مجله علمی- پژوهشی "پدافند الکترونیکی و سایبری"
سال پنجم، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۶، ص ۸۷- ۷۵

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

میثم رئیس دانایی[1*]

۱- استادیار دانشگاه جامع امام حسین (ع)

(دریافت: ۹۵/۰۴/۱۲، پذیرش: ۹۵/۱۱/۲۵)

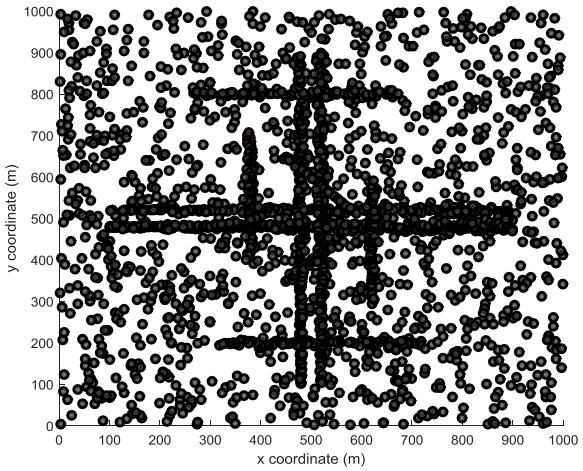
چکیده

فیلتر چگالی فرض احتمال (PHD) به‌صورت 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 به‌طور 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

مبحث ردگیری چند هدف به‌طور هم‌زمان از مباحث دشوار در حوزه پردازش علایم و تئوری تخمین می‌باشد. علت این امر، به‌دلایل مختلفی برمی‌گردد. ازجمله 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 از قبل موجود بود زیرا برای انجام هر مرحله نیازمند دانستن اطلاعات مرحله دیگر هستیم. از طرف مقابل، برعکس روش‌های کلاسیک، رویافت مجموعه محدود تصادفی (RFS)، ساختاری یک‌پارچه را برای ردگیری چند هدفه ارائه می‌دهد.



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

* رایانامه نویسنده مسئول: mraeesdanaee@ihu.ac.ir

Archive of SID
www.SID.ir

رده‌یافت مجموعه محدود تصادفی (RFS)[1] بستری تحلیلی را برای حل مسئله ردگیری چند هدفه (MTT)[2] 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 به‌کارگیری تئوری آمارگان مجموعه محدود تصادفی (FISST)[3]، گشتاور مرتبه اول[4] معادلات بازگشتی بیزین چندهدفه کامل[5] به‌نام چگالی فرض احتمال (PHD)[6] به‌دست می‌آید که چگالی شدت پسین را به‌جای تابع چگالی احتمال چندهدفه در طول زمان انتشار می‌دهد [۲].

به‌علت سهولت و حجم محاسباتی پایین فیلتر PHD برای حل مسئله MTT، تحقیقات زیادی در زمینه‌های کاربردی مختلف ازجمله در ردگیری خودروی متحرک [۳]، مکان‌یابی و نقشه‌کشی هم‌زمان [۴]، و بینایی ماشینی [۵] صورت گرفته است. به‌علت این محدوده وسیع از کاربردهای عملی، تلاش‌های زیادی برای بهبود پیاده‌سازی فیلتر PHD از طریق شیوه‌های SMC[7] [۶] و یا ترکیب گوسی [۷] انجام پذیرفته است.

ازجمله این تلاش‌ها برای بهبود پیاده‌سازی فیلتر PHD می‌توان از به‌کارگیری فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی [۸]، استفاده از فیلتر اطلاعات بی‌اثر[8] [۹] و تقسیم‌بندی فضای حالت اهداف به بخش‌های گوناگون برای جستجوی موثرتر براساس انواع مختلفی از اهداف [۱۰] اشاره نمود.

روش مرسوم برای به‌کارگیری فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی در پیاده‌سازی فیلتر PHD که در [۸] و همین‌طور [۱۱] ارائه گردیده است، شامل نقطه حالتی 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. متاسفانه این روش برای زمانی که فیلتر PHD نسبت به اهداف تازه متولدشده اطلاعات چندانی نداشته باشد و اصطلاحاً کور[9] باشد (به‌طور مثال هنگامی که تابع شدت اهداف دارای توزیع یکنواخت باشد)، کارایی خود را از دست می‌دهد. علت این امر این است که وزن‌های مرتبه اول[10] فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی نمی‌توانند آمارگان واقعی اهداف تازه متولدشده را به‌درستی مدل نمایند. اخیراً شدت زایش وفقی برای فیلتر PHD معرفی شده است که به‌وسیله آن نمونه‌برداری از توابع شدت زایش با اطلاعات اندک به روش مؤثرتری انجام می‌پذیرد [۱۲]. با این حال، شیوه معرفی‌شده در [۱۲] از به‌کارگیری فیلتر ذره‌ای ناکارآمد BOOT STRAP برای تقریب تابع شدت اهداف از قبل موجود استفاده نموده است.

از آن‌جا که هرکدام از شیوه‌های معرفی‌شده در یکی از دو مرحله نمونه‌برداری اهداف از قبل موجود و اهداف تازه متولدشده نقص دارند، این مقاله بر ره‌یافت 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[11] (ABI-APF-PHD) می‌نامیم. نتایج شبیه‌سازی به‌دست‌آمده از سناریوی تولید شدت زایش یکنواخت، نشان از برتری عملکرد ABI-APF-PHD بر پیاده‌سازی فیلتر PHD به‌روش 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 به‌کارگیری 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

1- Random Finite Set
2- Multi Target Tracking
3- Finite Set Statistics
4- First Moment Approximation
5- Full Multitaregt 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

Archive of SID

www.SID.ir

دربرگیرنده نوآوری اصلی مقاله است و در این بخش الگوریتم پیشنهادی ABI-APF-PHD یعنی پیاده‌سازی فیلتر PHD برمبنای 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 معرفی‌شده 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[1] X 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 به‌صورت رابطه زیر به‌دست می‌آید:

$$D_\Psi(x) \triangleq E[\delta_\Psi(x)] = \int \delta_X(x) f_\Psi(X)\delta X \quad (۱)$$

که در آن، $\delta_X(x) \triangleq \sum_{w\in X}\delta_w(x)$ و $\delta_w(x)$ 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 $D_{k-1|k-1}(x)$ به‌طور بازگشتی در دو مرحله به‌دست آورد: مرحله پیش‌بینی که $D_{k-1|k-1}(x)$ را در طول زمان به‌روزرسانی می‌کند، و مرحله به‌روزرسانی توسط مشاهدات جدید که در ادامه مرحله اول قرار دارد.

مرحله پیش‌بینی از فیلتر PHD به‌صورت زیر می‌باشد:

$$D_{k|k-1}(x) = \gamma_{k|k-1}(x) + D_{k-1|k-1}\left[p_S \cdot f_{k|k-1}\right] \quad (۲)$$

جایی‌که $D_{n|m}[h]$ برابر با

$$D_{n|m}[h] = \int D_{n|m}(x)h(x)dx, \quad n,m \in \mathbb{N} \quad (۳)$$

و $\gamma_{k|k-1}(x)$ تابع شدت هدف تازه متولدشده می‌باشد. یک هدف با حالت x' در زمان $k-1$ به زمان k با احتمال بقای هدف $p_S(x')$ باقی می‌ماند. تابع چگالی احتمال انتقال تک هدفه Markov یعنی $f_{k|k-1}(x|x')$ برای مدل‌سازی تکامل دینامیکی اهداف که به‌صورت مستقل از هم حرکت می‌کنند، به‌کار می‌رود.

هنگامی‌که مشاهدات چندهدفه $Z_k = \{z_{k,1}, \dots, z_{k,m_k}\}$ در زمان k دریافت شوند، فیلتر PHD $D_{k|k}(x)$ به‌صورت زیر به‌روزرسانی می گردد:

$$D_{k|k}(x) \cong \left(1 - p_D(x)\right)\cdot D_{k|k-1}(x) + \sum_{p=1}^{m_k} \frac{p_D(x)\cdot L_{z_{k,p}}(x)\cdot D_{k|k-1}(x)}{\lambda\cdot c(z_{k,p}) + D_{k|k-1}\left[p_D L_{z_{k,p}}\right]} \quad (۴)$$

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 پواسن با توزیع فضایی $c(z)$ و تعداد متوسط λ نقطه در هر زمان فرض می‌نماییم.

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

$$D_{k|k-1}(x) = D^p_{k|k-1}(x) + D^n_{k|k-1}(x) \quad (۵)$$

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

$$D_{k|k}(x) = D^p_{k|k}(x) + D^n_{k|k}(x) \quad (۶)$$

با توجه به این‌که $D^p_{k|k-1}(x)$ برحسب PHD به‌روزرسانی‌شده $D_{k-1|k-1}(x)$ در زمان $k-1$ پیش‌بینی می‌شود، می‌توان آن را به‌صورت زیر نمایش داد:

$$D^p_{k|k-1}(x) = D^p_{k-1|k-1}\left[p_S \cdot f_{k|k-1}\right] + D^n_{k-1|k-1}\left[p_S \cdot f_{k|k-1}\right] \quad (۷)$$

مرحله به‌روزرسانی برای فیلتر PHD را می‌توان به‌صورت جدیدی بازنویسی نمود. برای این‌کار، 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

1- Realization

Archive of SID

www.SID.ir

همیشه در لحظه پدیدارشدن با احتمال کامل آشکار می‌گردد.

مرحله به‌روزرسانی مشاهدات در PHD اهداف از قبل موجود توسط رابطه زیر انجام می‌پذیرد:

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

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

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

و $\Psi_{Z_k}(p,x)$ برابر است با:

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

زمانی‌که احتمال آشکارسازی برابر یک باشد، مرحله به‌روزرسانی PHD اهداف از قبل موجود $p = 0$ را شامل نمی‌شود و درنتیجه:

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

در بخش بعدی، از روابط (۸) و (۱۱) برای پیاده‌سازی بهبودیافته فیلتر PHD با شدت زایش وفقی و استفاده از فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی استفاده می‌نماییم.

۳- پیاده‌سازی بهبودیافته فیلتر PHD با شدت زایش وفقی

برای آن‌که ایده استفاده از فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی در نمونه‌برداری از دو زیرفضای اهداف تازه متولدشده و اهداف از قبل موجود شرح داده شود، انتگرال زیر را درنظر بگیرید:

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

جایی‌که $\varphi(x)$ 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 وزن‌دار $\{x^{(i)}_{k-1}, w^{(i)}_{k-1}\}_{i=1}^{N}$ تقریب زده شود:

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

آن‌گاه تخمین‌زدن (۱۲) با قراردادن (۱۳) در (۸) انجام می‌پذیرد:

$$\bar{\varphi} \cong \sum_{p=0}^{|Z_k|}\sum_{i=1}^{N}\int \varphi(x_k).w^{(i)}_{k-1}.\frac{\Psi_{Z_k}(p,x_k)}{\mathcal{L}_{Z_k}(p)} \times \frac{p_S\left(x^{(i)}_{k-1}\right).f_{k|k-1}\left(x_k|x^{(i)}_{k-1}\right)}{q^{p}\left(x_k, x^{(i)}_{k-1}, p\right)} \times q^{p}\left(x_k, x^{(i)}_{k-1}, p\right)dx_k + \sum_{p=1}^{|Z_k|}\int \varphi(x_k) \times \frac{\Psi_{Z_k}(p,x_k)}{p_D.\mathcal{L}_{Z_k}(p)}.\frac{\gamma_{k|k-1}(x_k)}{q^{n}(x_k,p)} \times q^{n}(x_k,p)dx_k \quad (۱۴)$$

با قراردادن $\varphi(x_k) = 1$، اولین جمله سمت راست (۱۴) تعداد مورد انتظار اهداف از قبل موجود در زمان k را تقریب می‌زند، درحالی‌که دومین جمله آن تقریب‌زننده تعداد مورد انتظار اهداف تازه به‌وجود آمده می‌باشد. جملات اول و دوم سمت راست (۱۴) توسط ذرات تولیدشده توسط توزیع‌های پیشنهادی به‌ترتیب $q^{p}\left(x_k, x^{(i)}_{k-1}, p\right)$ و $q^{n}(x_k,p)$ محاسبه می‌گردد. تولید مشترک نمونه‌های $x_k, x^{(i)}_{k-1}, p$ توسط این توزیع‌های چندمتغیره کار دشواری می‌باشد. درنتیجه، این توزیع‌ها باید به بخش‌های ملموسی تفکیک شوند تا نمونه‌برداری از هر بخش آسان باشد.

در فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی، نمونه جدید x_k براساس اطلاعات به‌دست‌آمده از مشاهدات دریافت‌شده $z_{k,p}$ و PHD زمان قبلی یعنی $D_{k-1|k-1}(x)$، که توسط مجموعه $\{x^{(i)}_{k-1}, w^{(i)}_{k-1}\}_{i=1}^{N}$ تقریب زده شده است، تولید می‌گردد. درنتیجه، توزیع پیشنهادی آن باید دارای فرمی شبیه $q^{p}\left(x_k, x^{(i)}_{k-1}, p\right)$ باشد.

بر این اساس، توزیع $q^{p}\left(x_k, x^{(i)}_{k-1}, p\right)$ را می‌توان به‌صورت زیر بخش‌بندی نمود:

$$q^{p}\left(x_k, x^{(i)}_{k-1}, p\right) = q^{p}\left(x_k|x^{(i)}_{k-1}, p\right)q^{p}\left(x^{(i)}_{k-1}|p\right)q^{p}(p) \quad (۱۵)$$

توزیع پیشنهادی $q^{p}\left(x^{(i)}_{k-1}|p\right)$ نمونه‌های از قبل تولیدشده $\mathbf{x}^{(i)}_{k-1}$ را براساس این موضوع که چقدر p امین مشاهده $\mathbf{z}_{k,p}$ را تأیید می‌نمایند، انتخاب می‌نماید.

اگر چه $\mathbf{z}_{k,p}$ به‌طور مستقیم با $\mathbf{x}_k$ مرتبط نمی باشد، اما توسط تابع درست‌نمایی $L_{\mathbf{z}_{k,p}}(\mathbf{x}_k)$ به یکدیگر مربوط می‌شوند. به‌علاوه x_k توسط چگالی انتقال حالت $f_{k|k-1}\left(x_k|x^{(i)}_{k-1}\right)$، به $x^{(i)}_{k-1}$ مربوط است. درنتیجه، به‌جای x_k از مقدار میانگین

Archive of SID

www.SID.ir

$f_{k|k-1}\left(x_k|x_{k-1}^{(i)}\right)$ استفاده می‌نماییم. اگر $h(x_{k-1}^{(i)})$ را به‌عنوان مقدار میانگین $f_{k|k-1}\left(x_k|x_{k-1}^{(i)}\right)$ درنظر بگیریم، آن‌گاه مطابق (۱۰) و (۱۴)، $q^p(x|p)$ را می‌توان به‌صورت زیر ساخت:

$$q^p(x|p) \propto \begin{cases} (1-p_D)\cdot\sum_{l=1}^{N} w_{k-1}^{(i)}\delta_{x_{k-1}^{(i)}}(x), & \text{for } p=0 \\ \dfrac{\sum_{i=1}^{N} p_D\cdot w_{k-1}^{(i)}\cdot\delta_{x_{k-1}^{(i)}}(x).L_{z_{k,p}}\left(h(x_{k-1}^{(i)})\right)}{\widehat{D}_{k|k-1}\left[p_D\cdot L_{z_{k,p}}\right]+\lambda\cdot c(z_{k,p})}, & \text{for } 1<p<|Z_k| \end{cases} \quad (۱۶)$$

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

$$q^p(p) \propto \begin{cases} (1-p_D)\cdot\sum_{i=1}^{N} w_{k-1}^{(i)}, & p=0 \\ \dfrac{p_D\cdot\sum_{i=1}^{N} w_{k-1}^{(i)}.L_{z_{k,p}}\left(h(x_{k-1}^{(i)})\right)}{\widehat{D}_{k|k-1}\left[p_D\cdot L_{z_{k,p}}\right]+\lambda\cdot c(z_{k,p})}, & 1<p<|Z_k| \end{cases} \quad (۱۷)$$

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

$$\widehat{D}_{k|k-1}\left[p_D\cdot L_{z_{k,p}}\right] = p_S\cdot p_D\cdot\sum_{i=1}^{N} w_{k-1}^{(i)}.L_{z_{k,p}}\left(h(x_{k-1}^{(i)})\right) \quad (۱۸)$$

توزیع پیشنهادی $q^p\left(x_k|x_{k-1}^{(i)},p\right)$ با خطی‌سازی محلی فضای حالت غیرخطی حاکم بر تحول زمانی یک هدف، به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

$$\begin{aligned} &x_k = h(x_{k-1}) + w_{k-1}, \\ &w_{k-1}\sim\mathcal{N}(\cdot;0,Q) \\ &z_k = g(x_k) + v_k,\ \ v_k\sim\mathcal{N}(\cdot;0,R) \end{aligned} \quad (۱۹)$$

در جایی‌که $p\neq 0$، تابع $q^p\left(x_k|x_{k-1}^{(i)},p\right)$ به‌صورت چگالی گوسی $\mathcal{N}(x_k;m_k,\Sigma_k)$ می‌باشد و درنتیجه:

$$q^p\left(x_k|x_{k-1}^{(i)},p\right) \propto \begin{cases} f_{k|k-1}\left(x_k|x_{k-1}^{(i)}\right), & p=0 \\ \mathcal{N}(x_k;m_k,\Sigma_k), & 1<p<|Z_k| \end{cases} \quad (۲۰)$$

بردار میانگین m_k و ماتریس کواریانس Σ_k با خطی‌سازی محلی زیر به‌دست می‌آیند [۱۳]:

$$\begin{aligned} \Sigma_k &= \left(Q^{-1} + \left(\frac{\partial g(x_k)}{\partial x_k}|_{x_k=h(x_{k-1})}\right)^t \times R^{-1}\cdot\frac{\partial g(x_k)}{\partial x_k}|_{x_k=h(x_{k-1})}\right)^{-1} \\ m_k &= \Sigma_k\Big(Q^{-1}\cdot h(x_{k-1}) + \frac{\partial g(x_k)}{\partial x_k}|_{x_k=h(x_{k-1})}\Big)^t\cdot R^{-1}\Big(z_{k,p} + \frac{\partial g(x_k)}{\partial x_k}|_{x_k=h(x_{k-1})}\cdot h(x_{k-1}) - g\big(h(x_{k-1})\big)\Big) \end{aligned} \quad (۲۱)$$

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

$$w_k^p\left(x_k^{(n)}, x_{k-1}^{(i^n)}, p^{(n)}\right) = \begin{cases} \dfrac{(1-p_D)}{N_k^p}\cdot\dfrac{p_S}{q^p(0)}\cdot\sum_{i=1}^{N} w_{k-1}^{(i)}, & p^{(n)}=0 \\ \dfrac{p_D\cdot p_S}{N_k^p\cdot q^p(p^{(n)})}\cdot\dfrac{\sum_{i=1}^{N} w_{k-1}^{(i)}.L_{z_{k,p^{(n)}}}\left(h\left(x_{k-1}^{(i^n)}\right)\right)}{A} \\ \times\dfrac{L_{z_{k,p^{(n)}}}\left(x_k^{(n)}\right)}{L_{z_{k,p^{(n)}}}\left(h\left(x_{k-1}^{(i^n)}\right)\right)}\cdot\dfrac{f_{k|k-1}\left(x_k^{(n)}|x_{k-1}^{(i^n)}\right)}{\mathcal{N}\left(x_k^{(n)};m_k^{(n)},\Sigma_k^{(n)}\right)}, & 1<p^{(n)}<|Z_k|, \\ A = \left(D_{k|k-1}^p\left[p_D\cdot L_{z_{k,p^{(n)}}}\right]\right. & \\ \left. +D_{k|k-1}^n\left[L_{z_{k,p^{(n)}}}\right]+\lambda\cdot c\left(z_{k,p^{(n)}}\right)\right) & \end{cases} \quad (۲۲)$$

جایی‌که i امین متغیر کمکی انتخاب‌شده برای n امین نمونه با $x_{k-1}^{(i^n)}$ نشان داده می‌شود و N_k^p برابر با تعداد ذرات درنظر گرفته شده برای جستجوی فضای اهداف از قبل موجود در زمان k می‌باشد.

تا به این‌جا، از مشاهدات برای انتخاب و نمونه‌برداری ذرات منتسب به اهداف از قبل موجود استفاده نموده‌ایم. حسن دیگر شیوه جدید ارائه‌شده در این مقاله، کمک به بهبود کارایی در جستجوی فضای اهداف تازه متولدشده، وقتی شدت زایش یکنواخت است، می‌باشد. شدت زایش یکنواخت دارای اطلاعات نمی‌باشد و نمی‌توان از آن به‌طور مستقیم در نمونه‌برداری اهداف تازه متولدشده استفاده نمود.

به‌جای آن‌که تعداد محدود ذرات را در جستجوی منطقه مشاهده وسیعی برای اهداف تازه متولدشده هدر دهیم، نمونه‌بردار هدف تازه متولدشده جدید این مقاله از مشاهدات دریافتی برای

Archive of SID

www.SID.ir

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

$$q^n(x_k, p) = q^n(x_k|p) \cdot q^n(p) \quad (۲۳)$$

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

$$q^n(p) = \frac{1}{|Z_k|}, \quad 1 < p < |Z_k| \quad (۲۴)$$

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

$$q^n(x_k|p) = \mathcal{N}\left(x_k; g^{-1}(z_{k,p}), H \cdot R \cdot H^t\right) \quad (۲۵)$$

جایی‌که H برابر با ژاکوبین $g^{-1}(\cdot)$ می‌باشد. وزن‌های اهمیتی از اهداف تازه متولدشده نیز به‌صورت زیر محاسبه می‌گردند:

$$w_k^n\left(x_k^{(n)}, p^{(n)}\right) = \frac{1}{N_k^n} \cdot \frac{|Z_k| \cdot \gamma_{k|k-1}\left(x_k^{(n)}\right)}{\mathcal{N}\left(x_k^{(n)}; g^{-1}\left(z_{k,p^{(n)}}\right), H \cdot R \cdot H^t\right)} \times \frac{L_{z_{k,p^{(n)}}}\left(x_k^{(n)}\right)}{A} \quad (۲۶)$$

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

جایی‌که 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 تعیین‌شده ذرات منتسب برای جستجوی یک هدف تازه متولدشده به‌دست می‌آید.

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

جدول (۱): یک چرخه کامل از اجرای فیلتر چگالی فرض احتمال توسط فیلتر ذره‌ای با متغیر کمکی و شدت زایش وفقی

۱: $k = 1$

۲: شروع حلقه برای $n = 1$ تا N_1^n:

۳: $p^{(n)}$ را از روی (۲۴) نمونه‌برداری 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^p: (نمونه‌برداری اهداف از قبل موجود)

۹: $p^{(p)}$ را از روی (۱۷) نمونه‌برداری نمایید.

۱۰: $x_{k-1}^{(i^n)}$ را از روی (۱۶) نمونه‌برداری نمایید.

۱۱: $x_k^{(n)}$ را از روی (۲۰) نمونه‌برداری نمایید.

۱۲: وزن‌های اهمیتی را از روی (۲۲) محاسبه نمایید.

۱۳: پایان حلقه.

۱۴: شروع حلقه برای $n = 1$ تا N_k^n: (نمونه‌برداری اهداف تازه متولدشده)

۱۵: $p^{(n)}$ را از روی (۲۴) نمونه‌برداری نمایید.

۱۶: $x_k^{(n)}$ را از روی (۲۵) نمونه‌برداری نمایید.

۱۷: وزن‌های اهمیتی را از روی (۲۶) محاسبه نمایید.

۱۸: پایان حلقه.

۱۹: اجتماع دو مجموعه $\left\{w_k^p\left(x_k^{(n)}, x_{k-1}^{(i^n)}, p^{(n)}\right), x_k^{(n)}\right\}_{n=1}^{N_k^p}$ و $\left\{w_k^n\left(x_k^{(m)}, p^{(m)}\right), x_k^{(m)}\right\}_{m=1}^{N_k^n}$ را حساب نمایید و باز نمونه برداری را برای تولید مجموعه $\left\{w_k^{(i)}, x_k^{(i)}\right\}_{i=1}^{N}$ انجام دهید تا تقریب $D_{k|k}(x) = \sum_{i=1}^{N} w_k^{(i)} \delta_{x_k^{(i)}}(x)$ به‌دست آید.

۲۰: بروید به ۷.

۴- نتایج شبیه‌سازی‌ها

برای مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی یعنی ABI-APF-PHD با الگوریتم‌هایABI-PHD و APF-PHD، سناریویی از 10 هدف که مستقل از یکدیگر ظاهر و ناپدید می‌شوند، استفاده شده است. نحوه ظهور و ناپدیدشدن 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

Archive of SID

www.SID.ir

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 $p_D = ۰/۹۵$ می‌باشد.

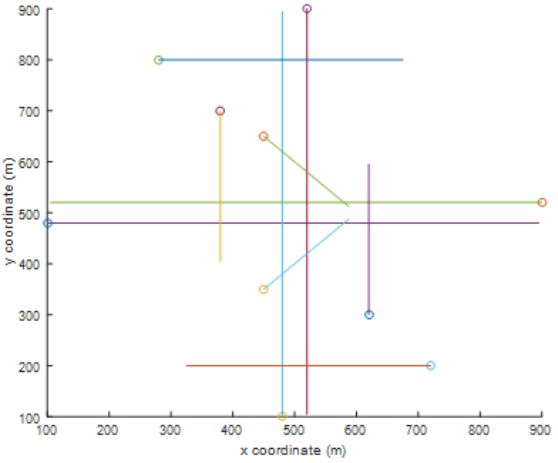
چگالی شدت فرض پیشین اهداف تازه متولدشده دارای توزیع یکنواخت بر روی ناحیه مشاهده می‌باشد و نرخ زایش هدف نو در آن برابر با ۱ هدف در هر زمان است.

مشاهده دریافت‌شده توسط رابطه معادله مشاهده زیر، با حالت هدف موجود ارتباط پیدا می‌کند:

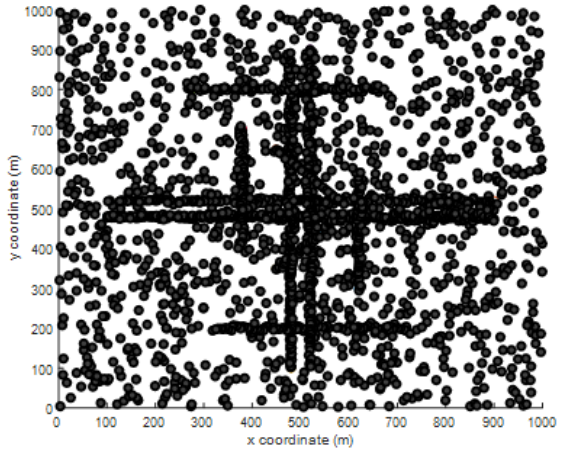
$$z_k^{(b)} = \arctan\left(\frac{[0 \quad 0 \quad 1 \quad 0]x_k}{[1 \quad 0 \quad 0 \quad 0]x_k}\right) + u_{k,b}$$
$$z_k^{(r)} = \left\| \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} x_k \right\| + u_{k,r} \qquad (۲۷)$$

جایی‌که نویزهای مستقل و گوسی با میانگین صفر $u_{k,r}$ و $u_{k,b}$ به‌ترتیب دارای انحراف معیارهای $\sigma_r = 1m$ و $\sigma_b = (0.5 \times \pi/180)rad$ می باشند.

کلاتر دارای توزیع یکنواخت بر روی ناحیه $[0,1414] \times [0, \pi/2]$ می‌باشد و تعداد آن به‌صورت فرایند پوآسن 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 $x-y$ به‌نحوی‌که موقعیت آغازین هر کدام با دایره‌ای توخالی مشخص شده است.



شکل (۳): مشاهدات دریافتی ناشی از اهداف موجود در FOV به‌علاوه کلاترها (هشدارهای کاذب) به ازای $\lambda = 10$ از آن‌جا که برای سیستم ماهیت مشاهده معلوم نمی‌باشد، تمامی مشاهدات به‌صورت دوایر 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. به‌علاوه 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 λ =۱۰ 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[1] یا ترکیبی[2] استفاده می‌نماید [۶]، برای نمونه‌بردار گوسی فضای حالت اهداف تازه متولدشده از دو حالت تک‌مؤلفه‌ای BOOTSTRAP-PHD-M1 و چهار مؤلفه‌ای BOOTSTRAP-PHD-M4 استفاده شده است. توزیع گوسی در BOOTSTRAP-PHD-M1 دارای میانگین واقع در [۵۰۰ ، ۵۰۰] و انحراف معیار استاندارد موقعیت ۱۰۰۰/۳ (در هر کدام از محورهای x و y) می‌باشد. چهار مؤلفه گوسی BOOTSTRAP-PHD-M4 به‌ترتیب دارای میانگین‌های واقع‌شده در [۷۵۰ ،۷۵۰]،[۷۵۰ ،۲۵۰]،[۲۵۰ ،۷۵۰] و [۲۵۰ ،۲۵۰] و انحراف معیار استاندارد موقعیت ۲۵۰/۳ (در هرکدام از محورهای

1- Single Modal
2- Mixture

Archive of SID

www.SID.ir

x و y) می‌باشند. به‌علاوه در این بخش، الگوریتم پیشنهادی ABI-APF-PHD با الگوریتمی که تنها از ایده زایش وفقی استفاده می‌نماید (که نام آن‌را ABI-PHD[1] 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 به‌کارگیری APF در پیاده‌سازی تابع شدت اهداف از قبل موجود، الگوریتم APF-PHD[2] نیز به خانواده الگوریتم‌های شبیه‌سازی اضافه می‌گردد. الگوریتم APF-PHD درپیاده‌سازی 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 وفقی استفاده نمی‌نماید و همانند الگوریتم BOOTSTRAP-PHD برای نمونه‌برداری در فضای حالت اهداف تازه متولدشده از توزیع گوسی تک‌مؤلفه‌ای یا ترکیبی استفاده می‌نماید، برای نمونه‌بردار گوسی فضای حالت اهداف تازه متولدشده، از دو حالت تک‌مؤلفه‌ای APF-PHD-M1 و چهارمؤلفه‌ای APF-PHD-M4 استفاده شده است که مشخصات توزیع گوسی نمونه‌بردار فضای حالت اهداف تازه متولدشده این دو همانند الگوریتم‌های تک‌مؤلفه‌ای BOOTSTRAP-PHD-M1 و چهارمؤلفه‌ای BOOTSTRAP-PHD-M4 می‌باشند.

برای هر شش الگوریتم نام برده‌شده تعداد 5 ذره به ازای هر هدف تازه متولدشده 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 تخمین‌زده‌شده توسط فیلتر PHD، به هر شیوه‌ای که پیاده‌سازی گردد، لزوماً برابر با تعداد واقعی اهداف موجود در هر لحظه نخواهد بود. به‌علت عدم برابری تعداد اهداف واقعی و تعداد تخمین‌زده‌شده این اهداف در هر لحظه، نمی‌توان از معیار RMSE[3] برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها در تخمین‌زدن 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 تخمین‌زده‌شده باید از روی کدام یک از سه هدف واقعی محاسبه گردد؟ اگر فرض نمایید که تنها دو هدف واقعی نیز در FOV وجود داشته باشند، در آن صورت، بردار حالت کدام دو هدف تخمین‌زده‌شده 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[4] مطرح می‌گردد [۱۴]. فرض نمایید که x ماتریس حالت مشترک (ناشی از کنار هم قراردادن بردارهای حالت استخراج شده) تخمین‌زده 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 $\{1,2,\cdots,k\}$ به ازای $k \in \mathbb{N} = \{1,2,\cdots\}$ باشد، آن‌گاه برای $1 \le p < \infty, c > 0$ و زیرمجموعه‌های محدود و دلخواه $X = \{x_1,\cdots x_m\}$ و $Y = \{y_1,\cdots,y_m\}$، با شرط $m,n \in \mathbb{N}_0 = \{0,1,2,\cdots\}$، فاصله OSPA به‌صورت زیر تعریف می گردد:

$$\bar{d}_p^{(c)}(X,Y) := \left(\frac{1}{n}\left(\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^{m} d^{(c)}(x_i, y_{\pi(i)})^p + c^p(n-m)\right)\right)^{\frac{1}{p}} \quad (۲۸)$$

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[5]، که برابر با $\left(\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^{m} d^{(c)}(x_i, y_{\pi(i)})^p / n\right)^{\frac{1}{p}}$ و فاصله (یا همان دقت) در تخمین تعداد اهداف[6]، برابر با $(c^p(n-m)/n)^{\frac{1}{p}}$، می‌پردازیم. دو پارامتر فاصله OSPA به

1- Adaptive Birth Intensity PHD
2- Auxiliary Particle Filter implementation of the PHD
3- Root Mean Square Error
4- Optimal Subpattern Assignment
5- Localization Distance
6- Cardinality Distance

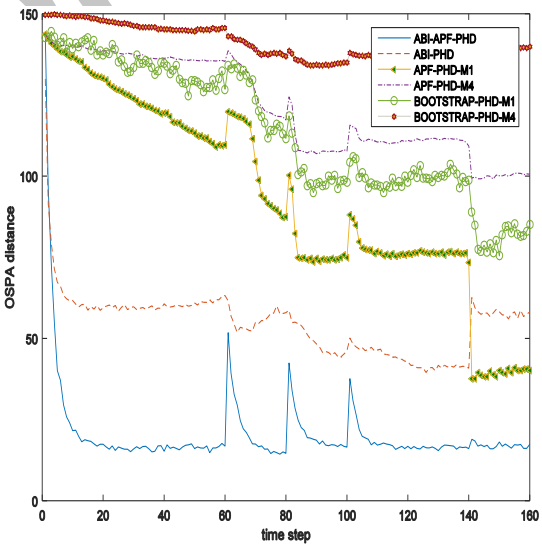
Archive of SID

www.SID.ir

صورت مرتبه $p=1$ و مقدار قطع $c = ۱۵۰$ 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 تحقق 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 درنتیجه به‌کارگیری دو روش تابع شدت وفقی برای اهداف تازه متولدشده 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 متولدشده 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.



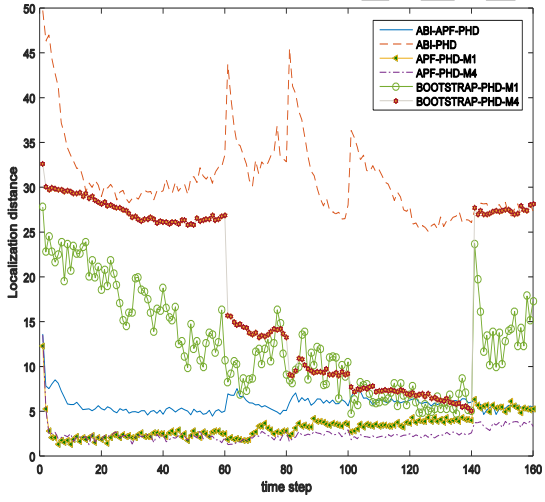
شکل (۴): فاصله OSPA با پارامترهای مرتبه $p = ۱$ و قطع $c = ۱۵۰$ m برای الگوریتم های ABI-APF-PHD، ABI-PHD، APF-PHD-M1، APF-PHD-M4، BOOTSTRAP-PHD-M1 و BOOTSTRAP-PHD-M4. نتایج از متوسط‌گیری بر روی ۵۰۰ تحقیق مستقل از یکدیگر به‌دست آمده‌اند و نرخ هشدار کاذب برابر است با $\lambda = ۱۰$.

به‌علاوه، در شکل (۴) قابل مشاهده است که قله‌هایی[1] در فاصله OSPA الگوریتم‌های مختلف و در time stepهای برابر با ۶۰، ۸۰، و ۱۰۰ یعنی لحظه‌های به‌وجودآمدن اهداف نو قرار 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 kام از ۵ هدف تنها سه هدف را ردگیری نماید ولی مسیر تخمین‌زده‌شده 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 (۶-۵) نیز به‌طور مجزا عملکرد الگوریتم‌ها را درزمینه مکان‌یابی و تخمین تعداد اهداف به نمایش می‌گذارند.

از آن‌جا که $p = ۱$ انتخاب شده است، مجموع فاصله مکان‌یابی و فاصله تخمین تعداد اهداف برابر با فاصله OSPA می‌گردد. این امر در اشکال (۶-۵) قابل پیگیری است زیرا به ازای هر time step، با جمع نمودن مقدارهای به‌دست‌آمده در اشکال (۶-۵) به مقدار نشان داده‌شده در شکل (۴) خواهیم رسید.

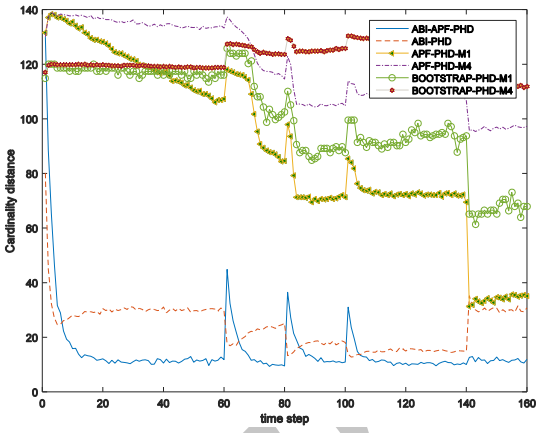


شکل (۵): فاصله (یا همان دقت) مکان‌یابی با پارامترهای مرتبه $p = ۱$ و قطع $c = ۱۵۰$ m برای الگوریتم‌هایABI-APF-PHD، ABI-PHD، APF-PHD-M1، APF-PHD-M4، BOOTSTRAP-PHD-M1 و BOOTSTRAP-PHD-M4. نتایج از متوسط‌گیری بر روی ۵۰۰ تحقیق مستقل از یکدیگر به‌دست آمده‌اند و نرخ هشدار کاذب برابر است با $\lambda = ۱۰$.

1- Peaks

Archive of SID

www.SID.ir



شکل (۶): فاصله (یا همان دقت) در تخمین تعداد اهداف با پارامترهای مرتبه $p = ۱$ و قطع $c = ۱۵۰$ m برای الگوریتم‌های ABI-APF-PHD، ABI-PHD، APF-PHD-M1، APF-PHD-M4، BOOTSTRAP-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 $\lambda = ۱۰$

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 به‌دلیل بهره‌گیری از ایده زایش وفقی 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 امده به محض دریافت مشاهده منتسب به آن می باشد. رتبه‌های بعدی به الگوریتم‌های خانواده APF-PHD اختصاص دارد که حداقل در پایش تعداد اهداف از قبل موجود بهتر از الگوریتم‌های خانواده BOOTSTRAP عمل می‌کنند و در آخر نیز الگوریتم‌های خانواده BOOTSTRAP که از تابع چگالی احتمال انتقال تک‌هدفه Markov یعنی $f_{k|k-1}(x|x')$ به‌عنوان توزیع‌های پیشنهادی، که نسبت به مشاهدات جاری کور می‌باشد، در نمونه‌برداری و جستجوی اهداف استفاده می‌نمایند.

نکته جالب دیگری که از شکل (۶) قابل مشاهده است، ضعیف‌تربودن 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 متولدشده در حوالی مبدأ و یا مرزها متمرکز می‌باشند و نیمی از آن‌ها با پیش‌فرض گوسی نمونه‌بردار تک‌مؤلفه‌ای مطابقت دارند. درحالی‌که پیش‌فرض موقعیت شروع برای توزیع نمونه‌بردار گوسی چهارمؤلفه‌ای درحوالی [۷۵۰ ،۷۵۰]،[۷۵۰ ،۲۵۰]،[۷۵۰ ،۲۵۰] و [۲۵۰ ،۲۵۰] قرار دارد که تطابق کمی با آن‌چه عملاً روی می‌دهد، دارد.

به‌علاوه از اشکال (۶-۵) مشاهده می‌گردد که الگوریتم ABI-PHD که تنها از تابع شدت وفقی برای اهداف تازه متولدشده 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 زیادشدن فاصله مکان‌یابی این الگوریتم در شکل (۵) قابل مشاهده می‌باشد.

برای ارزیابی میزان اثر نرخ هشدار کاذب λ بر روی الگوریتم‌های مطرح‌شده، میزان نرخ هشدار کاذب بین سه مقدار مجموعه تغییر $\{۵۰, ۳۰ \text{ و } ۱۰\}$ داده‌شده و متوسط زمانی فاصله‌های OSPA، مکان‌یابی و تخمین تعداد اهداف معرفی‌شده 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.

Archive of SID

www.SID.ir

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

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

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) مکان یابی که برابر با $\left(\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^{m} d^{(c)}(x_i, y_{\pi(i)})^p / n\right)^{\frac{1}{p}}$ 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 بی رد و یا Information filter Unscented 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 Unscented Kalman filter استوار است اما الگوریتم ABI-APF-PHD برمبنای فیلتر ذره‌ای Extended Kalman filter کار می‌کند، ۲) ساختار نمونه‌برداری اهداف تازه متولدشده 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 متولدشده در الگوریتم ABI-APF-PHD می‌باشد که هر مشاهده‌ای در آن به‌طور بالقوه می‌تواند کاندیدی برای تولید توسط یک هدف تاره متولدشده 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 متولدشده 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 متولدشده یک توزیع گوسی است که در آن، توسط ماتریس ژاکوبین به‌دست‌آمده از معادله غیرخطی مشاهده، ماتریس کواریانس نمونه‌های تازه متولدشده از تطبیق ماتریس کواریانس مشاهدات، با ابعاد کم‌تر، به ماتریس کواریانس بردار حالت به‌دست می‌آید. اما توزیع پیشنهادی نمونه‌برداری از اهداف تازه متولدشده در الگوریتم UIF-PHD از تبدیل‌نمودن 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

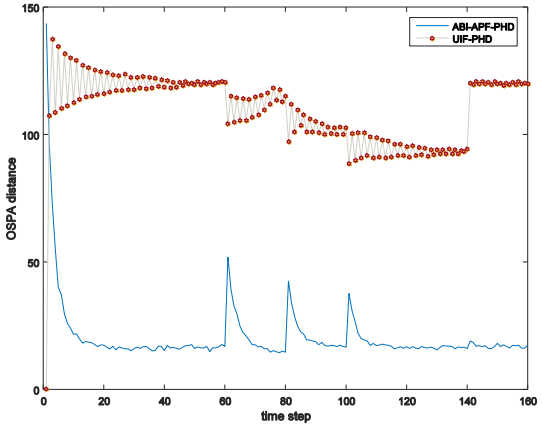
Archive of SID

www.SID.ir

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.

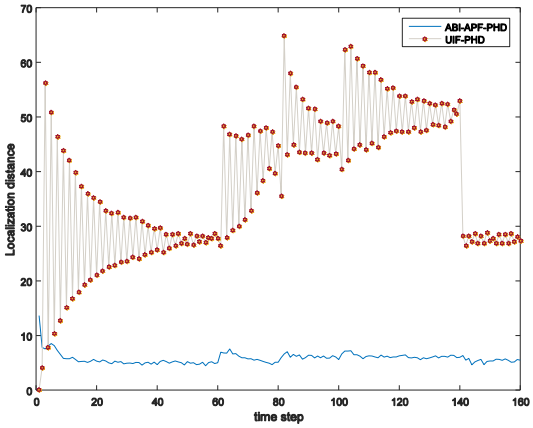
برای بررسی عملکرد از فاصله OSPA و فاصله مکان‌یابی و دقت در تخمین تعداد اهداف هر الگوریتم استفاده می‌نماییم. دو پارامتر فاصله OSPA به‌صورت مرتبه p =۱ و مقدار قطع c =۱۵۰ m انتخاب می‌شوند. تمامی نتایج به‌دست‌آمده در این بخش، بوسیله متوسط‌گیری از نتایج به‌دست‌آمده از اجرای ۵۰۰ تحقق مستقل مونت‌کارلو هم در 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 و 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.

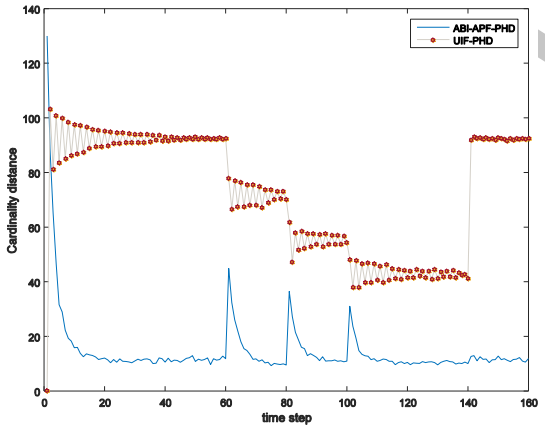


شکل (۷): فاصله OSPA با پارامترهای مرتبه $p = ۱$ و قطع $c = ۱۵۰$ m برای الگوریتم‌های ABI الگوریتم‌هایABI-APF-PHD، UIF-PHD. نتایج از متوسط‌گیری بر روی ۵۰۰ تحقیق مستقل از یکدیگر به‌دست آمده‌اند و نرخ هشدار کاذب برابر است با $\lambda = ۱۰$.

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 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 $p = ۱$ و قطع $c = ۱۵۰$m برای الگوریتم‌هایABI-APF-PHD، UIF-PHD. نتایج از متوسط‌گیری بر روی ۵۰۰ تحقیق مستقل از یکدیگر به‌دست آمده‌اند و نرخ هشدار کاذب برابر است با $\lambda = ۱۰$.



شکل (۹): فاصله (یا همان دقت) در تخمین تعداد اهداف با پارامترهای مرتبه p = ۱ و قطع c = ۱۵۰ 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 $\lambda = ۱۰$.

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 یکسان‌بودن

Archive of SID

www.SID.ir

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 متولدشده 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، فیلترPHD پیاده‌سازی‌شده موثرتر از دیگر الگوریتم‌ها، چگالی‌های شدت اهداف از قبل موجود و اهداف تازه متولدشده را تقریب می زند.

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 $\lambda = ۵۰$ 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 ABI-APF-PHD با عملکرد الگوریتم UIF-PHD که برمبنای information filter عمل می‌نماید، مقایسه شده است. در این قسمت نشان داده شد که برطبق 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 تابع پتانسیل حداکثر (که بیانگر محتمل‌تربودن 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.

Archive of SID

www.SID.ir

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

Archive of SID

* Corresponding Author Email: mraeesdanaee@ihu.ac.ir

www.SID.ir