

اجرای فیلتر چگالی فرض احتمال با شدت زایش وفقی توسط فیلتر ذره‌ای کمکی

میثم رئیس دانایی*

۱- استادیار دانشگاه جامع امام حسین (ع)

(دریافت: ۹۵/۰۴/۱۲، پذیرش: ۹۵/۱۱/۲۵)

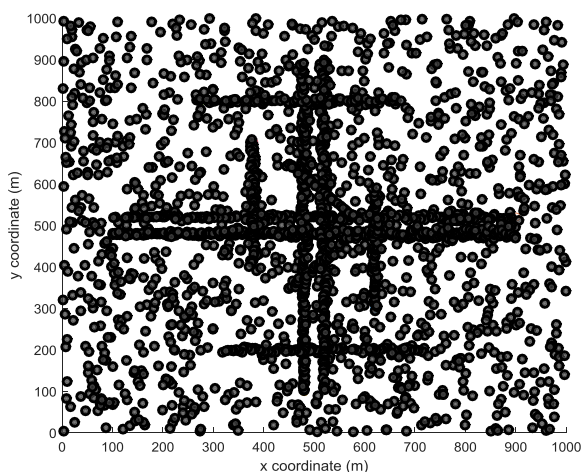
چکیده

فیلتر چگالی فرض احتمال (PHD) به صورت متوالی گشتاور چندهدفه مرتبه اول را برای تابع چگالی احتمال چندهدفه محاسبه می‌نماید و بنابراین حجم محاسبات مسئله ردگیری را به مقدار زیادی کاهش می‌دهد. در این مقاله، پیاده‌سازی بهبودیافته‌ای از فیلتر PHD را با استفاده از ایده فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی برای تقریب شدت اهداف از قبل موجود و ایده اجرای شدت زایش وفقی برای اهداف تازه متولدشده ارائه می‌دهیم. تفاوت شیوه ارائه‌شده از شیوه مرسوم پیاده‌سازی بروش SMC فیلتر PHD در این است که به طور هم‌زمان اهداف از قبل موجود و اهداف تازه متولدشده در محیطی که شدت زایش یک‌نواخت و دارای اطلاعات کمی است، جستجو می‌شوند. نتایج شبیه‌سازی بیان‌گر این مطلب می‌باشند که شیوه جدید ارائه‌شده دقت تقریب PHD را در مقایسه با شیوه‌های مرسوم‌سازی پیاده‌سازی به روش SMC، در تعداد ذرات یکسان، افزایش قابل توجهی می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: بافت ردگیری چندهدفه، مجموعه محدود تصادفی، فیلتر چگالی فرض احتمال، فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی.

۱- مقدمه

از قبل موجود بود زیرا برای انجام هر مرحله نیازمند دانستن اطلاعات مرحله دیگر هستیم. از طرف مقابل، برعکس روش‌های کلاسیک، ره‌یافت مجموعه محدود تصادفی (RFS)، ساختاری یک‌پارچه را برای ردگیری چند هدفه ارائه می‌دهد.



شکل (۱): مشاهدات دریافتی ناشی از اهداف موجود به‌علاوه کلاترها (هددارهای کاذب) در ناحیه تحت نظارت. این مشاهدات تحت سناریوی به‌کار گرفته‌شده در بخش شبیه‌سازی تولید شده‌اند و مشخصات این سناریو به تفصیل در بخش شبیه‌سازی قید گردیده است.

مبحث ردگیری چند هدف به‌طور هم‌زمان از مباحث دشوار در حوزه پردازش علائم و تئوری تخمین می‌باشد. علت این امر، به‌دلایل مختلفی برمی‌گردد. از جمله این دلایل می‌توان موارد زیر را نام برد: (۱) عدم اطلاع قبلی از نحوه انتساب هر مشاهده به موقعیت اهداف از قبل موجود، (۲) احتمال آشکارنشدن اهداف و عدم اطلاع از تعداد و هویت اهداف آشکار نشده، (۳) احتمال پدیدارشدن اهداف جدید و عدم اطلاع قبلی از تعداد و محل وقوع آن‌ها و (۴) وجود هشدارهای کاذب و احتمال اشتباه‌گرفتن آن‌ها با مشاهدات اهداف واقعی به هنگام انتساب مشاهدات به اهداف برای روشن‌ترشدن موضوع، با توجه به شکل (۱)، که سناریوی مورد استفاده در بخش شبیه‌سازی مقاله حاضر می‌باشد، می‌توان به چالش‌های اشاره‌شده پی برد. بسیاری از مشاهدات، که همان نقاط دایروی توپر می‌باشند، هشدار کاذب هستند و بسیاری از اهداف نیز در بسیاری از لحظه‌های دریافت مشاهدات آشکار نمی‌شوند. نکته مهم این‌جا است که سیستم ردگیری از تمامی این رویدادها بی‌اطلاع و بدون دانش قبلی است و این درحالی است که وظیفه تخمین بردار حالت تک تک اهداف را نیز بر عهده دارد. سیستم‌های ردگیری کلاسیک به‌ناچار مجبور به جدانمودن مرحله انتساب مشاهده به رد و مرحله تخمین بردار حالت اهداف بودند و این امر چالش جدی برای آغاز ردهای نو و کنترل رد اهداف

امر این است که وزن‌های مرتبه اول^{۱۰} فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی نمی‌توانند آمارگان واقعی اهداف تازه متولدشده را به درستی مدل نمایند. اخیراً شدت زایش وفقی برای فیلتر PHD معرفی شده است که به وسیله آن نمونه‌برداری از توابع شدت زایش با اطلاعات اندک به روش مؤثرتری انجام می‌پذیرد [۱۲]. با این حال، شیوه معرفی شده در [۱۲] از به کارگیری فیلتر ذره‌ای ناکارآمد BOOT STRAP برای تقریب تابع شدت اهداف از قبل موجود استفاده نموده است.

از آنجا که هر کدام از شیوه‌های معرفی شده در یکی از دو مرحله نمونه‌برداری اهداف از قبل موجود و اهداف تازه متولدشده نقص دارند، این مقاله بر روی روش افزایش کارایی نمونه‌برداری هر دو مرحله ردگیری در محیط‌های چندهدفه‌ای که دارای اطلاعات اندک و یا ناکافی از نحوه تولید اهداف جدید می‌باشند متمرکز می‌باشد.

در این مقاله، شیوه نوینی از پیاده‌سازی فیلتر PHD به روش SMC ارائه می‌گردد که از ایده فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی برای نمونه‌برداری در فضایی با ابعاد بالاتر از بعد اهداف استفاده می‌کند تا جستجوی هر دو نوع اهداف تازه متولدشده (با تابع شدت زایش یکنواخت) و اهداف از قبل موجود به شیوه‌ای مؤثرتر صورت پذیرد. برای این منظور، به‌طور جداگانه ولی هم‌زمان در دو زیرفضای حالت کار می‌شود: زیرفضای حالت اهداف تازه متولدشده و زیرفضای حالت اهداف از قبل موجود. هدف از این کار، بهره‌گرفتن از مزیت هر دو روش تابع شدت وفقی برای اهداف تازه متولدشده و پیاده‌سازی با فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی برای اهداف از قبل موجود می‌باشد. بدین منظور، شیوه ارائه‌شده در این مقاله را پیاده‌سازی با فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی برای فیلتر PHD با شدت زایش وفقی^{۱۱} (ABI-APF-PHD) می‌نامیم. نتایج شبیه‌سازی به‌دست آمده از سناریوی تولید شدت زایش یکنواخت، نشان از برتری عملکرد ABI-APF-PHD بر پیاده‌سازی فیلتر PHD به روش فیلتر ذره‌ای BOOT STRAP که مرسوم‌ترین روش پیاده‌سازی به روش SMC (که اولین بار در [۶] ارائه گردیده است) حکایت دارد. به‌علاوه، عملکرد الگوریتم پیشنهادی ABI-APF-PHD از به کارگیری تنها شیوه شدت زایش وفقی، که در [۱۲] مطرح شده، نیز دقیق‌تر می‌باشد.

نحوه تدوین این مقاله در ادامه ذکر می‌گردد. در بخش ۲ به معرفی فیلتر PHD و معادلات بازگشتی آن می‌پردازیم. بخش ۳

رو یافت مجموعه محدود تصادفی^۱ (RFS) بستری تحلیلی را برای حل مسئله ردگیری چند هدفه^۲ (MTT) برای هنگامی که هم حالت اهداف و هم تعداد آن‌ها در طول زمان در حال تغییر و از قبل نامعلوم است، ارائه می‌دهد [۱]. اگرچه، محاسبه تابع چگالی احتمال چندهدفه از طریق تئوری RFS برای کاربردهای عملی بسیار پرهزینه و سخت می‌باشد. با به کارگیری تئوری آمارگان مجموعه محدود تصادفی^۳ (FISST)، گشتاور مرتبه اول^۴ معادلات بازگشتی بیزین چندهدفه کامل^۵ به نام چگالی فرض احتمال (PHD)^۶ به دست می‌آید که چگالی شدت پسین را به جای تابع چگالی احتمال چندهدفه در طول زمان انتشار می‌دهد [۲].

به علت سهولت و حجم محاسباتی پایین فیلتر PHD برای حل مسئله MTT، تحقیقات زیادی در زمینه‌های کاربردی مختلف از جمله ردگیری خودروی متحرک [۳]، مکان‌یابی و نقشه‌کشی هم‌زمان [۴]، و بینایی ماشینی [۵] صورت گرفته است. به علت این محدوده وسیع از کاربردهای عملی، تلاش‌های زیادی برای بهبود پیاده‌سازی فیلتر PHD از طریق شیوه‌های SMC^۷ [۶] و یا ترکیب گوسی [۷] انجام پذیرفته است.

از جمله این تلاش‌ها برای بهبود پیاده‌سازی فیلتر PHD می‌توان از به کارگیری فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی [۸]، استفاده از فیلتر اطلاعات بی‌اثر^۸ [۹] و تقسیم‌بندی فضای حالت اهداف به بخش‌های گوناگون برای جستجوی مؤثرتر براساس انواع مختلفی از اهداف [۱۰] اشاره نمود.

روش مرسوم برای به کارگیری فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی در پیاده‌سازی فیلتر PHD که در [۸] و همین‌طور [۱۱] ارائه گردیده است، شامل نقطه‌حالتی به نمایندگی هدف تازه متولدشده می‌باشد که به فضای حالت اهداف از قبل موجود اضافه می‌گردد. برای این نقطه یک توزیع احتمال پیشین که بیان‌گر نواحی مورد انتظار از اهداف تازه متولد شده است، تعریف می‌گردد. متأسفانه این روش برای زمانی که فیلتر PHD نسبت به اهداف تازه متولدشده اطلاعات چندانی نداشته باشد و اصطلاحاً کور^۹ باشد (به‌طور مثال هنگامی که تابع شدت اهداف دارای توزیع یکنواخت باشد)، کارایی خود را از دست می‌دهد. علت این

- 1- Random Finite Set
- 2- Multi Target Tracking
- 3- Finite Set Statistics
- 4- First Moment Approximation
- 5- Full Multitarget Bayes Recursion
- 6- Probability hypothesis density (PHD)
- 7- Sequential Monte Carlo
- 8- Unscented Information Filter
- 9- Blind

10- First Stage Weights

11- Adaptive Birth Intensity-Auxiliary Particle Filter implementation of the PHD

Markov یعنی $f_{k|k-1}(x|x')$ برای مدل‌سازی تکامل دینامیکی اهداف که به صورت مستقل از هم حرکت می‌کنند، به کار می‌رود.

هنگامی که مشاهدات چندهدفه $Z_k = \{z_{k,1}, \dots, z_{k,m_k}\}$ در زمان k دریافت شوند، فیلتر PHD $D_{k|k}(x)$ به صورت زیر به روزرسانی می‌گردد:

$$D_{k|k}(x) \cong (1 - p_D(x)) \cdot D_{k|k-1}(x) + \sum_{p=1}^{m_k} \frac{p_D(x) \cdot L_{z_{k,p}}(x) \cdot D_{k|k-1}(x)}{\lambda \cdot c(z_{k,p}) + D_{k|k-1}[p_D L_{z_{k,p}}]} \quad (4)$$

که در آن، $p_D(x)$ برابر با احتمال آشکارسازی حالت هدف x در زمان k می‌باشد. $L_{z_{k,p}}(x)$ درست‌نمایی تک‌هدفه مشاهده $z_{k,p}$ در زمان k می‌باشد. مجموعه هشدارهای کاذب را یک RFS پوآسن با توزیع فضایی $c(z)$ و تعداد متوسط λ نقطه در هر زمان فرض می‌نماییم.

تابع PHD پیش‌بینی شده $D_{k|k-1}(x)$ در (۲) را می‌توان به صورت ترکیبی از مؤلفه‌های تابع شدت اهداف تازه متولدشده $D_{k-1|k-1}(x)$ و PHD اهداف از قبل موجود $D_{k-1|k-1}[p_S \cdot f_{k|k-1}]$ نمایش داد:

$$D_{k|k-1}(x) = D_{k|k-1}^p(x) + D_{k|k-1}^n(x) \quad (5)$$

که در آن، $D_{k|k-1}^n(x) = \gamma_{k|k-1}(x)$ می‌باشد و همچنین رابطه $D_{k|k-1}^p(x) = D_{k-1|k-1}[p_S \cdot f_{k|k-1}]$ برقرار است. برچسب‌های p و n به ترتیب بیان‌گر "اهداف از قبل موجود" و "اهداف تازه متولدشده" می‌باشند. در نتیجه، می‌توانیم فیلتر PHD به روزرسانی شده $D_{k|k}(x)$ را به ترتیب برحسب PHD‌های به روزرسانی شده اهداف از قبل موجود و تازه متولدشده نمایش دهیم:

$$D_{k|k}(x) = D_{k|k}^p(x) + D_{k|k}^n(x) \quad (6)$$

با توجه به این‌که $D_{k|k-1}^p(x)$ برحسب PHD به روزرسانی شده $D_{k-1|k-1}(x)$ در زمان $k-1$ پیش‌بینی می‌شود، می‌توان آن را به صورت زیر نمایش داد:

$$D_{k|k-1}^p(x) = D_{k-1|k-1}^p[p_S \cdot f_{k|k-1}] + D_{k-1|k-1}^n[p_S \cdot f_{k|k-1}] \quad (7)$$

مرحله به روزرسانی برای فیلتر PHD را می‌توان به صورت جدیدی بازنویسی نمود. برای این کار، لازم است که فرض‌های زیر را لحاظ کنیم: (۱) اهداف تازه متولدشده همیشه در لحظه بعدی به اهداف از قبل موجود تبدیل می‌گردند، (۲) اهداف تازه متولدشده

دربرگیرنده نوآوری اصلی مقاله است و در این بخش الگوریتم پیشنهادی ABI-APF-PHD یعنی پیاده‌سازی فیلتر PHD بر مبنای تابع شدت زایش وفقی و فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی معرفی می‌گردد. در بخش ۴ نتایج عددی ناشی از مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی ABI-APF-PHD و الگوریتم‌های مشابه و موجود در مقالات مرتبط ارائه می‌گردد. در نهایت در بخش ۵ نتیجه‌گیری از ره‌یافت معرفی شده مطرح می‌گردد.

۲- معرفی فیلتر PHD و نمایش جدیدی از معادلات بازگشتی آن

یک مجموعه محدود تصادفی (RFS) مانند Ψ از یک حالت مشترک چندهدفه با تحقق X^1 و بردار حالت تک هدفه x را در نظر بگیرید. گشتاور چندهدفه مرتبه اول از تابع چگالی احتمال چندهدفه $f_\Psi(x)$ را چگالی فرض احتمال (PHD) $D_\Psi(x)$ می‌نامند و به صورت رابطه زیر به دست می‌آید:

$$D_\Psi(x) \triangleq E[\delta_\Psi(x)] = \int \delta_x(x) f_\Psi(x) \delta x \quad (1)$$

که در آن، $\delta_w(x) \triangleq \sum_{w \in X} \delta_w(x)$ و $\delta_x(x)$ بیان‌گر تابع دلتای دیراک متمرکز در w می‌باشد. خاصیت یکتای $D_\Psi(x)$ این است که انتگرال آن بر روی هر ناحیه مشاهده S بیانگر تعداد مورد انتظار اهداف مجموعه محدود Ψ می‌باشد.

فیلتر PHD در زمان k یعنی $D_{k|k}(x)$ را می‌توان از روی $D_{k-1|k-1}(x)$ به طور بازگشتی در دو مرحله به دست آورد: مرحله پیش‌بینی که $D_{k-1|k-1}(x)$ را در طول زمان به روزرسانی می‌کند، و مرحله به روزرسانی توسط مشاهدات جدید که در ادامه مرحله اول قرار دارد.

مرحله پیش‌بینی از فیلتر PHD به صورت زیر می‌باشد:

$$D_{k|k-1}(x) = \gamma_{k|k-1}(x) + D_{k-1|k-1}[p_S \cdot f_{k|k-1}] \quad (2)$$

جایی که $D_{n|m}[h]$ برابر با

$$D_{n|m}[h] = \int D_{n|m}(x) h(x) dx, \quad n, m \in \mathbb{N} \quad (3)$$

و $\gamma_{k|k-1}(x)$ تابع شدت هدف تازه متولدشده می‌باشد. یک هدف با حالت x' در زمان $k-1$ با احتمال بقای هدف $p_S(x')$ باقی می‌ماند. تابع چگالی احتمال انتقال تک هدفه

$$D_{k-1|k-1}(x) = \sum_{i=1}^N w_{k-1}^{(i)} \delta_{x_{k-1}^{(i)}}(x) \quad (۱۳)$$

آن گاه تخمین زدن (۱۲) با قراردادن (۱۳) در (۸) انجام می پذیرد:

$$\begin{aligned} \bar{\varphi} \cong & \sum_{p=0}^{|Z_k|} \sum_{i=1}^N \int \varphi(x_k) \cdot w_{k-1}^{(i)} \cdot \frac{\Psi_{Z_k}(p, x_k)}{\mathcal{L}_{Z_k}(p)} \\ & \times \frac{p_S(x_{k-1}^{(i)}) \cdot f_{k|k-1}(x_k | x_{k-1}^{(i)})}{q^p(x_k, x_{k-1}^{(i)}, p)} \\ & \times q^p(x_k, x_{k-1}^{(i)}, p) dx_k + \sum_{p=1}^{|Z_k|} \int \varphi(x_k) \\ & \times \frac{\Psi_{Z_k}(p, x_k)}{p_D \cdot \mathcal{L}_{Z_k}(p)} \cdot \frac{\gamma_{k|k-1}(x_k)}{q^n(x_k, p)} \\ & \times q^n(x_k, p) dx_k \end{aligned} \quad (۱۴)$$

با قراردادن $\varphi(x_k) = 1$ ، اولین جمله سمت راست (۱۴) تعداد مورد انتظار اهداف از قبل موجود در زمان k را تقریب می زند، درحالی که دومین جمله آن تقریب زنده تعداد مورد انتظار اهداف تازه به وجود آمده می باشد. جملات اول و دوم سمت راست (۱۴) توسط ذرات تولیدشده توسط توزیع های پیشنهادی به ترتیب $q^p(x_k, x_{k-1}^{(i)}, p)$ و $q^n(x_k, p)$ محاسبه می گردد. تولید مشترک نمونه های $x_k, x_{k-1}^{(i)}, p$ توسط این توزیع های چندمتغیره کار دشواری می باشد. در نتیجه، این توزیع ها باید به بخش های ملموسی تفکیک شوند تا نمونه برداری از هر بخش آسان باشد.

در فیلتر ذره ای با متغیر کمکی، نمونه جدید x_k براساس اطلاعات به دست آمده از مشاهدات دریافت شده $Z_{k,p}$ و PHD زمان قبلی یعنی $D_{k-1|k-1}(x)$ ، که توسط مجموعه $\{x_{k-1}^{(i)}, w_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ تقریب زده شده است، تولید می گردد. در نتیجه، توزیع پیشنهادی آن باید دارای فرمی شبیه $q^p(x_k, x_{k-1}^{(i)}, p)$ باشد.

بر این اساس، توزیع $q^p(x_k, x_{k-1}^{(i)}, p)$ را می توان به صورت زیر بخش بندی نمود:

$$\begin{aligned} q^p(x_k, x_{k-1}^{(i)}, p) \\ = q^p(x_k | x_{k-1}^{(i)}, p) q^p(x_{k-1}^{(i)} | p) q^p(p) \end{aligned} \quad (۱۵)$$

توزیع پیشنهادی $q^p(x_{k-1}^{(i)} | p)$ نمونه های از قبل تولیدشده را $x_{k-1}^{(i)}$ براساس این موضوع که چقدر p امین مشاهده $Z_{k,p}$ را تأیید می نمایند، انتخاب می نماید.

اگر چه $Z_{k,p}$ به طور مستقیم با x_k مرتبط نمی باشد، اما توسط تابع درست نمایی $L_{Z_{k,p}}(x_k)$ به یکدیگر مربوط می شوند. به علاوه x_k توسط چگالی انتقال حالت $f_{k|k-1}(x_k | x_{k-1}^{(i)})$ به $x_{k-1}^{(i)}$ مربوط است. در نتیجه، به جای x_k از مقدار میانگین

همیشه در لحظه پدیدار شدن با احتمال کامل آشکار می گردد.

مرحله به روزرسانی مشاهدات در PHD اهداف از قبل موجود توسط رابطه زیر انجام می پذیرد:

$$\begin{aligned} D_{k|k}^p(x) = & \sum_{p=0}^{|Z_k|} \left[\frac{\Psi_{Z_k}(p, x)}{\mathcal{L}_{Z_k}(p)} \right. \\ & D_{k-1|k-1}^p[p_S \cdot f_{k|k-1}] + \\ & \left. D_{k-1|k-1}^n[p_S \cdot f_{k|k-1}] \right] \end{aligned} \quad (۸)$$

جایی که در آن، $\mathcal{L}_{Z_k}(p)$ برابر است با:

$$\mathcal{L}_{Z_k}(p) = \begin{cases} 1 & p = 0 \\ \lambda \cdot c(z_{k,p}) + D_{k|k-1}^n[L_{z_{k,p}}] & p \neq 0 \\ + D_{k|k-1}^p[p_D L_{z_{k,p}}] & p \neq 0 \end{cases} \quad (۹)$$

و $\Psi_{Z_k}(p, x)$ برابر است با:

$$\Psi_{Z_k}(p, x) = \begin{cases} 1 - p_D(x) & p = 0 \\ p_D(x) \cdot L_{z_{k,p}}(x) & p \neq 0 \end{cases} \quad (۱۰)$$

زمانی که احتمال آشکارسازی برابر یک باشد، مرحله به روزرسانی PHD اهداف از قبل موجود $p = 0$ را شامل نمی شود و در نتیجه:

$$D_{k|k}^n(x) = \sum_{p=1}^{|Z_k|} \frac{\Psi_{Z_k}(p, x)}{p_D(x) \cdot \mathcal{L}_{Z_k}(p)} \cdot \gamma_{k|k-1}(x) \quad (۱۱)$$

در بخش بعدی، از روابط (۸) و (۱۱) برای پیاده سازی بهبود یافته فیلتر PHD با شدت زایش وفقی و استفاده از فیلتر ذره ای با متغیر کمکی استفاده می نمایم.

۳- پیاده سازی بهبود یافته فیلتر PHD با شدت زایش وفقی

برای آن که ایده استفاده از فیلتر ذره ای با متغیر کمکی در نمونه برداری از دو زیر فضای اهداف تازه متولد شده و اهداف از قبل موجود شرح داده شود، انتگرال زیر را در نظر بگیرد:

$$\bar{\varphi} = \int \varphi(x_k) \cdot D_{k|k}(x_k) dx_k \quad (۱۲)$$

جایی که $\varphi(x)$ تابعی دلخواه از x می باشد.

اگر فرض نماییم که احتمال آشکارسازی برابر با $p_D(x)$ و احتمال بقای هدف $p_S(x)$ توابعی مستقل از حالت هدف x باشند و تابع PHD $D_{k-1|k-1}(x)$ برحسب N عدد ذره وزن دار $\{x_{k-1}^{(i)}, w_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ تقریب زده شود:

محلّی زیر به دست می‌آیند [۱۳]:

$$\begin{aligned} \Sigma_k &= (Q^{-1} + \left. \frac{\partial g(x_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k=h(x_{k-1})})^t \\ &\times R^{-1} \cdot \left. \frac{\partial g(x_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k=h(x_{k-1})})^{-1} \\ m_k &= \Sigma_k(Q^{-1} \cdot h(x_{k-1}) \\ &+ \left. \frac{\partial g(x_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k=h(x_{k-1})})^t \cdot R^{-1}(z_{k,p}) \\ &+ \left. \frac{\partial g(x_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k=h(x_{k-1})} \cdot h(x_{k-1}) \\ &- g(h(x_{k-1})) \end{aligned} \quad (21)$$

جایی که A^t بیانگر ترانهاده ماتریس A می‌باشد. وزن اهمیتی نمونه $x_k^{(n)}$ که برای تقریب PHD هدف از قبل موجود، تولید شده است، به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$\begin{aligned} w_k^p(x_k^{(n)}, x_{k-1}^{(n)}, p^{(n)}) &= \quad (22) \\ &\left\{ \begin{aligned} &\frac{(1-p_D)}{N_k^p} \cdot \frac{p_S}{q^p(0)} \cdot \sum_{i=1}^N w_{k-1}^{(i)}, \quad p^{(n)} = 0 \\ &\frac{p_D \cdot p_S \cdot \sum_{i=1}^N w_{k-1}^{(i)} \cdot L_{z_{k,p}(n)}(h(x_{k-1}^{(i)}))}{N_k^p \cdot q^p(p^{(n)})} \cdot \frac{f_{k|k-1}(x_k^{(n)} | x_{k-1}^{(n)})}{L_{z_{k,p}(n)}(h(x_{k-1}^{(n)}))} \cdot \frac{\mathcal{N}(x_k^{(n)}; m_k^{(n)}, \Sigma_k^{(n)})}{\mathcal{N}(x_k^{(n)}; m_k^{(n)}, \Sigma_k^{(n)})}, \\ &1 < p^{(n)} < |Z_k|, \\ &A = (D_{k|k-1}^p [p_D \cdot L_{z_{k,p}(n)}] \\ &+ D_{k|k-1}^n [L_{z_{k,p}(n)}] + \lambda \cdot c(z_{k,p}(n))) \end{aligned} \right. \end{aligned}$$

جایی که i امین متغیر کمکی انتخاب شده برای n امین نمونه با $x_{k-1}^{(in)}$ نشان داده می‌شود و برابر با تعداد ذرات در نظر گرفته شده برای جستجوی فضای اهداف از قبل موجود در زمان k می‌باشد.

تا به این جا، از مشاهدات برای انتخاب و نمونه برداری ذرات منتسب به اهداف از قبل موجود استفاده نموده ایم. حسن دیگر شیوه جدید ارائه شده در این مقاله، کمک به بهبود کارایی در جستجوی فضای اهداف تازه متولد شده، وقتی شدت زايش یکنواخت است، می‌باشد. شدت زايش یکنواخت دارای اطلاعات نمی‌باشد و نمی‌توان از آن به طور مستقیم در نمونه برداری اهداف تازه متولد شده استفاده نمود.

به جای آن که تعداد محدود ذرات را در جستجوی منطقه مشاهده وسیعی برای اهداف تازه متولد شده هدر دهیم، نمونه بردار هدف تازه متولد شده جدید این مقاله از مشاهدات دریافتی برای

$f_{k|k-1}(x_k | x_{k-1}^{(i)})$ استفاده می‌نماییم. اگر $h(x_{k-1}^{(i)})$ را به عنوان مقدار میانگین $f_{k|k-1}(x_k | x_{k-1}^{(i)})$ در نظر بگیریم، آن گاه مطابق (۱۰) و (۱۴)، $q^p(x|p)$ را می‌توان به صورت زیر ساخت:

$$\begin{aligned} q^p(x|p) &\propto \begin{cases} (1-p_D) \cdot \sum_{i=1}^N w_{k-1}^{(i)} \delta_{x_{k-1}^{(i)}}(x), \\ \text{for } p = 0 \\ \frac{\sum_{i=1}^N p_D \cdot w_{k-1}^{(i)} \cdot \delta_{x_{k-1}^{(i)}}(x) \cdot L_{z_{k,p}}(h(x_{k-1}^{(i)}))}{\widehat{D}_{k|k-1} [p_D \cdot L_{z_{k,p}}] + \lambda \cdot c(z_{k,p})}, \\ \text{for } 1 < p < |Z_k| \end{cases} \quad (16) \end{aligned}$$

نحوه انتخاب مشاهده $z_{k,p}$ از میان $|z_k|$ مشاهده در زمان k بر این اساس استوار است که مجموعه ذرات از قبل تولید شده چقدر p امین مشاهده را تأیید می‌نمایند. در نتیجه، توزیع پیشنهادی $q^p(p)$ به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\begin{aligned} q^p(p) &\propto \begin{cases} (1-p_D) \cdot \sum_{i=1}^N w_{k-1}^{(i)}, \\ \text{for } p = 0 \\ \frac{p_D \cdot \sum_{i=1}^N w_{k-1}^{(i)} \cdot L_{z_{k,p}}(h(x_{k-1}^{(i)}))}{\widehat{D}_{k|k-1} [p_D \cdot L_{z_{k,p}}] + \lambda \cdot c(z_{k,p})}, \\ \text{for } 1 < p < |Z_k| \end{cases} \quad (17) \end{aligned}$$

جایی که $\widehat{D}_{k|k-1} [p_D \cdot L_{z_{k,p}}]$ تقریبی از $D_{k|k-1} [p_D \cdot L_{z_{k,p}}]$ می‌باشد که توسط مجموعه $\{x_{k-1}^{(i)}, w_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$\begin{aligned} \widehat{D}_{k|k-1} [p_D \cdot L_{z_{k,p}}] &= p_S \cdot p_D \cdot \sum_{i=1}^N w_{k-1}^{(i)} \cdot L_{z_{k,p}}(h(x_{k-1}^{(i)})) \quad (18) \end{aligned}$$

توزیع پیشنهادی $q^p(x_k | x_{k-1}^{(i)}, p)$ با خطی سازی محلّی فضای حالت غیرخطی حاکم بر تحول زمانی یک هدف، به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\begin{aligned} x_k &= h(x_{k-1}) + w_{k-1}, \\ w_{k-1} &\sim \mathcal{N}(\cdot; 0, Q) \quad (19) \end{aligned}$$

$$z_k = g(x_k) + v_k, \quad v_k \sim \mathcal{N}(\cdot; 0, R)$$

در جایی که $p \neq 0$ ، تابع $q^p(x_k | x_{k-1}^{(i)}, p)$ به صورت چگالی گوسی $\mathcal{N}(x_k; m_k, \Sigma_k)$ می‌باشد و در نتیجه:

$$\begin{aligned} q^p(x_k | x_{k-1}^{(i)}, p) &\propto \begin{cases} f_{k|k-1}(x_k | x_{k-1}^{(i)}), & p = 0 \\ \mathcal{N}(x_k; m_k, \Sigma_k), & 1 < p < |Z_k| \end{cases} \quad (20) \end{aligned}$$

بردار میانگین m_k و ماتریس کواریانس Σ_k با خطی سازی

جدول (۱): یک چرخه کامل از اجرای فیلتر چگالی فرض احتمال توسط فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی و شدت زایش افقی
۱: $k = 1 : n$
۲: شروع حلقه برای $n = 1$ تا N_1^n :
۳: $p^{(n)}$ را از روی (۲۴) نمونه برداری نمایید.
۴: $x_1^{(n)}$ را از روی (۲۵) نمونه برداری نمایید.
۵: وزن‌های اهمیتی را با توجه به (۲۶) محاسبه نمایید.
۶: پایان حلقه.
۷: $k \leftarrow k + 1$
۸: شروع حلقه برای $n = 1$ تا N_k^n : (نمونه برداری اهداف از قبل موجود)
۹: $p^{(p)}$ را از روی (۱۷) نمونه برداری نمایید.
۱۰: $x_{k-1}^{(i^n)}$ را از روی (۱۶) نمونه برداری نمایید.
۱۱: $x_k^{(n)}$ را از روی (۲۰) نمونه برداری نمایید.
۱۲: وزن‌های اهمیتی را از روی (۲۲) محاسبه نمایید.
۱۳: پایان حلقه.
۱۴: شروع حلقه برای $n = 1$ تا N_k^n : (نمونه برداری اهداف تازه متولد شده)
۱۵: $p^{(n)}$ را از روی (۲۴) نمونه برداری نمایید.
۱۶: $x_k^{(n)}$ را از روی (۲۵) نمونه برداری نمایید.
۱۷: وزن‌های اهمیتی را از روی (۲۶) محاسبه نمایید.
۱۸: پایان حلقه.
۱۹: اجتماع دو مجموعه $\{w_k^p(x_k^{(n)}, x_{k-1}^{(i^n)}, p^{(n)})\}_{n=1}^{N_k^p}$ و $\{w_k^m(x_k^{(m)}, p^{(m)})\}_{m=1}^{N_k^m}$ را حساب نمایید و باز نمونه برداری را برای تولید مجموعه $\{w_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ انجام دهید تا تقریب $D_{k k}(x) = \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \delta_{x_k^{(i)}}(x)$ به دست آید.
۲۰: بروید به ۷.

۴- نتایج شبیه‌سازی‌ها

برای مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی یعنی ABI-APF-PHD با الگوریتم‌های ABI-PHD و APF-PHD، سناریویی از ۱۰ هدف که مستقل از یکدیگر ظاهر و ناپدید می‌شوند، استفاده شده است. نحوه ظهور و ناپدید شدن اهداف به این شرح است:

از ابتدا تا زمان ۶۰ به تعداد ۴ هدف وجود دارند. از زمان ۶۰ تا ۸۰ به تعداد ۶ هدف وجود دارند. از زمان ۸۰ تا ۱۰۰ به تعداد

جستجوی موثرتر این اهداف استفاده می‌نماید. در نتیجه، توزیع پیشنهادی اهداف تازه متولد شده $q^n(x_k, p)$ اندیس مشاهده p را به عنوان متغیر کمکی استفاده می‌نماید و به دو بخش زیر تفکیک می‌شود:

$$q^n(x_k, p) = q^n(x_k|p) \cdot q^n(p) \quad (23)$$

برای توزیع پیشنهادی $q^n(p)$ که توزیعی پیشین می‌باشد، تمامی مشاهدات دارای ارزش یکسان می‌باشند. در نتیجه $q^n(p)$ به صورت زیر ساخته می‌شود:

$$q^n(p) = \frac{1}{|Z_k|}, \quad 1 < p < |Z_k| \quad (24)$$

توزیع پیشنهادی $q^n(x_k|p)$ فرض می‌کند که مشاهده $Z_{k,p}$ تولید شده از هدفی با حالت x_k و در فضای حالتی با معادله مشاهده $Z_{k,p} = g(x_k) + v$ باشد. ماتریس کواریانس بردار نویز مشاهده v با R نمایش داده می‌شود. با در نظر گرفتن $g^{-1}(\cdot)$ به عنوان معکوس $g(\cdot)$ ، توزیع گوسی زیر یک جایگزینی عملی برای $q^n(x_k, p)$ می‌باشد:

$$q^n(x_k|p) = \mathcal{N}(x_k; g^{-1}(Z_{k,p}), H \cdot R \cdot H^t) \quad (25)$$

جایی که H برابر با ژاکوبین $g^{-1}(\cdot)$ می‌باشد. وزن‌های اهمیتی از اهداف تازه متولد شده نیز به صورت زیر محاسبه می‌گردند:

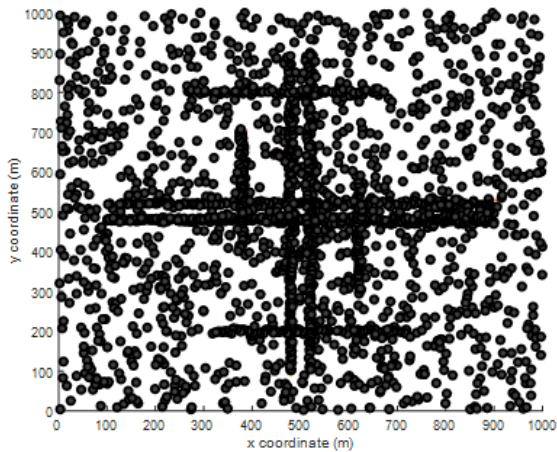
$$w_k^n(x_k^{(n)}, p^{(n)}) = \frac{1}{N_k^n} \cdot \frac{|Z_k| \cdot \gamma_{k|k-1}(x_k^{(n)})}{\mathcal{N}(x_k^{(n)}; g^{-1}(Z_{k,p^{(n)}}), H \cdot R \cdot H^t)} \times \frac{L_{z_{k,p^{(n)}}}(x_k^{(n)})}{A} \quad (26)$$

$$A = \left(D_{k|k-1}^p [p_D \cdot L_{z_{k,p^{(n)}}}] + D_{k|k-1}^n [L_{z_{k,p^{(n)}}}] + \lambda \cdot c(Z_{k,p^{(n)}}) \right)$$

جایی که N_k^n تعداد کل ذرات منتسب برای جستجوی فضای اهداف تازه متولد در زمان k می‌باشد.

مقدار N_k^n از ضرب تعداد کل مشاهدات در زمان k یعنی $|Z_k|$ در تعداد از قبل تعیین شده ذرات منتسب برای جستجوی یک هدف تازه متولد شده به دست می‌آید.

شبه کد نمایش دهنده نحوه تولید متغیرهای کمکی و محاسبه وزن‌های اهمیتی برای جستجوی فضاهای اهداف از قبل موجود و تازه متولد شده در جدول (۱) به نمایش درآمده است.



شکل (۳): مشاهدات دریافتی ناشی از اهداف موجود در FOV به علاوه کلاترها (هشدارهای کاذب) به ازای $\lambda = 10$ از آن‌جا که برای سیستم ماهیت مشاهده معلوم نمی‌باشد، تمامی مشاهدات به صورت دایر سیاه رنگ می‌باشند.

اگر هدفی در زمان معینی آشکار شده باشد آن‌گاه مشاهده مربوطه برابر با موقعیت آغشته با نویز هدف در راستای محورهای x و y می‌باشد. به علاوه مشاهدات می‌توانند ناشی از کلاترها (هشدارهای کاذب) نیز باشند. به‌طور مثال در شکل (۳)، مشاهدات انباشته‌شده از لحظه ابتدایی شبیه‌سازی تا لحظه آخر یعنی زمان ۱۶۰ با نرخ هشدار کاذب $\lambda = 10$ نشان داده شده است.

برای بررسی عملکرد، الگوریتم ارائه‌شده یعنی ABI-APF-PHD، با الگوریتم کلاسیک پیاده‌سازی فیلتر PHD به وسیله فیلتر ذره‌ای BOOT STRAP که در [۶] استفاده شده است و ما در این مقاله از آن با BOOTSTRAP-PHD یاد می‌نماییم، مقایسه می‌گردد. از آن‌جا که الگوریتم BOOTSTRAP-PHD برای نمونه‌برداری در فضای حالت اهداف تازه متولدشده از توزیع گوسی تک مؤلفه‌ای^۱ یا ترکیبی^۲ استفاده می‌نماید [۶]، برای نمونه‌بردار گوسی فضای حالت اهداف تازه متولدشده از دو حالت تک مؤلفه‌ای BOOTSTRAP-PHD-M1 و چهار مؤلفه‌ای BOOTSTRAP-PHD-M4 استفاده شده است. توزیع گوسی در BOOTSTRAP-PHD-M1 دارای میانگین واقع در $[500, 500]$ و انحراف معیار استاندارد موقعیت $1000/3$ (در هر کدام از محورهای x و y) می‌باشد. چهار مؤلفه گوسی BOOTSTRAP-PHD-M4 به ترتیب دارای میانگین‌های واقع شده در $[250, 250]$ ، $[750, 250]$ ، $[250, 750]$ و $[750, 750]$ و انحراف معیار استاندارد موقعیت $250/3$ (در هر کدام از محورهای

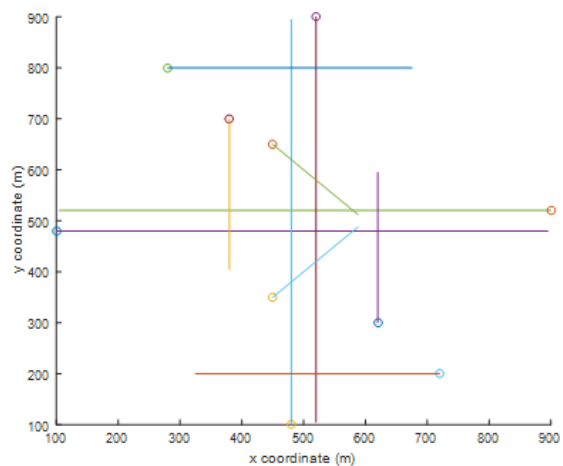
۸ هدف وجود دارند. از زمان ۱۰۰ تا ۱۴۰ به تعداد ۱۰ هدف وجود دارند و در نهایت، از زمان ۱۴۰ تا انتهای زمان شبیه‌سازی یعنی ۱۶۰، به تعداد ۴ هدف وجود دارند. مسیر حرکتی اهداف نیز مستقل از یکدیگر بوده و بر روی ناحیه مشاهده $[0,1000] \times [0,1000]$ در صفحه $x-y$ گسترده شده‌اند و در شکل (۲) نمایش داده شده‌اند. مشاهدات دریافتی نیز براساس این مسیرهای حرکتی تولید می‌گردند. احتمال بقای هدف $p_S(x)$ برابر با ۰/۹۸ و احتمال آشکارسازی هدف نیز $p_D = 0/95$ می‌باشد. چگالی شدت فرض پیشین اهداف تازه متولدشده دارای توزیع یکنواخت بر روی ناحیه مشاهده می‌باشد و نرخ زايش هدف نو در آن برابر با ۱ هدف در هر زمان است. مشاهده دریافت شده توسط رابطه معادله مشاهده زیر، با حالت هدف موجود ارتباط پیدا می‌کند:

$$z_k^{(b)} = \arctan\left(\frac{[0 \ 0 \ 1 \ 0]x_k}{[1 \ 0 \ 0 \ 0]x_k}\right) + u_{k,b} \quad (27)$$

$$z_k^{(r)} = \left\| \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} x_k \right\| + u_{k,r}$$

جایی که نویزهای مستقل و گوسی با میانگین صفر $u_{k,r}$ و $u_{k,b}$ به ترتیب دارای انحراف معیارهای $\sigma_r = 1m$ و $\sigma_b = (0.5 \times \pi/180)rad$ می‌باشند.

کلاتر دارای توزیع یکنواخت بر روی ناحیه $[0, \pi/2] \times [0, 1414]$ می‌باشد و تعداد آن به صورت فرایند پواسن با مقدار میانگین $\lambda \in \{10, 30, 50\}$ نقطه کلاتر در هر اسکن، مدل می‌گردد.



شکل (۲): مسیر واقعی ۱۱ هدف در سناریوی مورد مطالعه در صفحه $x-y$ به نحوی که موقعیت آغازین هر کدام با دایره‌ای توخالی مشخص شده است.

گردد؟ اگر فرض نمایید که تنها دو هدف واقعی نیز در FOV وجود داشته باشند، در آن صورت، بردار حالت کدام دو هدف تخمین زده شده باید به حالت هدف واقعی معینی نسبت داده شود تا از روی آن دو به محاسبه RMSE موقعیت هدف معین مذکور پرداخته شود؟ سؤال دیگری که باید به آن پرداخته شود این است که فرض کنیم که فیلتر PHD، در رخدادی بر مبنای سناریوی مفروض (یک تحقق)، برای هر یک از دو هدف واقعی از میان سه هدف واقعی، تخمین حالت بسیار خوبی به دست آورد اما هدف سوم را آشکار نکرده است. حال تحقق دیگری در نظر بگیرید که در آن فیلتر PHD هر سه هدف را آشکار کرده ولی تخمین حالات آن‌ها با خطای بیشتری از تحقق اول انجام می‌پذیرد. حال سؤال این است که کدام یک از این دو تحقق دقیق‌تر کار کرده است و خطای کم‌تری باید به آن نسبت داد.

برای پاسخ به این سؤالات معیار فاصله OSPA^۴ مطرح می‌گردد [۱۴]. فرض نمایید که x ماتریس حالت مشترک (ناشی از کنار هم قراردادن بردارهای حالت استخراج شده) تخمین زده شده از فیلتر PHD و y ماتریس حالت مشترک اهداف واقعی باشد.

اگر $d^{(c)}(x, y) := \min(c, d(x, y))$ برابر با فاصله مابین x و y با مقدار حداکثر برابر با c باشد و Π_k برابر با مجموعه جای‌گشت‌های بر روی $\{1, 2, \dots, k\}$ به ازای $k \in \mathbb{N} = \{1, 2, \dots\}$ باشد، آن‌گاه برای $c > 0$ ، $1 \leq p < \infty$ و زیرمجموعه‌های محدود و دلخواه $X = \{x_1, \dots, x_m\}$ و $Y = \{y_1, \dots, y_m\}$ با شرط $\{0, 1, 2, \dots\}$ به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\bar{d}_p^{(c)}(X, Y) := \left(\frac{1}{n} \left(\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m d^{(c)}(x_i; y_{\pi(i)})^p + c^p (n - m) \right) \right)^{\frac{1}{p}} \quad (28)$$

هرچه فاصله OSPA کم‌تر باشد عملکرد الگوریتم بهتر خواهد بود. برای بررسی عملکرد در الگوریتم‌های ردگیری چندهدفه، از روی معیار OSPA به محاسبه فاصله (یا همان دقت) مکان‌یابی^۵، که برابر با $\left(\frac{\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m d^{(c)}(x_i; y_{\pi(i)})^p}{n} \right)^{\frac{1}{p}}$ و فاصله (یا همان دقت) در تخمین تعداد اهداف^۶، برابر با $\frac{1}{n} (c^p (n - m))$ می‌پردازیم. دو پارامتر فاصله OSPA به

x و y می‌باشند. به علاوه در این بخش، الگوریتم پیشنهادی ABI-APF-PHD با الگوریتمی که تنها از ایده زایش وقتی استفاده می‌نماید (که نام آن را ABI-PHD^۱ می‌نامیم) نیز مقایسه می‌گردد. از آن‌جا که ABI-PHD در جستجوی فضای حالت اهداف از قبل موجود از فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی استفاده نمی‌نماید، برای بررسی بهبود حاصله ناشی از به کارگیری APF در پیاده‌سازی تابع شدت اهداف از قبل موجود، الگوریتم APF-PHD^۲ نیز به خانواده الگوریتم‌های شبیه‌سازی اضافه می‌گردد. الگوریتم APF-PHD در پیاده‌سازی فیلتر PHD از فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی استفاده می‌نماید که تنها برای نمونه‌برداری اهداف از قبل موجود می‌باشد زیرا اندیس متغیر کمکی باید بر روی ذره از قبل موجود تعریف گردد. منتهی از آن‌جا که الگوریتم APF-PHD از شدت زایش وقتی استفاده نمی‌نماید و همانند الگوریتم BOOTSTRAP-PHD برای نمونه‌برداری در فضای حالت اهداف تازه متولد شده از توزیع گوسی تک‌مؤلفه‌ای یا ترکیبی استفاده می‌نماید، برای نمونه بردار گوسی فضای حالت اهداف تازه متولد شده، از دو حالت تک‌مؤلفه‌ای APF-PHD-M1 و چهارمؤلفه‌ای APF-PHD-M4 استفاده شده است که مشخصات توزیع گوسی نمونه بردار فضای حالت اهداف تازه متولد شده این دو همانند الگوریتم‌های تک‌مؤلفه‌ای BOOTSTRAP-PHD-M1 و چهارمؤلفه‌ای BOOTSTRAP-PHD-M4 می‌باشند.

برای هر شش الگوریتم نام برده شده تعداد 5 ذره به ازای هر هدف تازه متولد شده و 100 ذره برای هر هدف از قبل موجود اختصاص می‌یابد.

نکته مهمی که در ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها باید بدان دقت گردد این است که تعداد اهداف موجود تخمین زده شده توسط فیلتر PHD، به هر شیوه‌ای که پیاده‌سازی گردد، لزوماً برابر با تعداد واقعی اهداف موجود در هر لحظه نخواهد بود. به علت عدم برابری تعداد اهداف واقعی و تعداد تخمین زده شده این اهداف در هر لحظه، نمی‌توان از معیار RMSE^۳ برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها در تخمین زدن حالت اهداف استفاده نمود.

علت این امر با ذکر یک مثال شرح داده می‌شود: فرض نمایید که در لحظه معینی سه هدف در FOV وجود دارند ولی فیلتر PHD تنها بردار حالت متعلق به دو هدف را شناسایی نموده است. در این صورت RMSE موقعیت هر یک از دو حالت تخمین زده شده باید از روی کدام یک از سه هدف واقعی محاسبه

4- Optimal Subpattern Assignment

5- Localization Distance

6- Cardinality Distance

1- Adaptive Birth Intensity PHD

2- Auxiliary Particle Filter implementation of the PHD

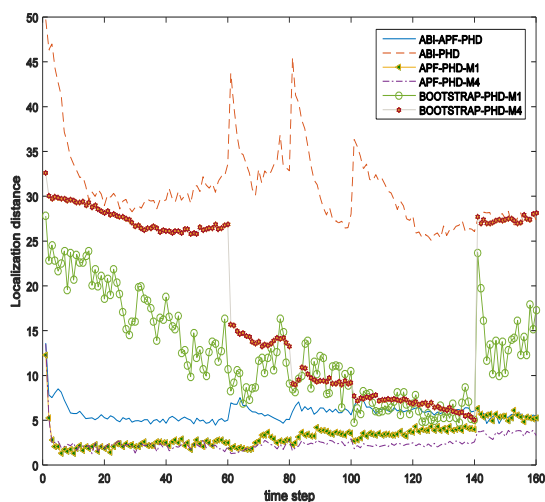
3- Root Mean Square Error

دارند. دلیل این امر این است که با هر تغییر در سناریوی قبلی، عملکرد الگوریتم‌ها افت نموده تا با تغییرات حاصله هماهنگ گردند.

نکته مهمی که در شکل (۴) وجود دارد این است که پاسخ گذرای الگوریتم ABI-APF-PHD بسیار سریع‌تر از دیگر الگوریتم‌ها به حالت پایدار می‌رسد و این نشان از برتری این الگوریتم دارد.

این نکته قابل ذکر است که دقت در تخمین تعداد اهداف لزوماً معادل دقت در مکان‌یابی نمی‌باشد و عکس این موضوع نیز صادق می‌باشد. به طور مثال، ممکن است الگوریتمی در زمان k از ۵ هدف تنها سه هدف را ردگیری نماید ولی مسیر تخمین زده شده توسط الگوریتم بسیار به مسیرهای واقعی آن سه هدف نزدیک باشد. به عبارتی دیگر، در این حالت، دقت در تخمین تعداد اهداف کم ولی دقت در مکان‌یابی خوب است. به این دلیل در کنار شکل (۴) فاصله OSPA که بیانگر عملکرد الگوریتم در مجموع است، اشکال (۵-۶) نیز به‌طور مجزا عملکرد الگوریتم‌ها را در زمینه مکان‌یابی و تخمین تعداد اهداف به نمایش می‌گذارند.

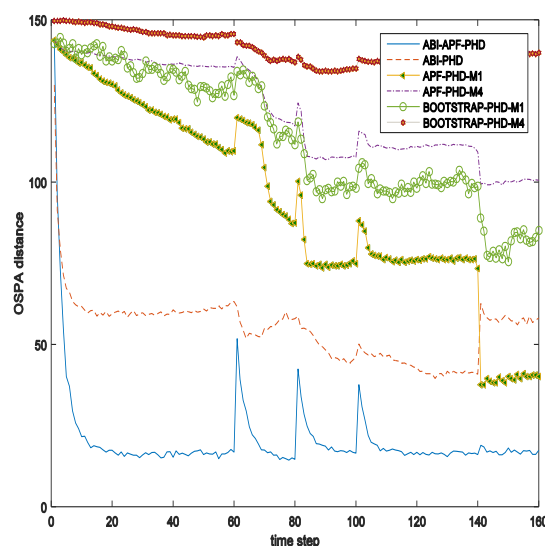
از آن‌جا که $p = 1$ انتخاب شده است، مجموع فاصله مکان‌یابی و فاصله تخمین تعداد اهداف برابر با فاصله OSPA می‌گردد. این امر در اشکال (۵-۶) قابل پیگیری است زیرا به ازای هر time step ، با جمع نمودن مقادیرهای به‌دست‌آمده در اشکال (۵-۶) به مقدار نشان داده شده در شکل (۴) خواهیم رسید.



شکل (۵): فاصله (یا همان دقت) مکان‌یابی با پارامترهای مرتبه $p = 1$ و قطع $c = 150 \text{ m}$ برای الگوریتم‌های ABI-PHD، ABI-APF-PHD و BOOTSTRAP-PHD-M1، APF-PHD-M4، APF-PHD-M1 و BOOTSTRAP-PHD-M4. نتایج از متوسط‌گیری بر روی ۵۰۰ تحقیق مستقل از یکدیگر به‌دست آمده‌اند و نرخ هشدار کاذب برابر است با $\lambda = 10$.

صورت مرتبه $p = 1$ و مقدار قطع $c = 150 \text{ m}$ انتخاب می‌شوند. تمامی نتایج به‌دست‌آمده در این بخش، همانند فاصله مکان‌یابی و دقت در تخمین تعداد اهداف هر الگوریتم، به‌وسیله متوسط‌گیری از نتایج به‌دست‌آمده از اجرای ۵۰۰ تحقیق مستقل مونت کارلو به‌دست آمده‌اند.

با توجه به شکل (۴)، فاصله OSPA الگوریتم ABI-APF-PHD در تمامی زمان‌ها از دیگر الگوریتم‌ها به مقدار زیادی کم‌تر است. این عملکرد مطلوب در نتیجه به‌کارگیری دو روش تابع شدت وفقی برای اهداف تازه متولد شده و پیاده‌سازی به‌وسیله فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی برای اهداف از قبل موجود، به‌صورت هم‌زمان، به‌دست آمده است. این در حالی است که الگوریتم‌های ساده BOOTSTRAP-PHD-M1 و BOOTSTRAP-PHD-M4، از هیچ تکنیک موثری استفاده نمی‌کنند. الگوریتم ABI-PHD تنها از تابع شدت وفقی برای اهداف تازه متولد شده بهره می‌برد و الگوریتم‌های APF-PHD-M1 و APF-PHD-M4 تنها بر پیاده‌سازی به‌وسیله فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی برای اهداف از قبل موجود متمرکز می‌باشند.



شکل (۴): فاصله OSPA با پارامترهای مرتبه $p = 1$ و قطع $c = 150 \text{ m}$ برای الگوریتم‌های ABI-PHD، ABI-APF-PHD و BOOTSTRAP-PHD-M1، APF-PHD-M4، APF-PHD-M1 و BOOTSTRAP-PHD-M4. نتایج از متوسط‌گیری بر روی ۵۰۰ تحقیق مستقل از یکدیگر به‌دست آمده‌اند و نرخ هشدار کاذب برابر است با $\lambda = 10$.

به‌علاوه، در شکل (۴) قابل مشاهده است که قله‌هایی در فاصله OSPA الگوریتم‌های مختلف و در time step های برابر با ۶۰، ۸۰، و ۱۰۰ یعنی لحظه‌های به‌وجود آمدن اهداف نو قرار

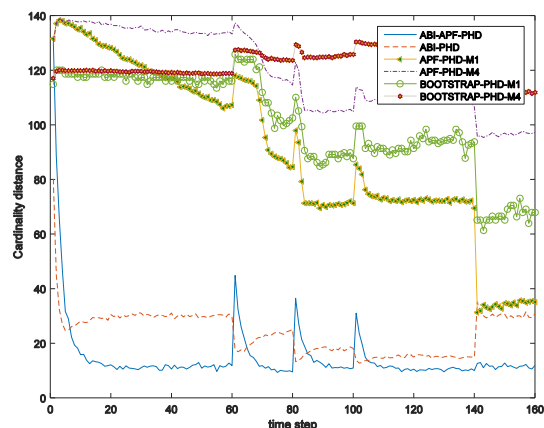
الگوریتم‌های خانواده BOOTSTRAP عمل می‌کنند و در آخر نیز الگوریتم‌های خانواده BOOTSTRAP که از تابع چگالی احتمال انتقال تک‌هدفه Markov یعنی $f_{k|k-1}(x|x')$ به عنوان توزیع‌های پیشنهادی، که نسبت به مشاهدات جاری کور می‌باشد، در نمونه برداری و جستجوی اهداف استفاده می‌نمایند.

نکته جالب دیگری که از شکل (۶) قابل مشاهده است، ضعیف‌تر بودن عملکرد الگوریتم توزیع گوسی چهارمؤلفه‌ای نسبت به تک‌مؤلفه‌ای در خانواده‌های APF-PHD و BOOTSTRAP می‌باشد. دلیل این امر در این نکته است که در سناریوی شکل (۲) موقعیت‌های شروع اهداف تازه متولد شده در حوالی مبدأ و یا مرزها متمرکز می‌باشند و نیمی از آن‌ها با پیش‌فرض گوسی نمونه بردار تک‌مؤلفه‌ای مطابقت دارند. درحالی‌که پیش‌فرض موقعیت شروع برای توزیع نمونه بردار گوسی چهارمؤلفه‌ای در حوالی $[۷۵۰, ۷۵۰], [۲۵۰, ۲۵۰], [۷۵۰, ۷۵۰], [۲۵۰, ۲۵۰]$ قرار دارد که تطابق کمی با آن‌چه عملاً روی می‌دهد، دارد.

به علاوه از اشکال (۵-۶) مشاهده می‌گردد که الگوریتم ABI-PHD که تنها از تابع شدت و فقی برای اهداف تازه متولد شده بهره می‌برد، در تخمین تعداد اهداف عملکرد خوبی دارد اما از آن‌جا که از فیلتر ذره‌ای ناکارآمد BOOT STRAP برای تقریب تابع شدت اهداف از قبل موجود استفاده می‌نماید، دارای خطای زیادی در تخمین موقعیت اهداف می‌باشد و این موضوع در زیاد شدن فاصله مکان‌یابی این الگوریتم در شکل (۵) قابل مشاهده می‌باشد.

برای ارزیابی میزان اثر نرخ هشدار کاذب λ بر روی الگوریتم‌های مطرح شده، میزان نرخ هشدار کاذب بین سه مقدار مجموعه تغییر $\{۱۰, ۳۰, ۵۰\}$ داده شده و متوسط زمانی فاصله‌های OSPA، مکان‌یابی و تخمین تعداد اهداف معرفی شده به ازای هر نرخ هشدار کاذب در جدول (۲) به نمایش درآمده است. اولین نکته‌ای که قابل ارزیابی می‌باشد این است که اکثر الگوریتم‌ها با افزایش نرخ هشدار کاذب دارای افت عملکرد می‌شوند زیرا بسیاری از نمونه‌های آن‌ها معطوف به مشاهدات تولید می‌گردند و این موضوع در نرخ هشدارهای بالا بسیار گمراه‌کننده می‌باشد.

جدول (۲) نشان می‌دهد که الگوریتم ABI-APF-PHD با فاصله زیادی از دیگر الگوریتم‌ها برتر می‌باشد و جایگاه دوم عملکرد نیز متعلق به الگوریتم ABI-PHD می‌باشد.



شکل (۶): فاصله (یا همان دقت) در تخمین تعداد اهداف با

پارامترهای مرتبه $p = 1$ و قطع $C = 150$ m برای الگوریتم‌های ABI-APF-PHD، ABI-PHD، APF-PHD-M1، APF-PHD-M4، BOOTSTRAP-PHD-M1، BOOTSTRAP-PHD-M4 و M4. نتایج از متوسط‌گیری بر روی ۵۰۰ تحقیق مستقل از یکدیگر به دست آمده‌اند و نرخ هشدار کاذب برابر است با $\lambda = 10$.

در شکل (۵) فاصله مکان‌یابی الگوریتم‌های مختلف به نمایش درآمده است. هر چقدر فاصله مکان‌یابی برای الگوریتم معینی کم‌تر باشد، بدین معنی است که این الگوریتم، نسبت به الگوریتم‌های مشابه، موقعیت اهداف را به محل واقعی اهداف نزدیک‌تر تخمین می‌زند.

از شکل (۵) چنین برداشت می‌گردد که دقت مکان‌یابی برحسب time step در اکثر الگوریتم‌ها نموداری هموار است و این امر خوبی است زیرا نشان می‌دهد که با تغییر تعداد اهداف واقعی در FOV در دقت موقعیت‌یابی خللی پدید نمی‌آید. ولی از شکل (۶) این نکته قابل توجه است که دقت تخمین تعداد اهداف در اکثر الگوریتم‌ها، در لحظات تغییر تعداد اهداف موجود در FOV دچار نوسانات زیادی گشته و بعد از گذر از حالت گذرا به حالت پایدار رسیده و به دقت مطلوب دست می‌یابند.

در شکل (۶)، بهترین عملکرد متعلق به الگوریتم ABI-APF-PHD می‌باشد و پس از آن، الگوریتم ABI-PHD به دلیل بهره‌گیری از ایده زایش و فقی و هوشیاری در سریع بلادرنگ ردگیری برای اهداف تازه به وجود آمده از دیگر الگوریتم‌ها برتر عمل نموده و جایگاه دوم را به خود اختصاص می‌دهد. شروع بلادرنگ ردگیری به معنی آغاز ردگیری هدف تازه بوجود آمده به محض دریافت مشاهده متناسب به آن می‌باشد. رتبه‌های بعدی به الگوریتم‌های خانواده APF-PHD اختصاص دارد که حداقل در پایش تعداد اهداف از قبل موجود بهتر از

جدول (۲): مقایسه الگوریتم‌های مختلف برحسب فواصل OSPA، مکان‌یابی و تخمین تعداد اهداف به ازای نرخ هشدارهای کاذب متفاوت.

ABI-APF-PHD	ABI-PHD	APF-PHD-M1	APF-PHD-M4	BOOTSTR AP-PHD-M1	BOOTSTR AP-PHD-M4	$\lambda = 10$
۲۰/۶۴۰۹	۵۴/۷۳۸۱	۹۳/۴۴۹۷	۱۲۱/۴۶۶۱	۱۱۳/۶۹۰۷	۱۴۱/۰۰۰۵	فاصله OSPA
۵/۸۱۹۳	۳۰/۹۱۸۲	۳/۲۶۲۵	۲/۴۶۲۷	۱۲/۶۲۲۳	۱۸/۴۲۱۸	فاصله مکان‌یابی
۱۴/۸۲۱۵	۲۳/۸۱۹۹	۹۰/۱۸۷۲	۱۱۹/۰۰۳۵	۱۰۱/۰۶۸۵	۱۲۲/۵۷۸۷	فاصله تخمین تعداد اهداف
$\lambda = 30$						
۲۹/۹۷۷۴	۷۰/۷۰۶۵	۹۵/۷۶۹۵	۱۲۵/۰۱۰۲	۱۱۶/۲۳۲۷	۱۴۰/۸۷۰۱	فاصله OSPA
۹/۷۵۷۷	۴۱/۰۴۰۸	۵/۸۴۰۳	۴/۸۷۳۶	۱۷/۶۰۷۸	۱۹/۵۹۰۵	فاصله مکان‌یابی
۲۰/۲۱۹۶	۲۹/۶۶۵۷	۸۹/۹۲۹۲	۱۲۰/۱۳۶۶	۹۸/۶۲۴۹	۱۲۱/۲۷۹۶	فاصله تخمین تعداد اهداف
$\lambda = 50$						
۳۸/۵۶۵۱	۷۷/۶۱۱۶	۹۶/۱۸۰۱	۱۲۶/۸۱۲۵	۱۱۷/۱۴۵۷	۱۴۱/۵۵۵۵	فاصله OSPA
۱۳/۹۴۷۹	۴۵/۲۹۵۷	۸/۴۲۱۱	۷/۰۵۷۵	۱۹/۷۵۴۰	۲۱/۰۱۶۱	فاصله مکان‌یابی
۲۴/۶۱۷۲	۳۲/۳۱۵۸	۸۷/۷۵۹۰	۱۱۹/۷۵۵۰	۹۷/۳۹۱۷	۱۲۰/۵۳۹۳	فاصله تخمین تعداد اهداف

Unscented Kalman filter استوار است اما الگوریتم Extended Kalman filter بر مبنای فیلتر ذره‌ای ABI-APF-PHD کار می‌کند، (۲) ساختار نمونه‌برداری اهداف تازه متولد شده در الگوریتم UIF-PHD تنها بر مشاهداتی تمرکز می‌نماید که خارج از دروازه اهداف از قبل موجود قرار دارند. این برعکس سیستم نمونه‌برداری اهداف تازه متولد شده در الگوریتم ABI-APF-PHD می‌باشد که هر مشاهده‌ای در آن به طور بالقوه می‌تواند کاندیدی برای تولید توسط یک هدف تازه متولد شده باشد زیرا ممکن است مشاهده‌ای داخل دروازه هدفی از قبل موجود واقع شود ولی ناشی از آن نباشد و ناشی از هدفی نو باشد و (۳) نکته تفاوت آخر در تفاوت ما بین توزیع پیشنهادی نمونه‌برداری از اهداف تازه متولد شده الگوریتم ABI-APF-PHD و الگوریتم UIF-PHD می‌باشد. طبق رابطه (۲۵) در مقاله حاضر، در الگوریتم ABI-APF-PHD توزیع پیشنهادی برای نمونه‌برداری از اهداف تازه متولد شده یک توزیع گوسی است که در آن، توسط ماتریس ژاکوبین به دست آمده از معادله غیرخطی مشاهده، ماتریس کواریانس نمونه‌های تازه متولد شده از تطبیق ماتریس کواریانس مشاهدات، با ابعاد کم‌تر، به ماتریس کواریانس بردار حالت به دست می‌آید. اما توزیع پیشنهادی نمونه‌برداری از اهداف تازه متولد شده در الگوریتم UIF-PHD از تبدیل نمودن مستقیم ماتریس کواریانس مشاهدات در مختصات قطبی به مختصات دکارتی طبق معادلات مرجع [۱۵] ساخته می‌گردد.

تمامی متغیرهای شبیه‌سازی برای الگوریتم UIF-PHD همانند معادل آن‌ها در الگوریتم ABI-APF-PHD انتخاب شده است مثل تعداد ذرات مختص هر هدف از قبل موجود و هر هدف

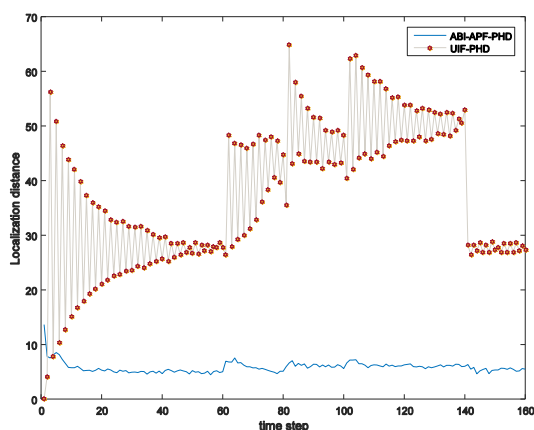
نکته مهم دیگر این امر است که اگرچه الگوریتم‌های APF-PHD در مجموع عملکرد بسیار ضعیف‌تری از الگوریتم ABI-APF-PHD دارند اما خطای مکان‌یابی کم‌تری از خود نشان می‌دهند. البته این امر گمراه‌کننده است زیرا برای قضاوت در مورد خطای مکان‌یابی باید دو الگوریتم با خطای تخمین تعداد اهداف برابر را با یکدیگر مقایسه نمود. علت این است که طبق رابطه فاصله (یا همان دقت) مکان‌یابی که برابر با $\left(\frac{\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m d^{(c)}(x_i; y_{\pi(i)})^p}{n} \right)^{\frac{1}{p}}$ می‌باشد، فاصله مذکور بر حسب تعداد اهداف مقدار جمع‌شونده دارد.

مثلاً الگوریتمی که تنها دو هدف از ۱۰ هدف را آشکار می‌نماید طبیعتاً دارای مقدار فاصله مکان‌یابی کم‌تری از الگوریتمی است که هر ۱۰ هدف را با فاصله‌ای کم‌تر از c ردگیری می‌نماید و اگر به جدول (۲) نظر انداخته شود مشاهده می‌گردد که الگوریتم‌های APF-PHD دارای فاصله تخمین تعداد هدف ۵ تا ۶ برابری نسبت به فاصله تخمین تعداد هدف در الگوریتم ABI-APF-PHD هستند و این یعنی تعداد اهداف در حال ردگیری (با فاصله‌ای کم‌تر از c) بسیار کم‌تری از الگوریتم ABI-APF-PHD دارند.

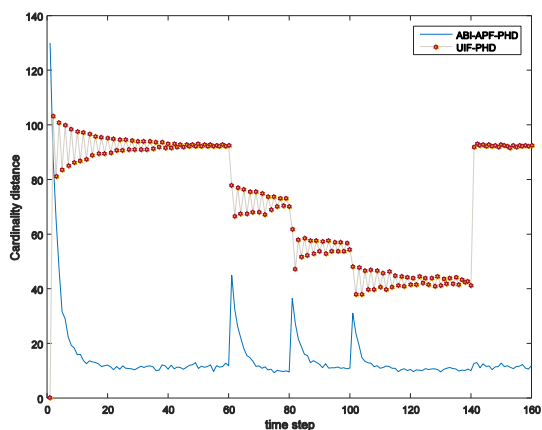
در قسمت آخر شبیه‌سازی، الگوریتم ABI-APF-PHD را با الگوریتم پیاده‌سازی فیلتر PHD توسط فیلتر اطلاعات بی‌رد و یا Unscented Information filter که در مرجع [۹] معرفی شده است و با نام مختصر UIF-PHD یاد می‌نماییم، مقایسه می‌کنیم.

از جمله تفاوت‌های این دو الگوریتم می‌توان به موارد زیر اشاره نمود: (۱) الگوریتم UIF-PHD بر مبنای فیلتر ذره‌ای

پایش می‌گردد منجر به خطای بیش‌تر در تخمین می‌گردد. فلسفه به‌کارگیری information filter در ردگیری چندهدفه و چندسنسوره است، جایی‌که از چند سنسور برای یک هدف واحد مشاهدات مختلفی با نویزهای متفاوت دریافت می‌گردند و همگی دارای ارزش یکسان برای فیلتر هستند.



شکل (۸): فاصله (یا همان دقت) مکان‌یابی با پارامترهای مرتبه $p = 1$ و قطع $c = 150 \text{ m}$ برای الگوریتم‌های ABI-APF-PHD، UIF-PHD. نتایج از متوسط‌گیری بر روی ۵۰۰ تحقیق مستقل از یکدیگر به‌دست آمده‌اند و نرخ هشدار کاذب برابر است با $\lambda = 10$.



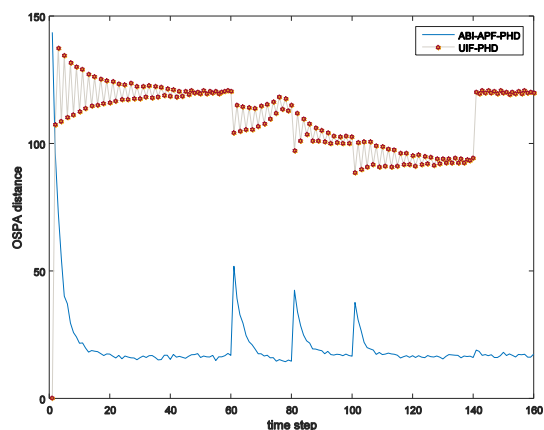
شکل (۹): فاصله (یا همان دقت) در تخمین تعداد اهداف با پارامترهای مرتبه $p = 1$ و قطع $c = 150 \text{ m}$ برای الگوریتم‌های ABI-APF-PHD، UIF-PHD. نتایج از متوسط‌گیری بر روی ۵۰۰ تحقیق مستقل از یکدیگر به‌دست آمده‌اند و نرخ هشدار کاذب برابر است با $\lambda = 10$.

در سناریوی فعلی و در الگوریتم UIF-PHD، تمامی مشاهدات واقع‌شده در دروازه یک هدف از قبل معلوم برای به‌روزرسانی تخمین بردار حالت آن هدف با فرض ارزش یکسان استفاده می‌گردند. این در حالی است که پیش‌فرض یکسان بودن

تازه متولدشده و ماتریس کواریانس‌های فرایند و مشاهده و مدل دینامیک حرکتی اهداف. مقدار آستانه دروازه هر هدف از قبل موجود در الگوریتم UIF-PHD همانند مرجع [۹] برابر با ۱۶ انتخاب شده است.

برای بررسی عملکرد از فاصله OSPA و فاصله مکان‌یابی و دقت در تخمین تعداد اهداف هر الگوریتم استفاده می‌نماییم. دو پارامتر فاصله OSPA به‌صورت مرتبه $p = 1$ و مقدار قطع $c = 150 \text{ m}$ انتخاب می‌شوند. تمامی نتایج به‌دست‌آمده در این بخش، بوسیله متوسط‌گیری از نتایج به‌دست‌آمده از اجرای ۵۰۰ تحقیق مستقل مونت‌کارلو هم در الگوریتم ABI-APF-PHD و هم در الگوریتم UIF-PHD به‌دست آمده است.

فاصله OSPA و فاصله مکان‌یابی و دقت در تخمین تعداد اهداف دو الگوریتم ABI-APF-PHD و UIF-PHD به‌ترتیب در اشکال‌های (۹-۷) به نمایش درآمده‌اند. فاصله OSPA و دو معیار دیگر ذکرشده همگی در لحظاتی که تعداد اهداف دچار افزایش یا کاهش می‌گردد با آشفتگی مواجه شده و به آرامی با گذر زمان به سمت افت این آشفتگی و رسیدن به حالتی پایدار پیش می‌روند.



شکل (۷): فاصله OSPA با پارامترهای مرتبه $p = 1$ و قطع $c = 150 \text{ m}$ برای الگوریتم‌های ABI-APF-PHD، UIF-PHD. نتایج از متوسط‌گیری بر روی ۵۰۰ تحقیق مستقل از یکدیگر به‌دست آمده‌اند و نرخ هشدار کاذب برابر است با $\lambda = 10$.

نکته‌ای که از اشکال‌های (۹-۷) قابل مشاهده است این است که الگوریتم پیشنهادی مقاله حاضر یعنی ABI-APF-PHD برتری قابل ملاحظه‌ای در تمامی معیارها نسبت به الگوریتم UIF-PHD دارد. علت این امر در این است که information filter که مبنای طراحی الگوریتم UIF-PHD می‌باشد، در سناریوهای ردگیری چندهدفه و هنگامی که ناحیه تحت مشاهده تنها با یک سنسور

تابع پتانسیل حداکثر (که بیانگر محتمل‌تر بودن ارتباط مشاهده به هدف است) را برای به‌روزرسانی برمی‌گزینند.

۶- مراجع

- [1] R. Mahler, "Statistical Multisource Multitarget Information Fusion," Norwood: Artech House, 2007.
- [2] R. Mahler, "Multi-target Bayes filtering via first-order multi-target moments," IEEE T AERO ELEC. SYS., vol. 39, no. 4, pp. 1152-1178, 2003.
- [3] H. Sidenbladh and S.-L. Wirkander, "Tracking Random Sets of Vehicles in Terrain," in Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, CVPRW '03, Conference on, vol. 9, pp. 98-98, IEEE, 2003.
- [4] J. Mullane and et al., "A random finite set approach to Bayesian SLAM," IEEE T Robotic Autom, vol. 27, no. 2, pp. 268-282, 2011.
- [5] E. Maggio, M. Taj, and A. Cavallaro, "Efficient multi-target visual tracking using random finite sets," IEEE T CIRC SYST VID, vol. 18, no. 8, pp. 1016-1027, 2008.
- [6] B. N. Vo, S. Singh, and A. Doucet, "Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets," IEEE T AERO ELEC SYS, vol. 41, no.4, pp. 1224-1245, 2005.
- [7] B. N. Vo and W. Ma, "The Gaussian mixture probability hypothesis density filter," IEEE T SIGNAL PROCES, vol. 54, no. 11, pp. 4091-4104, 2006.
- [8] N. Whiteley, S. Singh, and S. Godsill, "Auxiliary particle implementation of probability hypothesis density filter," IEEE T AERO ELEC SYS, vol. 46, no. 3, pp. 1437-1454, 2010.
- [9] J. Hong Yoon, D. Yong Kim, and Kuk-Jin Yoon, "Efficient importance sampling function design for sequential Monte Carlo PHD filter," SIGNAL PROCESS, vol. 92, pp. 2315-2321, 2012.
- [10] E. Baser and M. Efe, "A novel auxiliary particle PHD filter," in Proc. 15th Int. Conf. Information Fusion, pp. 165-172, 2012.
- [11] M.R. Danaee, "On Improvement of Cardinalized Probability Hypothesis Density Filter Implementation by Using Auxiliary Particle Filter," Journal Of Electronical & Cyber Defence, vol. 3, pp. 23-41, no. 4, 2016.
- [12] B. Ristic, D. Clark, B.-N. Vo, and B.-T. Vo, "Adaptive target birth intensity in PHD and CPHD filters," IEEE T AERO ELEC SYS, vol. 48, no. 2, pp. 1656-1668, 2012.
- [13] A. Doucet, et al., "On sequential monte carlo sampling methods for bayesian filtering," STAT COMPUT, vol. 10, pp. 197-208, 2000.
- [14] D. Schuhmacher, B.-T. Vo, and B.-N. Vo. "A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters," IEEE T SIGNAL PROCES, vol. 56, no. 8, pp. 3447-3457, 2008.
- [15] M. Longbin, S. Xiaoquan, Z. Yizu, Z. S. Kang, and Y. Bar-Shalom, "Unbiased converted measurements for tracking," IEEE T AERO ELEC SYS, vol. 34, no. 3, pp. 1023-1027, 1998.

ارزش مشاهدات درون دروازه هر هدف از قبل معلوم، درست نمی‌باشد. تنها یک مشاهده متعلق به آن هدف است و بقیه یا هشدار کاذب می‌باشند و یا متعلق به اهداف از قبل معلوم دیگر و یا اهداف تازه متولد شده هستند. علت زیادبودن فاصله OSPA نیز در الگوریتم UIF-PHD همین امر است. این دقیقاً موردی است که در الگوریتم ABI-APF-PHD رخ نمی‌دهد زیرا با استفاده از متغیر کمکی، هر هدف تنها با مشاهده‌ای بروز می‌گردد که تابع پتانسیل مربوطه را حداکثر می‌نماید و مشاهدات نامرتبط در به‌روزرسانی تخمین بردار حالت شرکت نخواهند داشت.

۵- نتیجه گیری

در این مقاله، زمینه به‌کارگیری ایده فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی به همراه شیوه شدت زایش وفقی برای بهبود پیاده‌سازی فیلتر PHD ارائه گردیده است. برای این امر معادلات بازگشتی فیلتر PHD دوباره‌نویسی شده و توزیع‌های پیشنهادی مناسبی طراحی شده‌اند. در نتیجه، فیلتر PHD پیاده‌سازی شده موثرتر از دیگر الگوریتم‌ها، چگالی‌های شدت اهداف از قبل موجود و اهداف تازه متولد شده را تقریب می‌زند.

شبیه‌سازی‌های عددی برحسب معیارهای فاصله OSPA، فاصله مکان‌یابی و فاصله تخمین تعداد اهداف نشان از برتری قابل توجه الگوریتم ABI-APF-PHD نسبت به الگوریتم‌های ABI-PHD، APF-PHD و BOOTSTRAP-PHD دارد. به‌طور مثال، حتی در محیطی با نرخ هشدار کاذب پرچگال یعنی $\lambda = 50$ به ازای دقت تخمین اهداف تقریباً نزدیک به هم، RMS خطای موقعیت در الگوریتم ABI-APF-PHD یک سوم مقدار آن در الگوریتم با بهترین عملکرد بعدی یعنی ABI-PHD می‌باشد. در قسمت انتهایی شبیه‌سازی، عملکرد الگوریتم پیشنهادی در ABI-APF-PHD با عملکرد الگوریتم UIF-PHD که بر مبنای information filter عمل می‌نماید، مقایسه شده است. در این قسمت نشان داده شد که بر طبق معیارهای مرتبط با فاصله OSPA، الگوریتم ABI-APF-PHD کاملاً بر الگوریتم UIF-PHD برتری دارد. علت این امر نیز در تفاوت نحوه به‌کارگیری مشاهدات در هر کدام از دو الگوریتم نهفته است. در الگوریتم UIF-PHD تمامی مشاهداتی که درون دروازه هر هدف قرار می‌گیرند با ارزش یکسان در به‌روزرسانی حالت آن هدف شرکت می‌نمایند که این امر در سناریوی مورد استفاده نادرست می‌باشد و تنها یک مشاهده متعلق به هر هدف است. در نتیجه، دقت تخمین بردار حالت کم‌تر از الگوریتم ABI-APF-PHD است زیرا در مورد اخیر، الگوریتم تنها یک مشاهده و آن هم مشاهده‌ای با

Implementation of Probability Hypothesis Density Filter with Adaptive Birth Intensity Using Auxiliary Particle Filter

M. Raees Danaee

*Imam Hossein University

(Received: 02/07/2016, Accepted: 31/02/2016)

ABSTRACT

The probability hypothesis density (PHD) filter sequentially computes the first-order multi-target moment for the full multi-target probability density function and dramatically reduces the computational expense of tracking problem. In this paper, we propose an improved implementation of the PHD using the notion of auxiliary particle filter to enhance the effectiveness of the Sequential Monte Carlo (SMC) implementation of the PHD filter. The proposed method differs from traditional SMC implementations because it demonstrates an ability to simultaneously search in an effective way for persistent and newborn targets where the birth intensity is uniform and noninformative. Simulation results indicate that our novel method dramatically improves the accuracy of PHD approximation when compared to traditional SMC implementation methods for the same number of particles.

Keywords: Multi-target Tracking, Random Finite Sets, Probability Hypothesis Density Filter, Auxiliary Particle Filter