

الگوریتم C-SLAM تطبیقی در محیط دینامیک

دانشجو، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
استادیار، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

سهیل اسپهبدی نیا
اسماعیل خان میرزا*

چکیده

در دو دهه اخیر توجه بسیاری از محققین به حل مسئله خودکار سازی وسایل نقلیه معطوف بوده است و پژوهش‌های بسیاری برای حل چالش‌های موجود در این حوزه نشر و ارائه شده است. یکی از ارکان مهم و پایه در این حوزه مسئله موقعیت‌یابی و نقشه‌برداری هم‌زمان در یک محیط ناشناخته می‌باشد که به اختصار از آن به‌عنوان SLAM یاد می‌شود. تاکنون روش‌های بسیاری برای حل این مسئله ارائه شده است اما تعداد کمی از این تحقیقات بر روی پلتفرم ربات‌های همکار صورت پذیرفته است. در این مقاله به معرفی مسئله SLAM در پلتفرم ربات‌های همکار در بستر فیلتر کالمن توسعه‌یافته پرداخته شده است و با توجه به عدم دانش نسبت به کوواریانس نویز اندازه‌گیری، المان‌های این ماتریس با توجه به داده‌های واقعی دریافتی از حس‌گر با استفاده از روش بهینه‌سازی هوشمند ازدحام ذرات تطبیقی می‌شوند. سپس برای حل این مسئله در محیط دینامیک از فیلتر چگالی فرض احتمال برای دنبال کردن موانع دینامیک در محدوده تشخیص حس‌گر ربات‌ها استفاده می‌شود. در انتها کارایی الگوریتم در یک محیط شبیه‌سازی به کمک نرم‌افزار MATLAB مورد ارزیابی قرار گرفته است. **واژه‌های کلیدی:** فیلتر کالمن توسعه یافته، فیلتر چگالی فرض احتمال، ربات‌های همکار.

Adaptive C-SLAM Algorithm in Dynamic Environment

S. Espahbodi Nia

Department of Mechanical Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

E. Khanmirza

Department of Mechanical Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

Abstract

In the last two decades, many researchers have focused on the problem of automation of vehicles, and many research has been devoted to solving the challenges posed by this area. One of the important aspects in this area is the problem of localizing the vehicle and mapping the environment simultaneously in an unknown environment, which is briefly referred to as SLAM. So far, many methods have been proposed to solve this problem, but few of these researches have been implemented on the platform of collaborative robots. In this paper, SLAM problem is extended to multi robot platform by employing extended kalman filter. Due to lack of knowledge about the measurement noise covariance, the elements of this matrix adapted according to the actual data received from the sensor by employing particle swarm optimization technique. Then, to solve this problem in the dynamic environment, probability hypothesis density filter is used to track the dynamic objects in the field of view of sensors. Finally, the performance of the algorithm is evaluated in a MATLAB environment.

Keywords: Extended kalman filter, Probability hypothesis density, Collaboration.

این همبستگی خطای مشترک در تخمین موقعیت ربات می‌باشد. بسیاری از محققین درصدد کاهش این همبستگی برای کاهش فیلتر به چندین فیلتر مستقل از هم برآمدند که بعدها به اهمیت این همبستگی پی برده شد و در عمل این نوع ارتباط میان نقاط راهنما از اهمیت فراوانی برخوردار است که با افزایش آن تخمین به دست آمده بهبود پیدا می‌کند.

مهم‌ترین دستاورد محققین در ارتباط با مسئله SLAM موضوع همگرایی آن می‌باشد. در صورتی که با مسئله موقعیت‌یابی و نقشه‌برداری به صورت یک مسئله تخمین یکپارچه برخورد شود، همگرایی صورت می‌پذیرد [۳].

روش‌های بسیاری برای حل این مسئله ارائه شده است که هر کدام دارای مزایا و معایبی می‌باشد، اما توجه به این نکته قابل تأمل است که بسیاری از این روش‌ها بر روی پلتفرم سیستم‌های تک ربات پیاده‌سازی شده‌اند. از مزایای پلتفرم ربات‌های همکار افزایش مقاومت سیستم کلی در مقابل نقص و کاستی‌های احتمالی در حین عملیات است. در عین حال، قدرت تبادل اطلاعات میان چند ربات منجر به

۱- مقدمه

حل مسئله^۱ SLAM پیش‌نیازی برای مسئله ناوبری ربات محسوب می‌شود. برای ناوبری موفق، مشخص بودن موقعیت ربات از اهمیت بسزایی برخوردار است و برای تصمیم‌گیری درست در حین انجام مأموریت، درکی مناسب از محیط کاری ربات نیاز است.

تاریخچه مسئله SLAM به سال ۱۹۸۶ میلادی برمی‌گردد که در یکی از کنفرانس‌های رباتیک و اتوماسیون، روش‌های احتمالاتی برای حل این مسئله معرفی گردید. کارهای انجام شده توسط [۱] و [۲] بستر آماری لازم برای توصیف روابط بین نقاط راهنما^۲ و عدم قطعیت هندسی را به ارمغان آوردند. نکته کلیدی موجود در این پژوهش‌ها، همبستگی بالا میان تخمین موقعیت‌های نقاط راهنما مختلف در محیط می‌باشد که این همبستگی با مشاهدات متعدد افزایش می‌یابد. دلیل

^۱ Simultaneous localization and mapping

^۲ Landmark

کاهش عدم قطعیت در حین فرآیند تخمین می‌شود [۴].

SLAM در سیستم‌های دارای چندین ربات به دو صورت متمرکز و توزیع شده انجام می‌پذیرد. در رویکرد اول، تمام محاسبات توسط یک ربات یا یک سیستم مرکزی انجام می‌پذیرد و یک نقشه مرکزی توسط ربات‌ها بروز می‌شود. اما در رویکرد توزیع یافته هر ربات به تنهایی و مستقل، مسئله SLAM را حل کرده و سپس نقشه‌های محلی با هم ترکیب شده و یک نقشه کلی به دست می‌آید [۵].

یکی از روش‌های محبوب در حوزه مکان‌یابی و نقشه‌کشی هم‌زمان، روش‌های مبتنی بر فیلتر کالمن می‌باشند. تاکنون تحقیقات بسیاری بر اساس این تکنیک در حوزه SLAM بررسی و ارائه شده‌اند. عملکرد این فیلتر بسته به دقت پارامترهای ورودی آن داشته و در صورت عدم دانش کافی نسبت به دو ماتریس کوواریانس نویز فرآیند و اندازه‌گیری، فیلتر کالمن عملکرد مناسبی از خود نشان نمی‌دهد [۶]. در دو دهه گذشته الگوریتم‌های فازی و نوروفازی بسیاری برای حل این مشکل برای فیلتر کالمن و به طور خاص برای مسئله SLAM ارائه شده است [۷ و ۸ و ۹]. در الگوریتم‌های نوروفازی نیاز به آموزش الگوریتم می‌باشد، بنابراین فرآیند تطبیقی مربوط به این روش‌ها آفلاین است.

یکی دیگر از چالش‌های مهم در مسئله ناوبری ربات، نحوه عکس‌العمل آن در برخورد با موانع دینامیک می‌باشد. در صورت عدم تشخیص و دنبال کردن این گونه موانع، ناوبری ربات بسیار خوش‌بینانه صورت گرفته و احتمال برخورد ربات با موانع متحرک بالا می‌رود. بنابراین قابلیت تشخیص و دنبال کردن موانع برای کنترلگر سطح پایین SLAM از اهمیت بسزایی برخوردار است. بنابراین برای حل این مشکل می‌توان از الگوریتم‌های ردگیری اهداف متحرک در کنار سامانه SLAM استفاده کرد. یکی از مشکلات ذاتی موجود در حوزه ردیابی هدف، تطبیق اطلاعات^۱ حس‌گر بر روی اهداف مشاهده شده می‌باشد.

یکی از الگوریتم‌های معرفی شده در حوزه ردیابی چند هدفه که بر پایه مجموعه‌های تصادفی متناهی [۱۰]، [۱۱] بنا شده است فیلتر PHD می‌باشد. از مزایای مهم این فیلتر عدم نیاز به تطبیق اطلاعات حس‌گر قبل از ورود به مرحله به‌روزرسانی فیلتر است. اعمال این فیلتر به دو صورت ذره‌ای و اختلاط گوسی^۲ صورت می‌پذیرد که روش دوم از هزینه محاسباتی کمتری برخوردار است [۱۲].

در این مقاله پس از توسعه مسئله SLAM به بستر ربات‌های همکار، برای حل چالش این مسئله در محیط دینامیک، از فیلتر PHD استفاده می‌شود و برای افزایش کارایی الگوریتم، با فرض دانستن کوواریانس نویز فرآیند از روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای تطبیق کوواریانس نویز اندازه‌گیری، بهره گرفته می‌شود و نتایج با استفاده از نرم‌افزار MATLAB مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

ساختار مقاله به این صورت بوده که در بخش ۲ به معرفی SLAM در بستر ربات‌های همکار می‌پردازیم. در بخش ۳ الگوریتم تطبیقی ازدحام ذرات ارائه شده و در بخش ۴ فیلتر PHD و نحوه اعمال آن توسط روش اختلاط گوسی معرفی می‌شود. در بخش ۵ پارامترها و نتایج شبیه‌سازی ارائه شده و در بخش ۶ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری و

پیشنهادات ارائه می‌شوند.

۲- SLAM تطبیقی در پلتفرم ربات‌های همکار در

محیط دینامیک

در این بخش به اجزای لازم برای پیاده‌سازی الگوریتم می‌پردازیم. برای اعمال الگوریتم SLAM در بستر EKF نیاز به تعریف مدلی برای پیش‌بینی حرکت وسیله نقلیه و مدلی دیگر برای حس‌گر اندازه‌گیری نیازمندیم.

۱-۲- مدل ربات

فرم کلی دینامیک یک ربات به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود.

$$X_v(k+1) = f(X_v(k), u_v(k)) + w_v(k) \quad (1)$$

که در این رابطه، $f(\cdot)$ تابعی غیرخطی از متغیرهای حالت و ورودی کنترلی می‌باشد که سینماتیک و دینامیک وسیله را مدل می‌کند و با دوره تناوب T در زمان‌های $t = kT$ بروز می‌شود. w_v اغتشاش با کوواریانس Q_k می‌باشد [۳].

در این مقاله از روابط (۲) به‌عنوان مدل حرکتی ربات در دو بعد استفاده شده است.

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + V \cos(\theta_k) \Delta t \\ y_{k+1} = y_k + V \sin(\theta_k) \Delta t \\ \theta_{k+1} = \theta_k + W \Delta t \end{cases} \quad (2)$$

در این رابطه سرعت خطی (V) و سرعت زاویه‌ای به‌عنوان ورودی کنترلی در نظر گرفته می‌شوند. متغیرهای حالت این سیستم به صورت رابطه (۳) می‌باشند.

$$X_{v1} = [x_{v1} \ y_{v1} \ \theta_{v1}] \quad (3)$$

۲-۲- مدل نقاط راهنما

نقاط راهنما مورد استفاده برای انجام SLAM ساکن و برای حس‌گر اندازه‌گیری ربات قابل تشخیص هستند. متغیرهای حالت این نقاط راهنما به صورت رابطه (۴) می‌باشد.

$$X_{Li} = \begin{pmatrix} x_{Li} \\ y_{Li} \end{pmatrix} \quad (4)$$

و با توجه به ساکن بودن این مشخصه‌های محیطی، مدل این نقاط راهنما به صورت رابطه (۵) می‌باشد.

$$X_{Li}(k+1) = X_{Li}(k) \quad (5)$$

۲-۳- مدل اندازه‌گیری

از مدل اندازه‌گیری برای توصیف اندازه‌گیری نسبی تهیه شده توسط حس‌گر استفاده می‌شود. در این مقاله از مدل اندازه‌گیری حس‌گرهای فاصله‌سنج^۳ استفاده شده است. یک حس‌گر فاصله‌سنج، اطلاعات رابطه (۶) در اختیار قرار می‌دهد.

$$Z_i(k) = \begin{pmatrix} R_i(k) \\ \varphi_i(k) \end{pmatrix} \quad (6)$$

که $R_i(k)$ فاصله نسبی مشخصه محیطی از حس‌گر و $\varphi_i(k)$ زاویه نسبی آن از حس‌گر در زمان k می‌باشد. مدل مورد استفاده برای تولید این اندازه‌گیری به صورت رابطه (۷) می‌باشد.

¹ Data Association

² Gaussian Mixture

³ Laser Range Finder

گیری تهیه شده توسط حس گر تصحیح موقعیت ربات و نقاط راهنما صورت می پذیرد [۱۳].

گام پیش بینی با استفاده از روابط (۱۵) و (۱۶) توسط مدل حرکتی ربات به دست می آید.

$$X(k+1|k) = F(k)X(k) + u(k) + w(k) \quad (15)$$

$$P(k+1|k) = F(k)P(k|k)F^T(k) + Q \quad (16)$$

که در این رابطه Q ماتریس کوواریانس نویز مربوط به حرکت ربات می باشد و با توجه به غیرخطی بودن مدل حرکتی ربات ها F از طریق رابطه (۱۷) به دست می آید.

$$F(k) = \frac{\partial f}{\partial X_V} | X_V(k) \quad (17)$$

مرحله تصحیح فیلتر کالمن توسعه یافته به فرم روابط (۱۸) تا (۲۲) می باشد.

$$v(k+1) = z(k+1) - h_i(X_V(k+1|k), X_{L_i}(k+1|k)) \quad (18)$$

$$S(k+1) = H(k+1|k)P(k+1|k)H^T(k+1|k) + R(k+1) \quad (19)$$

$$K(k+1) = P(k+1|k)H(k+1|k)S^{-1}(k+1) \quad (20)$$

$$X(k+1|k+1) = X(k+1|k) + K(k+1)v(k+1) \quad (21)$$

$$P(k+1|k+1) = [I - K(k+1)H(k+1|k)]P(k+1|k) - K(k+1)H(k+1|k)P(k+1|k) + R(k+1) \quad (22)$$

که در این روابط، R ماتریس کوواریانس نویز حس گر بوده و H جاکوبی مدل اندازه گیری نسبت به متغیرهای حالت ربات می باشد و طبق رابطه (۲۳) به دست می آید.

$$H(k+1|k) = \frac{\partial h}{\partial X_V} | X_V(k+1|k) \quad (23)$$

۲-۶- الگوریتم تطبیقی ازدحام ذرات

در بسیاری از کارهای انجام شده در حوزه فیلتر کالمن تطبیقی بر روی اطلاعات آماری دریافت شده از دنباله خطای اندازه گیری واقعی و نظری^۱ تمرکز شده است. این روش اول بار در [۱۴] ارائه شده است و سعی می کند کوواریانس اندازه گیری نظری، رابطه (۱۹)، و کوواریانس اندازه گیری واقعی که طبق رابطه (۲۴) تعریف می شود را به حداقل برساند.

$$C = vv^T \quad (24)$$

برای به انجام رساندن این مهم، تابع هزینه رابطه (۲۵) را تعریف می کنیم.

$$Cost Function = \frac{trace(c)}{trace(HPH^T + \alpha R)} \quad (25)$$

ضریب تصحیح α برای هر چه نزدیک تر کردن صورت و مخرج تابع هزینه با بهره گرفتن از الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات [۱۵] به دست می آید. گام به روزرسانی ذرات در الگوریتم هوشمند ازدحام ذرات طبق روابط (۲۶) و (۲۷) می باشد.

$$Z_i(k) = h_i(X_V(k), X_{L_i}(k)) + w_i(k) \quad (7)$$

که h_i مدل اندازه گیری بوده و به صورت رابطه (۸) تعریف می شود.

$$h_i(X_V(k), X_{L_i}(k)) = \begin{pmatrix} \sqrt{(x_{L_i}(k) - x_v(k))^2 + (y_{L_i}(k) - y_v(k))^2} \\ \arctan\left(\frac{y_{L_i}(k) - y_v(k)}{x_{L_i}(k) - x_v(k)}\right) - \theta_v \end{pmatrix} \quad (8)$$

۲-۴- تعمیم SLAM به پلتفرم ربات های همکار

متغیرهای حالت در پلتفرم ربات های همکار برای وسایل نقلیه و مشخصه های محیطی به صورت روابط (۹) و (۱۰) می باشند.

$$X_V(k) = [X_{VA}(k), X_{VB}(k), \dots, X_{VN}(k)] \quad (9)$$

$$X_L(k) = [X_{L_1}(k), X_{L_2}(k), \dots, X_{L_n}(k)] \quad (10)$$

و متغیرهای حالت کل سیستم به صورت رابطه (۱۱) تعریف می شود.

$$X(k) = \begin{pmatrix} X_{VA}(k) \\ X_{VB}(k) \\ \vdots \\ X_V(k) \\ X_{L_1}(k) \\ X_{L_2}(k) \\ \vdots \\ X_{L_n}(k) \end{pmatrix} \quad (11)$$

ماتریس کوواریانس خطا در پلتفرم ربات های همکار به فرم کلی رابطه (۱۲) می باشد و شامل واریانس خطای ربات ها و واریانس خطای مشخصه های محیطی در قطر اصلی می باشد. المان های غیر قطری نیز مربوط به همبستگی میان المان های حالت سیستم من جمله همبستگی میان ربات با ربات و همبستگی میان ربات با مشخصه های محیطی می باشد.

$$P = \begin{pmatrix} p^{AA} & p^{AB} & \dots & p^{AN} & p^{A1} & p^{A2} & \dots & p^{AN} \\ p^{BA} & p^{BB} & \dots & p^{BN} & p^{B1} & p^{B2} & \dots & p^{BN} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p^{NA} & p^{NB} & \dots & p^{NN} & p^{N1} & p^{N2} & \dots & p^{NN} \\ p^{1A} & p^{1B} & \dots & p^{1N} & p^{11} & p^{12} & \dots & p^{1n} \\ p^{2A} & p^{2B} & \dots & p^{2N} & p^{21} & p^{22} & \dots & p^{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p^{nA} & p^{nB} & \dots & p^{nN} & p^{n1} & p^{n2} & \dots & p^{nn} \end{pmatrix} \quad (12)$$

مجموعه اندازه گیری های دریافت شده توسط ربات A به صورت رابطه (۱۳) می باشد.

$$Z^A(k+1) = \begin{pmatrix} Z_1^A(k+1) \\ Z_2^A(k+1) \\ \vdots \\ Z_n^A(k+1) \end{pmatrix} \quad (13)$$

و بردار اندازه گیری کلی از اجتماع تمام اندازه گیری های ربات ها طبق رابطه (۱۴) به دست می آید.

$$Z(k+1) = \begin{pmatrix} Z^A(k+1) \\ Z^B(k+1) \\ \vdots \\ Z^N(k+1) \end{pmatrix} \quad (14)$$

۲-۵- تخمین گر EKF

این تخمین گر شامل دو مرحله پیش بینی و تصحیح می باشد. در مرحله پیش بینی با استفاده از مدل پیشنهادی، پیش بینی از موقعیت ربات صورت گرفته و سپس در مرحله تصحیح با استفاده از اندازه-

¹ Innovation adaptive estimation (IAE)

- چگالی مجموعه متناهی اهدافی که به طور ناگهانی ظاهر می‌شوند.
 - $P_{D,k}$: احتمال تشخیص هدف.
 - g_k : توزیع احتمالی دریافت مشاهدات.
 - c_k : چگالی مجموعه متناهی پارازیت‌ها در زمان k .
- این فیلتر بازگشتی در حالت کلی دارای فرم بسته نمی‌باشد، اما با فرض اینکه تمام اهداف و مدل حس‌گر از مدل گوسی پیروی می‌کنند، می‌توان فرم بسته فیلتر PHD را به دست آورد [۱۲].
- اگر فرض شود که تابع چگالی PHD در گام قبل، از اختلاط گوسین به فرم رابطه (۳۱) تشکیل شده باشد.

$$D_{k-1}(x) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} \mathcal{N}(x; m_{k-1}^{(i)}, P_{k-1}^{(i)}) \quad (30)$$

با فرض بالا می‌توان رابطه پیش‌بینی فیلتر PHD را به فرم رابطه (۳۱) نوشت

$$D_{k|k-1}(x) = D_{S,k|k-1}(x) + D_{\beta,k|k-1}(x) + \gamma_k(x) \quad (31)$$

که γ_k به فرآیند تولد اهداف جدید به محض ورود به محدوده حس‌گر اطلاق می‌شود و فرض می‌شود به فرم اختلاط گوسین رابطه (۳۲) می‌باشد.

$$\gamma_k(x) = \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k}} w_{\gamma,k}^{(i)} \mathcal{N}(x; m_{\lambda,k}^{(i)}, P_{\lambda,k}^{(i)}) \quad (32)$$

رابطه تصحیح فیلتر PHD نیز به فرم رابطه (۳۳) به دست می‌آید.

$$D_k(x) = (1 - P_{D,k})D_{k|k-1}(x) + \sum_{z \in Z_k} D_{d,k}(x; z) \quad (33)$$

که در این رابطه ترم $D_{d,k}$ برابر با رابطه (۳۴) می‌باشد.

$$D_{d,k} = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_k^{(j)}(z) \mathcal{N}(z; m_{k|k}^{(j)}, P_{k|k}^{(j)}) \quad (34)$$

که $w_k^{(j)}$ نشان دهنده وزن مربوط به هر گوسی بوده و طبق رابطه (۳۵) به دست می‌آید.

$$w_k^{(j)}(z) = \frac{P_{D,k} w_{k|k-1}^{(j)}(z) q_k^{(j)}(z)}{c_k(z) + P_{D,k} \sum_{l=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(l)}(z) q_k^{(l)}(z)} \quad (35)$$

که پارامترهای موجود در این رابطه طبق روابط (۳۶) تا (۳۹) به دست می‌آیند.

$$q_k^{(j)}(z) = \mathcal{N}(z; H_k m_{k|k-1}^{(j)}, R_k + H_k P_{k|k-1}^{(j)} H_k^T) \quad (36)$$

$$m_{k|k}^{(j)}(z) = m_{k|k-1}^{(j)} + K_k^{(j)}(z - H_k m_{k|k-1}^{(j)}) \quad (37)$$

$$P_{k|k}^{(j)} = (I - K_k^{(j)} H_k) P_{k|k-1}^{(j)} \quad (38)$$

$$K_k^{(j)} = P_{k|k-1}^{(j)} H_k^T (H_k P_{k|k-1}^{(j)} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (39)$$

۲-۸- مسئله SLAM به همراه ردیابی هدف

- برای حل این مسئله می‌توان دو روش زیر را اتخاذ کرد:
- حل مستقیم مسئله SLAM به همراه موانع استاتیک و دینامیک.
 - حل SLAM و ردیابی هدف به صورت مجزا.
- روش اول هزینه‌بر بوده و به صورت کلی قابلیت اجرایی ندارد

$$vel^i(t+1) = w \times (vel^i(t)) + c_1 r_1 (x^{i,best}(t) - x^i(t)) + c_2 r_2 (g^{best}(t) - x^i(t)) \quad (26)$$

$$x^i(t+1) = x^i(t) + v^i(t+1) \quad (27)$$

در این رابطه w جمله اینرسی نام دارد که به سمت جهت قبلی حرکت ذرات تمایل دارد. جمله دوم در رابطه (۲۶) جهت حرکت به سمت بهترین موقعیت تجربه شده خود ذره می‌باشد و مقداری از جهت حرکت نیز منوط به موقعیت بهترین ذره موجود در جمعیت می‌باشد.

۲-۷- ردیابی هدف با استفاده از فیلتر PHD

تعداد اهداف موجود در حوزه دید حس‌گر در محیط‌های شامل چندین هدف، متغیر بوده و متغیرهای حالت آن‌ها نیز در حال تغییر هستند. در اکثر موارد تمام اهداف قابل تشخیص نبوده و حس‌گر از این اهداف اندازه‌گیری دریافت نمی‌کند. علاوه بر این، تعدادی از اندازه‌گیری‌های دریافت شده توسط حس‌گر از اهداف نشاء نگرفته که به آن‌ها نام اندازه‌گیری‌های اشتباه^۱ اطلاق می‌شود. هدف ردیابی چند هدفه، تخمین تعداد اهداف موجود در حوزه دید حس‌گر و متغیرهای حالت آن اهداف می‌باشد.

از مشکلات ذاتی موجود در این حوزه مسئله تطبیق اندازه‌گیری‌های دریافتی از حس‌گر به اهداف مشاهده شده می‌باشد. در واقع پس از دریافت اندازه‌گیری‌های مجدد از اهداف مشاهده شده در گام قبل، تناظر بین اندازه‌گیری‌ها و اهداف از اهمیت بسزایی برخوردار است [۱۶]. فرمول‌بندی ارائه شده توسط فیلترهای سنتی در حوزه ردیابی چند هدفه، این مسئله را به صورت غیرمستقیم مورد هدف قرار داده که باعث افزایش بار محاسباتی آن‌ها می‌شود. فرمول‌بندی و ریاضیات ارائه شده توسط [۱۱ و ۱۷] که به آمار مجموعه‌های متناهی معروف است ابزاری مناسب برای حل مسئله تطابق اطلاعات را در اختیار قرار داده و این مسئله را به صورت مستقیم حل می‌کند.

روابط بازگشتی این فیلتر به صورت روابط (۲۸) و (۲۹) می‌باشد [۱۰].

$$D_{k|k-1}(x) = \int P_{S,k}(\zeta) f_{k|k-1}(x|\zeta) D_{k-1}(\zeta) d\zeta + \int \beta_{k|k-1}(x|\zeta) D_{k-1}(\zeta) d\zeta + \gamma_k(x) \quad (28)$$

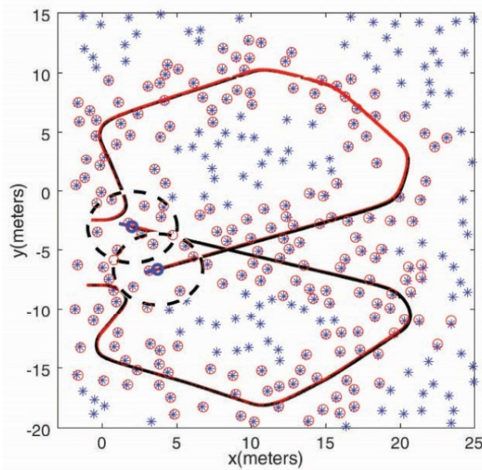
$$D_k(x) = (1 - P_{D,k}(x)) D_{k|k-1}(x) + \sum_{z \in Z_k} \frac{P_{D,k}(x) g_k(z|x) D_{k|k-1}(x)}{c_k(z) + \int P_{D,k}(\zeta) g_k(z|\zeta) D_{k|k-1}(\zeta) d\zeta} \quad (29)$$

- $P_{S,k}$: احتمال بقاء هدف.
- $f_{k|k-1}$: مدل گذار هدف به موقعیت جدید
- D_{k-1} : تابع چگالی در گام قبل.
- $\beta_{k|k-1}$: چگالی مجموعه متناهی اهداف ایجاد شده از اهداف موجود، در زمان k .

³ Birth

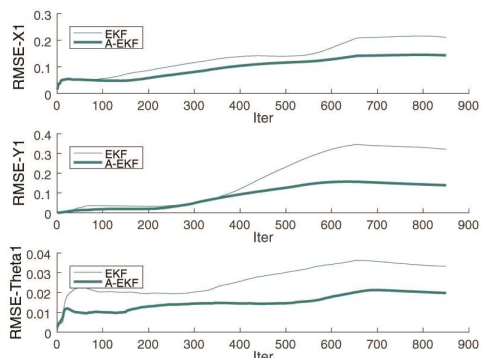
¹ Clutter

² Data association

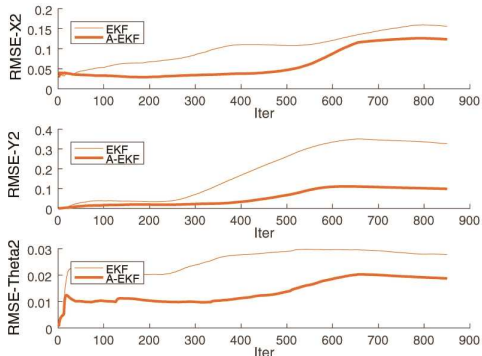


شکل ۱- محیط شبیه‌سازی شامل دو ربات و مشخصه‌های محیط

خطای میانگین مربعات برای دو حالت تطبیقی و غیر تطبیقی به صورت شکل ۲ و ۳ می‌باشد.



شکل ۲- خطای میانگین مربعات حالات ربات ۱



شکل ۳- خطای میانگین مربعات حالات ربات دوم

با توجه به شکل ۲ و ۳ مشاهده می‌شود که اگر مقدار کوواریانس نویز اندازه‌گیری گویای آنچه در واقعیت اتفاق می‌افتد نباشد، تخمین گر از عملکرد مناسبی برخوردار نمی‌باشد. مقدار ثابت ضرب شونده α در الگوریتم تطبیقی ازدحام ذرات در تکرارهای اول به مقدار ۰/۱

[۱۸]، اما می‌توان از روش دوم برای حل این مسئله استفاده کرد و مسئله SLAM را با استفاده از مشخصه‌های محیطی ساکن حل کرده و پس از تصحیح مکان ربات، موانع متحرک با استفاده از فیلترهای موجود در حوزه ردیابی هدف تشخیص و ردگیری شود. برای انجام SLAM و ردیابی هدف به صورت دو مسئله جدا از هم، فرض می‌شود که اندازه‌گیری‌های دریافت شده از مشخصه‌های استاتیک و دینامیک، از هم متمایز بوده و به صورت رابطه (۴۰) می‌باشند [۱۸].

$$Z_k = Z_k^{static} + Z_k^{dynamic} \quad (40)$$

۳- نتایج

۳-۱- SLAM تطبیقی به وسیله الگوریتم ازدحام ذرات

محیط دارای ۲۰۰ مشخصه استاتیکی قابل رؤیت برای حس‌گرها می‌باشد. شبیه‌سازی صورت پذیرفته برای دو ربات انجام شده است. سرعت دو ربات برابر با ۷ متر بر ثانیه می‌باشد و محدوده دید دو ربات برابر با ۳ متر است. ثوابت دیگر مسئله در جدول ۱ قابل مشاهده است.

جدول ۱- شرایط و ثوابت شبیه‌سازی SLAM تطبیقی

مقدار	پارامتر
۰/۰۱ ثانیه	زمان نمونه‌برداری
۲ متر بر ثانیه	انحراف معیار سرعت خطی ربات اول
۳ متر بر ثانیه	انحراف معیار سرعت خطی ربات دوم
۰/۲۷ رادیان	انحراف معیار سرعت زاویه‌ای ربات اول
۰/۲ رادیان	انحراف معیار سرعت زاویه‌ای ربات دوم
۰/۱ متر	انحراف معیار اندازه‌گیری فاصله برای دو ربات
۰/۰۳۵ رادیان	انحراف معیار اندازه‌گیری زاویه برای دو ربات
۱ متر	انحراف معیار اندازه‌گیری فاصله ورودی به فیلتر
۰/۳۵ رادیان	انحراف معیار اندازه‌گیری زاویه ورودی به فیلتر
۱۰	تعداد ذرات الگوریتم بهینه‌سازی
۱۰	تعداد تکرار الگوریتم بهینه‌سازی

محیط شبیه‌سازی در شکل ۱ قابل مشاهده است. شرایط اولیه برای ربات اول و دوم به صورت رابطه (۴۱) و (۴۲) می‌باشد.

$$X_1 = [-1, -2.5, 0]^T \quad (41)$$

$$X_2 = [-1, -8, 0]^T \quad (42)$$

اولیه هر دو ربات طبق مقدار رابطه (۴۱) و (۴۲) می‌باشد. موقعیت اولیه دو هدف نیز به صورت رابطه (۴۴) و (۴۵) می‌باشد.

$$X_{T1} = [2, -2.5, \pi/2]^T \quad (44)$$

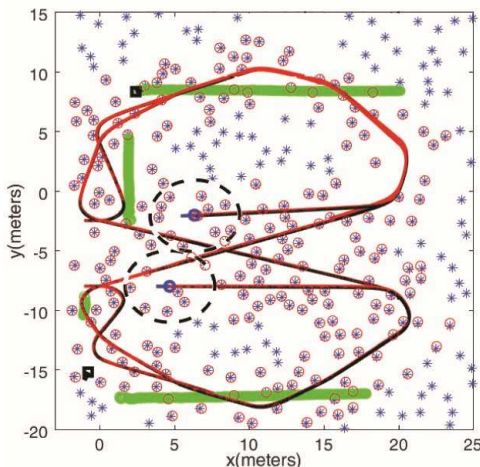
$$X_{T2} = [-1, -9, 3\pi/2]^T \quad (45)$$

کووارینانس نویز ورودی به فیلتر به صورت رابطه (۴۶) به‌عنوان ورودی به بخش پیش‌بینی فیلتر در نظر گرفته شده است.

$$Q_k = \sigma_v^2 \begin{pmatrix} (\Delta^4/4)I_2 & (\Delta^3/2)I_2 \\ (\Delta^3/2)I_2 & (\Delta^2)I_2 \end{pmatrix} \quad (46)$$

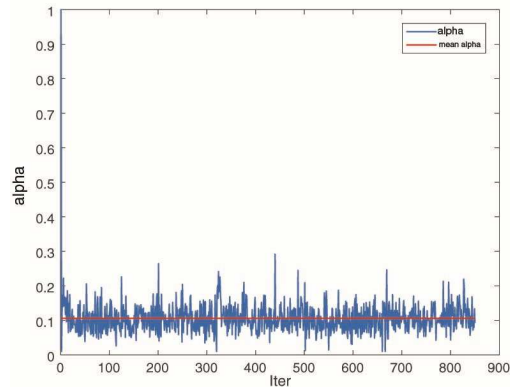
که در این رابطه σ_v انحراف معیار نویز فرآیند می‌باشد و برابر با ۲ متر بر مجذور ثانیه در نظر گرفته شده است. Δ در این رابطه زمان نمونه‌برداری می‌باشد که ۰/۰۱ در نظر گرفته شده است.

با توجه به رشد بیش از حد تعداد توزیع‌های گوسی، نیاز به فرآیندی برای کاهش این توزیع‌ها می‌باشد که برای این منظور پس از فرآیند به‌روزرسانی فیلتر PHD، توزیع‌های با وزن کمتر از ۰/۰۰۰۰۱ حذف شده و توزیع‌های به هم نزدیک با آستانه فاصله ماکسیمالی با هم ادغام می‌شوند و حداکثر تعداد توزیع‌های گوسی قابل قبول به تعداد ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. با توجه به چند ربات بودن سیستم، فرآیند ادغام پس از به‌روزرسانی فیلتر PHD دو ربات دوباره انجام می‌پذیرد تا از ردگیری‌های تکراری اجتناب شود. محیط شبیه‌سازی به صورت شکل ۵ می‌باشد و شکل ۶ نشان دهنده مقایسه سرعت واقعی و سرعت تخمینی اهداف می‌باشد. دقت شود که هدف اول از تکرار ۱۲۰ تا ۱۹۰ و هدف دوم از تکرار ۳۰ تا ۱۸۰ از محدوده دید حس‌گرها خارج می‌شوند و پس از آن تا تکرار ۵۰۰ ام در محدوده دید حس‌گرها باقی می‌مانند. در شکل ۵، مشخصه‌های محیطی با ستاره‌های سیاه و تخمین آن‌ها با دایره‌های قرمز نشان داده شده است. موقعیت واقعی ربات نیز با رنگ سیاه نشان داده شده است و تخمین موقعیت نیز با رنگ قرمز مشخص شده است. ردگیری اهداف نیز با مسیر سبزرنگ نشان داده شده است.



شکل ۵- محیط شبیه‌سازی به همراه ردیابی هدف

همگرا می‌شود که گویای این مسئله است که مقدار کووارینانس نویز اندازه‌گیری واقعی، ۰/۱ مقدار ورودی به فیلتر بوده و الگوریتم بهینه‌سازی به مقدار درستی همگرا شده. روند مقادیر به دست آمده این ضریب در شکل ۴ قابل مشاهده است.



شکل ۴- مقدار ثابت ضرب شونده در کووارینانس اندازه‌گیری تئوری

۲-۳- SLAM به همراه ردگیری هدف

برای بررسی ردگیری اهداف، دو هدف متحرک با معادله حرکت رابطه (۲) در محیط در نظر گرفته شده است. متغیرهای حالت فیلتر PHD به فرم رابطه (۴۳) برای اهداف در نظر گرفته شده است.

$$X = [x, y, v_x, v_y] \quad (43)$$

پارامترها و ثوابت شبیه‌سازی پیش رو به صورت جدول ۲ می‌باشد.

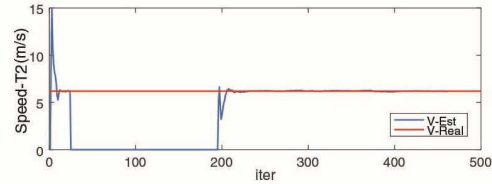
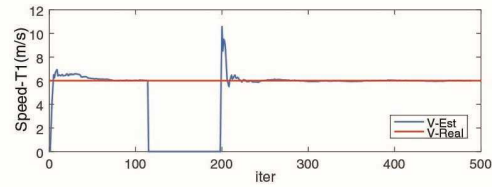
جدول ۲- شرایط و ثوابت شبیه‌سازی SLAM به همراه ردگیری هدف

مقدار	پارامتر
۰/۰۱ ثانیه	زمان نمونه‌برداری
۷ متر بر ثانیه	سرعت دو ربات
۲ متر بر ثانیه	انحراف معیار سرعت خطی ربات اول
۰/۵ متر بر ثانیه	انحراف معیار سرعت خطی ربات دوم
۰/۰۷ رادیان	انحراف معیار سرعت زاویه‌ای ربات اول
۰/۰۳۵ رادیان	انحراف معیار سرعت زاویه‌ای ربات دوم
۰/۱ متر	انحراف معیار اندازه‌گیری فاصله برای دو ربات
۰/۰۳۵ رادیان	انحراف معیار اندازه‌گیری زاویه برای دو ربات
۰/۰۱	وزن اولیه اهداف متولد شده
۰/۹۸	احتمال تشخیص اهداف
۱	احتمال بقاء اهداف
۰/۵	حداقل وزن قابل قبول هنگام استخراج حالت هدف
۰	اندازه‌گیری‌های اشتباه

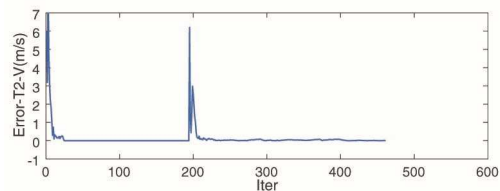
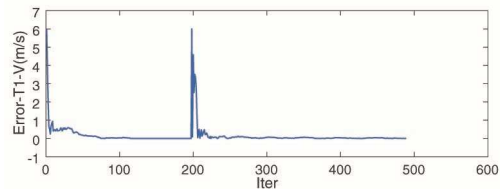
سرعت هدف اول برابر با ۶ متر بر ثانیه و سرعت هدف دوم برابر با ۶/۲ متر بر ثانیه می‌باشد. سرعت دو ربات نیز برابر با ۷ متر بر ثانیه می‌باشد و محدوده دید هر دو حس‌گر برابر با ۳ متر می‌باشد و موقعیت

۵- مراجع

- [1] Durrant Whyte., H.F., Uncertain geometry in robotics. *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 4(1), pp.23-31, 1988.
- [2] Smith RC., Cheeseman P., On the representation and estimation of spatial uncertainty. *The international journal of Robotics Research*, 1986.
- [3] Durrant Whyte., Bailey T., Simultaneous localization and mapping: part I. *IEEE robotics & automation magazine*, 2006.
- [4] Rocha., Rui Paulo Pinto., Building Volumetric Maps with Cooperative Mobile Robots and Useful Information Sharing: A Distributed Control Approach Based on Entropy, 2006.
- [5] Andersson LA., Nygard J., On multi-robot map fusion by inter-robot observations. *12th International Conference on Information Fusion*, 2009.
- [6] Mehra R., Approaches to adaptive filtering. *IEEE Transactions on automatic control*, 1972.
- [7] Loebis D., Sutton R., Chudley J., Naeem W., Adaptive tuning of a Kalman filter via fuzzy logic for an intelligent AUV navigation system. *Control engineering practice*, 2004.
- [8] Wu ZQ., Harris CJ., An adaptive neurofuzzy Kalman filter. In *Proceedings of IEEE 5th International Fuzzy Systems*, 1996.
- [9] Chatterjee A., Matsuno F., A neuro-fuzzy assisted extended Kalman filter-based approach for simultaneous localization and mapping (SLAM) problems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2007.
- [10] Mahler RP., Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems*, 2003.
- [11] Mahler RP., Statistical multisource-multitarget information fusion. Norwood, MA: Artech House, 2007.
- [12] Vo BN., Ma WK., The Gaussian mixture probability hypothesis density filter. *IEEE Transactions on signal processing*, 2006.
- [13] Dissanayake MG., Newman P., Clark S., Durrant-Whyte., Csorba M., A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem. *IEEE Transactions on robotics and automation*, 2001.
- [14] Mehra R., On the identification of variances and adaptive Kalman filtering. *IEEE Transactions on automatic control*, 1970.
- [15] Zeugmann Thomas., Pascal Poupart., James Kennedy., Xin Jin., Jiawei Han., Lorenza Saitta., Michele Sebag., et al. Particle Swarm Optimization. In *Encyclopedia of Machine Learning*, 760-66. Boston, MA: Springer US, 2011.
- [16] Bar-Shalom Y., Fortmann TE., Tracking and Data Association. *Mathematics in science and engineering*, 1988.
- [17] Mahler RP., Advances in Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion, 2014.
- [18] Wang CC., Thorpe C., Thrun S., Hebert M., Durrant-Whyte. Simultaneous localization and mapping and moving object tracking. *The International Journal of Robotics Research*, 2007.



شکل ۶- تخمین سرعت فیلتر PHD و سرعت واقعی به هنگام ورود هدف به محدوده دید حس گر.



شکل ۷- خطای تخمین سرعت اهداف توسط فیلتر PHD

در شکل ۷ مشاهده می‌شود که به هنگام تشخیص دوباره اهداف و متولد شدن دوباره آن‌ها، مدت زمان کمی برای همگرا شدن به سرعت واقعی آن‌ها نیاز است. دلیل این امر سرعت ورودی اولیه به فیلتر در بخش تولد می‌باشد که با توجه به عدم دسترسی به اطلاعات سرعت، سرعت اولیه در راستای x و y برای دو هدف صفر در نظر گرفته شده است.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله پس از معرفی مسئله SLAM در ربات‌های همکار، برای بهبود عملکرد این فیلتر به هنگام عدم دسترسی به کوواریانس نوین اندازه‌گیری، الگوریتم تطبیقی ازدحام ذرات برای نزدیک کردن کوواریانس نوین اندازه‌گیری واقعی و تئوری ارائه شد. الگوریتم تطبیقی شبیه‌سازی ارائه شده از عملکرد مناسبی برخوردار می‌باشد. در گام بعد برای حل مشکل موانع دینامیک در محیط، پس از تصحیح موقعیت ربات توسط الگوریتم SLAM، از فیلتر PHD برای ردگیری هدف استفاده شد. نتایج حاصل شده نشان می‌دهند که سرعت اهداف موجود در محدوده دید حس گر پس از چند تکرار به مقدار واقعی همگرا می‌شوند و در نتیجه جداسازی دو الگوریتم SLAM و ردیابی هدف از عملکرد مناسبی برخوردار است.