

بهبود دقت و پایداری فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر نوآوری با استفاده از الگوریتم ژنتیک در سامانه‌های ناوبری تلفیقی INS/GNSS

محمود صالحی مزرعه اخوند^{۱*}، دانشجوی دکتری، سید علی ظهیری پور^۲، استادیار، علیرضا فرجی^۳، استادیار

^۱ گروه کنترل- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه کاشان - کاشان - ایران - mahmoud.salehi@grad.kashanu.ac.ir

^۲ گروه کنترل- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه کاشان - کاشان - ایران - zahiripour@kashanu.ac.ir

^۳ گروه کنترل- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه کاشان - کاشان - ایران - arfaraji@kashanu.ac.ir

چکیده: با پیشرفت سریع فناوری وسایل نقلیه خودران و متصل (CAV)، دقت موقعیت‌یابی به یکی از الزامات حیاتی سامانه‌های ناوبری تبدیل شده است. سامانه‌های موقعیت‌یابی مانند سامانه ناوبری ماهواره‌ای جهانی و سامانه ناوبری اینرسی در محیط‌های شهری با چالش‌هایی مانند مسدود شدن سیگنال‌های سامانه ناوبری ماهواره‌ای جهانی و تجمع خطای زمانی در سامانه ناوبری اینرسی مواجه هستند. فیلتر کالمن استاندارد و روش‌های تطبیقی مانند فیلتر کالمن تطبیقی و فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر نوآوری قادر به کاهش تأثیر داده‌های ناهنجار و جلوگیری از واگرایی فیلتر در شرایط اختلال سیگنال سامانه ناوبری جهانی نیستند. این مقاله یک روش بهبودیافته به نام فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر نوآوری بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک پیشنهاد می‌دهد که شامل دو مرحله است: (۱) استفاده از فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر نوآوری برای به‌روزرسانی تطبیقی ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری به صورت برخط و تشخیص داده‌های ناهنجار با آزمون کای‌دو؛ (۲) بهینه‌سازی دقیق‌تر ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری با الگوریتم ژنتیک. این روش قادر است تأثیر داده‌های ناهنجار را کاهش دهد و پایداری فیلتر را در برابر تغییرات نویز محیطی افزایش دهد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که روش فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر نوآوری بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک نسبت به فیلتر کالمن استاندارد، فیلتر کالمن تطبیقی و فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر نوآوری عملکرد بهتری در کاهش خطای موقعیت‌یابی و حفظ پایداری فیلتر در شرایط چالش‌برانگیز محیط‌های شهری ارائه می‌دهد. این بهبود نشان‌دهنده توانایی فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر نوآوری بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک در افزایش دقت موقعیت‌یابی و حفظ پایداری فیلتر در سامانه‌های ناوبری تلفیقی است.

واژه‌های کلیدی: فیلتر کالمن تطبیقی بهبودیافته (IAKF)، الگوریتم ژنتیک (GA)، سامانه ناوبری یکپارچه (INS/GNSS)، بهینه‌سازی، وسایل نقلیه متصل و خودران (Cav).

محمود صالحی مزرعه اخوند، mahmoud.salehi@grad.kashanu.ac.ir

Improving the Accuracy and Stability of the Innovation-Based Adaptive Kalman Filter Using Genetic Algorithm in Integrated INS/GNSS Navigation Systems

Mahmoud salehi ^{1*}, Ph.D. Student, Seyed Ali Zahiripour², Assistant Professor, Alireza Faraji ³, Assistant Professor

¹ Control Group, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran, mahmoud.salehi@grad.kashanu.ac.ir

² Control Group, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Kashan, Kashan, zahiripour@kashanu.ac.ir

³ Control Group, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Kashan, Kashan, arfaraji@kashanu.ac.ir

Abstract: With the rapid advancement of autonomous and connected vehicle technology, positioning accuracy has become a critical requirement in navigation systems. Positioning systems such as Global Navigation Satellite System and Inertial Navigation System face challenges in urban environments, including Global Navigation Satellite System signal blockage and the accumulation of temporal errors in Inertial Navigation System. Standard Kalman Filter and adaptive methods like the Adaptive Kalman Filter and Innovation-Based Adaptive Kalman Filter are unable to effectively reduce the impact of outlier data and prevent filter divergence under Global Positioning System signal disturbances. This paper proposes an improved method called the Innovation-Based Adaptive Kalman Filter optimized with a Genetic Algorithm, which consists of two stages: (1) using Improved Adaptive Kalman Filter to adaptively update the measurement noise covariance matrix online and detect outlier data through the Chi-squared test; (2) further optimizing the measurement noise covariance matrix using a Genetic Algorithm. This approach reduces the impact of outlier data and enhances filter stability against environmental noise variations. Simulation results demonstrate that the Improved Innovation Adaptive Kalman Filter with Genetic Algorithm method outperforms Kalman Filter, Adaptive Kalman Filter, and Improved Adaptive Kalman Filter in reducing positioning errors and maintaining filter stability in challenging urban environments. These improvements indicate the capability of Improved Innovation Adaptive Kalman Filter with Genetic Algorithm to enhance positioning accuracy and preserve filter stability in integrated navigation systems.

Keywords: Improved Adaptive Kalman Filter (IAKF), Genetic Algorithm (GA), Integrated Navigation System (INS/GNSS), Optimization, connected and autonomous vehicles.

* Mahmoud salehi mazrae akhound, mahmoud.salehi@grad.kashanu.ac.ir

۱. مقدمه

در سال‌های اخیر، تحقیقات جهانی در زمینه سامانه‌های حمل‌ونقل هوشمند (ITS)^۱ به سرعت توسعه یافته است [۱]، [۲]. وسایل نقلیه متصل و خودران (CAV)^۲ به یکی از اجزای کلیدی این سامانه‌ها و یکی از پایه‌های مهم توسعه شهرهای هوشمند تبدیل شده‌اند [۳]. سامانه‌های CAV نه تنها قادر به ارائه اطلاعات درباره وضعیت جاده‌ها و شرایط ترافیکی هستند، بلکه با بهینه‌سازی مسیر حرکت وسایل نقلیه، بهبود کارایی عملیاتی و مدیریت بهینه حمل‌ونقل را نیز تسهیل می‌کنند. با این وجود، چالش‌های متعددی همچنان در مسیر توسعه این فناوری‌ها قرار دارند. به عنوان مثال، سرعت بالای حرکت وسایل نقلیه، پایداری ضعیف شبکه ارتباطی و تغییرات ناگهانی شرایط محیطی می‌توانند دقت، پایداری و قابلیت دسترسی سامانه‌های موقعیت‌یابی را تحت تأثیر قرار دهند [۴]، [۵]. اینترنت اشیا شبکه‌ای با طیف گسترده از وسایل هوشمند است که در آن اشیای فیزیکی قادر به تبادل اطلاعات با سایر اشیاء هستند [۶]. عملکرد موقعیت‌یابی در محیط‌های اینترنت اشیا و وسایل نقلیه (IoV)^۳ معمولاً توسط سامانه‌های ناوبری ماهواره‌ای جهانی (GNSS)^۴، سامانه‌های ناوبری اینرسی (INS)^۵ و دوربین‌ها انجام می‌شود. سامانه GNSS به دلیل پوشش جهانی و دقت بالا یک گزینه مطلوب برای موقعیت‌یابی محسوب می‌شود، اما سیگنال‌های آن به راحتی مسدود یا مختل می‌شوند [۷]. از سوی دیگر، سامانه INS، که مبتنی بر شتاب‌سنج‌ها وژیروسکوپ‌ها است، به اطلاعات خارجی وابسته نیست و دقت کوتاه‌مدت بالایی دارد، اما خطای آن با گذشت زمان افزایش می‌یابد [۸]. به

دلیل نقاط ضعف این دو سامانه، ادغام اطلاعات چند حسگر و به‌کارگیری روش‌های ناوبری تلفیقی، مانند ترکیب INS/GNSS با استفاده از فیلتر کالمن (KF)^۶، به عنوان یک راهکار مؤثر برای افزایش دقت و قابلیت اطمینان سامانه‌های موقعیت‌یابی شناخته شده است [۹]، [۱۰]. فیلتر کالمن استاندارد (KF) به‌طور گسترده‌ای برای ادغام داده‌های INS و GNSS استفاده می‌شود، اما این روش نیاز به یک مدل ریاضی دقیق از سامانه و نویزهای آن دارد. در عمل، عدم دقت در مدل‌سازی سامانه، تغییرات نویز اندازه‌گیری و تداخلات محیطی می‌توانند باعث کاهش دقت KF و حتی واگرایی آن شوند. برای حل این مشکلات، فیلترهای کالمن تطبیقی (AKF)^۷ توسعه داده شده‌اند که می‌توانند ویژگی‌های آماری نویز را به‌صورت بلادرنگ تخمین زده و اصلاح کنند [۱۱]، [۱۲]، [۱۳]. روش‌های مختلفی برای پیاده‌سازی فیلتر کالمن تطبیقی ارائه شده است که شامل فیلتر تطبیقی مبتنی بر نوآوری (IAKF)^۸، فیلتر تضعیف (Damped Filter) و فیلتر تطبیقی Sage-Husa هستند [۱۴]، [۱۵]. در میان این روش‌ها، فیلتر تطبیقی مبتنی بر نوآوری (IAKF) قادر است هم نویز سامانه و هم نویز اندازه‌گیری را اصلاح کند و با استفاده از نوآوری (Innovation) و آزمون کای-دو (Chi-squared Test)، داده‌های اندازه‌گیری غیرعادی را تشخیص داده و تأثیر آن‌ها را کاهش دهد [۱۶]. این فیلتر اگرچه در بهبود عملکرد سامانه‌های ناوبری تلفیقی INS/GNSS مؤثر است، اما همچنان چالش‌هایی در ارتباط با تنظیم خودکار پارامترهای فیلتر و دقت تخمین نویز سامانه و اندازه‌گیری وجود دارد. در برخی شرایط، فیلترهای تطبیقی ممکن است با مسئله ناپایداری و واگرایی مواجه شوند،

^۵ Inertial Navigation System

^۶ Kalman Filter

^۷ Adaptive Kalman Filter

^۸ Improved Adaptive Kalman Filter

^۱ Intelligent Transportation Systems

^۲ Connected and Autonomous Vehicles

^۳ Internet of Vehicles

^۴ Global Navigation Satellite System

۲. فیلتر کالمن و تحلیل پارامترهای آن

معادله حالت و معادله اندازه‌گیری فیلتر کالمن گسسته به صورت زیر است:

$$X_k = \phi_{k, k-1} X_{k-1} + \Gamma_{k, k-1} W_{k-1} \quad (۱)$$

$$Z_k = H_k X_k + V_k \quad (۲)$$

که در آن X_k بردار حالت، $\phi_{k, k-1}$ ماتریس انتقال حالت، $\Gamma_{k, k-1}$ ماتریس نویز محرک، W_{k-1} بردار نویز سامانه، Z_k بردار اندازه‌گیری، H_k ماتریس اندازه‌گیری و V_k نویز اندازه‌گیری است. W_{k-1} و V_k ناهمبسته هستند و ویژگی‌های زیر برقرار است.

$$E[W_k] = 0, E[V_k] = 0, cov[W_k, V_j] = E[W_k V_j^T] = 0 \quad (۳)$$

$$cov[W_k, W_j] = E[W_k W_j^T] = Q_k \delta_{kj} \quad (۴)$$

$$cov[V_k, V_j] = E[V_k V_j^T] = R_k \delta_{kj} \quad (۵)$$

که در آن Q_k ماتریس نویز سامانه، R_k ماتریس نویز اندازه‌گیری و δ_{ij} تابع کرونکر-دلتا است.

فرمول به‌روزرسانی فیلتر کالمن به شرح زیر است

معادله پیش‌بینی حالت یک‌گام به صورت زیر است:

$$\hat{X}_{k, k-1} = \phi_{k, k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (۶)$$

ماتریس واریانس خطای روش پیش‌بینی یک‌گام به شرح زیر است:

$$P_{k, k-1} = \phi_{k, k-1} P_{k-1} \phi_{k, k-1}^T + \Gamma_{k, k-1} Q_{k-1} \Gamma_{k, k-1}^T \quad (۷)$$

که منجر به کاهش دقت موقعیت‌یابی خواهد شد. مقاله [۱۷] یک الگوریتم فیلتر کالمن تطبیقی بهبودیافته (IAKF) ارائه می‌دهد که با استفاده از دنباله نوآوری، داده‌های ناهنجار را تشخیص می‌دهد و ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری R را به‌روزرسانی می‌کند (معادله ۱۹ و ۲۰). با این حال، این الگوریتم به‌روزرسانی ماتریس R را به صورت تطبیقی و بر اساس تفاوت بین نوآوری فعلی و میانگین تغییرات کوواریانس نوآوری انجام می‌دهد، که ممکن است در شرایط اختلالات شدید (مانند مسدود شدن سیگنال GNSS در محیط‌های شهری) بهینه نباشد، زیرا فاقد مکانیزم جستجوی جهانی پارامترها است و می‌تواند منجر به ناپایداری فیلتر شود (مانند افزایش خطای حداکثر تا ۵,۲۳۴ متر در شبیه‌سازی‌های [۱۷]). الگوریتم ژنتیک در سالهای اخیر در زمینه‌های متفاوت کاربرد وسیعی داشته است [۱۸] نوآوری این پژوهش، ادغام الگوریتم ژنتیک (GA) با IAKF است که با حل مسئله بهینه‌سازی غیرخطی (تابع هدف در معادله ۳۴)، مقادیر مقیاس‌بندی R (معادله ۳۵) را به صورت هوشمند بهینه می‌کند. این رویکرد، محدودیت وابستگی صرف به تخمین‌های برخط نوآوری در [۱۷] را برطرف کرده و پایداری فیلتر را در برابر نویزهای محیطی افزایش می‌دهد، که با نتایج شبیه‌سازی نشان‌دهنده کاهش ۳۴,۳۴٪ خطای افقی نسبت به IAKF است.

در این مقاله، یک روش بهبودیافته پیشنهاد شده است که از ترکیب IAKF و GA^{۱۰} (الگوریتم ژنتیک) برای بهینه‌سازی دقیق‌تر ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری R استفاده می‌کند. GA با تنظیم بهینه مقادیر مقیاس‌بندی ماتریس R ، تأثیر داده‌های ناهنجار را کاهش می‌دهد و دقت برآورد را بهبود می‌بخشد. این ترکیب باعث می‌شود سامانه ناوبری یکپارچه INS/GNSS در مواجهه با داده‌های ناهنجار، دقت و پایداری بیشتری داشته باشد.

ماتریس بهره کالمن به صورت زیر است

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (8)$$

معادله تخمین حالت به صورت زیر است:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k|k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k|k-1}) \quad (9)$$

ماتریس واریانس خطای تخمین به صورت زیر است:

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \quad (10)$$

از معادلات (۷) و (۸) می توان نتیجه گرفت که اندازه ماتریس بهره K_k عمدتاً تحت تأثیر ماتریس نویز سامانه Q_{k-1} و ماتریس نویز اندازه گیری R_k قرار دارد. بنابراین در فرآیند به روزرسانی فیلتر کالمن، اگر تنظیم ماتریس نویز سامانه Q_{k-1} کوچکتر از توزیع نویز واقعی باشد یا تنظیم ماتریس نویز مشاهده شده R_k بزرگتر از توزیع نویز واقعی باشد، ماتریس بهره K_k بسیار کوچک خواهد شد و منجر به تخمین مغرضانه به دلیل محدوده کوچک عدم قطعیت مقدار واقعی تخمین حالت می شود. برعکس، اگر مقدار ماتریس بهره K_k بسیار بزرگ باشد، ممکن است باعث واگرایی فیلتر شود.

همان طور که از معادله (۹) مشاهده می شود، اگر در داده های اندازه گیری مقادیر غیرعادی وجود داشته باشد، سامانه همچنان از ماتریس کوواریانس نویز اندازه گیری اولیه بدون تنظیم به موقع استفاده می کند و مقادیر اندازه گیری غیرعادی تأثیر منفی بر نتایج فیلتر خواهد داشت و باعث می شود اثر همگرایی فیلتر مشهود نباشد یا حتی باعث واگرایی فیلتر شود. بنابراین، اگر ماتریس نویز مشاهده شده R_k بتواند در فرآیند فیلتر به طور تطبیقی تنظیم شود، تطبیق پذیری الگوریتم KF و توانایی سرکوب مقادیر ناهنجار به طور قابل توجهی بهبود می یابد [۱۷].

۳. روش شناسی فیلتر کالمن تطبیقی بهبود یافته مبتنی

بر نوآوری

برای بهبود عملکرد فیلتر کالمن تطبیقی و افزایش مقاومت آن در برابر داده های ناهنجار، لازم است مکانیزمی جهت پایش و ارزیابی مداوم کیفیت اندازه گیری ها به کار گرفته شود. آزمون کای-دو، با اتکا به ویژگی های آماری دنباله نوآوری، ابزاری کارآمد برای سنجش میزان انحراف مقادیر اندازه گیری شده از مقادیر پیش بینی شده محسوب می شود. به کارگیری این آزمون در چارچوب فیلتر تطبیقی مبتنی بر نوآوری، امکان شناسایی بلادرنگ نویزهای غیرعادی و اختلالات محیطی را فراهم کرده و زمینه به روزرسانی تطبیقی ماتریس نویز اندازه گیری را مهیا می سازد. این فرآیند، نقش مهمی در کاهش تأثیر داده های ناهنجار و جلوگیری از واگرایی فیلتر ایفا می کند.

۳.۱. ساخت آزمون کای-دو با استفاده از سری نوآوری

آزمون کای-دو یک روش آزمون فرضیه است که میزان انحراف بین مقادیر نظری و مقادیر واقعی نمونه را بررسی می کند. مقدار آماره آزمون کای-دو بر اساس میزان انحراف بین مقادیر تخمینی نظری و مقادیر اندازه گیری شده واقعی تعیین می شود. هرچه این انحراف بیشتر باشد، مقدار آماره آزمون کای-دو بزرگ تر خواهد بود.

در شرایط فیلترینگ بهینه، زمانی که اندازه گیری ها تحت تأثیر نویز قرار نگیرند، دنباله نوآوری از خاصیت نویز سفید گوسی با میانگین صفر پیروی می کند. اما اگر محیط، باعث ایجاد اختلال در نویز اندازه گیری شود، ویژگی میانگین صفر دنباله نوآوری از بین می رود. بنابراین، با استفاده از آزمون کای-دو که بر اساس دنباله نوآوری ساخته شده است، می توان وجود داده های ناهنجار (outliers) را تشخیص داد. این آزمون به طور موثری نشان می دهد

که آیا اندازه‌گیری‌ها تحت تأثیر نویز غیرعادی قرار گرفته‌اند یا خیر.

ابتدا آزمون‌های آماری با استفاده از نوآوری به صورت زیر ساخته می‌شوند:

$$T_k = r_k^T (H P_{k,k-1} H^T + R_k)^{-1} r_k \quad (11)$$

که در آن r_k نشان‌دهنده نوآوری است و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$r_k = Z_k - H_k \hat{X}_{k,k}^{-1} \quad (12)$$

مقادیر اشتباه در آماره توسط آزمون کای-دو تشخیص داده می‌شوند، که دارای مسائل آزمون زیر است:

$$T_k \sim \chi^2(m, 0) \quad (13)$$

که در آن m درجه آزادی است، یعنی بعد اطلاعات اندازه‌گیری، و پارامتر عدم تمرکز صفر است. یعنی از توزیع کای-دو با m درجه آزادی پیروی می‌کند.

با تنظیم کمیت مناسب a ، حوزه رد آزمون به صورت زیر است:

$$W = \{T_k \geq \chi_a^2(n-1, 0)\} \quad (14)$$

یعنی مقدار در حوزه رد آزمون نشان‌دهنده این است که مقدار واقعی آماره بیش از حد از مقدار نظری انحراف دارد و فرضیه برقرار نیست. به عبارت دیگر، از بین رفتن ویژگی میانگین صفر نوآوری نشان‌دهنده بروز اختلالات غیرعادی در اندازه‌گیری و ظهور داده‌های ناهنجار است [۱۷].

۲.۳. روش به‌روزرسانی نویز اندازه‌گیری مبتنی بر نوآوری بهبودیافته

بیان کوواریانس نوآوری در حالت فیلتر بهینه به صورت زیر است:

$$C_k = [r_k r_k^T] = H_k P_{k,k-1} H_k^T + R_k \quad (15)$$

مقدار تخمینی کوواریانس نوآوری معمولاً با روش پنجره‌ای به دست می‌آید [۱۹].

$$\widehat{C}_k = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k r_i r_i^T \quad (16)$$

الگوریتم فیلتر تطبیقی نوآوری سنتی دقت فیلتر را با به‌روزرسانی ماتریس کوواریانس نویز سامانه و ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری به صورت برخط بهبود می‌بخشد [۲۰].

$$\widehat{R} = \widehat{C}_k - H P_{k,k-1} H^T \quad (17)$$

$$\widehat{Q}_k = \frac{1}{N} \sum_{T=T_0}^k \Delta x_j^T + P_k + \phi_{k,k-1} P_{k-1} \phi_{k,k-1}^T \quad (18)$$

در حالی که نویز سامانه متعلق به ویژگی‌های ذاتی سامانه است که معمولاً به راحتی تغییر نمی‌کنند، معمولاً تا زمانی که تنظیمات تقریباً دقیق باشند، دقت فیلتر تأثیر زیادی نخواهد داشت. در کاربردهای عملی، باید بر پایداری فیلتر تمرکز کرد. نویز اندازه‌گیری عمده‌تاً توسط عوامل محیطی خارجی ایجاد می‌شود که تأثیر زیادی بر دقت فیلتر دارد؛ فقط ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری به‌صورت تطبیقی به‌روزرسانی می‌شود. روش پیشنهادی بهبودیافته برای به‌روزرسانی ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری به شرح زیر است.

$$\widehat{R}_k = \frac{(r_k - \widehat{r}_k)(r_k - \widehat{r}_k)^T}{k} + R_k \quad (19)$$

$$\widehat{r}_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k r_i \quad (20)$$

این روش ابتدا داده‌های غیرعادی را شناسایی می‌کند، سپس با استفاده از کوواریانس نوآوری، تخمین پسینی را انجام می‌دهد. تغییرات کوواریانس نوآوری به نویز اندازه‌گیری اولیه افزوده شده و ماتریس R_k به‌صورت افزایشی تنظیم می‌شود. همزمان، ماتریس

می‌تواند منجر به واگرایی فیلتر شود (مانند افزایش واریانس خطا در P_k^* معادله (۲۵)). برای حل این مشکل، الگوریتم ژنتیک (GA) به عنوان یک روش بهینه‌سازی تکاملی ادغام می‌شود که فضای پارامترهای پیچیده را کاوش می‌کند و به حداقل محلی قرار نمی‌گیرد. GA با تعریف تابع هدف (معادله (۳۴)) و پارامترهای مقیاس‌بندی c_1 - c_4 (معادلات (۳۵) و (۳۶))، R را دقیق‌تر تنظیم می‌کند و تأثیر ناهنجاری‌ها را کاهش می‌دهد، که این امر پایداری فیلتر را نسبت به روش صرفاً افزایشی [۱۷] بهبود می‌بخشد.

۴.۳. مدل ریاضی ناوبری تلفیقی INS/GNSS

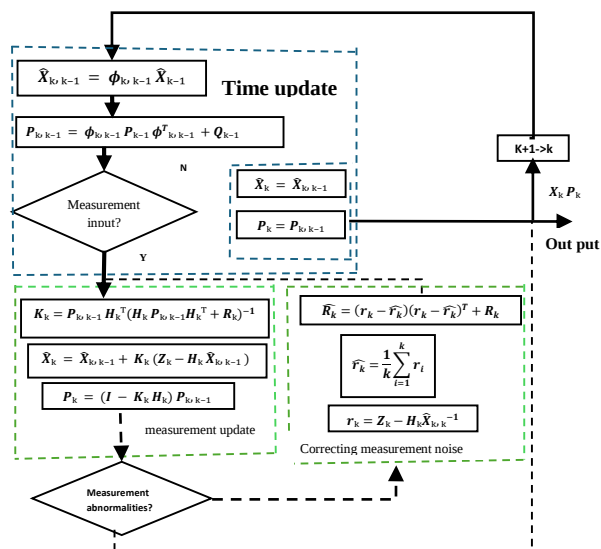
در این مقاله، زاویه انحراف پلتفرم، خطای سرعت، خطای موقعیت و بایاس ژيروسکوپ و شتاب‌سنج برای ساخت یک بردار حالت ۱۵ بعدی انتخاب شده‌اند. بردار حالت X به شرح زیر است:

$$X = [\varphi_e \varphi_n \varphi_u \delta V_e \delta V_n \delta V_u \delta L \delta \lambda \delta h \varepsilon_x \varepsilon_y \varepsilon_z \nabla_x \nabla_y \nabla_z]^T \quad (26)$$

معادله حالت سامانه پیوسته به صورت زیر است:

$$\dot{X}(t) = F(t)X(t) + G(t)W(t) \quad (27)$$

که در آن X_t بردار حالت، $F(t)$ ماتریس انتقال گام، $G(t)$ ماتریس محرک نویز و $W(t)$ بردار نویز سامانه است.



بهره k_k کاهش می‌یابد تا تأثیر داده‌های غیرعادی بر تخمین فیلتر به حداقل برسد. فرآیند به‌روزرسانی به این ترتیب انجام می‌شود معادله به‌روزرسانی زمانی فیلتر کالمن به صورت زیر است.

$$\hat{X}_{k|k-1} = \phi_{k|k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (21)$$

$$P_{k|k-1} = \phi_{k|k-1} P_{k-1} \phi_{k|k-1}^T + \Gamma_{k-1} Q_{k-1} I_{k-1}^T \quad (22)$$

هنگامی که آزمون کای-دو یک ناهنجاری در اندازه‌گیری را تشخیص می‌دهد، ماتریس نویز اندازه‌گیری با استفاده از فرمول‌های (۱۹) و (۲۰) به‌روزرسانی می‌شود و فرمول به‌روزرسانی اندازه‌گیری فیلتر کالمن به شکل زیر در می‌آید:

$$K_k^* = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + \hat{R}_k)^{-1} \quad (23)$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k|k-1} + K_k^* (Z_k - H_k \hat{X}_{k|k-1}) \quad (24)$$

$$P_k^* = (I - K_k^* H_k) P_{k|k-1} \quad (25)$$

این روش به‌روزرسانی تطبیقی ماتریس نویز اندازه‌گیری R_k با استفاده از تفاوت بین نوآوری فعلی و مقدار متوسط تغییر کوواریانس نوآوری، می‌تواند تأثیر داده‌های اندازه‌گیری غیرعادی فعلی را منعکس کند و ماتریس بهره k_k را تنظیم کند، در نتیجه از واگرایی فیلتر جلوگیری کرده و دقت فیلتر را بهبود می‌بخشد. نمودار جریان الگوریتم فیلتر کالمن تطبیقی بهبودیافته مبتنی بر نوآوری در شکل ۱ نشان داده شده است [۱۷].

۳.۳. محدودیت‌های IAKF و ضرورت بهبود با GA

در مرجع [۱۷]، به‌روزرسانی R بر اساس معادله (۱۹) و (۲۰) انجام می‌شود که وابسته به میانگین نوآوری است. این رویکرد در شرایط نویز دینامیک (مانند تغییرات ناگهانی در بازه ۴۰۰-۴۵۰ ثانیه شبیه‌سازی [۱۷]) ممکن است R را بیش از حد یا کمتر از حد تنظیم کند، زیرا فاقد مکانیزم جستجوی جهانی است و

شکل (۱): فرآیند الگوریتم فیلتر کالمن تطبیقی بهبود یافته مبتنی بر

نوآوری [۱۷]

معادله (۲۷) پس از گسسته سازی به صورت زیر است:

$$X(k) = \phi(k, k-1)X(k-1) + \Gamma(k-1)W(k-1) \quad (28)$$

که در آن $\phi(k, k-1)$ ماتریس انتقال حالت، $\Gamma(k-1)$ ماتریس نویز و $W(k-1)$ دنباله نویز سامانه است.

معادله اندازه گیری با گرفتن اختلاف بین موقعیت سه بعدی خروجی INS و GNSS به عنوان مقدار اندازه گیری ساخته می شود

$$Z(k) = [P_{INS} - P_{GNSS}] = \begin{bmatrix} L_{INS} - L_{GNSS} \\ \lambda_{INS} - \lambda_{GNSS} \\ h_{INS} - h_{GNSS} \end{bmatrix} = H(k)X(k) + V(k) \quad (29)$$

اطلاعات موقعیت خروجی INS از موقعیت واقعی و خطای حل INS تشکیل شده است که می توان آن را به صورت فرمول زیر نوشت:

$$L_{INS} = L + \delta L_{INS} \quad (30)$$

$$\lambda_{INS} = \lambda + \delta \lambda_{INS}$$

$$h_{INS} = h + \delta h_{INS}$$

که در آن L و λ و h به ترتیب نشان دهنده عرض جغرافیایی، طول جغرافیایی و ارتفاع واقعی وسیله نقلیه فعلی هستند δL_{INS} ، $\delta \lambda_{INS}$ و δh_{INS} به ترتیب نشان دهنده خطاهای عرض جغرافیایی، طول جغرافیایی و ارتفاع خروجی حل INS هستند.

اطلاعات موقعیت GNSS از دو بخش تشکیل شده است: موقعیت واقعی و خطای موقعیت GNSS که می توان آن را به صورت فرمول زیر نوشت:

$$L_{GNSS} = L + \delta L_{GNSS}$$

$$\lambda_{GNSS} = \lambda + \delta \lambda_{GNSS} \quad (31)$$

$$h_{GNSS} = h + \delta h_{GNSS}$$

که در آن δL_{GNSS} ، $\delta \lambda_{GNSS}$ و δh_{GNSS} به ترتیب نشان دهنده خطاهای عرض جغرافیایی، طول جغرافیایی و ارتفاع GNSS هستند.

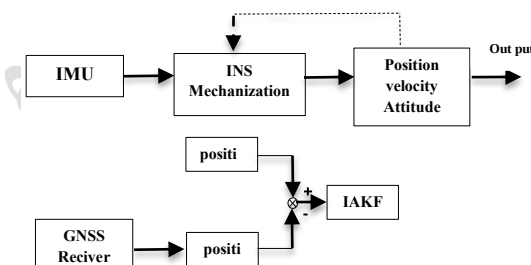
H_k به صورت زیر تعریف می شود

$$H_k = [0_{3 \times 6} \quad I_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 6}] \quad (32)$$

$$V_k = [\eta_L \quad \eta_\lambda \quad \eta_h] \quad (33)$$

که در آن η_L و η_λ و η_h نشان دهنده خطاهای نویز هنگامی هستند که گیرنده GNSS عرض جغرافیایی، طول جغرافیایی و ارتفاع فعلی را به دست می آورد. این خطاها همگی نویز سفید گوسی هستند [۱۵].

در نهایت، مدل ناوبری تلفیقی سست^{۱۱} INS/GNSS که در این مقاله ساخته شده است، در شکل (۲) نشان داده شده است.



شکل (۲): مدل ناوبری تلفیقی سست INS/GNSS مبتنی بر IAKF [۱۷]

۴. روش پیشنهادی (فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر

نوآوری بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک)^{۱۲}

در این بخش، روش پیشنهادی برای بهبود عملکرد فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر نوآوری (IAKF) با استفاده از الگوریتم ژنتیک (GA) توضیح داده می‌شود. هدف اصلی این روش، کاهش خطای برآورد موقعیت و سرعت در محیط‌های شهری چالش‌برانگیز است که سیگنال GPS تحت تأثیر اختلالات محیطی قرار می‌گیرد. این رویکرد ترکیبی، قادر است که نقاط ضعف موجود در روش‌های قبلی، مانند واگرایی فیلتر و تأثیر زیاد داده‌های ناهنجار بر برآورد حالت، را جبران کند.

۱.۴. بهینه‌سازی ماتریس R با استفاده از الگوریتم ژنتیک

(GA)

الگوریتم ژنتیک (Genetic Algorithm - GA) یک روش بهینه‌سازی هوشمند است که از تکامل جمعیت برای یافتن بهترین مقادیر پارامترهای سامانه استفاده می‌کند. در اینجا، GA به منظور تنظیم دقیق‌تر ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری (R) که توسط فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر نوآوری (IAKF) به‌روزرسانی شده است، به کار رفته است.

فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر نوآوری (IAKF) با استفاده از دنباله نوآوری و آزمون کای-دو، داده‌های ناهنجار را تشخیص می‌دهد و ماتریس R را به صورت تطبیقی به‌روزرسانی می‌کند. با این حال، در شرایطی که داده‌های ناهنجار به طور مکرر رخ می‌دهند، IAKF ممکن است نتواند به طور بهینه ماتریس R را تنظیم کند. این مسئله می‌تواند منجر به کاهش دقت و حتی واگرایی فیلتر شود. برای حل این مشکل، از الگوریتم ژنتیک (GA) به عنوان یک روش بهینه‌سازی هوشمند استفاده شده است. GA با

جستجوی فضای پارامترهای پیچیده و غیرخطی، مقادیر دقیق‌تری برای ماتریس R پیدا می‌کند و تأثیر داده‌های ناهنجار را کاهش می‌دهد. ترکیب IAKF و GA منجر به روشی جدید و قدرتمند به نام GA-IAKF^{۱۳} شده است که دقت و پایداری فیلتر کالمن را در شرایط چالش‌برانگیز بهبود می‌بخشد.

۲.۴. پارامترهای GA

اندازه جمعیت (N_p): تعداد افراد در جمعیت اولیه که به عنوان پایه برای بهینه‌سازی ماتریس R استفاده می‌شوند. این پارامتر تعیین می‌کند که چقدر فضای جستجو برای پیدا کردن بهترین پارامترها گسترده باشد. در شبیه‌سازی‌های انجام‌شده، این مقدار به ۵۰ تنظیم شده است.

تعداد نسل‌ها (G): تعداد تکرارهای الگوریتم که نشان‌دهنده طول زمانی است که GA برای بهینه‌سازی ماتریس R استفاده می‌کند. در این مقاله، تعداد نسل‌ها به ۳۰ تنظیم شده است.

نرخ جهش (p_m): احتمال تغییر تصادفی در ژن‌های کروموزوم‌ها که به عنوان یکی از راهکارهای افزایش تنوع در جمعیت به کار می‌رود. این پارامتر میزان تغییرات تصادفی را کنترل می‌کند. در این مقاله، نرخ جهش به ۰.۱ تنظیم شده است.

نرخ تقاطع (p_c): احتمال ترکیب دو فرد برای تولید نسل بعدی است. این عملگر نقش مهمی در ایجاد جمعیت جدید با ترکیب ویژگی‌های والدین ایفا می‌کند. در این مقاله، نرخ تقاطع به ۰.۸ تنظیم شده است.

۳.۴. تابع هدف

تابع هدف GA به صورت زیر تعریف شده است تا خطای RMS موقعیت را کمینه کند:

$$J(chromosome) = (1/N) \sum_{t=1}^N \sqrt{\|x^{(GA)}(t) - x_{(true)}(t)\|^2} \quad (34)$$

که در آن $x^{(GA)}(t)$ برآورد حالت توسط GA-IAKF در زمان t و $x_{(true)}(t)$ حالت واقعی در زمان t و N تعداد گام‌های زمانی در طول شبیه‌سازی می‌باشد. هدف از کمینه‌سازی این تابع، بهبود دقت برآورد موقعیت و کاهش تأثیر داده‌های ناهنجار بر عملکرد فیلتر کالمن است.

۴.۴. مقیاس‌بندی ماتریس R و Q

ماتریس R که شامل کوواریانس نویز اندازه‌گیری است، با استفاده از مقادیر مقیاس‌بندی تعریف شده در کروموزوم به صورت زیر به‌روزرسانی می‌شود:

$$R_{(adj)} = R \cdot \text{diag}([c_1, c_1, c_2, c_2]) \quad (35)$$

که در آن C_1 و C_2 پارامترهای مقیاس‌بندی برای جهت‌های شرقی و شمالی هستند. این پارامترها توسط GA بهینه‌سازی می‌شوند تا ماتریس R به صورت دقیق‌تری تنظیم شود. در روش پیشنهادی، GA با حل مسئله بهینه‌سازی غیرخطی، به بهترین مقادیر پارامترهای مقیاس‌بندی ماتریس R دست می‌یابد. این مقیاس‌بندی به صورت خودکار انجام می‌شود و نیاز به تنظیم دستی ماتریس R را کاهش می‌دهد.

برای افزایش کارایی GA-IAKF، ماتریس Q که شامل کوواریانس نویز فرآیند است، نیز به صورت زیر مقیاس‌بندی می‌شود:

$$Q_{adj} = Q \cdot \text{diag}([c_3, c_3, c_4, c_4]) \quad (36)$$

که در آن C_3 و C_4 پارامترهای مقیاس‌بندی برای جهت‌های شرقی و شمالی هستند. این پارامترها نیز توسط GA بهینه‌سازی می‌شوند.

اهمیت مقیاس‌بندی Q : ماتریس Q به عنوان ویژگی‌های آماری نویز فرآیند عملکرد فیلتر کالمن را تحت تأثیر قرار می‌دهد.

با مقیاس‌بندی دقیق‌تر Q ، تأثیر نویز فرآیند کاهش می‌یابد و دقت برآورد حالت افزایش می‌یابد.

۵.۴. مزایای روش پیشنهادی (GA-IAKF):

کاهش تأثیر داده‌های ناهنجار: GA-IAKF قادر است که تأثیر داده‌های ناهنجار ناشی از اختلالات محیطی (مثل مسدود شدن سیگنال GPS) را کاهش دهد. این به‌خاطر استفاده از آزمون Chi-squared و بهینه‌سازی دقیق‌تر ماتریس R است.

افزایش دقت برآورد: با مقیاس‌بندی دقیق‌تر ماتریس‌های R و Q ، خطای RMS برآورد موقعیت و سرعت کاهش می‌یابد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که GA-IAKF میزان خطای میانگین موقعیت را نسبت به KF، AKF، و IAKF به ترتیب به میزان ۲۱٫۰۵٪، ۹٫۸۰٪، و ۹٫۱۰٪ کاهش می‌دهد.

پایداری بالاتر: روش پیشنهادی تعداد پارامترهای تطبیقی را کاهش می‌دهد و پایداری فیلتر کالمن را در مقابل تغییرات نویز محیطی افزایش می‌بخشد. این موضوع به‌ویژه در بازه زمانی ۴۰۰-۴۵۰ ثانیه که سیگنال GPS تحت تأثیر اختلالات قرار می‌گیرد، مشهود است.

تأثیر کمتر بر عملکرد کلی سامانه: GA-IAKF تنها به مقیاس‌بندی ماتریس R تمرکز دارد و نیاز به تنظیم پارامترهای متعدد سامانه را کاهش می‌دهد که این امر به پایداری و قابلیت اعتماد بالاتر فیلتر کالمن منجر می‌شود.

۶.۴. نحوه ادغام GA با IAKF:

تشخیص داده‌های ناهنجار: در مرحله اول، IAKF با استفاده از آزمون Chi-squared، داده‌های ناهنجار را تشخیص می‌دهد. اگر

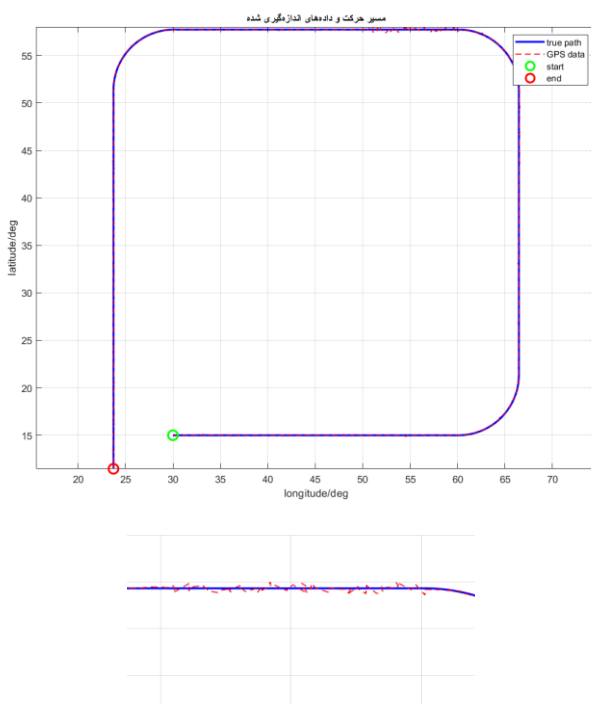
جدول (۱): مقایسه ویژگی‌های IAKF و GA-IAKF

ویژگی	GA-IAKF	IAKF
روشن	تطبیقی + بهینه‌سازی	تطبیقی بر اساس
به‌روزرسانی R	هوشمند با GA (معادله ۳۶-۳۵)	نوآوری (معادله ۱۹)
مقاومت به نویز شدید	بالا (جستجوی جهانی پارامترها)	متوسط (وابسته به آزمون کای-دو)
خطر واگرایی	کاهش یافته با مقیاس‌بندی دقیق	ممکن در اختلال طولانی (مانند ۴۰۰-)
	(کاهش ۱۷٫۶۳٪ خطا)	۴۵۰ ثانیه [۱۷]

۷٫۴. آزمایش شبیه‌سازی

برای تأیید اثربخشی الگوریتم پیشنهادی در مقاله، ابتدا یک آزمایش شبیه‌سازی انجام شد. آزمایش شبیه‌سازی ابتدا مسیر حرکت خودرو و خطای GPS را شبیه‌سازی می‌کند که در شکل ۳ نشان داده شده است.

نمودار مسیر



نوآوری (r_k) در آزمون Chi-squared به عنوان غیرعادی تشخیص داده شود، ماتریس R به صورت زیر به‌روزرسانی می‌شود:

$$R_{iakf} = \lambda R_{iakf} + (1 - \lambda) R_{new} \quad (37)$$

که در آن $\lambda=0.98$ است که ضریب فراموشی و R_{new} ماتریس R به‌روزرسانی شده بر اساس دنباله نوآوری است.

ایجاد جمعیت اولیه: جمعیت اولیه شامل $N_p=50$ کروموزوم است که هر کروموزوم شامل چهار پارامتر مقیاس‌بندی ماتریس‌های R و Q است

$$chromosome = [c_1, c_2, c_3, c_4] \quad (38)$$

محاسبه تابع هدف: برای هر کروموزوم، تابع هدف ($f(chromosome)$) با اجرای فیلتر کالمن با ماتریس‌های مقیاس‌بندی شده R_{adj} و Q_{adj} محاسبه می‌شود.

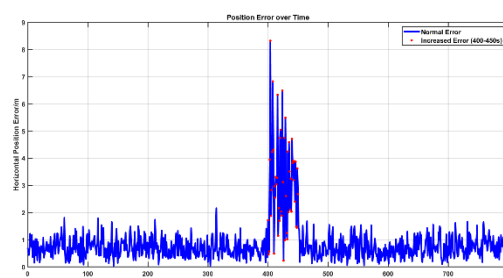
الگوریتم ژنتیک (GA) پس از تشخیص ناهنجاری‌ها توسط آزمون کای-دو در فیلتر IAKF (معادلات ۱۱ تا ۱۴ در مرجع [۱۷])، وارد عمل می‌شود و با تولید جمعیت اولیه (معادله ۳۸) و کمینه‌سازی تابع هدف (معادله ۳۴)، پارامترهای مقیاس‌بندی c_1 تا c_4 را بهینه می‌کند. این رویکرد برخلاف روش ارائه شده در [۱۷] است که تنها به‌روزرسانی افزایشی ماتریس R را بر اساس معادله (۱۹) انجام می‌دهد و فاقد مکانیزم بهینه‌سازی هوشمند است. دلایل ریاضی این بهبود به شرح زیر است:

در [۱۷]، اگر انحراف نوآوری زیاد باشد، ماتریس بهره K^*_k (معادله ۲۳) ممکن است ناپایدار شود؛ در حالی که GA با تنظیم ماتریس تعدیل شده $R_{(adj)}$ (معادله ۳۵)، کوواریانس را به گونه‌ای مقیاس‌بندی می‌کند که واریانس خطا (P^*_k در معادله ۲۵) تا ۱۷٫۶۳٪ کاهش یابد (بر اساس حداکثر خطا در جدول ۲). جدول ۱، ویژگی‌های فیلتر IAKF (در [۱۷]) و روش پیشنهادی GA-IAKF را مقایسه می‌کند:

شکل (۳): مسیر حرکت خودرو برای آزمایش‌های شبیه‌سازی

شکل (۳) مسیر حرکت خودرو در آزمایش شبیه‌سازی را نشان می‌دهد. مسیر واقعی (True) و مسیر ثبت‌شده توسط GPS با هم مقایسه شده‌اند. مشاهده می‌شود که GPS در برخی نواحی، به‌ویژه در زمان‌های خاصی (مانند بازه ۴۰۰-۴۵۰ ثانیه) خطای زیادی دارد.

خطای موقعیت‌یابی GPS: شکل ۴ خطای افقی موقعیت‌یابی GPS را نمایش می‌دهد. این خطا به‌ویژه در بازه‌های ۴۰۰-۴۵۰ ثانیه افزایش می‌یابد که ناشی از اختلال در سیگنال GPS است.



شکل (۴): خطای افقی موقعیت‌یابی GPS

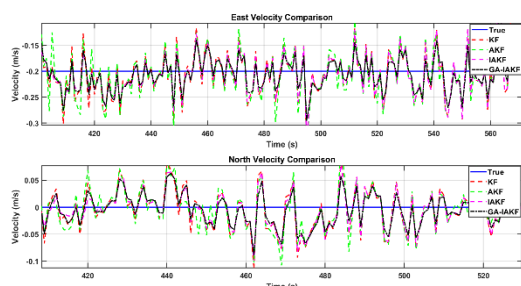
الگوریتم‌های مقایسه‌شده:

۱- فیلتر کالمن استاندارد (KF): فیلتر پایه که به تغییرات نویز حساس است.

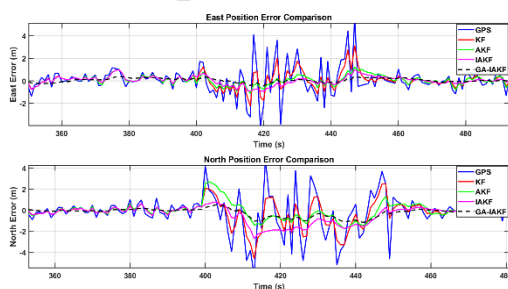
۲- فیلتر کالمن تطبیقی (AKF): فیلتر بهبودیافته که تلاش می‌کند تا با به‌روزرسانی ماتریس نویز، اثر نویز را کاهش دهد.

۳- فیلتر کالمن تطبیقی بهبودیافته (IAKF): یک روش تطبیقی است که از نوآوری (I_k) برای تشخیص داده‌های ناهنجار استفاده می‌کند. و ماتریس نویز اندازه‌گیری (R) را به‌صورت تطبیقی به‌روزرسانی می‌کند. این روش از مکانیزم فراموشی استفاده می‌کند تا ماتریس R را به‌روزرسانی کند و واگرایی فیلتر را کاهش دهد.

۴- فیلتر کالمن تطبیقی بهبودیافته با استفاده از الگوریتم ژنتیک (GA-IAKF): از ترکیب فیلتر کالمن تطبیقی بهبودیافته (IAKF) و الگوریتم ژنتیک (GA) برای بهینه‌سازی دقیق‌تر ماتریس نویز اندازه‌گیری (R) استفاده می‌کند. در این روش، الگوریتم ژنتیک به منظور تنظیم بهینه مقادیر مقیاس‌بندی ماتریس R که توسط IAKF به‌روزرسانی شده است، به‌کار می‌رود. GA-IAKF با استفاده از یک رویکرد هوشمند، ماتریس R را به‌صورت دقیق‌تری به‌روزرسانی می‌کند و اثر داده‌های ناهنجار را به‌طور قابل‌توجهی کاهش می‌دهد. این روش به‌ویژه در شرایطی که سیگنال GPS تحت تأثیر اختلالات محیطی قرار می‌گیرد، عملکرد برجسته‌ای دارد و دقت موقعیت‌یابی را به‌صورت قابل‌مشاهده‌ای افزایش می‌دهد. این روش قادر است که تعداد پارامترهای تطبیقی را کاهش دهد و پایداری فیلتر را در مقابل داده‌های ناهنجار حفظ کند.



شکل (۵): نمودارهای خطای سرعت شرقی و شمالی



شکل (۶): نمودارهای خطای موقعیت شرقی و شمالی

شکل ۵ و ۶: خطاهای سرعت و موقعیت در جهات شرقی و شمالی نمایش داده شده‌اند. الگوریتم GA-IAKF، به‌ویژه در

شرایط اختلال، عملکرد بهتری نسبت به KF و AKF و IAKF دارد.

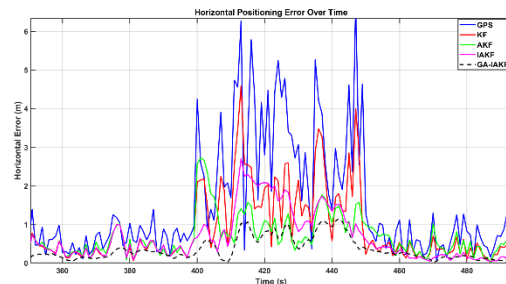
۵. نتیجه گیری

در این مقاله، یک روش بهبودیافته جدید برای فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر نوآوری (IAKF) با استفاده از الگوریتم ژنتیک (GA) پیشنهاد شده است. این رویکرد شامل دو مرحله اصلی است:

۱- استفاده از IAKF برای به روزرسانی تطبیقی ماتریس کوواریانس نويز اندازه گیری (R) به صورت برخط و تشخیص داده های ناهنجار با استفاده از آزمون Chi-squared.

۲- بهینه سازی ماتریس R با GA برای تنظیم دقیق تر مقادیر مقیاس بندی ماتریس R که توسط IAKF به روزرسانی شده است.

کاهش خطای میانگین: نتایج شبیه سازی نشان می دهد که روش پیشنهادی (GA-IAKF) میزان خطای میانگین موقعیت را نسبت به سایر روش ها به طور قابل توجهی کاهش می دهد. به عنوان مثال، خطای میانگین افقی در GA-IAKF نسبت به GPS، KF، AKF، و IAKF به ترتیب ۰/۷۰، ۱۲٪، ۰/۴۶، ۴۸٪، ۰/۴۷، ۸۱٪، و ۰/۳۴، ۳۴٪ کاهش یافته است. علاوه بر این، در بازه زمانی ۴۰۰-۴۵۰ ثانیه که سیگنال GPS دچار اختلالات محیطی شده است، روش GA-IAKF توانسته است خطای ماکزیم تخمین را به طور قابل توجهی کاهش دهد. به عنوان مثال، خطای ماکزیم افقی در GA-IAKF نسبت به GPS، KF، AKF، و IAKF به ترتیب ۰/۸۴، ۱۵٪، ۰/۶۸، ۰۶٪، ۰/۶۲، ۶۱٪، و ۱۷، ۶۳٪ کاهش یافته است. روش پیشنهادی قادر است که با استفاده از آزمون Chi-squared، داده های غیرعادی را به صورت دقیق تری تشخیص دهد و تأثیر آنها را بر عملکرد فیلتر کالمن کاهش دهد. استفاده از الگوریتم ژنتیک (GA) برای بهینه سازی دقیق تر ماتریس کوواریانس نويز اندازه گیری (R) منجر به افزایش دقت و پایداری فیلتر شده است. GA با حل مسئله بهینه سازی غیرخطی، به بهترین مقادیر مقیاس بندی ماتریس R دست می یابد. روش پیشنهادی تعداد پارامترهای تطبیقی را کاهش می دهد و به



شکل (۷): نمودار خطای افقی

۸،۴ بررسی نتایج شبیه سازی

جدول ۲ نتایج مقایسه خطاهای موقعیت یابی در جهت های شرقی (East)، شمالی (North) و افقی (Horizontal) را برای روش های مختلف شامل GPS، فیلتر کالمن استاندارد (KF)، فیلتر کالمن تطبیقی (AKF)، فیلتر کالمن تطبیقی مبتنی بر نوآوری (IAKF)، و فیلتر کالمن تطبیقی بهبودیافته با GA (GA-TAKF) ارائه می دهد:

جدول (۲): آمارهای خطای موقعیت یابی در آزمایش شبیه سازی

Error Type	GPS	KF	AKF	IAKF	GA-IAKF
East					۰،۱۴۲۰
Mean Error	۰،۵۱۲۵۸	۰،۲۸۶۴۲	۰،۲۸۷۸۸	۰،۲۲۹۵	۲
North					۰،۱۶۳۷
Mean Error	۰،۵۰۸۲۳	۰،۲۸۸۷۱	۰،۳۰۱۲۲	۰،۲۳۹۵	۶
Horizontal					۰،۲۴۰۳
Mean Error	۰،۸۰۴۶	۰،۴۴۹۳	۰،۴۶۰۵۵	۰،۳۶۶۰	۷
East Max Error	۸،۱۸۶	۳،۹۶۶۸	۲،۶۴۲۲	۱،۴۸۵۳	۱،۱۹۱۶
North Max Error	۶،۰۱۲۵	۳،۵۳۴۸	۲،۴۳۸۸	۱،۰۴۹	۰،۷۹۶۷
Horizontal Max Error	۸،۲۲۳۲	۴،۰۸۳۱	۳،۴۸۷۳	۱،۵۸۳	۱،۳۰۳۸

موقعیت‌یابی تلفیقی INS/GNSS می‌تواند زمینه‌های جدیدی را برای پژوهش ایجاد کند.

سپاسگزاری

از همسر برای حمایت بی‌وقفه و صبر بی‌نهایتان در طول این پژوهش صمیمانه تشکر می‌کنم.

مراجع

- [1] Y. Gong, H. Feng, and C. Zhang, "Research on the Development Strategy of the Internet of Vehicles," J Phys Conf Ser, vol. 1907, no. 1, p. 012063, May 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1907/1/012063.
- [2] C. Ma, G. Dai, and J. Zhou, "Short-Term Traffic Flow Prediction for Urban Road Sections Based on Time Series Analysis and LSTM_BILSTM Method," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 23, no. 6, pp. 5615–5624, Jun. 2022, doi: 10.1109/TITS.2021.3055258.
- [3] D. Tian, G. Wu, K. Boriboonsomsin, and M. J. Barth, "Performance measurement evaluation framework and Co-Benefit/Tradeoff analysis for connected and automated vehicles (cav) applications: A survey," IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, vol. 10, no. 3, pp. 110–122, 2018.
- [4] H. Min, X. Song, and C. Cheng, "Research on Development of Vehicle Collaborative Localization in Internet of Vehicles Environment," Unmanned Syst. Technol., vol. 4, pp. 8–14, 2021.
- [5] H. Shafiei, V. Rafe, and M. Amiri, "Optimization of vehicle routing based on the combination of ant colony and particle swarm algorithms with the heuristic function of the cosine of angles," Soft Comput. J., vol. 11, no. 1, pp. 1–15, Feb. 2022, doi: 10.22052/scj.2023.248702.1118.
- [6] M. Sadeghzadeh, R. Mohammadi, M. Nassiri, and S. Sohrabi, "A novel resource allocation approach for real-time workloads in SDN-based fog environments," Soft Comput. J., vol. 12, no. 2, pp. 90–105, Mar. 2023, doi: 10.22052/scj.2023.248726.1121.
- [7] J. Liu and C. Cao, "Development status and trend of global navigation satellite system," J. Navig. Position, vol. 8, pp. 22, 2020.

پایداری بالاتری در برابر تغییرات نویز محیطی کمک می‌کند. این موضوع به‌ویژه در محیط‌های شهری چالش‌برانگیز نقش کلیدی ایفا می‌کند. GA-IAKF تنها به مقیاس‌بندی ماتریس R تمرکز دارد و نیاز به تنظیم پارامترهای متعدد سامانه را کاهش می‌دهد، که این امر به پایداری و قابلیت اعتماد بالاتر فیلتر کالمن منجر می‌شود. نوآوری کلیدی این پژوهش نسبت به [۱۷]، ادغام GA است که با دلایل ریاضی (بهینه‌سازی غیرخطی تابع هدف در معادله ۳۴) و آزمایشی (کاهش ۳۴٫۳۴٪ خطای افقی در جدول ۲)، دقت و پایداری را بهبود می‌بخشد. این رویکرد محدودیت‌های IAKF [۱۷] مانند وابستگی به میانگین نوآوری را حل کرده و در محیط‌های چالش‌برانگیز، عملکرد برتر ارائه می‌دهد.

کاربردهای روش پیشنهادی

روش پیشنهادی مناسب سامانه‌های ناوبری هوشمند وسایل نقلیه خودران است که در محیط‌های شهری چالش‌برانگیز عمل می‌کنند. این روش می‌تواند در مدیریت ترافیک هوشمند به‌کار رود تا دقت موقعیت‌یابی وسایل نقلیه را افزایش دهد و واگرایی فیلتر را جلوگیری کند. GA-IAKF می‌تواند در سامانه‌های موقعیت‌یابی پیشرفته، مانند تلفیق INS/GNSS، به‌کار رود تا از نقاط ضعف موجود در روش‌های قبلی، مانند واگرایی فیلتر و تأثیر زیاد داده‌های ناهنجار بر برآورد حالت، جلوگیری کند.

نقاط قابل پژوهش در آینده

پیشنهاد می‌شود که روش پیشنهادی با فیلترهای دیگر مانند فیلتر کالمن غیرخطی (EKF) یا فیلتر کالمن غیرخطی تجزیه‌پذیر (UKF) ترکیب شود تا عملکرد آن در سامانه‌های با بعد بالا ارزیابی شود.

مقایسه با روش‌های یادگیری عمیق: مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های یادگیری عمیق مانند LSTM و CNN در زمینه

- genetic algorithm," *Soft Comput. J.*, vol. 11, no. 1, pp. 16-27, Feb. 2022, doi: 10.22052/scj.2023.246464.1072.
- [19] X. Zhou, H. Zhang, T. He, and X. Li, "Research on Adaptive Kalman Filter Algorithm for GPS/INS Loosely Coupled Integrated Navigation," *J. Time Freq.*, vol. 43, pp. 222–230, 2020.
- [20] D.-J. Xu, R. He, F. Shen, and M. Gai, "Adaptive fading Kalman filter based on innovation covariance," *Systems Engineering and Electronics*, vol. 33, no. 12, pp. 2696–2699, 2011.
- [8] X. Ning, M. Gui, Y. Z. Xu, X. Bai, and J. Fang, "INS/VNS/CNS integrated navigation method for planetary rovers," *Aerosp Sci Technol*, vol. 48, pp. 102–114, Jan. 2016, doi: 10.1016/J.AST.2015.11.002.
- [9] D. Qiao, Z. Zhang, F. Liu, and B. Sun, "Location Optimization Model of a Greenhouse Sensor Based on Multisource Data Fusion," *Complexity*, vol. 2022, no. 1, p. 3258549, Jan. 2022, doi: 10.1155/2022/3258549.
- [10] C. Jiang, S. B. Zhang, and Q. Z. Zhang, "Adaptive Estimation of Multiple Fading Factors for GPS/INS Integrated Navigation Systems," *Sensors* 2017, Vol. 17, Page 1254, vol. 17, no. 6, p. 1254, Jun. 2017, doi: 10.3390/S17061254..
- [11] J. Na, Y. Huang, X. Wu, S. F. Su, and G. Li, "Adaptive finite-time fuzzy control of nonlinear active suspension systems with input delay," *IEEE Trans Cybern*, vol. 50, no. 6, pp. 2639–2650, Jun. 2020, doi: 10.1109/TCYB.2019.2894724.
- [12] X. B. Jin, W. T. Gong, J. L. Kong, Y. T. Bai, and T. L. Su, "PFVAE: A Planar Flow-Based Variational Auto-Encoder Prediction Model for Time Series Data," *Mathematics* 2022, Vol. 10, Page 610, vol. 10, no. 4, p. 610, Feb. 2022, doi: 10.3390/MATH10040610.
- [13] Q. Chen, M. Tao, X. He, and L. Tao, "Fuzzy Adaptive Nonsingular Fixed-Time Attitude Tracking Control of Quadrotor UAVs," *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, vol. 57, no. 5, pp. 2864–2877, Oct. 2021, doi: 10.1109/TAES.2021.3067610.
- [14] X. Lin, S. Liu, and Z. Shi, "Multi-sensor signal denoising based on adaptive Kalman filter," *Computer Simulation*, vol. 39, no. 2, pp. 507–511, 2022.
- [15] L. Sun and Y. Hou, "Application of Sage-Husa Adaptive Filtering in Trajectory Prediction of Moving Obstacles," *Manuf. Autom.*, vol. 44, pp. 73–75, 2022.
- [16] W. Li, M. Chen, L. Zhang, and R. Chen, "Adaptive Kalman Filter Based on Innovation Sequence for SINS/DVL Integrated Navigation," *J. Ordnance Equip. Eng.*, vol. 41, pp. 225–229, 2020.
- [17] B. Sun, Z. Zhang, D. Qiao, X. Mu, and X. Hu, "An Improved Innovation Adaptive Kalman Filter for Integrated INS/GPS Navigation," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 14, no. 18, Sep. 2022, doi: 10.3390/su141811230.
- [18] S. M. Tabatabaei, V. Mozafary, and A. Karimpour, "Fabric design-assisted system based on interactive