

## بهبود ردیابی اهداف گروهی جدانشونده به کمک چگالی حالت هدف اصلی در فیلتر PMBM

ایمان میرصدرائی<sup>۱</sup>، سیدمحمد مهدی دهقان بنادکی<sup>۲</sup>، علی محمدی<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری، پژوهشکده کنترل و رباتیک، مجتمع برق، جنگال و مهندسی سایبرنتیک، دانشگاه صنعتی مالک اشتر تهران،

i.mirsadraiy@gmail.com

<sup>۲</sup> دانشیار، پژوهشکده کنترل و رباتیک، مجتمع برق، جنگال و مهندسی سایبرنتیک، دانشگاه صنعتی مالک اشتر تهران، smmd@mut.ac.ir

<sup>۳</sup> استادیار، پژوهشکده کنترل و رباتیک، مجتمع برق، جنگال و مهندسی سایبرنتیک، دانشگاه صنعتی مالک اشتر تهران، alimohammadi@mut.ac.ir

پذیرش: ۱۴۰۲/۱۰/۲۰

ویرایش: ۱۴۰۲/۰۹/۲۹

دریافت: ۱۴۰۲/۰۷/۲۰

**چکیده:** یکی از کارآمدترین فیلترها برای ردیابی اهداف گروهی فیلتر پواسون ترکیب‌های برنولی چندتایی است. این فیلتر به‌طور معمول تخم‌ریزی اهداف به معنی ظهور یک هدف جدید از یک هدف حاضر در فضای نظارت را در قالب تولد جدید اهداف گروهی مدل‌سازی می‌نماید. این رویکرد منجر به از دست رفتن اهداف واقعی و یا ردیابی اهداف غیرواقعی می‌گردد. در این مقاله، با استفاده از اطلاعات مفید موجود در چگالی حالت اهداف گروهی، امکان پیش‌بینی وقوع جدانشوندگی برای تمامی اهداف حاضر در فضای نظارت برای این فیلتر به وجود می‌آید. در این فیلتر مدل تولد در بخش پواسون براساس آخرین وضعیت اهداف گروهی موجود در فضای نظارت که در بخش برنولی در حال ردیابی هستند اصلاح شده و در نتیجه احتمال تشخیص تخم‌ریزی اهداف به نحو مناسبی افزایش یافته و خطای از دست رفتن ردیابی کمینه می‌شود. با این روش می‌توان مزیت این فیلتر مبنی بر مدیریت پیچیدگی محاسباتی را در خصوص اهداف گروهی یا فردی جدانشونده نیز حفظ نمود و از اختصاص برنولی‌های جدید برای ردیابی اهداف گروهی جدانشونده کشف نشده اجتناب کرد. نتایج شبیه‌سازی به روش مونت کارلو برای حرکت اهداف گروهی جدانشونده نشان می‌دهد که با استفاده از فیلتر پواسون ترکیب‌های برنولی چندتایی اصلاح شده، تعداد اهداف از دست رفته و ردیابی‌های اشتباه کاهش و قابلیت اطمینان ردیابی اهداف افزایش می‌یابد.

**کلمات کلیدی:** ردیابی اهداف گروهی، تخم‌ریزی اهداف، فیلتر PMBM، چگالی GGIW، معیار GOSPA.

### Improving Tracking of Splitting Group Targets Using the Main Target Density in the PMBM Filter

Iman Mirsadraei, Seyed Mohammad-Mahdi Dehghan Bonadaki, Ali Mohammadi

**Abstract:** The Poisson Multi-Bernoulli Mixture filter is one of the most efficient filters for group target tracking. In this filter, target spawning, i.e., the appearance of a new target in the proximity of an existing one in the surveillance area is modeled as a newborn group target. Using this approach may result in missed targets or false alarms. In this paper, profiting from useful information provided by the density of existing group targets, it is possible to predict spawning for all members in the surveillance area. With modification in the birth model in the Poisson density of the filter based on the latest state of detected group targets in the Bernoulli part, the spawning detection probability increases, and the error caused by missed targets is reduced. This approach benefits from the moderated computational complexity property of this filter, particularly for splitting group/point

targets, and prevents generating new Bernoulli components for spawned and undetected group targets. The results of Monte Carlo simulations confirm that the modified Poisson Multi-Bernoulli Mixture filter can reduce missed targets and false alarms and increase the reliability of tracking.

**Keywords:** Group Target Tracking, Targets Spawning, PMBM Filter, GGIW density, GOSPA metric.

## ۱- مقدمه

در ردیابی چند هدف در صورتی که اهداف در مجاورت یکدیگر قرار بگیرند به طوری که تفکیک آنها از همدیگر امکان پذیر نبوده و یا به جهت صرفه جویی در منابع محاسباتی به عنوان یک هدف واحد در نظر گرفته شوند، مسئله ردیابی چند هدف تحت عنوان ردیابی اهداف گروهی شناخته می شود [۱]. در این نوع از ردیابی می توان مجموعه ای متشکل از چندین هدف نقطه ای یا گسترده را در قالب یک گروه متصور شد [۲]. ردیابی اهداف گروهی نیازمند در نظر گرفتن تمهیدات ویژه ای در سازوکار تخمین چگالی حالت فیلتر ردیاب بوده که این امر منجر به ایجاد فضای مطالعاتی جدیدی در حوزه ردیابی اهداف شده است [۳].

یکی از چالش های جدی ردیابی اهداف گروهی، مسئله جداشوندگی اعضا از گروه اصلی یا تخم ریزی است که به دلیل وجود عدم قطعیت های مختلف از جمله زمان، چگونگی و تعدد اهداف جداشونده، می تواند چالش های جدی را در فرایند تخمین ایجاد کند. در صورت عدم انعطاف فیلتر تخمین در رویارویی با فرایند جداشوندگی اهداف، ردیابی دیر هنگام هدف جدید و یا حتی از دست رفتن هدف جدا شده و یا هدف اصلی کاملاً محتمل است. احتمال از دست رفتن ردیابی دسته ای از پهنابها که به منظور انجام یک مأموریت از گروه اصلی جدا می شوند [۴] و یا عدم ردیابی عابران پیاده ای که از یک وسیله نقلیه مورد ردیابی پیاده می شوند [۵] و همچنین بمب های هدایت شونده که توسط یک هواپیمای نظامی پرتاب می شوند [۶]، از جمله مثال های قابل توجه در حوزه جداشوندگی اهداف گروهی می باشد. واضح است که عدم اتخاذ تدابیر مناسب برای ردیابی صحیح در این شرایط می تواند خسارات قابل ملاحظه ای به بار آورد. فیلترهای تخصیص داده توأم احتمالاتی [۷]، فیلترهای ردیابی چند فرضیه ای [۸] و فیلترهای مبتنی بر نظریه مجموعه های تصادفی متناهی [۹] سه روش شناخته شده و متداول هستند که با رویکردهای متفاوتی به حل مسئله ردیابی چند هدف و تخصیص مشاهدات می پردازند. بدیهی است که هر کدام از این رویکردها مزایا و محدودیت های مختص به خود را دارند. دو روش اول محدودیت های جدی در تعداد اهداف و همچنین سناریو حرکت اهداف مورد ردیابی دارند [۱۰] و با افزایش تعداد حالات بخصوص در سناریوهایی که اهداف در مجاورت یکدیگر حضور دارند، فیلتر تخمین با احتمال بالایی دچار واگرایی می گردد [۱۱].

ساختار فیلترهای مبتنی بر نظریه RFS انعطاف مناسبی را برای مواجهه با پدیده های متداول در ردیابی اهداف از جمله تخم ریزی ارائه می کند. دو مدل معروف مجموعه های تصادفی، فرایند نقطه ای پواسون و ترکیب

برنولی چندتایی می باشند. فیلترهایی همچون فیلتر چگالی فرض احتمالاتی (۱۴-۱۲) و فیلتر PHD اندازه شده [۱۵] با استفاده از RFS پواسون و فیلتر برنولی چندتایی برچسب دار [۱۶] و LMB تعمیم یافته [۱۷] با استفاده از RFS برنولی چندتایی برای تخمین چگالی چند هدف توسعه یافته اند. مزیت مدل سازی با PPP کاهش حجم محاسباتی بوده که از طرفی با کاهش دقت ردیابی نیز همراه است [۱۸]. با استفاده از RFS های برنولی امکان افزایش دقت تخمین وجود دارد که البته حجم و پیچیدگی محاسبات نیز به تبع آن افزایش می یابد [۱۹]. فیلتر پواسون ترکیب های برنولی چندتایی یک فیلتر مبتنی بر نظریه RFS و با هدف بهره برداری توأم از مزایای RFS های پواسون و برنولی مبنی بر کاهش حجم محاسبات و افزایش دقت توسعه یافته است [۲۰]. در این فیلتر اهداف کشف نشده با توجه به اهمیت کمتر در بخش پواسون و اهداف کشف شده که نیازمند محاسبات دقیق تری هستند در بخش برنولی مورد ردیابی قرار می گیرند. همچنین مدل سازی تولد اهداف نیز در بخش پواسون انجام می شود [۲۱].

مقایسه عملکرد فیلتر PMBM با سایر فیلترهای مبتنی بر نظریه RFS نشان می دهد که این فیلتر می تواند عملکرد برتری را در کاهش حجم محاسبات و افزایش کیفیت ردیابی اهداف در سناریوهای مختلف ارائه نماید [۲۲]. تخم ریزی اهداف تاکنون با رویکردهای مختلفی در سامانه های ردیابی مبتنی بر RFS مدل سازی شده است. دسته زیادی از پژوهش های انجام شده در خصوص ردیابی اهداف با این استدلال که در فرایند تخم ریزی به نوعی یک هدف جدید به وجود می آید، مدل سازی تخم ریزی را به صورت جداگانه انجام نداده و آن را در قالب مدل تولد هدف در نظر گرفته اند [۴]. معمولاً مدل تولد اهداف در فیلترهای ردیاب به صورت از پیش تعریف شده و مشخص در مسائل فرض می شوند [۲۳]. به بیان دیگر چگالی حالت تولد اهداف به صورت ثابت و معلوم در فضای نظارت تعیین می شود. بنابراین احتمال تولد هدف جدید صرفاً با توجه به این چگالی حالت ارزیابی می شود. این در حالی است که در مسائل واقعی هر کدام از اهداف گروهی حاضر در فضای نظارت امکان تخم ریزی و ایجاد یک هدف جداشونده را دارند به عبارت دیگر مکان و تعداد تخم ریزی از یک هدف نامشخص است. یک راهکار برای بهبود این مدل در نظر گرفتن مدل تولد به صورت یکنواخت در سراسر فضای نظارت است. هر چند که این نوع مدل سازی تولد می تواند تشخیص و ردیابی اهداف تخم ریزی را تا حدی بهبود بخشد، اما افزایش توزیع های معرف تولد در فضای نظارت احتمال تشخیص اشتباه را در شرایطی که کلاتر شدیدی وجود دارد و یا نرخ کلاتر مورد استفاده در فیلتر با نرخ واقعی

مونت کارلوی فیلتر PMBM اصلاح شده برای سناریوی تخم‌ریزی اهداف گروهی ارائه شده و نتایج آن با فیلتر PMBM با مدل تولد متداول مقایسه می‌شود.

## ۲- مروری بر ساختار فیلتر PMBM

در این بخش روابط حاکم بر فیلتر PMBM و بخش‌های مختلف آن تشریح می‌شود. از آنجا که این فیلتر مبتنی بر نظریه RFS است؛ لازم است تا مجموعه‌های حاضر در این فیلتر معرفی شوند. در ردیابی اهداف گروهی مجموعه اهداف و مشاهدات دارای تعداد نامعلوم و متغیر با زمان عضو هستند. مجموعه اهداف در لحظه  $k$  با نماد  $X_k$  نشان داده می‌شود. اندازه این مجموعه (تعداد اعضای حاضر در آن) یک متغیر تصادفی گسسته و حالت هر هدف نیز یک متغیر تصادفی می‌باشد. بنابراین  $X_k$  یک مجموعه تصادفی است که شامل  $n_k$  عضو مطابق با رابطه (۱) می‌باشد:

$$X_k = \{x_k^i\}_{i=1}^{n_k} \quad (1)$$

که در آن  $n_k$  تعداد اهداف در لحظه  $k$  می‌باشد. برای هر هدف گروهی، چگالی حالت به صورت چگالی گاما-گوسی-ویشارت معکوس به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود:

$$x_k \triangleq (\gamma_k, \mathbf{x}_k, \mathbf{X}_k) \quad (2)$$

که شامل سه پارامتر  $\gamma_k$  نرخ مشاهدات دریافتی از هدف،  $\mathbf{x}_k$  بردار مشخصات حرکتی (موقعیت، سرعت، شتاب، نرخ چرخش و ...) و  $\mathbf{X}_k$  ماتریس شکل هدف می‌باشد که به ترتیب با توزیع‌های گاما، گوسی و ویشارت معکوس توصیف می‌شوند.

مجموعه مشاهدات در لحظه  $k$  که با  $Z_k$  نشان داده می‌شود نیز یک RFS است که در هر لحظه شامل تعدادی عضو نامعلوم بوده و به صورت رابطه (۳) تعریف می‌شود:

$$Z_k = \{z_k^j\}_{j=1}^{m_k} \quad (3)$$

که در آن  $m_k$  تعداد مشاهدات دریافتی از سنجنده در لحظه  $k$  می‌باشد. اعضای این مجموعه را می‌توان به دو دسته تقسیم‌بندی کرد. یک دسته مشاهدات کلاتر و دسته دوم نیز مشاهدات ناشی از اهداف موجود در فضای نظارت می‌باشند که البته منبع این مشاهدات نامعلوم است. یعنی تخصیص اعضای مجموعه مشاهدات ناشی از اهداف به مجموعه اهداف نامشخص می‌باشد.

در فیلتر PMBM چگالی حالت چند هدف با اجتماع دو فرایند پواسون نقطه‌ای و ترکیب برنولی‌های چندتایی در طی دو مرحله پیش‌بینی و تصحیح به صورت بازگشتی محاسبه می‌شود. همچنین یک مرحله کاهش

کلاتر محیط تفاوت دارد شدت بالا می‌برد. به طوری که در صورتی که مقدار این تفاوت زیاد باشد، به سادگی واگرایی در تخمین فیلتر رخ می‌دهد. حتی در صورتی که کلاتر محیط نیز شدید نباشد امکان افزایش ردیابی اهداف غیرواقعی وجود دارد. بنابراین هرچند سادگی این نوع مدل‌سازی مشهود است، اما عملکرد چنین سامانه‌ای می‌تواند به سادگی تحت تأثیر عوامل مختلف قرار گیرد [۲۴]. در [۲۵] مدل تولد تطبیقی برای فیلتر PHD و در [۲۶] برای فیلترهای PHD و CPHD پیشنهاد شده است که نیاز به تعیین مدل تولد به صورت از پیش تعیین شده را از بین می‌برد. هرچند که این روش می‌تواند در شرایطی وضعیت تشخیص تولد جدید هدف را بهبود بخشد اما نتایج نشان می‌دهد که این روش تعداد اهداف ازدست‌رفته بیشتری نسبت به فیلتر PMBM دارد [۲۷]. مدل‌سازی تخم‌ریزی به صورت مستقیم با استفاده از روش‌های MHT در [۲۸] صورت گرفته است. این روش همچون سایر روش‌های مدل‌سازی با رویکرد MHT، محدودیت‌های جدی در تعداد اهداف مورد ردیابی و تخم‌ریزی شده دارد. بنابراین در مسائل واقعی که زمان تخم‌ریزی و تعداد اهداف جداشونده از هدف اصلی نامعلوم است؛ به عبارتی در هر لحظه از زمان امکان جدا شدن هدف یا گروهی از اهداف از هدف اصلی وجود دارد، عملکرد الگوریتم MHT مختل می‌شود. در [۲۹] ترکیب و جداشوندگی برای اهداف گسترده با ردیابی به کمک روش ماتریس تصادفی انجام شده است. در این مقاله به منظور عدم پیچیدگی محاسباتی صرفاً تخم‌ریزی یک هدف در نظر گرفته شده است.

در این مقاله به منظور ردیابی اهداف جداشونده گروهی، یک روش بر مبنای اصلاح مدل تولد اهداف با استفاده از چگالی حالت اهداف موجود در فیلتر PMBM پیشنهاد می‌شود. به بیان دیگر، برخلاف روش‌های متداول مدل‌سازی تولد که توزیع مدل تخم‌ریزی اهداف را در سرتاسر فضای نظارت به صورت یکنواخت فرض می‌کنند؛ در روش پیشنهادی این مقاله، با استفاده از اطلاعات چگالی حالت اهداف موجود در بخش برنولی فیلتر ردیاب، مکان‌های احتمالی تخم‌ریزی و ظهور تولد جدید محدود می‌شود. محدودسازی پراکندگی مدل تولد در فضای نظارت با روش پیشنهادی، این امکان را فراهم می‌کند تا در شرایط وجود کلاتر در محیط، ردیابی اهداف غیرواقعی کمینه شود؛ چراکه در مدل پیشنهادی با اضافه کردن فرض وقوع تخم‌ریزی اهداف در مجاورت اهداف قبلی، مدل احتمال تخم‌ریزی اهداف واقعی‌تر شده و به روزرسانی مدل تولد جدید با مشاهدات کلاتر با احتمال بسیار کمتری انجام می‌شود. این مدل‌سازی بدون محدودیت در زمان و تعداد تخم‌ریزی و با افزایش ناچیز پیچیدگی محاسباتی، قابلیت شناسایی جداشوندگی اهداف گروهی را در فضای نظارت افزایش می‌دهد.

برای ارائه روش پیشنهادی در این مقاله، ابتدا به سازوکار ردیابی اهداف در فیلتر PMBM اشاره می‌شود. سپس روش پیشنهادی این مقاله برای اصلاح مدل‌سازی تولد در فیلتر PMBM به منظور بهبود ردیابی اهداف گروهی جداشونده تشریح می‌شود. در بخش آخر نیز روند شبیه‌سازی

در اینجا  $a$  بیانگر یک فرضیه تخصیص داده سراسری از میان مجموعه فرضیه‌های تخصیص داده،  $i$  یک رد از میان مجموعه ردها و  $a^i$  فرضیه  $a$  برای رد  $i$  است. وزن هر فرضیه سراسری ( $w_k^a$ ) نیز به صورت ترکیبی از وزن‌های هر فرضیه منفرد  $w_k^{i,a^i}$  و به صورت رابطه (۹) بیان می‌شود.

$$w_k^a = \prod_{i=1}^N w_k^{i,a^i} \quad (9)$$

با این تعریف، از آنجاکه هر برنولی چندتایی را می‌توان با دو پارامتر احتمال وجود داشتن ( $r_k^{i,a^i}$ ) و چگالی برنولی ( $f_k^{i,a^i}$ ) بیان کرد، چگالی PMBM با پارامترهای نشان داده‌شده در رابطه (۱۰) تعریف می‌شود.

$$\lambda_k^u(\cdot), \left\{ w_k^{i,a^i}, r_k^{i,a^i}, f_k^{i,a^i}(\cdot) \right\}_{a \in A_k, i \in I_k} \quad (10)$$

### الف) مرحله پیش‌بینی در فیلتر PMBM

گام پیش‌بینی در فیلتر PMBM شامل هر دو بخش پوآسون و برنولی فیلتر است. در این بخش اهداف کشف‌شده و کشف‌نشده‌ای که در گام  $k-1$  حضور داشتند، با احتمال بقا  $p_s$  در لحظه  $k$  حضور دارند. بخش پوآسون فیلتر در گام پیش‌بینی با رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود.

$$\lambda_{k|k-1}^u(X) = \lambda_k^b(X) + \int f_{k|k-1}(X_k | X_{k-1}) p_s(X_{k-1}) \times \lambda_{k-1|k-1}^u(X_{k-1}) dX_{k-1} \quad (11)$$

در صورتی که پیاده‌سازی فیلتر با روش ترکیبات گوسی با احتمال بقا ثابت در نظر گرفته شود، تخمین پیشین تابع شدت بخش پوآسون فیلتر که توصیف‌کننده حالت اهداف کشف‌نشده است، به صورت رابطه (۱۲) درمی‌آید [۴]:

$$\lambda_{k|k-1}^u(X) = \sum_{i=1}^{n_b} w^{b,i} f_k^b(X) + p_s \sum_{i=1}^{n_u} w_{k-1|i, k-1}^{u,i} f_{k-1|i, k-1}^{u,i}(X) \quad (12)$$

پیش‌بینی برای بخش برنولی فیلتر که در بردارنده‌ی چگالی حالت اهداف کشف‌شده است، به صورت روابط (۱۳) تا (۱۵) نوشته می‌شود.

$$f_{k|k-1}^{i,a^i}(X) = \frac{\int f_{k|k-1}(X_k | X_{k-1}) p_{s, k-1} f_{k-1|i, k-1}^{i,a^i}(X_{k-1}) dX_{k-1}}{\langle f_{k-1|i, k-1}^{i,a^i}; p_{s, k-1} \rangle}, \quad \forall i, a^i \quad (13)$$

فرضیات به‌منظور محدودسازی تعداد فرضیات تخصیص سراسری بعد از مرحله به‌روزرسانی انجام می‌شود. در این فیلتر اجتماع غیر توأم اهداف کشف‌شده و کشف‌نشده، چگالی چندهدفه را به صورت رابطه (۴) تشکیل می‌دهند:

$$f(X_k) = \sum_{X^u \cup X^d = X} f_k^u(X^u) f_k^d(X^d) \quad (4)$$

که در آن  $f_k^d(X^d)$  و  $f_k^u(X^u)$  به ترتیب چگالی اهداف کشف‌نشده و کشف‌شده هستند. نماد  $\cup$  بیانگر اجتماع غیر توأم دو مجموعه می‌باشد. در رابطه (۴)، چگالی پوآسون با شدت  $\lambda_k^u(X)$  به صورتی که در رابطه (۵) نشان داده‌شده، نوشته می‌شود.

$$f_k^u(X^u) = e^{-\int \lambda_k^u(X) dx} \prod_{X \in X^u} \lambda_k(X) \quad (5)$$

برای توصیف  $f_k^d(X^d)$  ابتدا لازم است مجموعه از نوع برنولی تعریف شود. یک RFS برنولی  $X$  یک نوع از مجموعه تصادفی متناهی است که با احتمال  $1-r$  تهی بوده و با احتمال  $r$  شامل یک عضو منفرد با تابع چگالی احتمال  $f(x)$  است. پارامتر  $r$  که احتمال حضور اهداف را بیان می‌کند یک عدد در بازه صفر تا یک است ( $r \in (0, 1]$ ). بنابراین چگالی یک برنولی به صورت رابطه (۶) نوشته می‌شود.

$$f(X) = \begin{cases} 1-r, & X = \emptyset \\ rf(x), & X = \{x\} \\ 0, & |X| \geq 2 \end{cases} \quad (6)$$

بدیهی است که در ردیابی چند هدف، یک برنولی بیانگر یک هدف است که احتمال وجود داشتن هدف و چگالی احتمال حالت هدف در آن وجود دارد. بنابراین برای توصیف فضای حالت برای چند هدف، یک مجموعه از برنولی‌ها بکار گرفته می‌شود که به آن برنولی چندتایی گفته شده و در رابطه (۷) آورده شده است:

$$f^{MB}(X) = \sum_{X_i \cup X_j \cup \dots \cup X_N = X} \prod_{i=1}^N f_i(X_i) \quad (7)$$

که در آن  $f_i(X_i)$  چگالی برنولی با احتمال وجود داشتن  $r_i$  و تابع چگالی احتمال  $f_i(x)$  است. در فیلتر PMBM بخش برنولی فیلتر شامل ترکیبی از چندین چگالی برنولی چندتایی است که این قسمت با عنوان ترکیب برنولی‌های چندتایی شناخته می‌شود. ترکیب خطی توزیع اهداف کشف‌شده دارای چگالی MBM بوده که به صورت رابطه (۸) تعریف می‌شود.

$$f_k^d(X^d) \propto \sum_{a \in A_k} w_k^a \sum_{\cup X_i = X^d} \prod_{i=1}^N f_k^{i,a^i}(X_i) \quad (8)$$

در صورتی که تخصیص مشاهده به هدف صورت گرفته و به بیان دیگر هدف مورد کشف واقع شود، به روزرسانی با این فرضیه به کمک روابط (۲۰) تا (۲۲) انجام می گردد:

$$r_{k|k}^{i,a^i} = 1 \quad (20)$$

$$f_{k|k}^{i,a^i}(X) = \frac{P_D g(z_k^j | X) f_{k|k-1}^{i,a^i}(x)}{\langle f_{k|k-1}^{i,a^i}; g(z_k^j | \cdot) P_D \rangle} \quad (21)$$

$$w_k^{i,a^i} = w_{k|k-1}^{i,a^i} r_{k|k-1}^{i,a^i} \langle f_{k|k-1}^{i,a^i}; g(z_k^j | \cdot) P_D \rangle \quad (22)$$

که در آن به روزرسانی وزن فرضیه و توزیع بر اساس فرضیه قبلی  $\bar{a}^i$  و مشاهده  $z_k^j$  انجام می پذیرد. با توجه به اینکه در این فرضیه مشاهده به هدف تخصیص پیدا می کند و وجود هدف تأیید می گردد، احتمال وجود داشتن هدف برابر یک است.

لازم به ذکر است به منظور کاهش حجم محاسباتی معمولاً فرایند نام هرس کردن در انتهای چرخه تخمین انجام می شود تا توزیع های با وزن پایین در هر مرحله حذف شوند.

### ۳- الگوریتم پیشنهادی مدل سازی تخمیزی به

#### کمک مدل تولد در فیلتر PMBM

سازوکار تخمین و ردیابی چندین هدف گروهی با فیلتر PMBM در بخش دو تشریح شد. در این فیلتر اهداف جدید بر اساس تابع شدت تعریف شده در بخش پوآسون تولید می شوند. هر هدف کشف نشده در بخش پوآسون داوطلب انتقال به بخش برنولی به عنوان هدف بالقوه کشف شده است. بنابراین در صورتی که هدف جدید در فضای نظارت ظاهر شده و مشاهده ای از آن توسط سنجنده دریافت شود، در صورت قرار گرفتن این مشاهده در حریم یک هدف کشف نشده، ردیابی هدف جدید کشف شده در بخش برنولی صورت می پذیرد. واضح است که در صورتی که این مشاهده در حریم هیچ هدف کشف نشده ای نباشد، هدف جدید کشف نمی شود. اهداف کشف نشده در بخش پوآسون اجتماع اهداف کشف نشده لحظه قبل و اهداف متولد شده هستند. بنابراین انتخاب مدل تولد در این فیلتر حائز اهمیت بوده و در صورتی که به درستی انتخاب نشود، منجر به از دست رفتن ردیابی اهداف می شود.

انتخاب مدل تولد معمولاً به صورت از پیش تعیین شده صورت می گیرد. به عنوان مثال حاشیه فضای نظارت به عنوان مکان هایی که اولین بار هدف ممکن است رؤیت شود، انتخاب می گردد که در شکل ۱ الف این مکان ها به صورت بیضی هایی در اطراف میدان دید سنجنده نشان داده شده است. به بیان دیگر این بیضی ها، تعداد اعضای پوآسون مدل تولد در فیلتر PMBM را بیان می کنند که در صورتی که هدف برای اولین بار درون هر کدام از

$$r_{k|k-1}^{i,a^i}(X) = r_{k|k-1}^{i,a^i} \langle f_{k-1|k-1}^{i,a^i}; P_{S_{k-1}} \rangle, \forall i, a^i, \quad (14)$$

$$w_{k|k-1}^{i,a^i}(X) = w_{k-1|k-1}^{i,a^i}, \forall i, a^i, \quad (15)$$

که در این روابط  $\langle f; g \rangle = \int f(x)g(x)dx$  است.

#### ب) به روزرسانی فیلتر PMBM

به منظور محاسبه چگالی پسین چندهدفه، در این بخش روابط مربوط به مرحله تصحیح فیلتر PMBM تشریح می گردد. در بخش به روزرسانی، فیلتر با سه نوع از اهداف مواجه می شود: اهداف کشف نشده، اهداف قبلی و اهداف کشف شده بالقوه. نوع اول اهداف از جنس پوآسون و دو نوع بعدی از جنس برنولی چندتایی می باشد. در ادامه سازوکار به روزرسانی برای دو نوع اول تشریح شده و به روزرسانی اهداف کشف شده بالقوه در بخش سوم بیان می شود.

#### - به روزرسانی برای اهداف کشف نشده قبلی

از آنجاکه در بخش پوآسون اهداف کشف نشده حضور دارند؛ یعنی اهدافی که تاکنون مشاهده ای به آنها تعلق نگرفته است؛ بنابراین در بخش به روزرسانی فیلتر با فرض عدم تخصیص مشاهده به این اهداف به روزرسانی مطابق رابطه (۱۶) انجام می شود:

$$\lambda_{k|k}^u(X) = (1 - p_D(X)) \lambda_{k|k-1}^u(X) \quad (16)$$

که در آن پارامتر  $p_D$  احتمال کشف یک هدف توسط سنجنده می باشد.

#### - به روزرسانی برای اهداف موجود قبلی

به منظور به روزرسانی اهداف موجود قبلی بایستی فرضیه های مختلف تخصیص مورد ارزیابی قرار گیرد. الگوریتم تخمین فیلتر PMBM یک هدف موجود را در دو دسته کشف و عدم کشف جای می دهد. اگر هیچ مشاهده ای به هدف تخصیص پیدا نکند، یک فرضیه عدم کشف تشکیل می شود و یک فرض به مجموعه فرضیه های تخصیص داده سراسری اضافه می شود که روابط مربوط به به روزرسانی آن در روابط (۱۷) تا (۱۹) آورده شده است.

$$r_{k|k}^{i,a^i} = \frac{r_{k|k-1}^{i,a^i} \langle f_{k|k-1}^{i,a^i}; 1 - P_D \rangle}{1 - r_{k|k-1}^{i,a^i} \langle f_{k|k-1}^{i,a^i}; P_D \rangle} \quad (17)$$

$$f_{k|k}^{i,a^i}(X) = \frac{(1 - P_D) f_{k|k-1}^{i,a^i}(x)}{\langle f_{k|k-1}^{i,a^i}; 1 - P_D \rangle} \quad (18)$$

$$w_k^{i,a^i} = w_{k|k-1}^{i,a^i} (1 - r_{k|k-1}^{i,a^i} \langle f_{k|k-1}^{i,a^i}; P_D \rangle) \quad (19)$$

شناسایی و ردیابی سریع تر هدف جدید تخم‌ریزی شده از آن، کمک کند. در فیلتر PMBM اگر هدف در حال ردیابی کشف شده باشد، چگالی حالت آن در بخش برنولی فیلتر وجود دارد. در صورتی که بتانسیل تخم‌ریزی از یک هدف وجود داشته باشد، می‌توان این اطلاعات را به بخش پوآسون فیلتر نیز منتقل نمود و بر اساس آن مدل تولد فیلتر را با توجه به وضعیت فعلی اهداف در هر لحظه منطبق نمود. بنابراین چگالی GGIW مدل تولد فیلتر PMBM در لحظه  $k$  ( $GGIW_k^b$ ) از دو عبارت چگالی GGIW مدل تولد ثابت و چگالی GGIW اهداف کشف شده در بخش برنولی به صورت رابطه (۲۳) تشکیل می‌شود:

$$GGIW_k^b(x) = \sum_{j=1}^{n_{SB}} W_{bs_j} GGIW_j^{sb} + \sum_{i=1}^{n_B} W_{b_i} GGIW_i^{k-1} \quad (23)$$

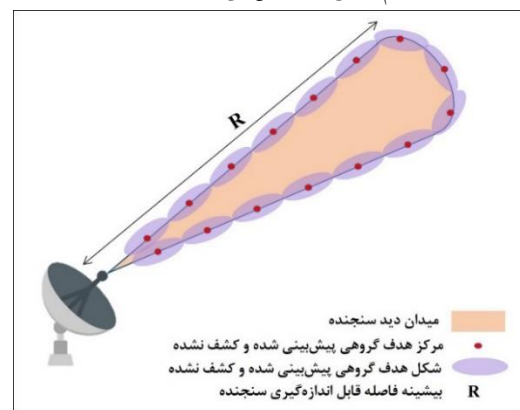
که در آن  $GGIW_j^{sb}$  چگالی مدل تولد ثابت و  $n_{SB}$  بیانگر تعداد مکان‌های ثابت محتمل برای تولد اهداف جدید است.  $GGIW_i^{k-1}$  چگالی هدف  $i$ ام موجود در بخش برنولی در لحظه  $k-1$  بوده که یک مرحله پیش‌بینی (تخمین پیشین) برای آن صورت گرفته تا با توجه به مدل، تخمین محل احتمالی تخم‌ریزی در لحظه  $k$  انجام شود.  $W_{b_i}$  و  $W_{bs_j}$  به ترتیب وزن چگالی تولد ثابت و چگالی تخم‌ریزی  $i$ ام است. همچنین  $n_B$  تعداد اهداف موجود در بخش برنولی فیلتر در لحظه  $k-1$  است.

برای اهداف نقطه‌ای که صرفاً با یک چگالی گوسی قابل توصیف هستند؛ تطبیق میانگین موقعیت تخم‌ریزی احتمالی با مرکز هدف اصلی می‌تواند یک رویکرد برای مدل‌سازی تخم‌ریزی در مدل تولد این نوع اهداف باشد. هر چند واضح است که تخم‌ریزی معمولاً برای اولین بار در حاشیه شکل هدف گروهی رؤیت می‌شود. بنابراین در نظر گرفتن فضای اطراف هدف موجود به عنوان مکان احتمالی تخم‌ریزی، می‌تواند رویکرد دقیق‌تری ارائه نماید. با این توضیحات می‌توان تعداد چگالی GGIW در حول تخمین پیشین اهداف کشف شده در لحظه  $k-1$  فرض نمود. در اینجا مرکز بیضی‌های مرتبط با این چگالی‌ها بر روی محیط بیضی GGIW هدف اصلی قرار دارند. بنابراین داریم:

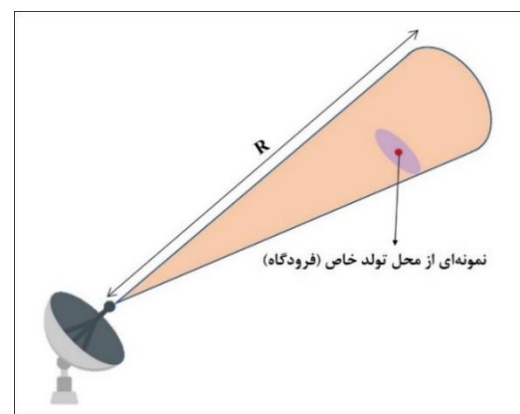
$$\{m_{i_j}^s(x, y)\}_{j=1,2,\dots,N} \subset \{m_i^{Bem^-}(x, y)\} \quad (24)$$

که در آن  $m$  بیانگر بردار مشخصات حرکتی،  $m_{i_j}^s(x, y)$  مشخصات مرکز بیضی تخم‌ریزی  $j$ ام ناشی از هدف  $i$  و  $m_i^{Bem^-}(x, y)$  مجموعه نقاط محیط بیضی هدف اصلی  $i$  است. رابطه (۲۴) بیانگر این نکته است که برای هر هدف کشف شده  $i$ ،  $N$  نقطه مختلف از مجموعه نقاط روی بیضی هدف اصلی مربوط به چگالی پیشین برنولی، به عنوان مرکز بیضی‌های جدید انتخاب می‌شوند. تعداد بیضی‌ها ( $N$ ) می‌تواند به عنوان یک پارامتر تنظیم به کار گرفته شود. به طوری که انتخاب مقدار بهینه برای آن می‌تواند منجر به بهبود دقت و توانایی تشخیص وقوع تخم‌ریزی فیلتر شود. به بیان دیگر با افزایش تعداد بیضی‌ها نظارت در

آنها قرار گیرد، به عنوان یک هدف کشف شده شناسایی شده و به بخش برنولی فیلتر انتقال می‌یابد. در صورتی که فضایی مثل یک فرودگاه در فضای نظارت وجود داشته باشد که احتمال پدید آمدن هدف جدید از آن ناحیه زیاد باشد، این مکان خاص با در نظر گرفتن یک بیضی به صورتی که در شکل ۱. ب نشان داده شده، می‌تواند به عنوان مدل تولد محتمل در نظر گرفته شود. بنابراین با توجه به این دو شکل می‌توان دریافت که در بخش پوآسون فیلتر PMBM امکان تعریف مکان‌های محتمل برای تولد اهداف گروهی با توجه به شرایط خاص مسئله وجود دارد که مختصات این اهداف با مرکز بیضی و شکل اهداف با اندازه در نظر گرفته شده برای بیضی‌ها تعیین می‌گردد. بیضی‌های نشان داده شده در شکل ۱ در حقیقت بیانگر ایجاد اهداف پیش‌بینی شده ولی کشف نشده‌ای هستند که در هر گام زمانی مطابق با مدل تولد، تولید می‌شوند. بنابراین عبارت مدل تولد معرف تعداد، شکل و اندازه و مختصات مرکز بیضی‌هایی است که اهداف کشف نشده در هر گام زمانی را تشکیل می‌دهند.



(الف)



(ب)

شکل ۱: دو مدل تولد اهداف در فضای نظارت: (الف) مدل تولد در مرز فضای نظارت (ب) مدل تولد در یک ناحیه خاص از فضای نظارت همچون یک فرودگاه

یک نکته مهم در لحظات اولیه جدا شدن دو هدف از یکدیگر، مجاورت دو هدف جداشونده و اصلی می‌باشد که این مطلب در رابطه با هر دو نوع هدف نقطه‌ای و گروهی صادق است. بنابراین در صورت وقوع تخم‌ریزی، اطلاعات موجود در چگالی حالت هدف در حال ردیابی می‌تواند به

تشكيل می‌شود که در آن این هدف تحت عنوان هدف کشف شده بالقوه جدید قرار گرفته و الگوریتم تخمین یک برنولی چندتایی جدید بر اساس آن تشکیل می‌دهد. با توجه به اینکه هدف بالقوه جدید در اولین کشف ممکن است ناشی از یک مشاهده کلاتر یا یک مشاهده ناشی از هدف باشد؛ هر دو احتمال به صورت جداگانه در روابط به روزرسانی مورد بررسی قرار می‌گیرند. در صورتی که مشاهده اختصاص یافته به هدف جدید کلاتر باشد، احتمال وجود داشتن هدف و وزن آن به صورت رابطه (۲۷) و (۲۸) تعیین می‌گردد که بیانگر عدم وجود داشتن هدف بوده و وزن این فرض برابر یک می‌باشد [۲۱].

$$r_{k|k}^{i,1} = 0 \quad (27)$$

$$w_k^{j,1} = 1 \quad (28)$$

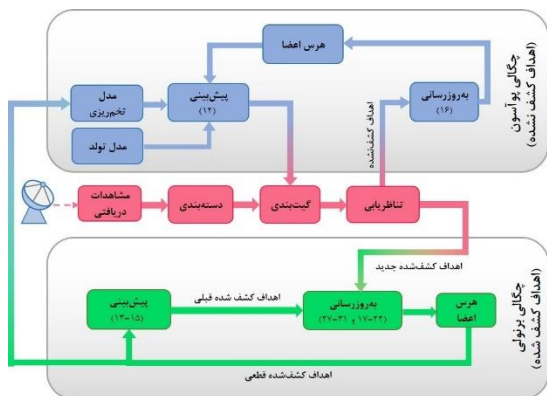
احتمال دوم، تخصیص مشاهده ناشی از هدف به هدف کشف نشده در بخش پوآسون است که در این صورت احتمال وجود داشتن هدف، چگالی مربوط به هدف و وزن فرضیه به کمک مدل مشاهده  $g(z_k^j | \cdot)$  و با روابط (۲۹) تا (۳۱) تعیین می‌گردد که در آن  $z_k^j$  مشاهده تخصیص یافته به هدف است [۲۱].

$$r_{k|k}^{i,2} = \frac{\lambda_{k|k-1}^u; g(z_k^j | \cdot) P_D}{\lambda^C (z_k^j) \langle \lambda_{k|k-1}^u; g(z_k^j | \cdot) P_D \rangle} \quad (29)$$

$$f_{k|k}^{i,2}(X) = \frac{g(z_k^j | X) P_D \lambda_{k|k-1}^u(X)}{\langle \lambda_{k|k-1}^u; g(z_k^j | \cdot) P_D \rangle} \quad (30)$$

$$w_k^{j,2} = \lambda^C (z_k^j) \langle \lambda_{k|k-1}^u; g(z_k^j | \cdot) P_D \rangle \quad (31)$$

در نهایت ساختار فیلتر PMBM اصلاح شده با روش پیشنهادی این مقاله در شکل ۲ نشان شده که بیانگر مدل اصلاح شده فیلتر PMBM در [۴] می‌باشد. در شکل ۲ شماره روابط مورد استفاده در هر بخش نیز ذکر شده است.



شکل ۲: ساختار فیلتر PMBM اصلاح شده پیشنهادی با مدل تخم‌ریزی

اطراف هدف اصلی افزایش می‌یابد و شانس رؤیت هدف جداشونده افزایش می‌یابد. از طرف دیگر این افزایش پوشش به معنی افزایش تعداد چگالی‌های GGIW در بخش پوآسون فیلتر است. هر چند که بار محاسباتی بخش پوآسون به مراتب کمتر از بخش برنولی است؛ لیکن افزایش تعداد اعضای آن به صورت مستقیم افزایش حجم محاسبات در بخش پیش‌بینی و به‌روزرسانی فیلتر را در پی خواهد داشت. به‌عنوان مثال فرض کنیم که چهار محل ثابت برای تولد اهداف در فضای نظارت در نظر گرفته شده است. از طرفی سه هدف نیز مورد ردیابی بوده و چگالی آنها در بخش برنولی فیلتر موجود است. با توضیحات فوق، مدل تخم‌ریزی در هر گام زمانی، در اطراف هر هدف تعداد N چگالی GGIW در نظر می‌گیرد. بنابراین در گام اول تعداد ۳N+۴ جزء چگالی GGIW در بخش پوآسون وجود خواهد داشت. با افزایش N تعداد اعضای حاضر در بخش پوآسون افزایش خواهد یافت. در صورتی که این اجزا در گام زمانی بعد نیز باقی بمانند (وزن آنها از حد آستانه تعیین شده کمتر نشود)، این تعداد به‌طور تجمعی افزایش می‌یابد. ذکر این نکته ضروری است که با هرس اعضای پوآسون به کمک تنظیم مقدار یک آستانه برای وزن GGIWها، تعداد این چگالی‌ها کنترل می‌شود اما در هر صورت افزایش تعداد GGIWها (افزایش N)، بار محاسباتی به واحد پردازش تحمیل می‌نماید. بنابراین نیاز است تا مصالحه‌ای بین میزان سطح پوشش اطراف هدف اصلی و حجم پردازش فیلتر نیز صورت گیرد.

مؤلفه‌های سرعت در GGIW پوآسون مدل تخم‌ریزی در ابتدا برابر با هدف اصلی فرض می‌شود که در رابطه (۲۵) نشان داده شده است.

$$\{m_i^s(v_x, v_y)\}_j = m_i^{Berm^-}(v_x, v_y) \quad (25)$$

همچنین با توجه به عدم قطعیت موجود در سرعت اولیه هدف جداشونده، مقدار عددی عناصر مربوط به مؤلفه‌های سرعت در ماتریس کوواریانس P چگالی GGIW بزرگ فرض می‌شوند. برای تعیین ماتریس شکل برای هر چگالی GGIW تخم‌ریزی  $(X_{ij}^s)$ ، می‌توان شکل بیضی هدف جداشونده را مشابه هدف اصلی و ماتریس شکل را یک ضریب کوچک تر ( $\ell$ ) از ماتریس شکل هدف اصلی  $X_i^{Berm^-}$  و همانند رابطه (۲۶) در نظر گرفت. بدیهی است که این تخمین اولیه در طی فرایند تخمین فیلتر تصحیح می‌شود.

$$X_{ij}^s = \ell X_i^{Berm^-}, 0 < \ell < 1 \quad (26)$$

### به‌روزرسانی برای اهداف کشف شده بالقوه جدید

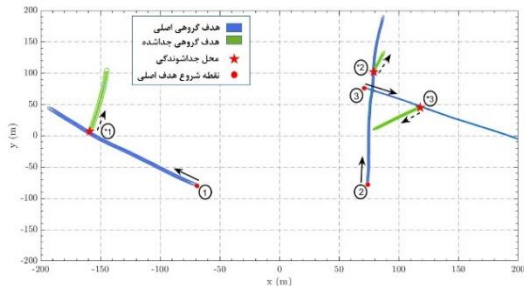
اهداف کشف نشده در بخش پوآسون داوطلب تبدیل به اهداف کشف شده هستند که در این دسته اهداف جدید می‌توانند شامل اهداف تازه متولد شده و یا اهداف تخم‌ریزی شده باشند. در هر گام زمانی در صورتی که مشاهده‌ای داخل حریم مربوط به هدف کشف نشده قرار گیرد، یک فرضیه جدید در فضای فرضیه‌های تخصیص داده سراسری

می‌کند. هدف اصلی (بیضی آبی) نیز به مسیر حرکت قبلی خود ادامه می‌دهد.

این سناریو به کمک مجموعه داده اهداف گروهی در [۳۲] که در اغلب مراجع مرتبط با ردیابی با فیلتر PMBM مورد استفاده قرار می‌گیرد، با اعمال تغییراتی برای در نظر گرفتن اهداف جداشونده، ساخته شده است. شبیه‌سازی برای ۷۶ گام زمانی با فرض زمان نمونه‌برداری یک ثانیه در نظر گرفته شده است. در جدول ۱ زمان‌بندی وقوع تولد، مرگ و تخم‌ریزی اهداف آورده شده است. با توجه به زمان‌بندی تقاطع مسیر دو هدف به معنی گذر همزمان آنها از یک نقطه نیست. نماد \* در کنار شماره هدف بیانگر هدف تخم‌ریزی شده است. مثلاً ۱\* هدف گروهی تخم‌ریزی شده از هدف شماره یک را نشان می‌دهد.

جدول ۱: زمان‌بندی وقوع تولد و مرگ اهداف گروهی

| هدف / پدیده | لحظه تولد | لحظه مرگ |
|-------------|-----------|----------|
| ۱           | ۱         | ۷۶       |
| ۲           | ۱         | ۷۶       |
| ۳           | ۱         | ۵۴       |
| ۱*          | ۵۵        | ۷۶       |
| ۲*          | ۵۳        | ۶۴       |
| ۳*          | ۲۱        | ۳۸       |



شکل ۳: سناریوی حرکت اهداف اصلی و جداشونده

## نتایج شبیه‌سازی

به منظور بررسی عملکرد فیلتر PMBM اصلاح شده با مدل تخم‌ریزی پیشنهادی، نتایج شبیه‌سازی فیلتر روش پیشنهادی در کنار فیلتر PMBM متداول بدون در نظر گرفتن مدل تخم‌ریزی آورده شده است. برای مقایسه دقیق‌تر در شرایط مختلف، ارزیابی عملکرد به روش مونت کارلو و با ۱۰۰ تکرار انجام می‌شود.

همان‌طور که در بخش قبل بیان شد، روش‌های مختلفی برای مدل‌سازی تخم‌ریزی در اطراف اهداف موجود می‌توان در نظر گرفت. از این رو، به منظور بررسی اثر تعداد چگالی‌های GGIW حول هدف اصلی، ارزیابی عملکرد برای تعداد یک، سه، پنج و هفت چگالی GGIW انجام می‌شود. البته در شرایطی که صرفاً از یک GGIW استفاده شود، بیضی مفروض به مرکز بیضی هدف اصلی و با اندازه‌ی ۱/۱۵ برابر هدف اصلی

## ۴- نتایج شبیه‌سازی

### ساختار شبیه‌سازی

در این مقاله مدل حرکت اهداف در شبیه‌سازی سناریو حرکت اهداف و مدل فیلتر ردیاب به صورت خطی سرعت ثابت فرض شده است. بنابراین بردار مشخصات حرکتی مطابق با رابطه (۳۲) شامل عناصر موقعیت  $(x, y)$  و سرعت  $(v_x, v_y)$  در دو بعد در نظر گرفته می‌شود.

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x, y, v_x, v_y \end{bmatrix}^T \quad (32)$$

فرض می‌شود که از مدل مشاهدات استاندارد برای اهداف گروهی استفاده می‌شود که در آن خروجی حسگرها دارای توزیع گوسی و به صورت خطی و دوبعدی در نظر گرفته شده است. ماتریس مدل مشاهده در فیلتر کالمن که با  $H$  نشان داده می‌شود، بیانگر در نظر گرفتن مشاهدات موقعیت مرکز گروه به صورت دوبعدی و خطی نسبت به متغیرهای حالت بوده و به صورت رابطه (۳۳) نمایش داده می‌شود.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (33)$$

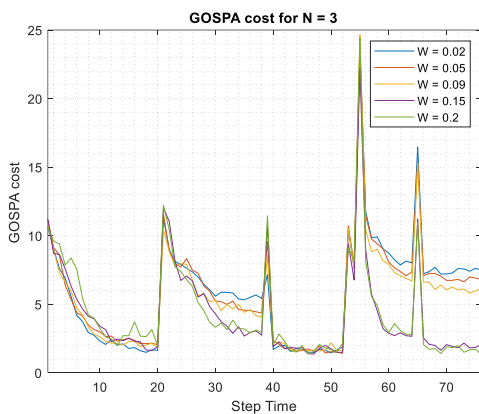
مدل‌سازی حرکت مرکز هدف گروهی به صورت دینامیک خطی با احتمال بقا ثابت ۰/۹۹ فرض می‌شود. انحراف معیار عدم قطعیت مدل حرکت و مشاهدات یکسان و برابر با ۰/۱ در نظر گرفته شده‌اند. در مدل تولد ثابت، وزن اعضای پوآسون مقداری ثابت و برابر با ۰/۲۵ فرض می‌شود. اعضای این مجموعه در چهار مکان مشخص در فضای نظارت با مختصات  $(75 \pm, 75 \pm)$  قرار دارند.

به منظور ارزیابی عملکرد فیلتر از معیار تخصیص زیرالگوی بهینه تعمیم‌یافته برای اهداف گروهی استفاده می‌شود [۳۱]. مقدار هزینه GOSPA شامل هزینه ناشی از خطای ردیابی مشخصات حرکتی و شکل هدف، خطای ناشی از ردیابی اهداف اشتباه و خطای ناشی از عدم ردیابی اهداف واقعی بوده که معیار مناسبی جهت بررسی عملکرد فیلتر است.

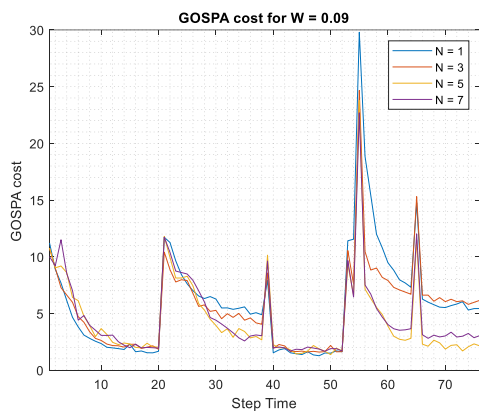
### سناریو حرکت

در این بخش سناریو حرکت و نتایج حاصل از انجام ارزیابی‌های متعدد عملکرد فیلتر PMBM اصلاح شده ارائه می‌گردد. در شکل ۳ سناریو حرکت اهداف گروهی اصلی با بیضی‌های آبی و اهداف جداشونده با بیضی‌های سبز نشان داده شده است. در این سناریو در ابتدا سه هدف گروهی اصلی وجود دارد که نقطه شروع حرکت این سه هدف با دایره قرمز و جهت حرکت آنها با پیکان مشکی بر روی شکل نمایش داده شده است. هر کدام از این سه هدف در مسیر مشخص شده حرکت کرده تا به محل جداشوندگی مربوط به خود برسند که با نشان ستاره قرمز بر روی شکل مشخص شده است. در این لحظه یک هدف گروهی (بیضی سبز) از هدف اصلی جدا شده و در جهت نشان داده شده با پیکان خط‌چین حرکت

(الف) نشان می‌دهد که با افزایش وزن تخم‌ریزی از ۰/۰۲ تا ۰/۱۵، میزان هزینه GOSPA مطابق با انتظار کاهش یافته است. بخصوص در بازه‌های زمانی که تخم‌ریزی اتفاق می‌افتد، یعنی بازه [۴۰-۲۰] و [۶۰-۵۲] این تأثیر مشهودتر است. برای وزن‌های بیش از ۰/۱۵، با افزایش وزن، خطا به یک مقدار مشخص همگرا شده و بهبود چشمگیری در ردیابی حاصل نمی‌شود. به‌طور مشابه در شکل ۵ (ب) اثر افزایش تعداد اعضای پوآسون در کاهش هزینه GOSPA مشاهده می‌شود به‌طوری که برای تعداد پنج عضو پوآسون بهترین نتیجه به‌دست آمده است. ذکر این نکته ضروری است که با وجود اینکه افزایش تعداد اعضا پوآسون سبب افزایش پوشش و احتمال تشخیص جداشوندگی می‌شود؛ اما احتمال ردیابی اهداف غیرواقعی نیز بیشتر می‌شود.



(الف)



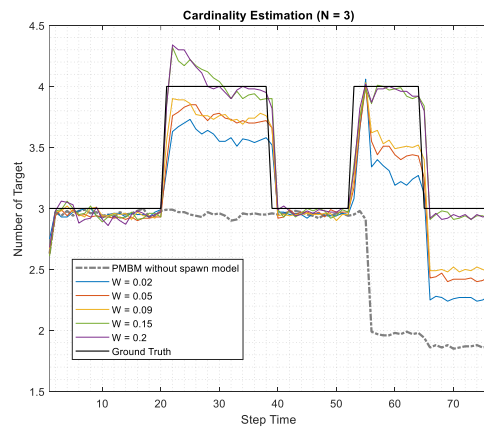
(ب)

شکل ۵: مقدار معیار GOSPA در طول شبیه‌سازی: (الف) با مدل تخم‌ریزی دارای سه عضو پوآسون و وزن‌های مختلف (ب) با وزن ثابت ۰/۰۹ و تعداد مختلف اعضای پوآسون

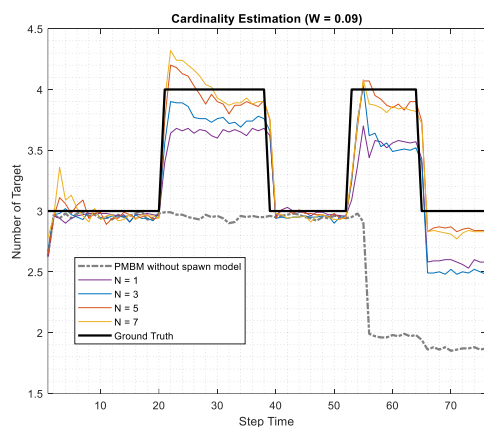
به‌منظور مقایسه بهتر، مقدار ریشه میانگین مربعات معیار GOSPA در مدت شبیه‌سازی برای فیلتر PMBM بدون مدل جداشوندگی و فیلتر PMBM اصلاح‌شده با سه عضو تخم‌ریزی پوآسون با وزن‌های مختلف در جدول ۲ آورده شده است. در جدول ۳ نیز مقدار RMS به ازای وزن ثابت ۰/۰۹ و برای تعداد اعضای مختلف آورده شده است. همچنین میزان بهبود RMS خطا برحسب درصد نسبت به فیلتر PMBM متداول بدون مدل تخم‌ریزی در این دو جدول گزارش شده است. با توجه به نتایج

در نظر گرفته می‌شود. در ادامه اثر وزن دهی در مدل تخم‌ریزی با ثابت در نظر گرفتن تعداد چگالی‌های GGIW نیز بررسی شده است.

در شکل ۴ نتایج شبیه‌سازی مونت کارلو برای تعداد اهداف مورد تخمین در حالات مختلف، آورده شده است. در این آزمایش مجموعه پوآسون مدل تخم‌ریزی شامل سه عضو در نظر گرفته شده است. شکل ۴ (الف) نمایانگر عملکرد فیلتر در قبال تغییرات پارامتر وزن اعضای پوآسون مدل تخم‌ریزی است که نشان‌دهنده تأثیر این پارامتر در افزایش احتمال شناسایی وقوع تخم‌ریزی اهداف است. همچنین در شکل ۴ (ب) نتایج به ازای تغییرات تعداد اعضای مجموعه پوآسون مدل تخم‌ریزی و با وزن ثابت آورده شده است. به‌منظور مقایسه بهتر، منحنی تعداد اهداف واقعی موجود در فضای نظارت و تعداد اهداف مورد تخمین با فیلتر PMBM معمولی نیز آورده شده است. بهبود چشمگیر عملکرد فیلتر در تشخیص وقوع تخم‌ریزی نسبت به فیلتر PMBM متداول در این نتایج مشاهده می‌شود.



(الف)

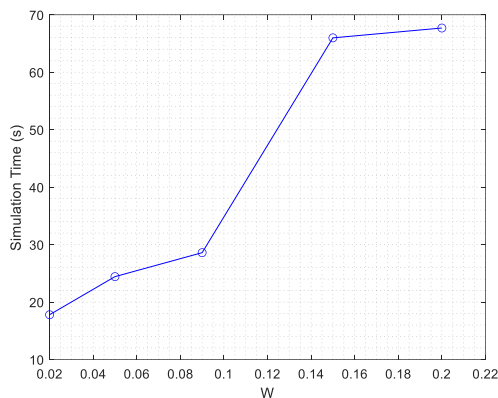


(ب)

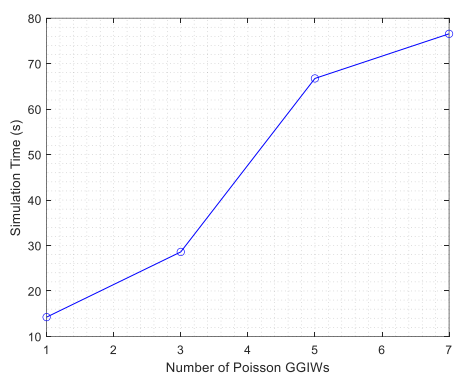
شکل ۴: نتایج مونت کارلو برای تعداد اهداف ردیابی شده: (الف) سه عضو پوآسون و با وزن‌های مختلف (ب) تعداد اعضای پوآسون مختلف و با وزن ثابت ۰/۰۹

شکل ۵ نتایج ارزیابی عملکرد فیلتر را بر اساس معیار GOSPA برای حالات مختلف نشان می‌دهد. در اینجا نیز نتایج برای دو حالت وزن تخم‌ریزی ثابت و تعداد اعضای پوآسون ثابت آورده شده است. شکل ۵

می‌شود. با توجه به نتایج به دست آمده از وضعیت عملکرد فیلتر (شکل ۴ (ب)) و میزان حجم محاسبات به نظر می‌رسد با در نظر گرفتن سه تا چهار GGIW پواسون برای مدل تخم‌ریزی، فیلتر PMBM پاسخ قابل قبولی ارائه می‌کند.



(الف)



(ب)

شکل ۶: زمان شبیه‌سازی مونت کارلو: (الف) با مدل تخم‌ریزی دارای سه عضو پواسون و وزن‌های مختلف (ب) با وزن ثابت ۰/۰۹ و تعداد مختلف اعضای پواسون

علاوه بر نکات مذکور، باید به این نکته دقت داشت که افزایش پوشش (تعداد اعضا پواسون تخم‌ریزی) و وزن مدل تخم‌ریزی بخصوص در شرایطی که کلاتر با نرخ نامعلوم وجود دارد، ممکن است منجر به افزایش تعداد اهداف ردیابی شده غیرواقعی شود. یک روش برای حل این مسئله تنظیم بهینه پارامترهای فیلتر ردیاب بخصوص در بخش تولد و تخم‌ریزی است به صورتی که احتمال کشف اهداف صحیح بیشینه و تعداد اهداف غیرواقعی ردیابی شده کمینه شود. رویکرد دوم نیز تخمین به‌هنگام و توأم نرخ کلاتر محیط در فرایند تخمین است به طوری که فیلتر ردیاب بتواند به درک درستی از شرایط محیطی دست پیدا کرده و احتمال ردیابی اهداف غیرواقعی کمینه شود. لازم به ذکر است حتی در صورتی که نرخ کلاتر معلوم باشد، عملکرد مطلوب مدل تخم‌ریزی تحت تأثیر حجم کلاتر نیز قرار خواهد داشت. به طوری که افزایش بی‌رویه وزن و پوشش مدل تخم‌ریزی در شرایطی که کلاتر شدیدی در فضای نظارت وجود داشته باشد، می‌تواند منجر به افزایش تعداد ردیابی‌های اهداف غیرواقعی شود.

### ۵- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

به دست آمده، کاهش قابل توجه میزان هزینه GOSPA با مدل تخم‌ریزی نسبت به فیلتر ردیاب بدون مدل تخم‌ریزی مشاهده می‌شود.

جدول ۲: مقدار ریشه میانگین مربعات خطا معیار GOSPA برای وزن‌های

مختلف و  $N=3$

| فیلتر ردیاب       | RMS GOSPA | درصد بهبود نسبت به فیلتر PMBM متداول |
|-------------------|-----------|--------------------------------------|
| بدون مدل تخم‌ریزی | ۱۳/۶۷۱۵   | -                                    |
| $W=0.02$          | ۶/۹۹۴۳    | ۴۸/۸۴                                |
| $W=0.05$          | ۶/۸۷۶۷    | ۴۹/۷۰                                |
| $W=0.09$          | ۶/۵۷۶۸    | ۵۱/۸۹                                |
| $W=0.15$          | ۵/۵۱۹۸    | ۵۹/۶۳                                |
| $W=0.2$           | ۵/۷۵۱۴    | ۵۷/۹۳                                |

جدول ۳: مقدار ریشه میانگین مربعات خطا معیار GOSPA برای تعداد اعضای

مختلف و  $W=0.09$

| فیلتر ردیاب       | RMS GOSPA | درصد بهبود نسبت به فیلتر PMBM متداول |
|-------------------|-----------|--------------------------------------|
| بدون مدل تخم‌ریزی | ۱۳/۶۷۱۵   | -                                    |
| $N=1$             | ۷/۵۵۹۵    | ۴۴/۷۱                                |
| $N=3$             | ۶/۵۷۶۸    | ۵۱/۸۹                                |
| $N=5$             | ۵/۶۶۶۰    | ۵۸/۵۶                                |
| $N=7$             | ۵/۸۱۳۷    | ۵۷/۴۸                                |

نکته مهم دیگر اثر تغییر پارامتر وزن و تعداد پواسون‌ها در حجم محاسبات است. در شکل ۶ میانگین زمان کل شبیه‌سازی‌ها در دو حالت مختلف آورده شده است. در شکل ۶ (الف) تأثیر افزایش مقدار وزن در میزان حجم محاسبات مشخص است. در این شکل بعد از وزن ۰/۱ یک جهش در زمان شبیه‌سازی مشاهده می‌شود. با توجه به رابطه (۱۶) در به‌روزرسانی GGIWها، وزن چگالی پواسون در ضریب  $(1 - p_D)$  ضرب می‌شود. بنابراین در صورتی که هدف کشف نشود، برای وزن اولیه ۰/۱ بعد از یک مرحله به‌روزرسانی، وزن چگالی پواسون به ۰/۰۱ می‌رسد که برابر با مقدار آستانه در نظر گرفته شده برای هرس اعضای پواسون در این مقاله است. بنابراین انتظار می‌رود برای وزن‌های بیش از ۰/۱، GGIWهای پواسون تخم‌ریزی برای بیش از یک گام زمانی در مجموعه پواسون باقی بمانند که منجر به افزایش دو برابری تعداد اعضای این مجموعه در هر گام زمانی می‌شود. در صورتی که برای شرایطی که در آن وزن‌های اولیه این GGIWها کمتر از ۰/۱ در نظر گرفته می‌شود بعد از یک مرحله به‌روزرسانی GGIWهای کشف‌نشده (که احتمالاً غیرضروری نیز هستند)، از مجموعه پواسون حذف شده و حجم محاسبات افزایش شدیدی نمی‌یابد.

بدیهی است که افزایش تعداد GGIWهای تخم‌ریزی نیز منجر به افزایش زمان محاسبات می‌شود که این مطلب در شکل ۶ (ب) مشاهده

می‌دهد؛ لیکن این بهبود عملکرد منجر به افزایش حجم و زمان محاسبات می‌گردد. بنابراین تنظیم بهینه این دو پارامتر نقش بسزایی در بهبود عملکرد کلی فیلتر خواهد داشت. لازم به ذکر است که تخمین پارامترهایی از جمله نرخ کلاتر محیط و احتمال کشف سنجنده می‌تواند در کنار ساختار فیلتر PMBM اصلاح شده قرار گرفته و منجر به انعطاف بیشتر فیلتر ردیاب در شرایط مختلف شود. همچنین بهره‌برداری بیشتر از اطلاعات موجود در چگالی برنولی اهداف کشف شده از جمله سرعت و جهت حرکت و نرخ مشاهدات دریافتی از هدف، منجر به عملکرد بهتر فیلتر در تشخیص جداشوندگی می‌شود که این موضوعات در پژوهش‌های آتی می‌تواند مورد توجه قرار بگیرد.

در این مقاله به منظور بهبود کیفیت ردیابی چندین هدف گروهی جداشونده، یک فیلتر PMBM اصلاح شده ارائه گردید. در فیلتر پیشنهادی، جداشوندگی یا همان تخم‌ریزی در اطراف اهداف در حال ردیابی با استفاده از اطلاعات موجود در چگالی اهداف موجود در بخش برنولی در قالب RFS پوآسون مدل شده تا از افزایش نمایی حجم محاسبات به دلیل افزایش تعداد فرضیه‌های تخصیص در بخش برنولی جلوگیری شود. با تحلیل نتایج به دست آمده در طی شبیه‌سازی‌های متعدد، تأثیر قابل توجه رویکرد پیشنهادی این مقاله در بهبود عملکرد فیلتر PMBM در تخمین اهداف گروهی جداشونده به وضوح قابل رؤیت می‌باشد. همان‌طور که انتظار می‌رود، با تنظیم مقدار پارامتر وزن و تعداد اعضا مجموعه پوآسون، فیلتر ردیاب عملکردی بهتری در قبال جداشوندگی اهداف از خود نشان

جدول ۴: معرفی متغیرهای مورد استفاده در مقاله

| متغیر            | توضیحات  | متغیر            | توضیحات   |
|------------------|--|------------------|---|
| $n_k$            | تعداد اهداف در لحظه k                          | $r$              | احتمال وجود داشتن هدف   |
| $x_k^i$          | چگالی حالت هدف i                               | $f^{MB}$         | چگالی حالت مجموعه برنولی چندتایی  |
| $X_k$            | مجموعه تصادفی شامل اهداف                       | $w_k^a$          | وزن فرضیه تخصیص سراسری a  |
| $x_k$            | چگالی حالت GGIW هدف گروهی                      | $p_s$            | احتمال بقا هدف  |
| $\gamma_k$       | پارامتر گاما بیانگر نرخ مشاهدات دریافتی از هدف | $\lambda_k^b(.)$ | تابع شدت تولد مجموعه پوآسون   |
| $x_k$            | بردار مشخصات حرکتی هدف با توزیع گوسی           | $p_D$            | احتمال کشف هدف توسط سنجنده  |
| $X_k$            | ماتریس شکل هدف گروهی با توزیع ویشارت معکوس     | $n_{SB}$         | تعداد عضو ثابت مجموعه پوآسون مدل تولد                                   |
| $Z_k$            | مجموعه تصادفی شامل مشاهدات دریافتی از سنجنده   | $n_B$            | تعداد اهداف موجود در بخش برنولی   |
| $m_k$            | تعداد مشاهدات دریافتی از سنجنده                | $w_{BS_i}$       | وزن عضو i ام در مدل تولد ثابت   |
| $X^u$            | مجموعه تصادفی شامل اهداف کشف نشده              | $w_{B_i}$        | وزن عضو i ام در مدل تولد متغیر (تخم‌ریزی)                               |
| $X^d$            | مجموعه تصادفی شامل اهداف کشف شده               | $m_i^{Bern}$     | بردار مشخصات حرکتی عضو i ام برنولی                                      |
| $f_k^u(.)$       | تابع چگالی حالت مجموعه اهداف کشف نشده          | $\lambda^c(.)$   | تابع شدت مجموعه پوآسون مربوط به کلاترها                                 |
| $f_k^d(.)$       | تابع چگالی حالت مجموعه اهداف کشف شده           | $m_{ij}^s$       | بردار مشخصات حرکتی تخم‌ریزی ناشی از هدف i برای عضو j ام مجموعه تخم‌ریزی |
| $\lambda_k^u(.)$ | تابع شدت چگالی پوآسون اهداف کشف نشده           |                  |   |

مراجع

- [1] L. Guerlin, "Approches bayésiennes pour le suivi d'objets étendus appliquées à la lutte anti-drone et au véhicule autonome," Université Grenoble Alpes, 2022.
- [2] S. Wei, Á. F. García-Fernández, and W. Yi, "The Trajectory PHD Filter for Coexisting Point and Extended Target Tracking," arXiv Prepr. arXiv2210.03412, 2022.
- [3] K. Granström and M. Baum, "A Tutorial on Multiple Extended Object Tracking," 2022, doi: 10.36227/techrxiv.19115858.v1.
- [4] L. Guerlin, B. Pannetier, M. Rombaut, and M. Derome, "Study on group target tracking to counter swarms of drones," in Signal Processing, Sensor/Information Fusion, and Target Recognition XXIX, 2020, vol. 11423, pp. 8–27.
- [5] S. Johnsen and A. Tews, "Real-time object tracking and classification using a static camera," in Proceedings of IEEE International Conference on

جدول ۵: معرفی اصطلاحات پر کاربرد مورد استفاده در مقاله

| اصطلاح | توضیحات                              |
|--------|--------------------------------------|
| RFS    | مجموعه تصادفی متناهی                 |
| PHD    | چگالی فرض احتمالاتی                  |
| CPHD   | چگالی فرض احتمالاتی اندازه شده       |
| LMB    | برنولی چندتایی برچسب‌دار             |
| GLMB   | برنولی چندتایی برچسب‌دار تعمیم یافته |
| PPP    | فرایند نقطه‌ای پوآسون                |
| MB     | برنولی چندتایی                       |
| MBM    | ترکیبات برنولی چندتایی               |
| PMBM   | پوآسون-ترکیبات برنولی چندتایی        |
| GM     | ترکیبات گوسی                         |
| GGIW   | گاما-گوسی-ویشارت معکوس               |
| GOSPA  | تخصیص زیرالگو بهینه تعمیم یافته      |
| RMS    | ریشه میانگین مربعات                  |

- [19] C. Fantacci, B.-T. Vo, F. Papi, and B.-N. Vo, "The Marginalized  $\delta$ -GLMB Filter," arXiv Prepr. arXiv1501.00926, 2015.
- [20] J. L. Williams, "Marginal multi-Bernoulli filters: RFS derivation of MHT, JPDA, and association-based MeMBer," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 51, no. 3, pp. 1664–1687, 2015.
- [21] Á. F. Garcia-Fernández, J. L. Williams, K. Granström, and L. Svensson, "Poisson multi-Bernoulli mixture filter: Direct derivation and implementation," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 54, no. 4, pp. 1883–1901, 2018.
- [22] Y. Xia, K. Granström, L. Svensson, and Á. F. Garcia-Fernández, "Performance evaluation of multi-Bernoulli conjugate priors for multi-target filtering," in 2017 20th International Conference on Information Fusion (Fusion), 2017, pp. 1–8.
- [23] S. Wu, Y. Zhou, Y. Xie, and Q. Xue, "Robust Poisson multi-Bernoulli mixture filter using adaptive birth distributions for extended targets," Digit. Signal Process., vol. 126, p. 103459, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2022.103459>.
- [24] S. H. Rezatofighi, S. Gould, B. T. Vo, B.-N. Vo, K. Mele, and R. Hartley, "Multi-target tracking with time-varying clutter rate and detection profile: Application to time-lapse cell microscopy sequences," IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 34, no. 6, pp. 1336–1348, 2015.
- [۲۵] م. رییس دانایی، "اجرای فیلتر چگالی فرض احتمال توسط فیلتر ذره ای با متغیر کمکی و شدت زایش وفقی،" پدافند الکترونیکی و سایبری، vol. 3, no. 4, pp. 23–41, 1394 سال پنجم، pp. 70–75.
- [26] B. Ristic, D. Clark, B.-N. Vo, and B.-T. Vo, "Adaptive target birth intensity for PHD and CPHD filters," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 48, no. 2, pp. 1656–1668, 2012.
- [27] Á. F. Garcia-Fernández, Y. Xia, and L. Svensson, "A comparison between PMBM Bayesian track initiation and labelled RFS adaptive birth," in 2022 25th International Conference on Information Fusion (FUSION), 2022, pp. 1–8.
- [28] H.-Y. Zhou, "Sequential Monte Carlo implementation and state extraction of the group probability hypothesis density filter for partly unresolvable group targets-tracking problem," IET Radar, Sonar Navig., vol. 4, no. 5, pp. 685–702(17), Oct. 2010.
- [29] K. Granström and U. Orguner, "On Spawning and Combination of Extended / Group Targets Modeled With Random Matrices," vol. 61, no. 3, pp. 678–692, 2013.
- [30] K. G. Murty, "An algorithm for ranking all the assignments in order of increasing cost," Oper. Res., vol. 16, no. 3, pp. 682–687, 1968.
- [31] A. S. Rahmathullah, A. F. Garcia-Fernandez, and L. Svensson, "Generalized optimal sub-pattern Robotics and Automation, workshop on People Detection and Tracking, 2009, p. 25.
- [6] L. Bao, F. Li, X. Di, P. Chen, M. Xiao, and J. Bai, "The influence of dual stealth aircraft formation cooperating with aerial bombing on the performance of monopulse radar," in 2020 International Conference on Artificial Intelligence and Education (ICAIE), 2020, pp. 467–470, doi: 10.1109/ICAIE50891.2020.00113.
- [7] Y. Bar-Shalom, P. K. Willett, and X. Tian, Tracking and data fusion, vol. 11. YBS publishing Storrs, CT, USA:, 2011.
- [8] S. S. Blackman, "Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking," IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag., vol. 19, no. 1, pp. 5–18, 2004.
- [9] R. P. S. Mahler, Statistical multisource-multitarget information fusion, vol. 685. Artech House Norwood, MA, USA, 2007.
- [10] R. J. Fitzgerald, "Track biases and coalescence with probabilistic data association," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., no. 6, pp. 822–825, 1985.
- [11] T. Kropfreiter, F. Meyer, S. Coraluppi, C. Carthel, R. Mendrzik, and P. Willett, "Track coalescence and repulsion: MHT, JPDA, and BP," in 2021 IEEE 24th International Conference on Information Fusion (FUSION), 2021, pp. 1–8.
- [۱۲] م. رییس دانایی، "بهبود اجرای فیلتر چگالی فرض احتمال کاردینالی توسط فیلتر ذره ای با متغیر کمکی،" پدافند الکترونیکی و سایبری، vol. 3, no. 4, pp. 23–41, 1394
- [13] R. P. S. Mahler, "Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 39, no. 4, pp. 1152–1178, 2003.
- [۱۴] ا. رجحانی، م. یزدیان دهکردی، and ز. عظیمی فر، "ردیابی اهداف چندگانه ای تصویری در شرایط تصادم بوسیله فیلتر GM-PHD," in هفتمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران، ۱۳۹۰.
- [15] R. Mahler, "A theory of PHD filters of higher order in target number," in Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XV, 2006, vol. 6235, pp. 193–204.
- [16] S. Reuter, B.-T. Vo, B.-N. Vo, and K. Dietmayer, "The labeled multi-Bernoulli filter," IEEE Trans. Signal Process., vol. 62, no. 12, pp. 3246–3260, 2014.
- [17] B.-N. Vo, B.-T. Vo, and D. Phung, "Labeled random finite sets and the Bayes multi-target tracking filter," IEEE Trans. Signal Process., vol. 62, no. 24, pp. 6554–6567, 2014.
- [18] Y. Zheng, Z. Shi, R. Lu, S. Hong, and X. Shen, "An efficient data-driven particle PHD filter for multitarget tracking," IEEE Trans. Ind. Informatics, vol. 9, no. 4, pp. 2318–2326, 2012.

assignment metric,” in 2017 20th International Conference on Information Fusion (Fusion), 2017, doi: 10.23919/icif.2017.8009645.

- [32] Y. Xia, K. Granström, L. Svensson, Á. F. Garcia-Fernández, and J. L. Williams, “Extended target Poisson multi-Bernoulli mixture trackers based on sets of trajectories,” in 2019 22th International Conference on Information Fusion (FUSION), 2019, pp. 1–8.