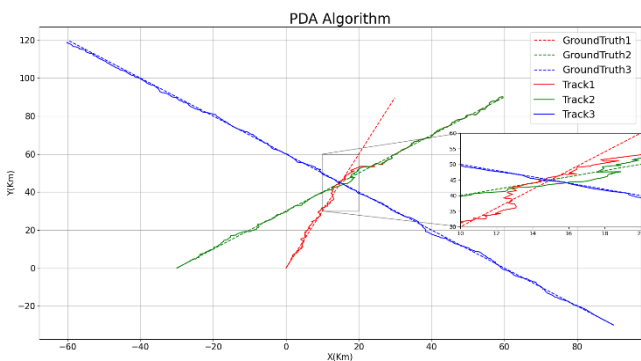
مقایسه می شوند. در اولین سناریو، سه هدف با معادله ی حرکت خطی در حال عبور از یکدیگر هستند.

لازم به ذکر است که فیلتر کالمن مورد استفاده در این سناریو، برای پیش بینی حالات اهداف از مدل انتقال (3) استفاده می کند. مدل مشاهده حسگر به صورت رابطه (5) می باشد. در شکل (5)، مسیر اصلی اهداف به همراه مشاهدات هر اسکن و کلاتر موجود در محیط نظارت ارائه شده است.

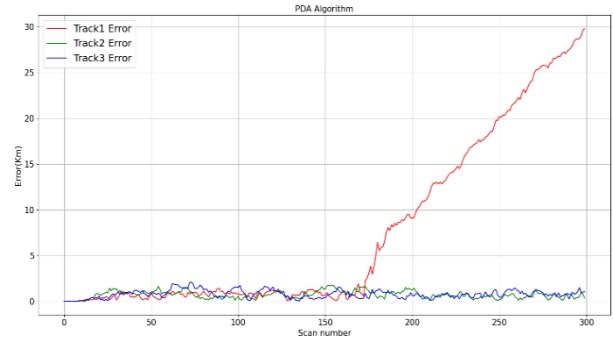


شکل ۵: مسیر اصلی اهداف به همراه مشاهدات و کلاتر

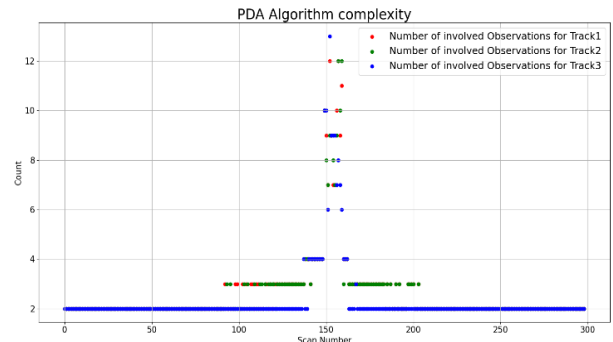
اولین الگوریتم مورد ارزیابی، الگوریتم *GNN* می باشد که در آن در هر اسکن سنسور تنها مشاهده ای که نزدیک ترین فاصله ی مایلانوبیس را تا پیش بینی مشاهده ی هدف داشته باشد انتخاب می گردد [1]. مطابق شکل (6)، به دلیل وجود کلاتر فراوان در محل عبور اهداف از یکدیگر، در الگوریتم *GNN* هدف اول و دوم با یکدیگر جابه جا شده و ادامه ی مسیر به جای یکدیگر ردیابی شده اند. بنابراین در صورت وجود کلاتر در محیط نظارت حسگر، احتمال واگرایی عملیات ردیابی با کمک الگوریتم *GNN* وجود دارد. در شکل (7) خطا در هر اسکن سنسور و در شکل (8) تعداد مشاهدات مورد استفاده در الگوریتم جهت به روزرسانی حالات هر رد در هر اسکنمایش داده شده است.



شکل ۹: ردیابی با کمک تخصیص PDA

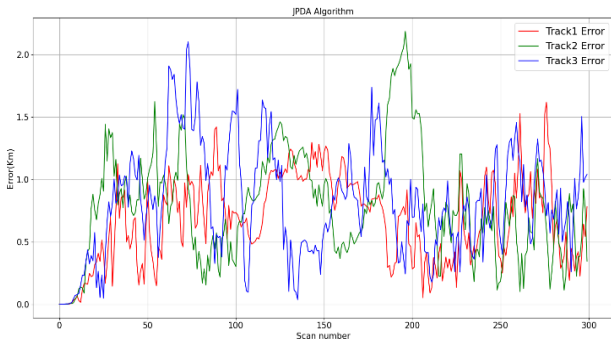


شکل ۱۰: خطا در هر اسکن در PDA

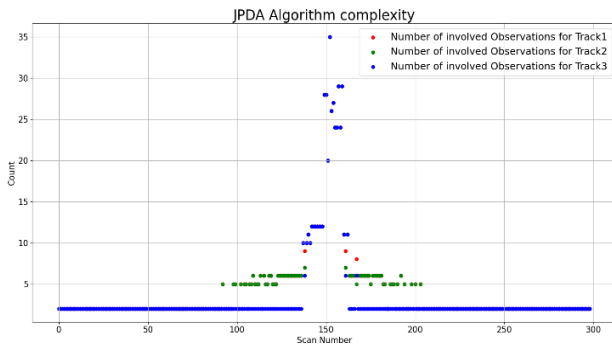


شکل ۱۱: تعداد مشاهدات مورد استفاده در PDA

شکل ۱۲: ردیابی با کمک تخصیص JPDA

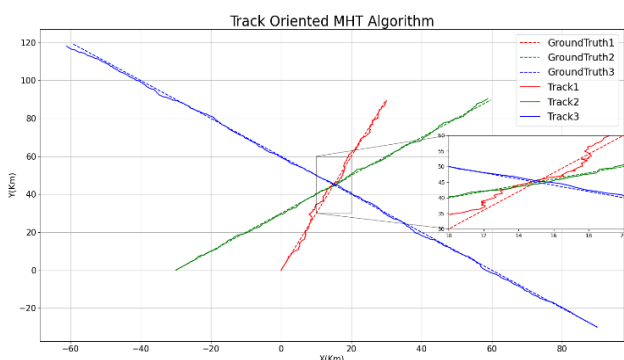


شکل ۱۳: خطا در هر اسکن در JPDA

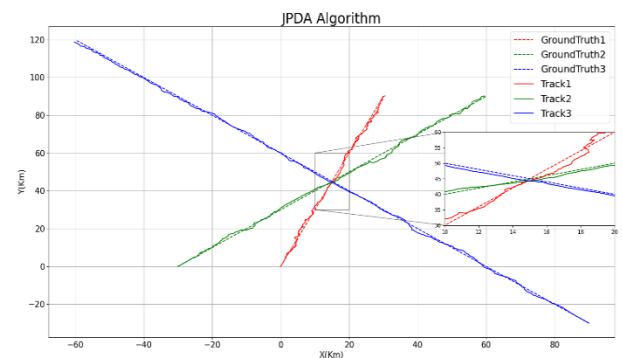


شکل ۱۴: تعداد مشاهدات مورد استفاده در JPDA

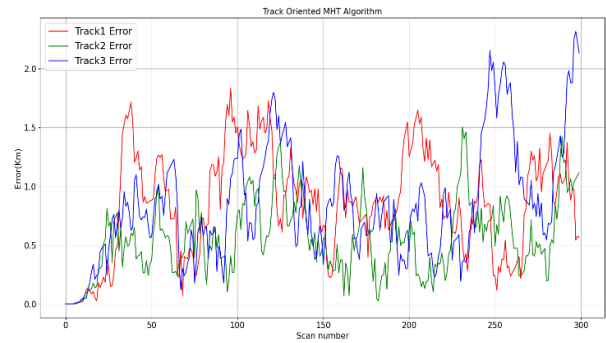
چهارمین الگوریتم، الگوریتم *TOMHT* می باشد که در آن فرضیه‌ها در قالب مسیرهای احتمالی مختلف برای هر رد در ساختاری خوشه مانند ذخیره می شوند. در سیستم‌های زمان حقیقی، این الگوریتم به ازای هر رد، محتمل ترین فرضیه را به کاربر نشان می دهد [1]. نتایج شبیه سازی مندرج در شکل های (15) و (16) نشان می دهد که این روش در مقایسه با *JPDA* فرضیات بیشتری را در فرایند تخصیص تولید کرده و در نتیجه حجم محاسبات بیشتری دارد. همانطور که انتظار می رود این روش از دقت بیشتری در ردیابی اهداف برخوردار است.



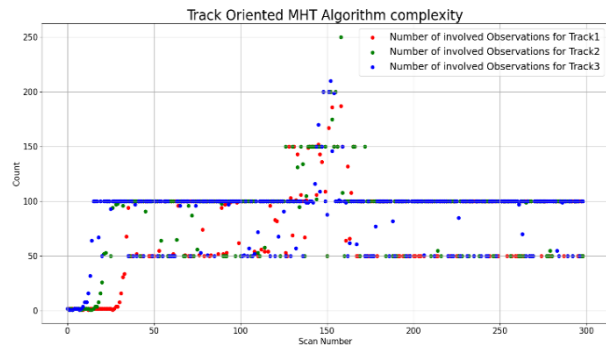
سومین الگوریتم، الگوریتم *JPDA* می باشد که در آن در مواقعی که درجه‌ی اهداف با یکدیگر همپوشانی نداشته باشند، الگوریتم *PDA* و در مواقع همپوشانی، با کمک ساخت فرضیه‌های مختلف تخصیص مشاهده به رد، عملیات تخصیص را انجام می دهد. طبق شکل (12) در الگوریتم *JPDA*، تخصیص مشاهده به رد به خوبی صورت گرفته است و ردیابی اهداف با صحت بالایی انجام شده اما همواره این خطر وجود دارد که حجم محاسبات ناشی از ساخت فرضیه افزایش یافته و سیستم ردیابی هدف چندگانه دچار کندی سرعت و حتی توقف گردد [1].



شکل ۱۵: نتایج ردیابی سه هدف با کمک تخصیص TOMHT

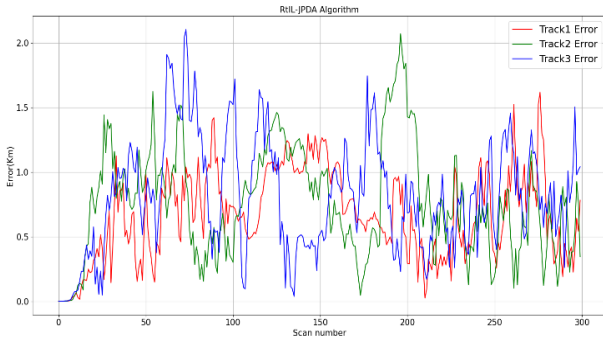


شکل ۱۶: خطا در هر اسکن در TOMHT

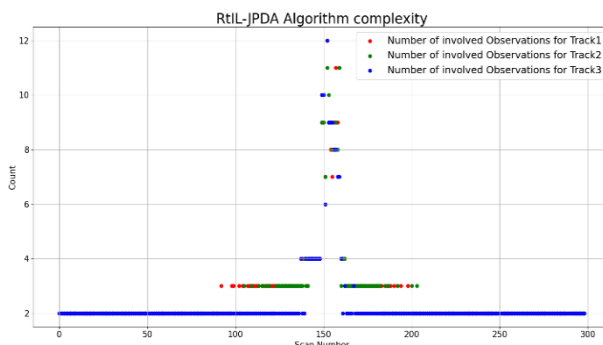


شکل ۱۷: تعداد مشاهدات مورد استفاده در TOMHT

شکل ۱۸: ردیابی با کمک تخصیص RtIL-JPDA

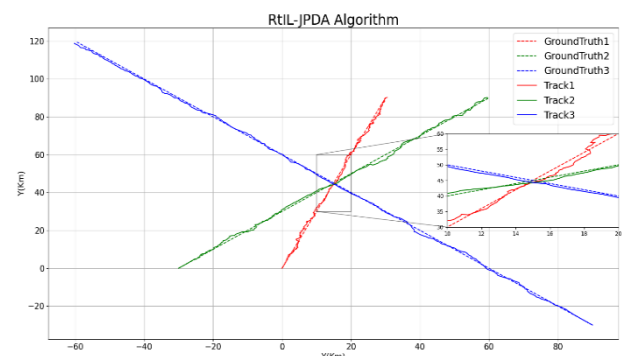


شکل ۱۹: خطا در هر اسکن در RtIL-JPDA



شکل ۲۰: تعداد مشاهدات مورد استفاده در RtIL-JPDA

در الگوریتم پیشنهادی، طبق شکل (18)، با استفاده از فرایند آموزش زمان حقیقی و استفاده از تجربیات مدل یادگیری تقلیدی، فرایند تخصیص بدون خطر توقف و با صحت بالایی صورت گرفته است. نتایج شبیه سازی نشان می دهد که الگوریتم پیشنهادی، ضمن بهره گیری از مزایای الگوریتم JPDA در ردیابی اهداف و دستیابی به صحت مشابه با آن، طبق شکل (20) به نسبت تعداد مشاهدات کمتری را بکار گرفته است. به تعبیر دیگر، نتایج شبیه سازی نشان می دهد که روش پیشنهادی توانسته است با کاهش بسیار در حجم محاسبات، دقت را در وضع تقریبا مشابهی حفظ نماید. نمودار (19) گویای چنین وضعیتی می باشد.



نتایج مندرج در جدول (2) نشان دهندهی این است که هر چقدر بار پردازش الگوریتم تخصیص مورد استفاده بیشتر باشد یا به عبارت ساده تر، هزینهی بیشتری برای یافتن احتمال تخصیص مشاهده به رد صرف شده باشد، صحت نتایج بالاتر است. اما در سیستم های زمان حقیقی که هر دو مزیت صحت و سرعت بالا مورد نیاز است، محدودیت زیادی برای زمان پردازش وجود دارد. بنابراین اگرچه استفاده از الگوریتم MHT منتج به ردیابی اهداف چندگانه با صحت مطلوب می شود، اما برای پیاده سازی این الگوریتم در یک سیستم ردیابی هدف نیازمند به صرف هزینهی گزاف برای پردازشگر می باشد. در ادامه، بهینگی الگوریتم های تخصیص داده در جدول (3) ارائه شده است.

جدول ۲: معیار RMSE برای هر رد در الگوریتم های مختلف تخصیص

JPDA	PDA	GNN	TOMHT	RtILJPDA
------	-----	-----	-------	----------

مشارکت داده می‌شوند. در الگوریتم *TOMHT* که ساختار خوشه‌ای برای فرایند تخصیص شکل می‌گیرد، از آنجایی که در هر اسکن سنسور هر گره با تمامی مشاهدات داخل دریچه‌ی خود به‌روزرسانی می‌گردد و شاخه‌های جدیدی به خوشه اضافه می‌کند، در یک اسکن، یک مشاهده می‌تواند بارها به گره‌های مختلف متعلق به یک رد واحد تخصیص داده شود بنابراین تعداد مشاهدات مورد استفاده در الگوریتم *TOMHT* می‌تواند بسیار بیشتر از سایر الگوریتم‌های تخصیص باشد. الگوریتم پیشنهادی این مقاله، با وجود این که تعداد مشاهدات درگیر در محاسبات تخصیص در حدود الگوریتم *PDA* می‌باشند، توانسته به خطای ردیابی در حدود الگوریتم *JPDA* دست پیدا کند.

۶- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

وجود نویز فراوان در فرایند ردیابی سیستم‌های چندهدفه، مسئله‌ای بحرانی است که می‌تواند سبب کنشدن اجرای الگوریتم، از دست دادن رد و یا حتی توقف فرایند ردیابی شود. به همین منظور، نیاز به یک الگوریتم تخصیص داده قدرتمند است که بتواند در کمترین زمان ممکن و با صحت مناسب، ردیابی را انجام دهد. در این مقاله، یک الگوریتم بهینه‌شده سریع و با صحت مناسب مبتنی بر الگوریتم *JPDA* و الگوریتم یادگیری تقلیدی ارائه شده است که می‌تواند محدودیت‌های الگوریتم *JPDA* در حجم محاسبات را برطرف نماید. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی با حذف مرحله تولید فرضیه و بهره‌گیری از دانش مدل یادگیری تقلیدی، پیچیدگی محاسبات مربوط به تخصیص را کاهش داده و سبب افزایش سرعت اجرای عملیات ردیابی شده است. به عبارت دیگر، الگوریتم بهینه‌ی ارائه شده، مشکل انفجار ابعاد در الگوریتم *JPDA* را مرتفع نموده و برای استفاده در سیستم‌های زمان حقیقی بسیار مناسب است.

باتوجه به اینکه الگوریتم پیشنهادی در مدت زمانی که خروجی روش‌های *PDA* و *JPDA* معتبر است اقدام به یادگیری مدل هر هدف به صورت مجزا می‌نماید، قابلیت بکارگیری به صورت زمان حقیقی را داشته و به مجموعه داده‌های از پیش گردآوری شده جهت آموزش وابستگی ندارد. همچنین تحت تاثیر معایب استفاده از مجموعه داده‌های پیشین به صورت بدون سیاست^۱ که برای یک هدف با رفتار تکرارپذیر مناسب است نمی‌باشد. در مجموع بایستی گفت که این روش از مقاومت بیشتری نسبت به مدل حرکت هدف و تغییرات آن در طول زمان برخوردار است. برای ادامه این تحقیق موارد زیر پیشنهاد می‌شود.

Track1	0.559km	8.57 km	8.571km	0.526 km	0.566 km
Track2	0.534km	0.54 km	8.513km	0.457 km	0.534 km
Track3	0.672km	0.66 km	0.699km	0.563 km	0.670 km

جدول ۳: مقایسه‌ی بهینگی الگوریتم‌های تخصیص

	ماکزیم تعداد مشاهدات هر اسکن در سه هدف	ماکزیم مجموع تعداد مشاهدات در طول زمان در سه هدف
<i>GNN</i>	1	299
<i>PDA</i>	13	766
<i>JPDA</i>	35	1240
<i>TOMHT</i>	250	26502
<i>RtIL-JPDA</i>	12	765

جدول (3) نشان‌دهنده‌ی تعداد مشاهدات مورد استفاده در هر الگوریتم جهت تخصیص مشاهده به رد می‌باشد. به منظور یادگیری رفتار اهداف به صورت زمان حقیقی، همزمان با عملیات تخصیص توسط الگوریتم *JPDA* بایستی نحوه‌ی تخصیص مشاهدات به رد، به مدل یادگیری تقلیدی آموزش داده شود. این عملیات آموزش هزینه‌ی محاسباتی کمی خواهد داشت؛ لیکن در شرایطی که الگوریتم *JPDA* به دلیل مواجه شدن با مشکل انفجار ابعاد محاسباتی با احتمال توقف روبرو می‌شود و به تبع آن، رد یا ردهای مورد نظر به دلیل کندی بیش از حد محاسبات و زمان حقیقی بودن دریافت مشاهدات از سمت رادار، به کلی از دست خواهند رفت، این پیچیدگی محاسباتی اندک ناشی از فرایند یادگیری، قابل قبول خواهد بود. در مجموع همانطور که جدول ۳ در بخش شبیه‌سازی نشان می‌دهد، حجم محاسبات الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم *JPDA* کاهش قابل توجهی خواهد یافت. در الگوریتم *GNN* از آنجایی که حداکثر یک مشاهده به هر رد تخصیص داده می‌شود، کمترین تعداد مشاهدات مورد استفاده در فرایند تخصیص را دارد. در الگوریتم‌های *PDA* و *JPDA* به تمامی مشاهدات داخل دریچه وزنی تعلق می‌گیرد و با استفاده از مجموع وزن دار مشاهدات داخل دریچه، یک مشاهده‌ی ابداع تولید می‌گردد و به‌روزرسانی حالات هر رد با استفاده از مشاهده‌ی ابداع صورت می‌پذیرد. بر این اساس، تمامی مشاهدات داخل دریچه در هر دو الگوریتم، درگیر محاسبات فرایند تخصیص هستند اما در الگوریتم *JPDA* از آنجایی که در زمان همپوشانی دریچه‌ی ردها، احتمال تخصیص به صورت توأم محاسبه می‌گردد، برای هر رد علاوه بر مشاهدات داخل دریچه، به تمامی مشاهدات داخل دریچه‌ی ردهایی که با رد مورد نظر همپوشانی دریچه‌ای دارند، جهت عملیات تخصیص مورد نیاز است. به همین جهت تعداد مشاهدات بیشتری در فرایند تخصیص

¹Off policy

simultaneous measurements. IEEE J. Sel. Top. Signal Process. 2013, 7, 448–460.

- [15] Gnane, S.S.; Pathipati, S. Soft and evolutionary computation based data association approaches for tracking multiple targets in the presence of ECM. Expert Syst. Appl. 2017, 77, 83–104.
- [16] Li Zhang; Yuan Li; RamakantNevati. Global data association for multi-object tracking using network flows. 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition
- [17] Songhwai Oh; Stuart Russell; Shankar Sastry. GlobMarkov Chain Monte Carlo Data Association for Multi-Target Tracking. IEEE Transactions on Automatic Control (Volume: 54, Issue: 3, March 2009)
- [18] R. Karlsson; F. Gustafsson; Monte Carlo data association for multiple target tracking. IEEE Target Tracking: Algorithms and Applications (Ref. No. 2001/174)
- [19] Zheng Wu; AshwinThangali; Stan Sclaroff; MargritBetke; Coupling detection and data association for multiple object tracking. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Target Tracking: Algorithms and Applications (Ref. No. 2001/174)
- [20] D. Sengupta; R.A. Iltis; Neural solution to the multitarget tracking data association problem. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems (Volume: 25, Issue: 1, January 1989)

- استفاده از الگوریتم یادگیری تقلیدی "آموزش مستقیم سیاست" به جای الگوریتم "شبیه سازی رفتار"
- بهبود تابع پاداش برای ارتقای کیفیت یادگیری
- اثبات ریاضی همگرایی روش پیشنهادی
- آموزش مدل یادگیری تقلیدی بر اساس الگوریتم *MHT*
- افزایش تعداد حالات و اقدامات قابل انتخاب مدل یادگیری تقلیدی

۷- مراجع

- [1] S. Blackman, R. Popoli, "Design and Analysis of Modern Tracking Systems", Artech House, Boston. London. 1999.
- [2] Y. Bar-Shalom, W. D. Blair, "Multitarget-Multisensor Tracking Application and Advances Volume III", Artech House, 2000.
- [3] Chengzhi Qu, Yan Zhang*, Xin Zhang and Yang Yang Reinforcement Learning-Based Data Association for Multiple Target Tracking in Clutter. Received: 23 September 2020; Accepted: 17 November 2020; Published: 18 November 2020
- [4] Turkmen, I.; Guney, K. Cheap Joint Probabilistic Data Association with Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System State Filter for Tracking Multiple Targets in Cluttered Environment. AEU Int. J. Electron. Commun. 2004, 58, 349–357.
- [5] Song, T.L.; Lee, D.G. A probabilistic nearest neighbor filter algorithm for validated measurements. IEEE Trans. Signal Process. 2006, 54, 2797–2802.
- [6] Wang, J.; Su, X.; Zhao, L.; Zhang, J. Deep Reinforcement Learning for Data Association in Cell Tracking. Front. Bioeng. Biotechnol. 2020, 8, 298.1
- [7] Gruyer, D.; Demmel, S.; Magnier, V.; Belaroussi, R. Multi Hypotheses Tracking using the Dempster-Shafer Theory. Application to ambiguous road context. Inf. Fusion 2016, 29, 40–56
- [8] S. Chen and Y. Xu, "A new Joint Possibility Data Association Algorithm Avoiding Track Coalescence" International Journal of Intelligent Systems and Applications, Vol. 3, No. 2, pp. 45-51, 2011.
- [9] B. Hebtamariam, R. Tharmarasa, T. Thayaparan, M. Mallick, and T. Kirubarajan, "A Multiple-Detection Joint Probabilistic Data Association Filter" IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, Vol. 7, No. 3, pp. 461-471, June 2013.
- [10] E. M. Saad, EL. Bardawiny, H. I. ALI and N. M. Shawky, "Filtered Gate Structure Applied to Joint Probabilistic Data Association for Multi-Target Tracking in Dense Clutter Environment" IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Vol. 8, Issue 2, March 2011.
- [11] Sinha, A.; Ding, Z.; Kirubarajan, T.; Farooq, M. Track Quality Based Multitarget Tracking Approach for Global Nearest-neighbor Association. IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst. 2012, 8, 179–1191.
- [12] He, S.; Shin, H.S.; Tsourdos, A. Multi-sensor multi-target tracking using domain knowledge and clustering. IEEE Sens. J. 2018, 18, 8074–8084.
- [13] Liangqun, L.; Weixin, X. Intuitionistic fuzzy joint probabilistic data association filter and its application to multitarget tracking. Signal Process. 2014, 96, 433–444.
- [14] Sathyan, T.; Chin, T.J.; Arulampalam, S.; Suter, D. A multiple hypothesis tracker for multitarget tracking with multiple