تخمین موقعیت ربات متحرک با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته

نویسندگان: مریم فریور- farivar.maryam@yahoo.com
سیدپرویز موسوی- ip.adrapana2@gmail.com

چکیده: فیلترهای کالمن به‌طور گسترده‌ای برای ناوبری ربات‌های متحرک و یکپارچگی سیستم‌ها استفاده‌شده است. به‌طوری‌که اگر یک ربات متحرک بخواهد به‌طور مستقل عمل کند است بداند که کجاست. محلی سازی دقیق یک پیش‌نیاز کلیدی برای ناوبری موفقیت‌آمیز در محیط‌های وسیع است، به‌ویژه هنگامی‌که از مدل‌های جهانی استفاده می‌شود، مانند نقشه‌ها، توصیف‌های توپولوژیکی و مدل‌های CAD . هدف از این مقاله، استفاده از فیلتر کالمن (KF) و فیلتر کالمن گسترده (EKF) برای تعیین موقعیت یک ربات متحرک است.
بر اساس نتایج مطالعه، از شکل‌ها دیده می‌شود که علیرغم اشتباهات موجود در اندازه‌گیری‌ها، فیلترها می‌توانند به‌درستی در برآورد موقعیت واقعی ربات عمل کنند.

کلیدواژه: فیلتر کالمن، فیلتر کالمن گسترده، مدل *CAD*

۱ - مقدمه

فیلتر کردن یک روش بسیار کاربردی در مهندسی و سیستم‌های جاسازی‌شده است. یک الگوریتم فیلترینگ خوب می‌تواند نویز را از سیگنال‌ها حذف کند، درحالی‌که اطلاعات مفید را حفظ می‌کند. فیلتر کالمن [KF] یک ابزار ریاضی است که می‌تواند متغیرهای رنج وسیعی از فرآیند را تخمین بزند. فیلتر کالمن می‌تواند حالت‌های یک سیستم غیرخطی را تخمین بزند. این نوع فیلتر در عمل عملکرد خوبی دارد، و به همین دلیل است که اغلب در سیستم کنترل جاسازی‌شده اجرا می‌شود زیرا ما نیاز به تخمین دقیق متغیرهای فرایند داریم. KF به‌طور گسترده‌ای برای ناوبری ربات‌های متحرک و یکپارچگی سیستم‌ها استفاده‌شده است. به‌طوری‌که ممکن است به‌طور مستقل عمل کند، یک ربات متحرک باید بداند که کجاست[۱].

محلی سازی دقیق، یک ضرورت کلیدی برای ناوبری موفقیت‌آمیز در محیط‌های بزرگ است، به‌خصوص اگر از مدل‌های جهانی استفاده می‌شود. KF دارای محدودیت‌های زیادی است و به همین دلیل است که بسیاری از نویسندگان ثابت‌های مختلف را برای تخمین بهتر متغیرهای فرآیند آن پیشنهاد کردند. فیلتر کالمن گسترده EKF از تغییرات استانداردهای فیلتر کالمن معمولی KF برای سیستم‌های غیرخطی است. با روش خطی کردن دینامیک‌های حالت غیرخطی و مدل‌های اندازه‌گیری کار می‌کند. مانند KF، EKF با موفقیت درزمینه برآورد موقعیت برای روبات‌های متحرک مورداستفاده قرار می‌گیرد. یکی از مهم‌ترین کاربردهای EKF، ساخت نقشه (SLAM) و محلی سازی هم‌زمان است. بعضی از نویسندگان حتی از منطق فازی را با EFF، برای تخمین بهتر موقعیت ربات متحرک ترکیب کرده‌اند. در این مقاله، تخمین موقعیت، با کمک KF و EKF، برای یک روبات متحرک همراه بر اساس فرمان Ackermann ارائه‌شده است.

در اینجا ما مقایسه دقت محلی سازی بین پیاده‌سازی KF و پیاده‌سازی EKF را ارائه می‌دهیم.

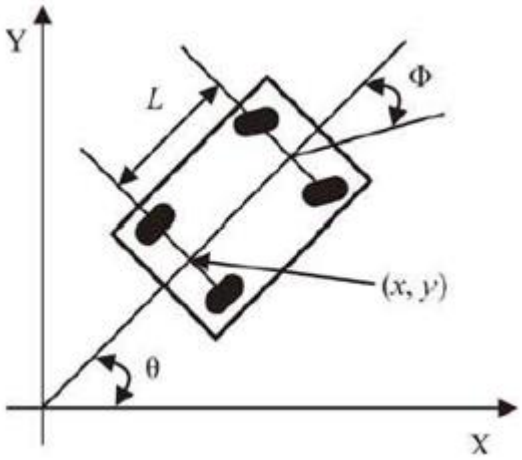
۲- پیاده‌سازی فیلتر کالمن

برای مدل‌سازی موقعیت ربات، ما امیدواریم که مختصات X و Y و جهت‌گیری آن را بدانیم. این سه پارامتر را می‌توان در یک بردار به نام بردار حالت ترکیب کرد. ربات با استفاده از یک دوربین، فوقانی برای به دست آوردن اطلاعات در مورد چگونگی سفر ربات به محاسبه موقعیت آن می‌پردازد. این اندازه‌گیری شامل اجزای از

www.kahrobaonline.ir

خطا است. اگر مثلثات برای محاسبه موقعیت ربات استفاده شود، می‌تواند یک خطای بزرگ داشته باشد و می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی از جایی به‌جای دیگر بسته به اندازه‌گیری در آن زمان تغییر کند. فیلتر کالمن یک‌راه هوشمند برای ادغام داده‌های اندازه‌گیری از یک تخمین است، با شناسایی این‌که اندازه‌گیری‌ها نویزی هستند و گاهی اوقات آن‌ها باید نادیده گرفته شود و یا تنها تأثیر کوچکی بر تخمین حالت داشته باشند. این اثر تأثیر نویز در متغیرهای حالت را با استفاده از تأثیر بیشتر از اطلاعات قابل‌اعتماد از اطلاعات غیرقابل‌اعتماد برآورد می‌کند[۲].

کاربر می‌تواند به فیلتر کالمن مقدار نویزی که در سیستم وجود دارد را بگوید و یک محاسبه از تخمین موقعیت با در نظر گرفتن نویز محاسبه شود. شباهت کم‌تری برای ترکیب یک اندازه‌گیری بد وجود دارد، اگر اعتماد به موقعیت فعلی زیاد باشد[۳]. برای اجرای KF ما از مدل سینماتیکی یک ربات متحرک خود متحرک مبتنی بر فرمان Ackerman استفاده کرده‌ایم. (شکل ۱) روبات متحرک در یک سیستم مختصات دوبعدی حرکت کند.



شکل ۱ : ربات موردنظر

معادلات سینماتیک برای ربات متحرک به‌صورت زیر می‌باشد:

$$\dot{x} = V.cos\theta \quad (۱)$$

$$\dot{y} = V.sin\theta \quad (۲)$$

$$\dot{\theta} = \frac{V.tan\emptyset}{L} \quad (۳)$$

که V سرعت ربات می‌باشد، L فاصله بین محور جلو و عقب و $\emptyset$ زاویه‌ی هدایت می‌باشد.

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ \theta_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k + \Delta t.V.cos\theta \\ y_k + \Delta t.V.sin\theta \\ \frac{\Delta t.V.tan\emptyset}{L} \end{bmatrix} \quad (۴)$$

اندازه‌گیری از یک دوربین در جلو صورت می‌گیرد و بنابراین مختصات X,Y به‌طور مستقیم به دست می‌آیند.

$$z_k = h(x_k, v_k) \quad (۵)$$

که x_k یک بردار شامل متغیرهای حالت، z_k یک بردار شامل مقادیر اندازه‌گیری و v_k نویز مشاهدات می‌باشد.

محاسبات گام‌به‌گام فیلتر کالمن به‌صورت زیر توصیف می‌شوند:

۱. گام پیش‌بینی

$$\hat{x}_k^- = F_K\hat{x}_{k-1} + B_{K-1}u_{k-1} \quad (۶)$$

$$P_k^- = F_kP_{k-1}F_k^T + Q_{K-1} \quad (۷)$$

که F_k مدل تغییرات حالت می‌باشد و به حالت‌های قبلی x_{k-1} اعمال می‌شود، B_{k-1} مدل ورودی کنترلی است که به بردار کنترل u_{k-1} اعمال می‌شود.

۲. مشاهدات

$$\tilde{y}_k = z_k - H_k\hat{x}_K^- \quad (۸)$$

$$P_K^- = F_KP_{K-1}F_K^T + Q_{K-1} \quad (۹)$$

که پارامترهای $\tilde{y}_k$ تغییرات یا اندازه‌گیری باقی‌مانده را ارائه می‌دهد، H_k مدل مشاهدات است که حالت‌های صحیح را به فضای مشاهدات نگشات می‌دهد، p_k^- کوواریانس تخمین‌های (بعدی) پیش‌بینی‌شده را نشان می‌دهد و Q_{k-1} کوواریانس نویز فرآیند می‌باشد.

۳. به‌روزرسانی

$$K_K = P_K^-H_K^TS_K^{-1} \quad (۱۰)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + k_k\tilde{y}_k \quad (۱۱)$$

$$P_K = (I - K_KH_K)P_K^- \quad (۱۲)$$

که k_k بهره بهینه کالمن و S_k تغییرات کوواریانس است.

۳- پیاده‌سازی فیلتر کالمن گسترده EKF

به دلیل موارد غیرخطی که در اینجا دیده می‌شود، ما نیز از یک EKF استفاده کرده‌ایم که میانگین و کوواریانس فعلی را خطی می‌کند. EKF به یک مدل ربات همان‌طور که برای مورد KF مورداستفاده قرارگرفته است اعمال می‌شود[۴]. الگوریتم EKF در زیر توصیف‌شده است:

۱. گام پیش‌بینی

$$x_k^- = f(\hat{x}_{k-1}^-, u_{k-1}, 0) \quad (۱۳)$$

$$W_k = 0$$

www.kahrobaonline.ir

$$P_K^- = F_k . P_{K-1} . F_K^T + W_K Q_{K-1} W_K^T \qquad (۱۴)$$

که W_k ماتریس جاکوبین مشتقات جزئی از f به همراه W_k و F_k ماتریس جاکوبین از مشتقات جزئی f با توجه به x_k می‌باشد. حال به محاسبه جاکوبین F_k نیاز است:

W_K:

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -v.sin\theta \\ 0 & 1 & \text{v.cos}\theta \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad W_k = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

(۱۵)

۲. مشاهدات و به‌روزرسانی

در این گام به محاسبه‌ی گین کالمن نیاز است:

K_k:

$$K_k = P_k^- J_k^T (J_K P_K^- J_K^T + V_K R_K V_K^T)^{-1}$$

(۱۶)

حال ماتریس جاکوبین J_k موردنیاز است:

V_k:

$$J_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad V_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad (۱۷)$$

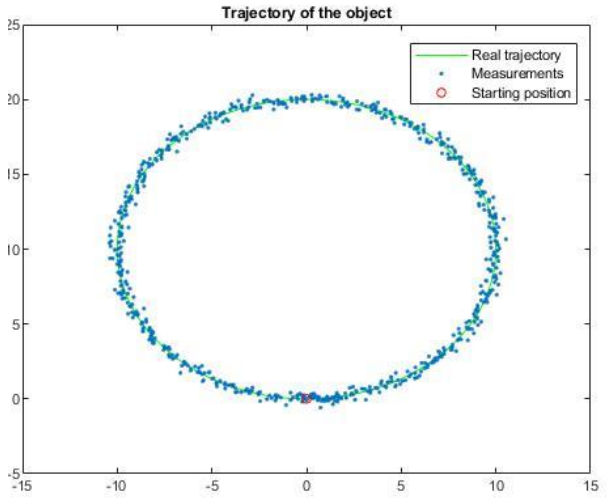
که J_k ماتریس جاکوبین مشتقات جزئی h با توجه به x_k و هم‌چنین V_k ماتریس جاکوبین مشتقات جزئی از h با توجه به V_k می‌باشد. معادلات اندازه‌گیری‌های به‌روزرسانی شده به‌صورت زیر می باشند:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H) \qquad (۱۸)$$

$$P_k = (I - K_k J_k) . p_k^- \qquad (۱۹)$$

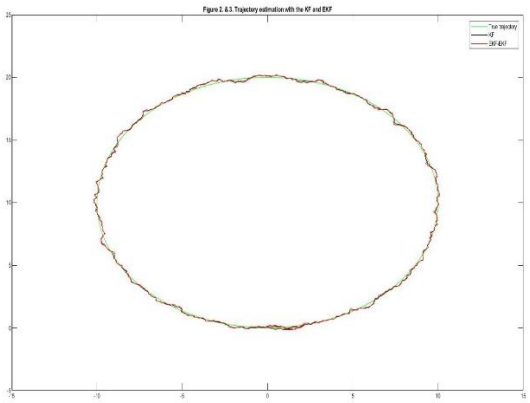
۴- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش از مقاله، نتایج حاصل از شبیه‌سازی KF با نتایج حاصل از EKF مقایسه می‌شوند. برای این منظور هر دو فیلتر در نرم‌افزار $MATLAB$ اجرا شدند. ما یک حالت بسیار ساده را در نظر گرفتیم: یک ربات که مسیری را که از مدل سیستم به دست می‌آید دنبال می‌کند. در شکل زیر مسیر واقعی و هم‌چنین مسیر تعیین‌شده با استفاده از سنسورها مشخص شدند، همان طور که مشخص است مسیر مشخص شده از روی سنسورها اختلاف زیادی با مسیر واقعی دارد.



شکل ۲ : مسیر واقعی و مسیری که به‌وسیله‌ی سنسورها مشخص می‌شود.

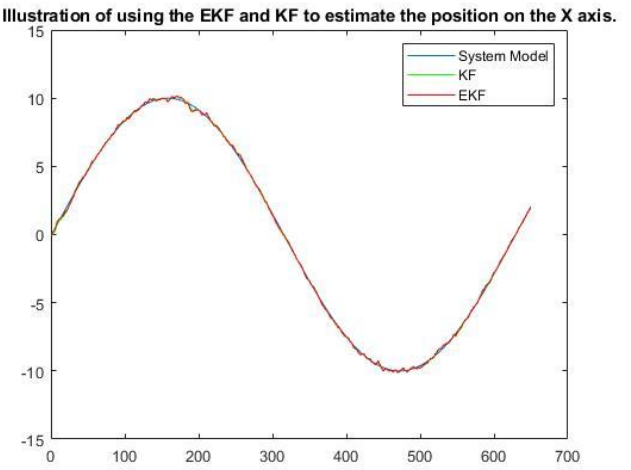
شکل زیر مسیر تخمین زده شده به کمک KF و EKF را نشان می‌دهد.



شکل۳ : مسیر تخمین زده شده به‌وسیله‌ی EKF و EKF

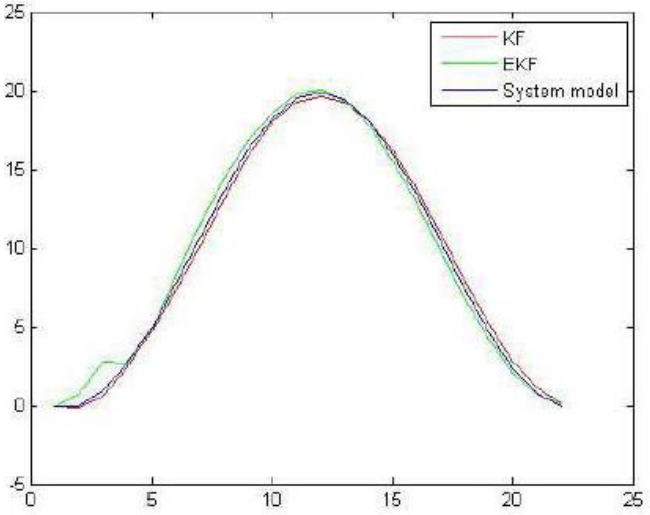
هر دو فیلتر بسیار خوب عمل می کنند اما می‌توان دید که EKF بهتر عمل کرده و در نتیجه مسیر تخمین زده شده با کمک این فیلتر به مسیر واقعی نزدیک تر است. برای ارزیابی بهتر از کارایی دو فیلتر، حالت‌های واقعی و تخیمن زده شده برای کل شبیه‌سازی رسم می‌شود. برای این منظور، داده‌های تخمین زده شده برای محور X رسم می‌شود و با داده‌های واقعی مقایسه می‌شود. (شکل زیر)

www.kahrobaonline.ir



شکل۴ : به کار بردن EKF و KF برای تخمین X

همچنین اطلاعات تخمین زده شده برای محور Y رسم می‌شود. (شکل زیر) در هر دو قطعه می‌توان به وضوح دید که مسیر پیش‌بینی‌شده EKF (خط سبز) نزدیک تر به مسیر واقعی (خط آبی) است. در ابتدا KF (خط قرمز) تقریبا همانند EKF می‌باشد، اما در ادامه شبیه‌سازی، خطاهای KF بیشتر از EFF بود.



شکل۵ به کار بردن KF و EKF برای تخمین Y

۵- نتیجه گیری

در این مقاله، فیلتر استاندارد $Kalman$ و یکی از تغییرات عمده این فیلتر، فیلتر کالمن گسترده، برای تخمین موقعیت یک روبات متحرک خود تحریک بر اساس فرمان $Ackerman$ استفاده می‌شود. مقایسه نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که عملکرد EKF همواره بهتر از KF است.

مراجع

[1] Welch, G., Bishop, G., "An Introduction to the Kalman Filter", Technical Report: TR95-041, University of North Carolina, Chapel Hill, USA, 2006.

[2] Doucet. A, Freitas. N. D, and Gordon. N, “Sequential Monte Carlo methods in practice” New York, NY : Springer, 2001.

[3] M. Oral and U. Deniz, “Center of mass model: A novel approach tobackground modeling for segmentation of moving objects,” Image Vis.Comput., vol. 25, pp. 1365–1376, Aug. 2007.

[4] Santana, A. M., Sousa, A. S. S., Britto, R. S., Alsina, P. J., Medeiros, A. A. D., "Localization Of A Mobile Robot Based In Odometry And Natural Landmarks Using Extended Kalman Filter", Proceedings of the 5th International Conference on Informatics in Control, Automation & Robotics, Funchal-Madeira, Portugal, 2008.

www.kahrobaonline.ir