

ISSN: 2821-157X		https://www.jasd.khadu.ir	
	Journal of Aerospace Defense Volume 4 Issue 2 Summer 2025 Pages 51 – 86		
Research Paper: 			
Attitude and Heading Estimation of UAV Using Quaternion and Particle Filter Ramazan Havangi ¹, Aliasghar Moazzen ² 1. Phd Student, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran 2. Associate Professor, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran. E-mail: havangi@birjand.ac.ir			
Article Information		Abstract	
Accepted: 2025/11/24 Received: 2025/06/26 Keywords:		Accurate estimation of attitude and heading in UAVs is one of the key challenges in autonomous navigation systems, playing a vital role in the control and guidance of these vehicles. In this paper, a quaternion-based particle filter with a specific sampling method and an Uncented Kalman filter (UKF) are employed for UAV attitude estimation. By integrating data from inertial sensors (including gyroscopes, accelerometers, and magnetometers) and applying filtering techniques, the proposed methods significantly enhance the accuracy of roll, pitch, and yaw angle estimation. The innovation of this study lies in the comprehensive comparison of the particle filter and UKF performance across two scenarios: simulated data and real-world data collected from a specific attitude and heading reference system (AHRS). The results demonstrate that the particle filter achieves remarkable improvements of over 99.99% in simulated data and over 88.48% in real-world data for roll and yaw angle estimation. Additionally, the analysis of variance and standard deviation of errors confirms that the particle filter outperforms in reducing error dispersion, with the error variance for yaw angle being approximately 100 times lower than that of the UKF. On the other hand, the UKF shows slightly better performance in pitch angle estimation. These findings suggest that a combination of these two filters can serve as an effective solution for precise navigation systems in UAVs. The resampling method implemented in the particle filter also significantly enhances the accuracy of roll and yaw angle estimation.	
State Estimation, Particle Filter, Quaternion, Inertial Navigation Systems, Drone			
Corresponding Author: Ramazan Havangi Email: havangi@birjand.ac.ir			
Moazzen, Aliasghar; Havangi, Ramazan.(2025). Attitude and Heading Estimation of UAVs Using Quaternion-Based Particle Filter. <i>Journal of Aerospace Defense</i> , Vol4(Issue2), Page 51-86.			



فصلنامه علمی دفاع هوافضایی

شماره ۲ دوره ۴

تابستان ۱۴۰۴

صفحات ۸۶ - ۵۱



مقاله پژوهشی؛  doi

تخمین وضعیت و سمت پهپاد با استفاده از کواتر نیون و فیلتر ذره‌ای

رمضان هاونگی^۱، علی اضغر موزن^۲

۱. دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند

۲. دانشیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران. رایانامه: havangi@birjand.ac.ir

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۴/۰۵	تخمین دقیق وضعیت و سمت پهپادها، به‌عنوان یکی از چالش‌های اصلی در سیستم‌های ناوبری خودکار، نقش حیاتی در کنترل و هدایت این وسایل ایفا می‌کند. در این مقاله، برای تخمین وضعیت پهپادها از فیلتر ذره‌ای مبتنی بر کواتر نیون، یک روش نمونه‌برداری خاص و فیلتر کالمن بی‌اثر استفاده شده است. این روش‌ها با تلفیق داده‌های سنسورهای اینرسی و به‌کارگیری فیلترینگ، دقت تخمین زوایای غلت، فراز و سمت را به طور قابل‌توجهی افزایش می‌دهند. نوآوری این مقاله در مقایسه جامع عملکرد فیلتر ذره‌ای و فیلتر کالمن بی‌اثر در دو سناریوی مختلف، شامل داده‌های شبیه‌سازی شده و داده‌های واقعی است که از یک سیستم مرجع وضعیت و سمت خاص جمع‌آوری شده‌اند. نتایج نشان می‌دهند که فیلتر ذره‌ای در تخمین زوایای غلت و سمت بهبودی بیش از ۹۹/۹۹٪ در داده‌های شبیه‌سازی شده و بیش از ۸۸/۴۸٪ در داده‌های واقعی نشان داده است. همچنین، تحلیل معیارهای واریانس و انحراف استاندارد خطا تأیید می‌کند که فیلتر ذره‌ای در کاهش پراکندگی خطاها موفق‌تر عمل کرده است، به‌طوری‌که برای زاویه سمت، واریانس خطا در فیلتر ذره‌ای حدود ۱۰۰ برابر کمتر از فیلتر کالمن بی‌اثر بوده است. از سوی دیگر، فیلتر کالمن بی‌اثر در تخمین زاویه فراز عملکردی کمی بهتر از فیلتر ذره‌ای نشان داده است. این یافته‌ها حاکی از آن است که ترکیب این دو فیلتر می‌تواند به‌عنوان یک راه‌حل کارآمد در سیستم‌های ناوبری دقیق پهپادها مورد استفاده قرار گیرد. روش بازنمونه‌گیری به کار گرفته شده در فیلتر ذره‌ای نیز دقت تخمین زوایای غلت و سمت را به طور چشمگیری افزایش داده است.
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۹/۰۸	
کلیدواژه‌ها:	
تخمین وضعیت، فیلتر ذرات، کواتر نیون، سیستم‌های ناوبری اینرسی، پهپاد	نویسنده مسئول: رمضان هاونگی ایمیل: havangi@birjand.ac.ir
استاد: رمضان هاونگی، علی اضغر موزن (۱۴۰۴). تخمین وضعیت و سمت پهپاد با استفاده از کواتر نیون و فیلتر ذره‌ای. دفاع هوافضایی، دوره ۴ (شماره ۲)، صفحه ۸۶-۵۱.	

۱- مقدمه

تخمین دقیق وضعیت و پایداری، کلید کنترل خودکار وسایل نقلیه بدون سرنشین است [۱]. با پیشرفت وسایل نقلیه بدون سرنشین و خودران نیاز به سامانه‌های ناوبری دقیق به عنوان بخش کلیدی کنترل افزایش یافته است [۲]. ناوبری، علم تشخیص موقعیت، سرعت و وضعیت جسم برای انتقال از یک نقطه به نقطه دیگر است [۳] که به دو دسته ماهواره‌ای و اینرسی تقسیم می‌شود. در ناوبری ماهواره‌ای، موقعیت از اطلاعات دریافتی ماهواره‌ها تعیین می‌شود [۴]. در ناوبری اینرسی، موقعیت و وضعیت پرنده با استفاده از سنسورهای اینرسی (ژیروسکوپ و شتاب‌سنج) تعیین می‌شود [۵ - ۶]. این سیستم‌های ناوبری به‌ویژه در محیط‌های پیچیده و دینامیک‌های سریع هوایی [۷ - ۸]، زمینی (داخلی و خارجی) [۹ - ۱۰] و زیرسطحی [۱۱]، کاربرد دارند و برای سامانه‌های خودران که به دقت و پایداری نیاز دارند، ضروری هستند. ناوبری اینرسی به دلیل پاسخ‌گویی به دینامیک‌های سریع، نرخ بالای نمونه‌برداری و عدم وابستگی به اطلاعات بیرونی [۱۲] جایگاه ویژه‌ای دارد. به همین دلیل، ناوبری اینرسی در سیستم‌های خودران که به دقت بالا نیاز دارند، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. با این حال، خطای اندازه‌گیری‌ها به دلیل انتگرال‌گیری عددی و شرایط اولیه، با گذشت زمان افزایش می‌یابد و دقت ناوبری را تحت تأثیر قرار می‌دهد. برای حل این مشکل، تلفیق^۱ داده‌ها از سنسورهای مختلف به عنوان راه‌حل کلیدی مطرح است که به ترکیب اطلاعات سنسورهای ناوبری اینرسی و دیگر سنسورها [۱۳] اشاره دارد. به طور خاص، سیستم مرجع تعیین وضعیت و سمت^۲ [۱۴] با ترکیب داده‌های اینرسی و سنسورهای کمکی مانند مغناطیس‌سنج، دقت ناوبری را افزایش می‌دهد. همچنین، تلفیق سیستم اینرسی با سیستم موقعیت‌یابی جهانی [۱۵] از کاربردی‌ترین نمونه‌های عملی این راهکار است. این روش‌ها، در ترکیب با الگوریتم‌های فیلترینگ مانند فیلتر کالمن، امکان تخمین دقیق‌تر حالت سیستم را فراهم می‌کنند. با بهره‌گیری از مدل دینامیکی وسیله و اندازه‌گیری‌های کمکی، خطاهای اندازه‌گیری سیستم ناوبری اینرسی تصحیح می‌شوند [۱۶]. سامانه‌های خودران برای ناوبری پایدار نیازمند تخمینی دقیق و مداوم از وضعیت هستند که یکی از اجزای کلیدی این سیستم، سیستم مرجع وضعیت و سمت است. این سیستم با استفاده از داده‌های ژيروسکوپ، شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج، تخمین قابل اعتمادی از وضعیت و جهت‌گیری وسیله نقلیه فراهم می‌آورد [۱۴]. هدف این سیستم ارائه اطلاعات بی‌درنگ درباره جهت‌گیری و سمت پرنده در مختصات محلی است، که به‌ویژه در کاربردهای ناوبری دقیق برای هواپیماها و وسایل نقلیه خودران حائز اهمیت است. تخمین وضعیت (شامل زاویه غلت^۳، فراز^۴ و سمت^۵) از طریق داده‌های شتاب‌سنج‌ها و ژيروسکوپ‌ها انجام می‌شود. شتاب‌سنج‌ها نمی‌توانند تمایز دقیقی بین شتاب گرانشی و شتاب حرکت قائل شوند، که

^۱ Fusion

^۲ AHRS: Attitude and Heading Reference System

^۳ Roll

^۴ Pitch

^۵ Yaw

موجب کاهش دقت تخمین وضعیت در حالت‌های مانور می‌شود [۳]. برای به کارگیری فیلترهای تخمین وضعیت، دسترسی به مدل دینامیکی سیستم و معادلات اندازه‌گیری ضروری است [۱۷]. دینامیک پیچیده وسایل نقلیه خودران به معادلات دیفرانسیل و مدل‌های غیرخطی برای توصیف وضعیت آن‌ها منجر می‌شود. در تخمین حالت سیستم‌های غیرخطی، فیلتر کالمن توسعه یافته^۱ بیشترین کاربرد را دارد [۱۷]. با وجود کاربرد گسترده، فیلتر کالمن توسعه یافته در مواجهه با دینامیک‌های بسیار غیرخطی یا نویزهای غیرگوسی به دلیل خطی‌سازی نقطه‌ای، عملکرد مناسبی ندارد. فیلترهای کالمن بی‌اثر^۲ و فیلتر کالمن مکعبی^۳ نیز در شرایط با نویز گوسی و غیرخطی بودن محدود، عملکرد مطلوبی دارند. [۱۸]. در این راستا، فیلتر ذره‌ای^۴ قادر است به سیستم‌هایی با هر میزان غیرخطی و انواع مختلف نویز پاسخ دهد [۱۹]. با توجه به محدودیت‌های فیلترهای خطی و غیرخطی، به‌ویژه در شرایط نویزی غیرگوسی یا دینامیک‌های پیچیده، استفاده از مدل‌های مناسب برای تخمین وضعیت ضروری است؛ بنابراین، در این مقاله برای مدل‌سازی معادلات دینامیک وضعیت پهپاد، از مدل‌سازی مبتنی بر کواترنیون استفاده شده است که به دلیل ویژگی‌هایی مانند عدم تکینگی و دقت بالاتر نسبت به زوایای اولیه، گزینه‌ای مناسب برای بیان وضعیت و سمت در سیستم‌های ناوبری است [۲۰]. برای تبدیل کواترنیون‌ها به زوایای غلت، فراز و سمت، از ماتریس دوران و معادلات کواترنیون بازگشتی بهره گرفته شده است [۲۱] و سپس خطای جهت‌گیری با استفاده از فیلتر ذرات و داده‌های شتاب‌سنج و سنسور مغناطیسی تخمین زده می‌شود.

هدف این مقاله، ارائه و ارزیابی یک روش بهبودیافته برای تخمین وضعیت پهپادها است که از فیلتر ذره‌ای مبتنی بر کواترنیون و روش بازنمونه‌گیری با تنوع‌دهی تصادفی^۵ استفاده می‌کند. این روش برای بهبود دقت تخمین زوایای غلت و سمت در سیستم‌های ناوبری اینرسی طراحی شده است. این تحقیق روش بازنمونه‌گیری با تنوع‌دهی تصادفی را برای مقابله با محدودیت‌های فیلترهای خطی و غیرخطی، به‌ویژه فیلتر کالمن بی‌اثر در سیستم‌های پیچیده، ارائه کرده است. این روش از فقر نمونه‌ها^۶ جلوگیری کرده و دقت تخمین را در سیستم‌های غیرخطی بهبود می‌بخشد. تنوع‌دهی تصادفی در بازنمونه‌گیری، دقت تخمین وضعیت پهپادها را افزایش داده و آن را در برابر داده‌های ناکامل و نویزهای بزرگ مقاوم‌تر می‌کند. مقاله عملکرد فیلتر ذره‌ای و فیلتر کالمن بی‌اثر را در سیستم‌های غیرخطی و کاهش خطای تخمین وضعیت مقایسه می‌کند. دو سناریو برای این مقایسه استفاده می‌شود: داده‌های شبیه‌سازی شده و واقعی. این تحلیل مزایا و محدودیت‌های هر فیلتر را بررسی و راهکارهایی برای انتخاب فیلتر مناسب بر اساس نیازهای کاربردی ارائه می‌دهد.

^۱ Extended Kalman Filter

^۲ UKF: Unscented Kalman Filter

^۳ CKF: Cubature Kalman Filter

^۴ Particle Filter

^۵ Roughening

^۶ Sample Impoverishment

پرسش اصلی این تحقیق این است که آیا استفاده از باز نمونه‌گیری با تنوع‌دهی تصادفی می‌تواند دقت تخمین وضعیت و پایداری عملکرد سامانه‌های ناوبری اینرسی را بهبود بخشد؟ برای پاسخ به این سؤال، در این مقاله از فیلتر ذره‌ای و روش باز نمونه‌گیری با تنوع‌دهی تصادفی برای بهبود دقت تخمین وضعیت در شرایط نویزی و غیرخطی استفاده شده است. این نوآوری برای جلوگیری از فقر نمونه‌ها و افزایش دقت تخمین در سیستم‌های پیچیده و نویزی طراحی شده است. برای ارزیابی عملکرد الگوریتم، مقایسه‌ای با فیلتر کالمن بی‌اثر در دو سناریو (داده‌های شبیه‌سازی شده و واقعی) انجام شده است. نتایج نشان‌دهنده عملکرد بهتر فیلتر ذره‌ای مبتنی بر باز نمونه‌گیری با تنوع‌دهی تصادفی در شرایط نویزی و غیرخطی است.

ساختار مقاله به شرح زیر است: بخش دوم مروری بر پژوهش‌های پیشین دارد؛ بخش سوم پیش‌زمینه سیستم تعیین وضعیت و فیلتر ذره‌ای را بررسی می‌کند؛ در بخش چهارم، تعیین وضعیت با فیلتر ذره‌ای تحلیل می‌شود؛ بخش پنجم به تلفیق داده‌های شتاب‌سنج، ژيروسکوپ و مغناطیسی پرداخته می‌شود؛ بخش ششم شبیه‌سازی عملکرد فیلتر ذره‌ای انجام می‌شود و در نهایت، بخش هفتم نتیجه‌گیری مقاله را ارائه می‌دهد.

۲- مروری بر پژوهش‌های پیشین

با توسعه‌ی کاربرد پهپادها، تخمین دقیق وضعیت و جهت‌گیری آن‌ها به چالشی کلیدی در بهبود سامانه‌های ناوبری خودکار تبدیل شده است. مطالعات متعددی برای افزایش دقت تخمین وضعیت پهپادها با استفاده از فیلترهای کالمن و ذره‌ای انجام شده‌اند. در [۲۲]، فیلتر غیرخطی جدیدی موسوم به فیلتر کالمن مکمل مربعات بی‌رد معرفی شده است. این فیلتر با هدف بهبود دقت تخمین وضعیت در شرایط وجود خطا در داده‌های سنسورها طراحی شده است. مقایسه‌ی این فیلتر با فیلترهای مشابه نشان داده است که علاوه بر حفظ عملکرد مشابه، از پیچیدگی محاسباتی کمتری برخوردار است. در [۲۳]، الگوریتم جدیدی موسوم به فیلتر کالمن مربعات مکعبی معرفی شده که با هدف ارتقای دقت تخمین وضعیت در پهپادهای کشاورزی توسعه یافته است. این الگوریتم در پاسخ به عملکرد ضعیف فیلترهای کالمن مکعبی سنتی در مدل‌های غیرخطی حامل‌ها ارائه شده و نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهند که در تخمین زوایای رول، پیچ و یاو، دقت به مراتب بالاتری دارد.

در [۲۴]، فیلتر ذره‌ای گسسته‌ای مبتنی بر کوآترینون و نمونه‌برداری قطعی برای تخمین وضعیت واحد اندازه‌گیری اینرسی ارائه شده است. در این پژوهش، برای مدل‌سازی دقیق‌تر عدم قطعیت‌ها از ترکیب دیراک استفاده شده است؛ روشی که ضمن کاهش هزینه‌های محاسباتی، نسبت به روش‌های سنتی دقت بیشتری نشان داده و در مواجهه با خطاهای اولیه بزرگ، پایداری بهتری ارائه می‌دهد. در [۲۵]، سامانه‌ای مبتنی بر بینایی ماشین معرفی شده که از مدل سه‌بعدی برای تخمین وضعیت پهپاد هنگام فرود بر روی کشتی استفاده می‌کند. این سامانه با بهره‌گیری از فیلتر ذره‌ای شامل مراحل نمونه‌برداری اهمیت، وزن‌دهی و باز نمونه‌گیری طراحی شده است. نتایج نشان داده‌اند که این سیستم با الزامات عملکردی سامانه‌های فرود خودکار هم‌راستا است. در [۲۶]، روش ترکیب داده‌ها مبتنی بر

فیلتر کالمن غیرخطی بی‌رد برای تخمین وضعیت پروازی پهپاد کواورتور معرفی شده است. در این تحقیق از سنسورهای کم‌هزینه‌ای مانند شتاب‌سنج سه‌محوره، ژيروسکوپ و مغناطیس‌سنج استفاده شده و نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهند که این روش دقت بالاتری نسبت به فیلترهای کالمن سنتی دارد. در [۲۷]، سیستم چندسنسوری پوشیدنی برای تخمین دقیق جهت‌گیری داخلی بر اساس فیلتر کالمن غیرخطی بی‌رد مبتنی بر کواترنیون معرفی شده است. این سیستم در تخمین جهت‌گیری، به‌ویژه در داخل ساختمان‌ها و بر روی پهپادها، دقت بالایی نشان می‌دهد. در [۲۸]، فیلتر ذره‌ای جدیدی مبتنی بر توزیع کواترنیون برای تخمین وضعیت ارائه شده است. این فیلتر از توزیع جدیدی برای افزایش دقت و کاهش هزینه‌های محاسباتی در مقایسه با فیلترهای ذره‌ای کلاسیک بهره می‌برد. در [۲۹]، فیلتر کالمن نامتقارن برای تخمین وضعیت پیشنهاد شده است که از ویژگی‌های انطباقی فیلتر کالمن غیرخطی برای مقابله با نویز و خطاهای سیستم استفاده می‌کند. این روش به‌ویژه در سیستم‌های پیچیده و نویزی، عملکرد بسیار مؤثری از خود نشان می‌دهد. در [۳۰]، فیلتر ذره‌ای غیرمستقیم مبتنی بر کواترنیون برای تخمین وضعیت غیرخطی معرفی شده است که با بهره‌گیری از ویژگی‌های توزیع گوسی، تخمین وضعیت را به‌طور دقیق و کارآمد انجام می‌دهد. پژوهشگران در [۳۱]، با معرفی فیلتر ذره‌ای کواترنیون انطباقی، رویکردی نوین برای تخمین وضعیت هواپیما در شرایط نادرست اندازه‌گیری ارائه کرده‌اند. این روش با استفاده از آزمون نسبت شانس عمومی، دقت تخمین را به‌طور چشمگیری افزایش می‌دهد. در [۳۲]، فیلتر مکمل مبتنی بر کواترنیون برای تخمین وضعیت گوشه‌های هوشمند پیشنهاد شده است. این فیلتر با ترکیب داده‌های ژيروسکوپ، شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج توانسته است دقت تخمین وضعیت را بهبود بخشد.

در مقایسه با پژوهش‌های پیشین در زمینه‌ی تخمین وضعیت پهپادها، روش پیشنهادی این مقاله از مزیت‌های کلیدی و تفاوت‌های اساسی برخوردار است. در تحقیقات قبلی، تمرکز اصلی بر بهینه‌سازی فیلترهای کالمن غیرخطی از نوع مکمل یا مکعبی بوده است [۲۲-۲۳]. این فیلترها در شرایط نویزی عملکرد قابل قبولی دارند، اما در مواجهه با نااطمینانی‌های بزرگ و مدل‌های غیرخطی شدید، دچار افت دقت و پایداری می‌شوند. در مقابل، روش پیشنهادی با استفاده از فیلتر ذره‌ای مبتنی بر کواترنیون قادر است به‌طور دقیق‌تری توزیع‌های غیرگوسی و رفتارهای پیچیده‌ی سیستم را مدل‌سازی کند و دقت تخمین زوایای رول و یاو را به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای افزایش دهد.

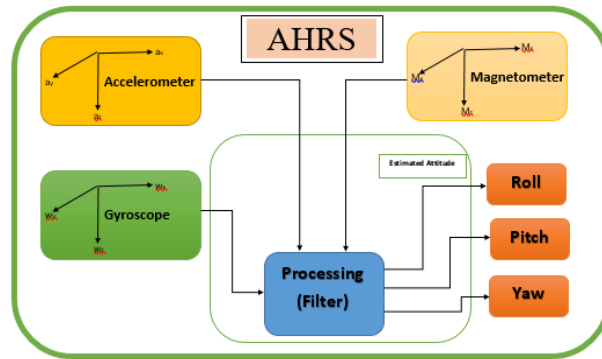
در مقایسه با مطالعاتی چون [۳۱-۳۴] که بر استفاده از فیلترهای ذره‌ای کلاسیک یا روش‌های نمونه‌برداری قطعی تمرکز داشته‌اند، نوآوری این پژوهش در بهره‌گیری از بازنمونه‌گیری همراه با تنوع‌دهی تصادفی نهفته است. این راهکار با جلوگیری از فقر نمونه‌ها در مراحل متوالی، موجب حفظ تنوع جمعیت ذرات شده و مانع از همگرایی زود هنگام در فضای حالت می‌شود. برخلاف مطالعات فوق که اغلب به بهینه‌سازی توزیع نمونه‌ها یا کاهش پیچیدگی محاسباتی پرداخته‌اند، در اینجا افزودن نویز کنترل‌شده پس از بازنمونه‌گیری، به افزایش پایداری تخمین و مقاومت در برابر نویزهای شدید اندازه‌گیری و داده‌های ناقص منجر شده است.

علاوه بر این، برخلاف فیلترهای کالمن [۲۶-۲۷] که به خطی‌سازی مدل و تقریب مرتبه‌ی دوم متکی‌اند، الگوریتم پیشنهادی هیچ فرضی درباره‌ی گاوسی بودن توزیع خطا ندارد و کاملاً غیرپارامتریک عمل می‌کند. این ویژگی امکان مدل‌سازی دقیق‌تر رفتار سیستم‌های دینامیکی پیچیده را فراهم می‌سازد. همچنین، در مقایسه با فیلتر مکمل مبتنی بر کوآترینیون مانند روش معرفی‌شده در [۳۲]، روش حاضر توانایی بالاتری در مواجهه با داده‌های نامطمئن و اندازه‌گیری‌های ناقص دارد. ترکیب فیلتر ذره‌ای با فرایند تنوع‌دهی تصادفی منجر به کاهش محسوس خطای تخمین در سناریوهای شبیه‌سازی‌شده و واقعی و حفظ پایداری عملکرد در بازه‌های زمانی طولانی‌تر شده است. مقاله‌ی حاضر به تحلیل و بهبود تخمین وضعیت و جهت‌گیری پهپادها از طریق استفاده از فیلتر ذره‌ای مبتنی بر کوآترینیون و روش بازنمونه‌گیری با تنوع‌دهی تصادفی می‌پردازد. علاوه بر این، مقاله مقایسه‌ی هم‌زمان فیلتر ذره‌ای و فیلتر کالمن بی‌اثر را برای ارتقای دقت تخمین زوایای غلت، فراز و سمت در سیستم‌های ناوبری اینرسی انجام داده و عملکرد هر دو فیلتر را در دو سناریوی داده‌های شبیه‌سازی‌شده و واقعی به‌طور جامع ارزیابی کرده است.

۳- پیش‌زمینه

۳-۱ سیستم تعیین وضعیت و سمت

سیستم تعیین وضعیت و سمت از حسگرهای سه محور شامل ژيروسکوپ، شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج استفاده می‌کند که به‌صورت عمود بر هم نصب شده‌اند و اطلاعات جهت‌گیری و وضعیت بدنی یک پرنده را فراهم می‌کنند. این سیستم به‌عنوان یک تخمین‌گر وضعیت عمل کرده و سیگنال‌های حسگرها را با استفاده از ابزارهای ریاضی تلفیق می‌کند. ژيروسکوپ‌ها وضعیت را پیوسته ارائه می‌دهند، اما به دلیل خطای انتگرال‌گیری، دقت آن‌ها با گذر زمان کاهش می‌یابد. شتاب‌سنج‌ها بردار جاذبه و مغناطیس‌سنج‌ها میدان مغناطیسی را اندازه‌گیری می‌کنند. در حالت استاتیک (سرعت کروز)، وضعیت دقیقاً تعیین می‌شود. در کاربردهای دینامیک، تلفیق داده‌ها از شتاب‌سنج‌ها، مغناطیس‌سنج‌ها و ژيروسکوپ‌ها برای تخمین وضعیت اهمیت دارد. این سیستم‌ها به‌ویژه در تعیین زوایای غلت و فراز و جهت‌گیری مفید هستند و می‌توانند در صورت عدم دسترسی به ژيروسکوپ، از شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج برای جبران استفاده کنند. در شکل ۱، دیاگرام سیستم تعیین وضعیت و سمت نمایش داده شده است.



شکل ۱: دیاگرام سیستم تعیین وضعیت و سمت

۲-۳ فیلتر ذره‌ای

فیلتر ذره‌ای می‌تواند به خوبی با سیستم‌های غیرخطی پیچیده سازگار شود و یکی از روش‌های مؤثر برای مواجهه با این سیستم‌ها است. این روش بر اساس نمونه‌گیری تصادفی و الگوریتم‌های مونت کارلو ترتیبی برای تخمین وضعیت سیستم استفاده می‌کند. معادلات گسسته غیرخطی برای توصیف وضعیت پهپاد به‌طور زیر بیان می‌شود:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) + w_k \quad (۱)$$

$$z_k = h(x_k, u_k) + v_k \quad (۲)$$

که در آن k زمان نمونه‌برداری، $x \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ بردار حالت با n متغیر حالت، $z \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ بردار اندازه‌گیری با m نمونه اندازه‌گیری، $f \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ تابع غیرخطی انتقال حالت، $h \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ تابع غیرخطی اندازه‌گیری که رابطه‌ی بین حالت و اندازه‌گیری‌ها را بیان می‌کند. $w \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ بردار نویز فرآیند به‌صورت نویز سفید گوسی با میانگین صفر و ماتریس کوواریانس $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ، $v \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ بردار نویز اندازه‌گیری به‌صورت نویز سفید گوسی با میانگین صفر و ماتریس کوواریانس $R \in \mathbb{R}^{m \times m}$ در نظر گرفته می‌شود. این معادلات پایه‌ای برای مدل‌سازی وضعیت پهپاد هستند و ارتباط مستقیمی با روش‌های مونت کارلو ترتیبی^۱ دارند. روش‌های مونت کارلو ترتیبی که به آن‌ها فیلترهای ذره‌ای نیز گفته می‌شود از نمونه‌گیری تصادفی برای تخمین حالت سیستم استفاده می‌کند [۱۹]. در این روش فرآیند محاسبه عددی یک انتگرال چندبعدی به‌صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$I = \int g(x) dx = \int f(x) \cdot \pi(x) dx \quad (۳)$$

$f(x)$ تابع هدف است که باید انتگرال آن محاسبه شود. روش‌های مونت کارلو برای انتگرال‌گیری عددی، تابع $g(x) = f(x) \cdot \pi(x)$ را به گونه‌ای تجزیه می‌کنند که $\pi(x)$ به‌عنوان یک تابع چگالی

^۱ Sequential Monte Carlo Methods

احتمال در نظر گرفته می‌شود که شرایط $\pi(x) \geq 0$ و $\int \pi(x) dx = 1$ را برآورده می‌کنند. فرض این است که امکان دارد $N \gg 1$ و تعداد نمونه $\{X^i; i = 1, \dots, N\}$ از توزیع $\pi(x)$ برداشت شود. تخمین مونت کارلو از انتگرال I ، میانگین نمونه‌ها است:

$$\hat{I}_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x^i) \quad (۴)$$

اگر نمونه‌های X^i مستقل باشند، آنگاه $\hat{I}_N$ یک تخمین بدون انحراف است و بر اساس قانون اعداد بزرگ، $\hat{I}_N$ با احتمال زیادی به I میل می‌کند. اگر واریانس $f(x)$ برابر با:

$$\sigma^2 = \int (f(x) - I)^2 \pi(x) dx \quad (۵)$$

متناهی باشد، آنگاه قضیه حد مرکزی اعمال می‌شود و خطای تخمین به توزیع زیر میل می‌کند:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \sqrt{N}(\hat{I}_N - I) \sim N(0, \sigma^2) \quad (۶)$$

$N(0, \sigma^2)$ توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس σ^2 است. در زمینه تخمین بیزین، هدف محاسبه تابع چگالی احتمال پسین است. چون محاسبه مستقیم چگالی احتمال پسین در عمل پیچیده و غیرممکن است (چرا که اغلب چندبعدی و غیر استاندارد است)، از روش‌های نمونه‌برداری غیرمستقیم استفاده می‌شود. یکی از این روش‌ها، نمونه‌برداری پر اهمیت است که به جای نمونه‌برداری از تابع هدف، از یک تابع توزیع پیشنهادی نمونه‌برداری می‌شود. در این روش، هدف تولید نمونه‌ها از یک تابع چگالی مشابه است که به کمک وزن‌دهی صحیح نمونه‌ها، می‌توان تخمین مونت کارلو را انجام داد. چگالی احتمال پیشنهادی به عنوان تابع چگالی پر اهمیت شناخته می‌شود، و با استفاده از نمونه‌های تصادفی و وزن‌های مربوطه، تخمین‌های لازم برای تابع چگالی پسین انجام می‌شود.

تابع چگالی احتمال پسین $p(X_k | Z_k)$ به صورت مجموعه‌ای از ذرات وزن داده شده بیان می‌شود. تقریب (۷) را در نظر بگیرید.

$$p(X_k | Z_k) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(X_k - X_k^i). \quad (۷)$$

که N بیانگر تعداد ذرات، ω_k^i وزن مربوط به X_k^i و $\delta(x)$ تابع دلتای دیراک است همچنین $\sum_{i=1}^n \omega_k^i = 1$ و $\omega_k^i > 0$ است.

اگر نمونه‌ها ω_k^i از یک تابع چگالی پر اهمیت $p(x_k | Z_k)$ برداشته شوند، آنگاه:

$$\omega_k^i \propto \frac{p(X_k^i | Z_k)}{q(X_k^i | Z_k)} \quad (۸)$$

فرض کنید که در مرحله زمانی $k-1$ نمونه‌هایی داریم که تقریبی از $p(X_{k-1} | Z_{k-1})$ را تشکیل می‌دهند. با دریافت اندازه‌گیری z_k در زمان k ، هدف ما تقریب $p(X_k | Z_k)$ با یک مجموعه جدید

از نمونه‌ها است. اگر تابع چگالی پر اهمیت را به گونه‌ای انتخاب کنیم که به صورت فاکتوریزه باشد، به طوری که:

$$q(X_k | Z_k) \triangleq q(x_k | X_{k-1}, Z_k) q(X_{k-1} | Z_{k-1}) \quad (9)$$

سپس می‌توان با افزودن هر یک از نمونه‌های موجود با حالت جدید نمونه‌های $X_{k-1}^i \sim q(X_{k-1} | Z_{k-1})$ را به دست آورد.

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k | X_k^i) p(X_k^i | X_{k-1}^i)}{q(X_k^i | X_{k-1}^i, Z_k)} \quad (10)$$

و تابع چگالی پسین $p(x_k | Z_k)$ می‌تواند به صورت زیر تخمین زده شود:

$$p(X_k | Z_k) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(X_k - X_k^i) \quad (11)$$

می‌توان نشان داد که با افزایش $N \rightarrow \infty$ بی‌نهایت، تقریب (۱۱) به چگالی پسین واقعی $p(x_k | Z_k)$ نزدیک می‌شود.

در حالت ایده‌آل، تابع چگالی پر اهمیت باید خود چگالی پسین باشد. با این حال، اگر تابع پر اهمیت به گونه‌ای انتخاب شود که تنها واریانس وزن‌ها افزایش یابد، می‌تواند منجر به مشکل متداول تباهیدگی^۱ در فیلتر ذرات با نمونه‌برداری پراهمیت ترتیبی^۲ می‌شود. تباهیدگی زمانی رخ می‌دهد که پس از تعدادی قدم بازگشتی، تمام ذرات به جز یکی، وزن‌های نرمال شده قابل توجهی نداشته باشند. این پدیده یکی از چالش‌های اصلی در روش‌های مونت کارلو متوالی است. برای حل این مشکل، الگوریتم بازنمونه‌برداری ارائه شده است که در آن نمونه‌های با وزن‌های کم حذف و نمونه‌های با وزن‌های بالا تقویت می‌شوند. این فرآیند شامل تبدیل معیار تصادفی $\{x_k^i, \omega_k^i\}$ به معیار تصادفی $\left\{x_k^{i*}, \frac{1}{N}\right\}$ با وزن‌های یکنواخت است.

الگوریتم فیلتر ذرات را می‌توان به طور خلاصه با گام‌های زیر انجام داد:

۱. نمونه‌برداری

انتخاب تعداد ذرات جدید از جمعیت قدیم آنها و با نمونه‌برداری از توزیع پیشنهادی $q(X_k | Z_k)$ به دست می‌آیند.

۲. محاسبه وزن نمونه‌ها به هر ذره، یک وزن اختصاص داده می‌شود که از رابطه (۱۰) دست می‌آید.

^۱ Degeneracy

^۲ Sequential Importance Sampling

۳. نرمال سازی وزن ها

$$\omega_k^i = \frac{\omega_k^i}{\sum_{i=1}^N \omega_k^i}$$

۴. نمونه برداری مجدد

۵. به روزرسانی حالت ها بر اساس نمونه برداری مجدد به روزرسانی می شوند.

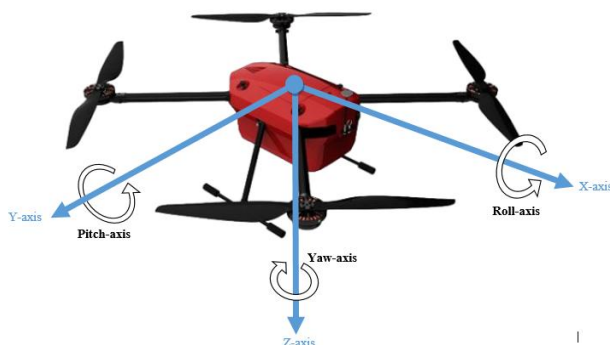
$$x_{k|k} = \text{mean}(x_k^i)$$

تابع mean میانگین حالت ها را محاسبه می کند.

۴- تعیین وضعیت و سمت با استفاده از فیلتر ذره ای

۴-۱- تعیین وضعیت با ژيروسکوپ ها

زوایای اوایلر سه زاویه هستند که توسط لئونارد اوایلر برای توصیف وضعیت یک جسم صلب با توجه به یک سیستم مختصات ثابت معرفی شده اند [۳۳]. زوایای اوایلر ساده ترین زوایایی هستند که به طور شهودی درک می شوند. زوایای اوایلر از سه زاویه غلت، فراز و سمت تشکیل شده اند که چرخشی حول سه محور اصلی (X, Y, Z) و متعامد یکدیگر هستند [۳۴]. به منظور تعیین وضعیت و جهت گیری پهپاد از زوایای اوایلر (غلت، فراز و سمت) استفاده می شود. این زوایا به طور متداول برای مدل سازی و تحلیل وضعیت اجسام صلب در فضاهای سه بعدی به کار می روند. در پهپاد چهارپره، این زوایا به طور خاص برای مدل سازی جهت گیری و وضعیت پهپاد استفاده می شوند و در شکل ۲ نمایش داده شده اند.



شکل ۲: زوایای غلت، فراز و زاویه سمت

معادلات دیفرانسیل زوایای اوایلر را می توان به صورت زیر بیان نمود. [۳۵]

$$\begin{aligned}\dot{\phi} &= (\omega_y \sin \varphi + \omega_z \cos \varphi) \tan \theta + \omega_x \\ \dot{\theta} &= \omega_y \cos \varphi - \omega_z \sin \varphi\end{aligned}\quad (۱۲)$$

$$\dot{\psi} = (\omega_y \sin \varphi + \omega_z \cos \varphi) \sec \theta$$

φ ، θ و ψ به ترتیب معرف زوایای غلت، فراز و سمت هستند. رابطه (۱۲) به صورت ضرب ماتریسی با رابطه (۱۳) قابل بیان می‌باشد.

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \tan \theta \sin \varphi & \tan \theta \cos \varphi \\ 0 & \cos \varphi & -\sin \varphi \\ 0 & \frac{\sin \varphi}{\cos \theta} & \frac{\cos \varphi}{\cos \theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}\quad (۱۳)$$

با گسسته‌سازی رابطه (۱۳) معادلات اوایلر گسسته (۱۴) تشکیل خواهد شد.

$$\begin{bmatrix} \varphi(k+1) \\ \theta(k+1) \\ \psi(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi(k) \\ \theta(k) \\ \psi(k) \end{bmatrix} + \Delta t \begin{bmatrix} 1 & \tan \theta(k) \sin \varphi(k) & \tan \theta(k) \cos \varphi(k) \\ 0 & \cos \varphi(k) & -\sin \varphi(k) \\ 0 & \sin \varphi(k) \sec \theta(k) & \cos \varphi(k) \sec \theta(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x(k) \\ \omega_y(k) \\ \omega_z(k) \end{bmatrix}\quad (۱۴)$$

که در آن Δt زمان نمونه‌برداری است و فرض شده است که سرعت زاویه‌ای دستگاه بدنی نسبت به دستگاه ناوبری به صورت زیر است.

$$\omega_{NB}^B = \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}\quad (۱۵)$$

که ω_{NB}^B مقدار سرعت زاویه‌ای توسط سه ژيروسکوپ در سه راستای x ، y و z را نمایش می‌دهد. با محاسبه پارامترهای φ ، θ و ψ می‌توانیم وضعیت پرنده را در هر لحظه بدست آورد. نقطه‌ضعف این زوایا به قفل گیم‌بال^۱ معروف است. زوایای اوایلر به عنوان یک سیستم گیم‌بال عمل می‌کنند که در آن سه محور را می‌توان به عنوان سه گیم‌بال مجزا در نظر گرفت [۳۵]. قفل گیم‌بال زمانی اتفاق می‌افتد که دو محور در یک راستا قرار گیرند. باید توجه کرد که اگر زاویه فراز (θ) برابر با ۹۰ درجه شود و وسیله به صورت عمود به سمت بالا حرکت کند، معادلات سیستم دچار تکینگی می‌شوند. برای رفع این نقطه‌ضعف پارامترهای کواترنیون معرفی شده‌اند. کواترنیون‌ها پارامترهای جبری مختلط هستند که جهت‌گیری یک نقطه در فضای سه‌بعدی را نشان می‌دهند. کواترنیون از یک بخش اسکالر و یک

^۱ Gimbal

بخش برداری تشکیل شده است. بخش برداری در فضای سه بعدی شامل i ، j و k به عنوان پایه ارتونرمال استاندارد است. می توان معادلات دیفرانسیل کواترنیون ها را به صورت (۱۶) تعریف کرد [۳۶]. توجه شود که این معادلات به صورت خطی هستند.

$$\dot{q} = \Phi q \quad (16)$$

که در آن q کواترنیون ها و Φ ماتریس دوران به صورت رابطه (۱۷) و (۱۸) تعریف می گردد.

$$q = \begin{bmatrix} q_0 & q_1 & q_2 & q_3 \end{bmatrix}^T \quad (17)$$

$$\Phi = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z \\ \omega_x & 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_y & \omega_z & 0 & -\omega_x \\ \omega_z & -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \dot{q}_0 &= -0.5(q_1 \omega_x + q_2 \omega_y + q_3 \omega_z) \\ \dot{q}_1 &= 0.5(q_0 \omega_x - q_3 \omega_y + q_2 \omega_z) \\ \dot{q}_2 &= 0.5(q_3 \omega_x + q_0 \omega_y - q_1 \omega_z) \\ \dot{q}_3 &= -0.5(q_2 \omega_x - q_1 \omega_y - q_0 \omega_z) \end{aligned} \quad (19)$$

ω بردار سرعت زاویه ای اندازه گیری شده توسط ژيروسکوپ ها است. معادلاتی به این شکل ممکن است در یک سیستم ناوبری بدون صفحه پایدار^۱ حل شود تا پارامترهای کواترنیونی که وضعیت بدنه را تعریف می کنند، مشخص شوند. جهت پیاده سازی، روابط فوق باید به صورت گسسته تبدیل شوند. معادلات گسسته به صورت رابطه (۲۰) است.

$$\begin{bmatrix} q_0(k+1) \\ q_1(k+1) \\ q_2(k+1) \\ q_3(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_0(k) \\ q_1(k) \\ q_2(k) \\ q_3(k) \end{bmatrix} + \Delta t * 0.5 \begin{bmatrix} q_0(k) & -q_1(k) & -q_2(k) & -q_3(k) \\ q_1(k) & q_0(k) & -q_3(k) & q_2(k) \\ q_2(k) & q_3(k) & q_0(k) & -q_1(k) \\ q_3(k) & -q_2(k) & q_1(k) & q_0(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_x(k) \\ \omega_y(k) \\ \omega_z(k) \end{bmatrix} \quad (20)$$

با قراردادن وضعیت های اولیه در ماتریس دوران از دستگاه بدنی به ناوبری مقدار ماتریس $C_b^n(0)$ محاسبه می شود. با داشتن این ماتریس می توان بردار کواترنیون های اولیه را محاسبه نمود و معادلات کواترنیون گسسته را به صورت بازگشتی حل نمود. با تعریف رابطه (۲۱) به صورت زیر:

^۱ Strapdown

$$C_b^n = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} \quad (21)$$

به‌طوری‌که درایه‌های ماتریس C_b^n در رابطه (۲۲) بیان شده است.

$$\begin{aligned} c_{11} &= q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 \\ c_{12} &= 2(q_1q_2 - q_0q_3) \\ c_{13} &= 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ c_{21} &= 2(q_1q_2 + q_0q_3) \\ c_{22} &= (q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2) \\ c_{23} &= 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ c_{31} &= 2(q_1q_3 - q_0q_2) \\ c_{32} &= 2(q_2q_3 + q_0q_1) \\ c_{33} &= (q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2) \end{aligned} \quad (22)$$

با در دست داشتن ماتریس دوران C_b^n و استفاده از روابط (۲۳) می‌توان زوایای اوپلر را محاسبه نمود.

$$\begin{aligned} \phi &= \arctan \left[\frac{c_{32}}{c_{33}} \right] \\ \theta &= \arcsin [-c_{31}] \\ \psi &= \arctan \left[\frac{c_{21}}{c_{11}} \right] \end{aligned} \quad (23)$$

بنابراین، با در دست داشتن مقادیر خروجی سنسورهای ژيروسکوپ در سه راستا و دانستن وضعیت اولیه می‌توان توسط معادلات (۲۰) تا (۲۳) وضعیت پهپاد را در طول زمان محاسبه نمود. مشکل این روش این است که با گذشت زمان خطای وضعیت در طول زمان افزایش پیدا می‌کند.

۲-۴ تعیین زوایای غلت و فراز با شتاب‌سنج‌ها

شتاب‌سنج‌ها سنسورهایی هستند که بردار شتاب را در دستگاه مختصات پرنده اندازه‌گیری می‌کنند. در حالت سکون یا حرکت با سرعت ثابت، خروجی این سنسورها فقط شامل مؤلفه‌های ناشی از گرانش زمین است که می‌توان از آن‌ها برای تخمین زوایای غلت و فراز استفاده کرد. شتاب‌سنج‌ها نه تنها برای اندازه‌گیری شتاب در جهت‌های مختلف بلکه برای تعیین حالت سکون و حرکت دستگاه نیز استفاده می‌شوند. برای بیان ارتباط بین شتاب‌های اندازه‌گیری شده و زوایای غلت و فراز لازم است تا فرم کلی بردار سرعت در دستگاه ناوبری به‌صورت (۲۴) تعریف شود.

$$\dot{v}_e^n = C_b^n f^b - \left[2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n \right] \times v_e^n + g^n$$

$$v_e^n = [v_N \quad v_E \quad v_D]^T \quad (24)$$

$$g^n = [0 \quad 0 \quad g]^T$$

که در آن g شتاب جاذبه است. با فرض اینکه سیستم شتابدار نباشد و سرعت آن ثابت (سرعت کروز) در نظر گرفته شود، می توان تغییرات سرعت را صفر در نظر گرفت (مشتق سرعت صفر می-شود). در نتیجه:

$$0 = C_b^n f^b - \left[2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n \right] \times v_e^n + g^n$$

$$0 = C_b^n f^b + g^n \Rightarrow f^b = -C_b^n + g^n$$

$$f^b = -C_n^b g^n = g \begin{bmatrix} -\sin \theta \\ \cos \theta \sin \varphi \\ \cos \theta \cos \varphi \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} f_x \\ f_y \\ f_z \end{pmatrix} \quad (25)$$

که بردار f^b بردار شتاب اندازه گیری شده توسط شتابسنجها در سه راستا در دستگاه بدنی است.

$$\begin{cases} \theta = \arcsin(f_x / g) \\ \varphi = \arctan(f_y / f_z) \end{cases} \quad (26)$$

این محاسبات زمانی صادق هستند که جذر مجموع مربعات شتابسنجها برابر با شتاب جاذبه باشد.

۳-۴ محاسبه زاویه سمت با مغناطیس سنج

مغناطیس سنج سنسوری است که قدرت مغناطیسی میدان مغناطیسی محلی را اندازه گیری می کند. این سنسور که بر روی بدنه وسیله نصب شده است، قادر است میدان مغناطیسی محلی را تشخیص دهد که ترکیبی از میدان مغناطیسی زمین و میدان مغناطیسی ناشی از اجسام نزدیک است. برای محاسبه زاویه سمت، می توان از روابط (۲۷) تا (۳۱) استفاده کرد. این سنسورها میدان مغناطیسی محلی را در دستگاه بدنی نشان می دهند. برای بیان ارتباط بین خروجی های مغناطیس سنجها در دستگاه ناوبری و بدنی، از روابط زیر استفاده می شود:

$$\begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{bmatrix} = C_b^n \begin{bmatrix} a \\ 0 \\ b \end{bmatrix} \quad (27)$$

به‌طوری‌که:

$$C_b^n = \begin{bmatrix} C\theta C\psi & C\theta S\psi & -S\theta \\ S\phi S\theta C\psi - C\phi S\psi & C\phi C\psi + S\phi S\theta S\psi & S\phi C\theta \\ C\phi S\theta C\psi + S\phi S\psi & C\phi S\theta S\psi - S\phi C\psi & C\phi C\theta \end{bmatrix} \quad (28)$$

بردار میدان مغناطیسی زمین در دستگاه NED به‌صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\begin{bmatrix} a & 0 & b \end{bmatrix}^T \quad (29)$$

که در آن a و b به ترتیب مؤلفه‌های افقی و عمودی نرمال شده بردارهای میدان مغناطیسی زمین هستند. در نتیجه می‌توان نوشت:

$$\begin{bmatrix} a \cos \psi \\ -a \sin \psi \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_x C\theta + m_y S\theta S\phi + m_z S\theta C\phi \\ m_y C\psi - m_z S\phi \\ -m_x S\theta + m_y C\theta S\phi + m_z C\theta C\phi \end{bmatrix} \quad (30)$$

زاویه انحراف (ψ) را می‌توان با تقسیم ردیف اول و دوم ماتریس به‌صورت (۳۱) به دست آورد.

$$\psi = \tan^{-1} \frac{-m_y C\phi + m_z S\phi}{m_x C\theta + m_y S\theta S\phi + m_z S\theta C\phi} \quad (31)$$

مشکل این روش در اینجاست که اگر میدان مغناطیسی در نزدیکی مغناطیس سنج وجود داشته باشد، بر روی آن اثر گذاشته و محاسبات دچار خطا می‌شود. توجه به اینکه هرکدام از روش‌های فوق بخشی از فرایند تعیین وضعیت را انجام می‌دهند و تحت شرایط خاصی معتبر هستند، امکان بهبود دقت تعیین وضعیت از طریق تلفیق اطلاعات شتاب‌سنج،ژیروسکوپ و مغناطیس‌سنج وجود دارد.

۵- تلفیق اطلاعات شتاب‌سنج،ژیروسکوپ و مغناطیس‌سنج با فیلتر ذره‌ای

برای استفاده از فیلتر ذره‌ای جهت تلفیق اطلاعات سنسورهای مختلف موجود در سیستم‌های تعیین وضعیت و سمت، باید مدل انتقال حالت که نحوه تغییر وضعیت‌های سیستم در طول زمان را نشان می‌دهد، در دسترس باشد. همچنین اطلاعات سنسورها شامل سرعت زاویه‌ای، شتاب مبتنی بر شتاب گرانشی زمین، اندازه میدان مغناطیسی محلی و مدل اندازه‌گیری، به همراه نویز اندازه‌گیری حسگرها که معمولاً با توزیع نرمال مدل می‌شوند، باید در نظر گرفته شوند.

۱-۵ مدل سیستم

مدل دینامیکی سیستم که در معادله (۱۹) نمایش داده شده است، نحوه تغییر وضعیت‌های سیستم را در طول زمان توصیف می‌کند. معمولاً این مدل شامل معادلات دینامیکی است که از داده‌های ژيروسکوپ‌ها برای به‌روزرسانی وضعیت استفاده می‌کنند در این مقاله، به‌جای زوایای اوایلر، از کوآترنیون‌ها برای مدل‌سازی وضعیت استفاده شده است، چرا که کوآترنیون‌ها مشکلاتی نظیر تکینگی‌ها را ندارند.

مدل اندازه‌گیری نحوه جمع‌آوری داده‌ها از حسگرها و تبدیل آن‌ها به اطلاعات قابل استفاده برای اعمال روش‌های فیلترینگ را توصیف می‌کند. نکته اساسی در تعریف مدل اندازه‌گیری این است که مدل باید تابعی از حالت‌های سیستم باشد. همان‌طور که در مدل اندازه‌گیری h در رابطه (۳۲) دیده می‌شود این مدل تابعی از کوآترنیون‌ها یا همان حالت‌های سیستم است. در بسیاری از کاربردها، معادلات اندازه‌گیری و مشاهدات تابع غیرخطی از حالت‌های سیستم هستند. مدل اندازه‌گیری برای مسئله حاضر در [۳۷] به‌صورت زیر معرفی شده است.

$$h(.) = \begin{bmatrix} C_n^b & \text{zeros}(n) \\ \text{zeros}(n) & C_n^b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g^n \\ H \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$g^n = [0 \quad 0 \quad g]^T, H = [h_x \quad h_y \quad h_z]^T$$

با توجه به اینکه $C_n^b = (C_b^n)^T$ است خواهیم داشت:

$$h(.) = [h_1 \quad h_2 \quad h_3 \quad h_4 \quad h_5 \quad h_6]^T \quad (33)$$

به‌طوری‌که $h(.)$ در رابطه (۳۴) بیان شده است.

$$\begin{aligned} h_1 &= 2(q_1 q_3 - q_0 q_2)g \\ h_2 &= 2(q_2 q_3 + q_0 q_1)g \\ h_3 &= (q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2)g \\ h_4 &= (q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 + q_3^2)h_x + 2(q_1 q_2 + q_0 q_3)h_y \\ &\quad + 2(q_1 q_3 - q_0 q_2)h_z \\ h_5 &= 2(q_1 q_2 - q_0 q_3)h_x + (q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2)h_y \\ &\quad + 2(q_2 q_3 + q_0 q_1)h_z \\ h_6 &= 2(q_0 q_2 + q_1 q_3)h_x + 2(q_2 q_3 - q_0 q_1)h_y \\ &\quad + (q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2)h_z \end{aligned} \quad (34)$$

که $[h_x \ h_y \ h_z]^T$ مؤلفه‌های میدان مغناطیسی در دستگاه ناوبری و g شتاب جاذبه است.

۲-۵ الگوریتم فیلتر ذره‌ای با روش تنوع‌دهی تصادفی

الگوریتم فیلتر ذره‌ای مبتنی بر روش‌های مونت کارلو زنجیره‌ای از نمایش ذره‌ای چگالی احتمال، برای تخمین پارامترهای یک توزیع دلخواه استفاده می‌کند. همان‌طور که بیان شد این الگوریتم برای تخمین متغیرهای حالتی که دارای مدل دینامیکی غیرخطی با توزیع نویزی غیرگوسی هستند، مورد استفاده قرار می‌گیرد. همانند همه فیلترهای خانواده کالمن، این فیلتر علاوه بر مقداردهی اولیه فیلتر از دو مرحله پیش‌بینی حالت‌ها و به‌روزرسانی حالت‌ها بهره می‌برد. در مرحله پیش‌بینی با توجه به اندازه-گیری‌های موجود تا لحظه جاری و مبتنی بر مدل دینامیکی سیستم، یک پیش‌بینی از تابع چگالی احتمال متغیرهای حالت را صورت می‌دهد و در مرحله به‌روزرسانی از آخرین اندازه‌گیری برای بهبود تابع چگالی احتمال حاصل از پیش‌بینی استفاده می‌نماید. همان‌طور که قبلاً ذکر شد گرچه مرحله باز نمونه‌یابی اثرات تباهیدگی را کاهش می‌دهد، اما مشکلات عملی دیگری همچون محدودسازی اجرای کار هم‌زمان را دارد، زیرا تمام ذرات باید ترکیب شوند. ذرات با وزن‌های بالا از نظر آماری چندین بار انتخاب می‌شوند که منجر به از بین رفتن تنوع و فقر نمونه می‌شود، به‌خصوص زمانی که نویز فرایند در دینامیک حالت کوچک است. برای جلوگیری از مشکل فقر ذرات از روش بازنمونه‌گیری استفاده می‌شود. گام‌های این الگوریتم به‌صورت زیر انجام می‌شوند:

۱. تولید نمونه اولیه

تولید N ذره اولیه با تابع چگالی احتمال دلخواه که هر ذره یک حالت ممکن از سیستم را نمایش می‌دهد. به شرط آنکه $x_0^i \sim p(x_0)$ برای $i = 1, \dots, N$ شود.

۲. وزن‌دهی اولیه

- اختصاص وزن به هر ذره اولیه به شرط آنکه $\omega_0^i = \frac{1}{N}$ برای $i = 1, \dots, N$ شود.

۳. نرمال‌سازی وزن‌ها:

- وزن‌های اولیه نرمال می‌شوند تا مجموع وزن‌ها برابر با یک شود.

۴. برای زمان‌های $k = 1, \dots, t$ مراحل زیر انجام شود:

الف- خواندن سنسورها

اندازه‌گیری خروجی‌های سنسورهای ژيروسکوپ، شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج

ب- انتشار ذرات به معادلات سیستم و پیش‌بینی حالت‌های $i = 1, \dots, N$ در زمان k ام

$$x_{k+1}^i = f(x_k^i, u_k)$$

ج- انتشار ذرات پیش‌بینی شده به معادلات اندازه‌گیری و محاسبه اندازه‌گیری پیش‌بینی شده

$$z_{k+1}^i = h(x_k^i, u_k)$$

-محاسبه وزن‌های جدید برای هر ذره بر اساس تفاوت بین مقادیر اندازه‌گیری واقعی سنسورها و اندازه‌گیری پیش‌بینی‌شده با تابع توزیع چگالی درست‌نمایی^۱

$$\omega_k^i = \frac{1}{2\pi^{m/2} |R|^{1/2}} \exp\left(-\frac{(y^i - z_{k+1}^i)^T R^{-1} (y^i - z_{k+1}^i)}{2}\right)$$

-در هر مرحله مجموع وزن‌ها باید برابر یک شود به همین منظور وزن‌ها نرمالیزه می‌شوند

$$\omega_k^i = \frac{\omega_k^i}{\sum_{i=1}^N \omega_k^i}$$

-بازنمونه‌گیری: اعمال روش تنوع‌دهی تصادفی برای جلوگیری از کاهش تنوع ذرات
۱. تولید نمونه اولیه

$$u_i = rand$$

- u_i عدد تصادفی یکنواخت بین ۰ و ۱ است. سپس ذره‌ای از بین ذرات انتخاب می‌شود که وزن تجمعی آن بیشتر از u_i باشد:

$$i^* = \arg \min_i \left(\sum_{j=1}^i W_j(i) \geq u_i \right)$$

۲. افزودن تنوع‌دهی تصادفی به ذرات:

- تنوع‌دهی با افزودن نویز گوسی به ذرات به صورت زیر صورت می‌گیرد.

$$x_k^i = x_k^i + \left[\text{RoughParam} \cdot (\max(X_k) - \min(X_k)) N^{-\frac{1}{n}} \right] \cdot \mathcal{N}(0,1)$$

RoughParam: پارامتر تنظیم تنوع‌دهی با مقدار ۰.۲

n: تعداد حالت‌های مدل فرایند

$\mathcal{N}(0,1)$: توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس یک

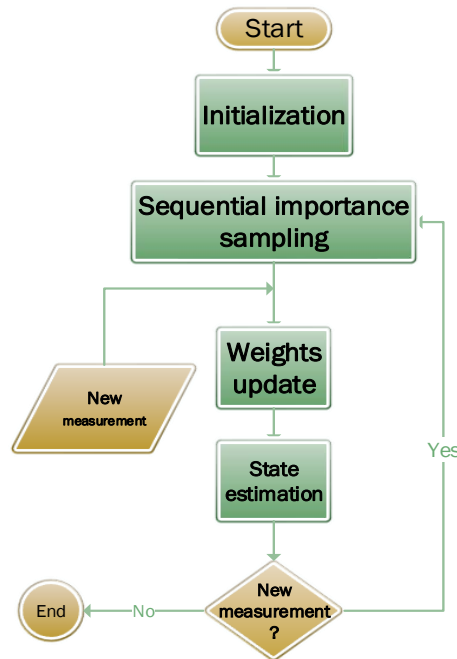
-به‌روزرسانی ذرات با ذرات جدید به روش میانگین وزنی ذرات

$$x_{k+1}^i = \text{mean}(x_k^i)$$

¹ Likelihood

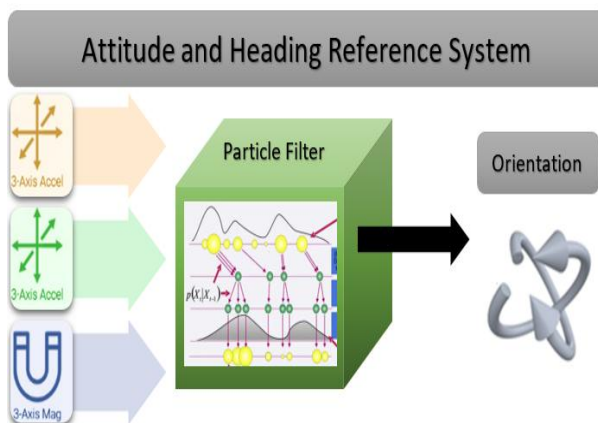
۶- نتایج

در این بخش، الگوریتم فیلتر ذرات برای تخمین وضعیت و سمت سیستم‌های غیرخطی به دقت مورد ارزیابی قرار گرفته است. در شکل ۳، نمودار پیاده‌سازی الگوریتم تخمین حالت سیستم‌های غیرخطی توسط فیلتر ذرات نمایش داده شده است. این نمودار پیاده‌سازی گام به گام فیلتر ذرات را بیان می‌دارد. جهت مقایسه شبیه‌سازی‌های انجام شده به دو بخش تقسیم می‌شوند: در بخش اول، شبیه‌سازی‌های سیستم در حالت سکون (بدون وجود تغییرات دینامیکی) در محیط متلب مدل‌سازی و ساخته شده‌اند و در بخش دوم داده‌های واقعی حسگرهای ژيروسکوپ، شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج که از یک AHRS به منظور بررسی عملکرد الگوریتم در شرایط واقعی ثبت و جمع‌آوری شده‌اند. هدف از این شبیه‌سازی‌ها بررسی عملکرد الگوریتم فیلتر ذرات در تخمین دقیق زوایای اوایلر است. در این مطالعه، نرخ نمونه‌برداری برای تمامی شبیه‌سازی‌ها 100 Hz و تعداد ذرات در هر مرحله به تعداد ۵۰ ذره در نظر گرفته شده است که دقت لازم را برای تخمین حالت فراهم می‌آورد.



شکل ۳: الگوریتم تخمین حالت توسط فیلتر ذره‌ای

لازم به ذکر است در حالت واقعی زمان نمونه‌برداری تقریباً برابر با همین مقدار و تعداد ۵۰ ذره است. در شکل ۴ دیاگرام تخمین وضعیت سیستم تعیین وضعیت و سمت با فیلتر ذره‌ای دیده می‌شود.

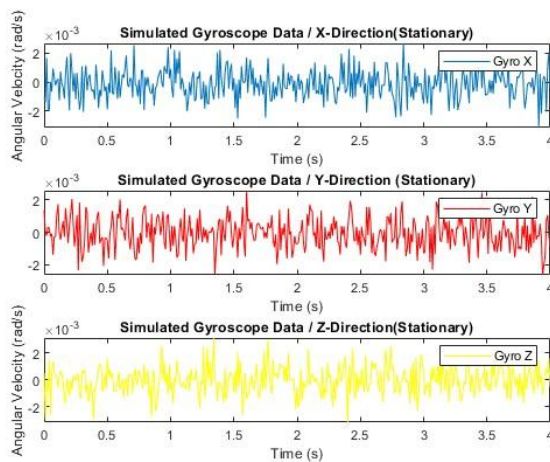


شکل ۴: دیاگرام تخمین وضعیت سیستم تعیین وضعیت و سمت با فیلتر ذره‌ای

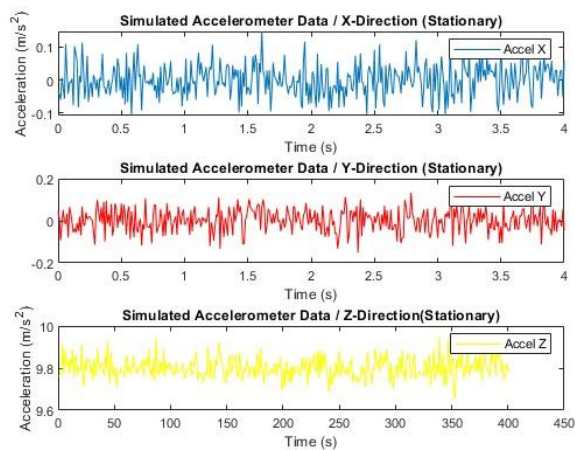
۱-۶ شبیه‌سازی

شبیه‌سازی نتایج در محیط متلب به صورت آفلاین انجام شده است. نرخ نمونه‌برداری برای تمام مراحل شبیه‌سازی ۱۰۰ Hz است. سنسورهای مورد استفاده (ژیروسکوپ، شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج) سیستم در حال سکون، بدون حرکت و ثابت وضعیتی دارند که فقط نویز سیستم را دریافت می‌کنند و هیچ حرکت واقعی وجود ندارد. برای تحلیل نتایج در حالت سکون، داده‌های سنسورها شبیه‌سازی شده و الگوریتم‌های فیلتر ذرات و فیلتر کالمن بی‌اثر (جهت مقایسه نتایج) بر روی این داده‌ها اعمال شده‌اند تا دقت و عملکرد آن‌ها در شرایط سکون ارزیابی شود. برای شبیه‌سازی داده‌ها در حالت سکون باید نرخ چرخش ژيروسکوپ و شتاب خطی حسگر شتاب‌سنج نزدیک به صفر باشند. مقادیر سنسورهای مغناطیس‌سنج تابع مکانی هست که در آنجا قرار است شبیه‌سازی را انجام دهیم. در عمل مقادیر سنسورها هنگام اندازه‌گیری از مقدار واقعی انحراف دارند و آغشته به نویز هستند. در هنگام مدل‌سازی و شبیه‌سازی خروجی سنسورها باید این نویز هم به مقادیر اندازه‌گیری شبیه‌سازی شده اضافه گردد.

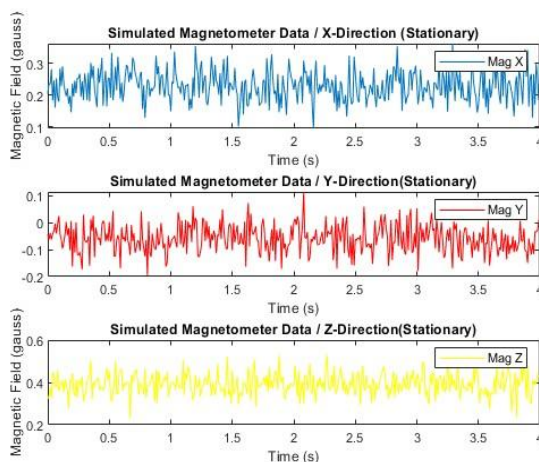
مقادیر حسگرهای ژيروسکوپ و شتاب‌سنج در این شرایط به نحوی تعریف شده‌اند که نویز گوسی با میانگین صفر و انحراف استاندارد ۰.۰۰۱ میلی‌ثانیه برای ژيروسکوپ و نویز گوسی با میانگین صفر و انحراف استاندارد ۰.۰۵ متر بر مجذور ثانیه برای شتاب‌سنج لحاظ شده است. همچنین جهت شبیه‌سازی مغناطیس‌سنج، نویز گوسی با میانگین صفر و انحراف استاندارد ۵۰ میلی‌گوس اعمال گردیده است. این نویز به‌طور تصادفی با استفاده از دستور `randn` در هر مرحله شبیه‌سازی به داده‌های حسگرها افزوده شده است. همچنین در معادله (۳۰) برای مدل اندازه‌گیری مؤلفه‌های میدان مغناطیسی در دستگاه ناوبری به صورت $[0.19566 \ 0.02889 \ 0.49007]^T$ تعیین شده و شتاب جاذبه برابر ۹.۸ متر بر مجذور ثانیه در نظر گرفته شده است. در شکل‌های ۵ تا ۷ نمودار داده‌های شبیه‌سازی شده سنسورها در حالت سکون با مشخصات بیان شده رسم شده است.



شکل ۵: نمودار داده‌های شبیه‌سازی شده ژيروسکوپ‌ها در حالت سکون



شکل ۶: نمودار داده‌های شبیه‌سازی شده شتاب‌سنج‌ها در حالت سکون



شکل ۷: نمودار داده‌های شبیه‌سازی شده مغناطیس‌سنج در حالت سکون

جهت بکارگیری فیلترها برای تلفیق داده‌های سنسورها و استفاده از ابزارهای فیلترینگ باید تنظیمات و پارامترهای اولیه برای آنها تعریف شود. پارامترهای مشترک فیلتر ذرات و فیلتر بی‌اثر در هر دو حالت شبیه‌سازی عددی و داده‌های واقعی سنسورها به صورت مشابه تنظیم شده‌اند. برای پیاده‌سازی فیلترهای ذرات و بی‌اثر یک‌سری پارامترها و شرایط اولیه باید تعریف شود. برای تنظیم پارامترهای فیلتر ذرات ۵۰ ذره با مقادیری برابر با کوآرنیون‌های اولیه و کوواریانس صفر برای تمام ذرات و کوواریانس اندازه‌گیری R در نظر گرفته شده است. پارامترهای فیلتر بی‌اثر شامل نقاط سیگما وزن‌دهی شده با مقادیر β, α, κ که در مرجع [17] بصورت $\beta = 2$ و $\kappa = 3 - n$ و $\alpha = 0.01$ و پیشنهاد شده‌اند، مورد استفاده قرار گرفته شده است و در آن n برابر با ابعاد سیستم می‌باشد. همچنین کوواریانس نویز سیستم Q ، کوواریانس اندازه‌گیری R و کوواریانس اولیه P به صورت زیر تعریف شده‌اند:

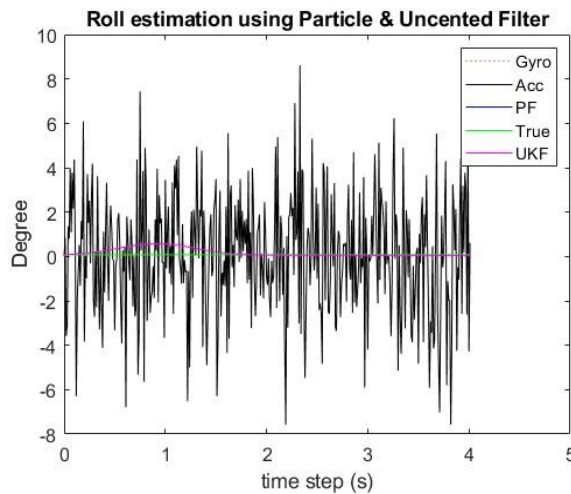
$$R = \text{Diag}([0.1 \quad 0.00001 \quad 0.00001 \quad 0.1 \quad 0.1 \quad 0.1])$$

$$Q = \text{Diag}([0.01 \quad 0.001 \quad 0.001 \quad 0.01])$$

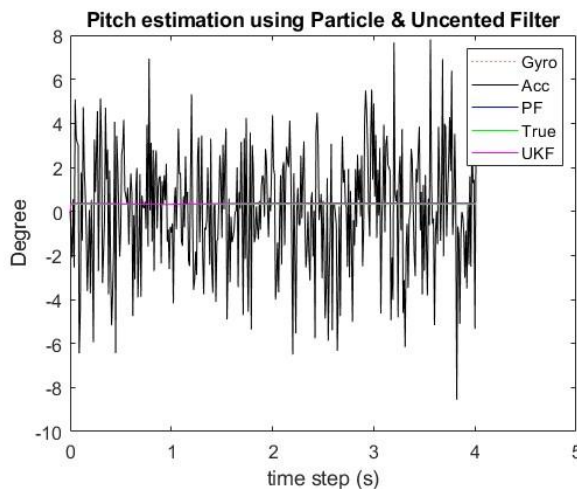
$$P = \text{Diag}([0 \quad 10000000000 \quad 1000 \quad 1])$$

پس از تعریف پارامترهای اولیه، در هر گام زمانی، وضعیت سیستم با استفاده از هر دو الگوریتم فیلتر ذره‌ای و فیلتر کالمن بی‌اثر محاسبه می‌شود. در فیلتر ذره‌ای، ذرات وضعیت پیش‌بینی و با داده‌های اندازه‌گیری به‌روزرسانی می‌شوند، در حالی که در فیلتر کالمن بی‌اثر، وضعیت سیستم با استفاده از نقاط سیگما پیش‌بینی و سپس بر اساس مدل اندازه‌گیری به‌روزرسانی می‌شود. این دو روش به طور مداوم وضعیت‌ها را محاسبه کرده و دقت تخمین را افزایش می‌دهند. در این بخش، عملکرد هر دو الگوریتم در تخمین زوایای اوایل ارزیابی شده است. ترسیم‌ها در سه بخش نمایش داده شده که زاویه‌های غلت، فراز و سمت را نشان می‌دهند. در شکل‌ها محور افقی نشان‌دهنده زمان بر حسب ثانیه و محور عمودی نشان‌دهنده زاویه بر حسب درجه است. در نمودارهایی که نمایش داده شده‌اند، وضعیت‌ها به

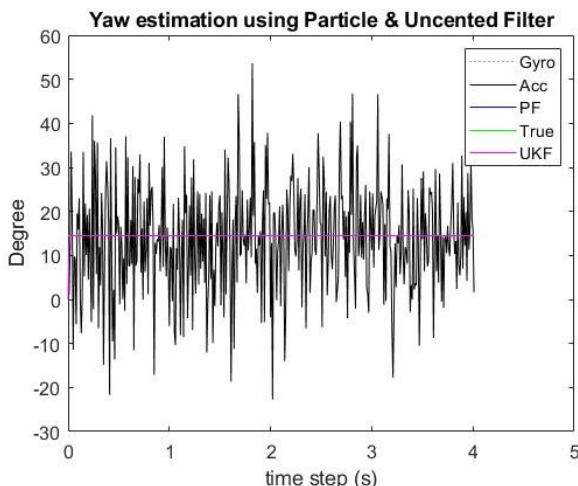
۴ روش معادلات اولیه، معادلات شتاب‌سنج، فیلتر کالمن بی‌اثر و فیلتر ذرات محاسبه و خروجی آنها بعلاوه مقدار صحیح وضعیت‌ها رسم شده‌اند. در هر شکل، پنج نمودار مختلف ترسیم شده است. شکل‌های ۸ تا ۱۰ نتایج به دست آمده را نشان می‌دهند. رنگ‌های مختلف به منظور مقایسه عملکرد روش‌های مختلف در تخمین زاویه‌های غلت، فراز و سمت استفاده شده‌اند. خطوط قرمز نقطه‌چین (Gyro) نشان‌دهنده تخمین زاویه‌های غلت، فراز و سمت با استفاده از داده‌های ژيروسکوپ، خطوط سیاه (Acc) نشان‌دهنده تخمین زوایا با استفاده از داده‌های شتاب‌سنج، خطوط آبی (PF) نشان‌دهنده تخمین زوایا با استفاده از الگوریتم فیلتر ذرات، خطوط ارغوانی (UKF) نشان‌دهنده تخمین زوایا با استفاده از الگوریتم فیلتر کالمن بی‌اثر و خطوط سبز (True) نشان‌دهنده مقادیر صحیح زوایای غلت، فراز و سمت هستند.



شکل ۸: تخمین زاویه غلت با داده‌های شبیه‌سازی شده



شکل ۹: تخمین زاویه فراز با داده‌های شبیه‌سازی شده



شکل ۱۰: تخمین زاویه سمت با داده‌های شبیه‌سازی شده

۲-۶ آزمایش با داده‌های واقعی

در این بخش، از داده‌های واقعی جمع‌آوری‌شده از سنسور AHRS GA500 محصول شرکت Crossbow Technology برای ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است. این سنسور که نمای ظاهری آن در شکل ۱۱ نمایش داده شده است یک سیستم مرجع جهت‌گیری و سمت‌یابی است که از تلفیق سنسورهای ژيروسکوپ، شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج برای اندازه‌گیری زوایای غلت، فراز و سمت استفاده می‌کند.



شکل ۱۱: نمای ظاهری سنسور AHRS GA500 محصول شرکت Crossbow Technology

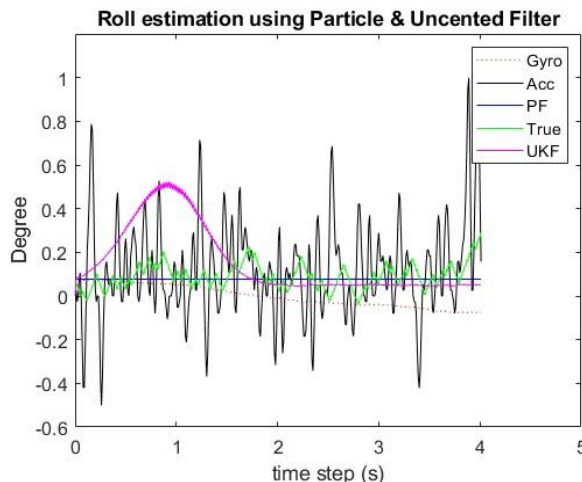
سنسور AHRS GA500، یک سیستم اندازه‌گیری نه محور است که ترکیبی از شتاب‌سنج‌ها، سنسورهای ژيروسکوپ‌ها و مغناطیس‌سنج‌ها را شامل می‌شود. این سنسور از یک فیلتر کالمن پیچیده

برای ردیابی دقیق جهت‌گیری در طی مانورهای دینامیکی استفاده می‌کند. فیلتر کالمن به صورت خودکار شرایط دینامیکی را بدون نیاز به ورودی کاربر تنظیم می‌کند. مشخصات فنی این سنسور در جدول ۱ آورده شده است:

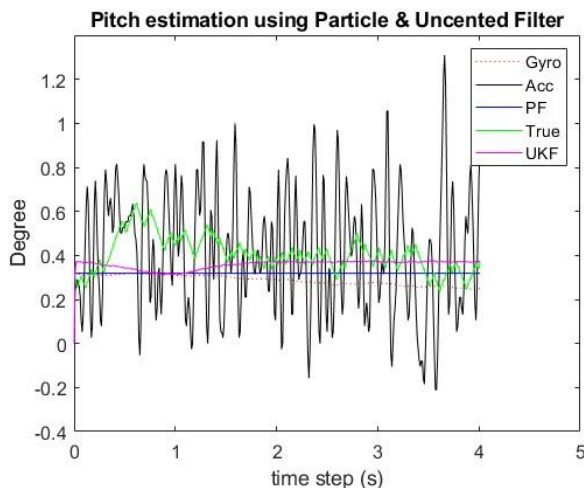
جدول ۱: مشخصات فنی سنسور Crossbow AHRS GA500

Performance	AHRS	Performance	AHRS
Heading		Attitude	
Range (°)	± 180	Range: Roll, Pitch (°)	$\pm 180, \pm 90$
Accuracy1 (2 σ)	± 2.0	Accuracy1 (2 σ)	± 1.0
Resolution (°)	0.1	Resolution (°)	< 0.1
Angular Rate		Acceleration	
Range: Roll, Pitch, Yaw (°/sec)	± 200	Range: X/Y/Z (g)	± 10
Bias: Roll, Pitch, Yaw (°/sec)	$< \pm 0.1$	Bias: X/Y/Z (mg)	$< \pm 15$
Resolution (°/sec)	< 0.15	Resolution (mg)	< 2.0
Bandwidth (Hz)	25	Bandwidth (Hz)	25
Environment		Electrical	
Operating Temperature (°C)	-40 to +70	Input Voltage (VDC)	12V or 24V Elec. System
Non-Operating Temperature (°C)	-55 to +85	Power Consumption (W)	< 4
Enclosure	Sealed Housing	Digital Interface	RS-232

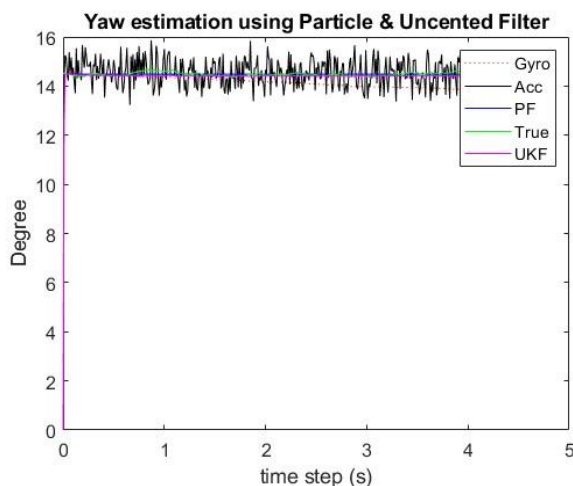
برای تنظیم تخمین‌گر، حالت‌های اولیه از این داده‌ها برداشت شده است. به‌منظور مقایسه، نتایج حاصل از فیلتر ذرات با نتایج فیلتر کالمن بی‌اثر (UKF) مقایسه شد. در این مقایسه، پارامترهای مشترک هر دو فیلتر به یک اندازه تنظیم شده‌اند تا مقایسه‌ای منصفانه انجام شود. برای هر بخش، نمودار محاسبه زاویه توسط معادلات اوایلر، معادلات شتاب‌سنج، فیلتر کالمن بی‌اثر و فیلتر ذرات و مقدار صحیح که از خروجی AHRS به دست می‌آید، ترسیم شده است. شکل‌های ۱۲ تا ۱۴ نتایج به دست آمده را نشان می‌دهند. برای نمایش بهتر ترسیم‌ها به ۳ بخش تقسیم شده‌اند که هر کدام نشانگر زاویه غلت، فراز و سمت است.



شکل ۱۲: تخمین زاویه غلت با داده‌های واقعی

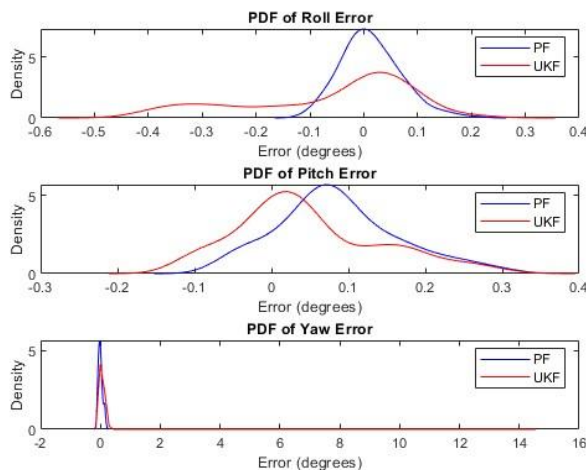


شکل ۱۳: تخمین زاویه فراز با داده‌های واقعی



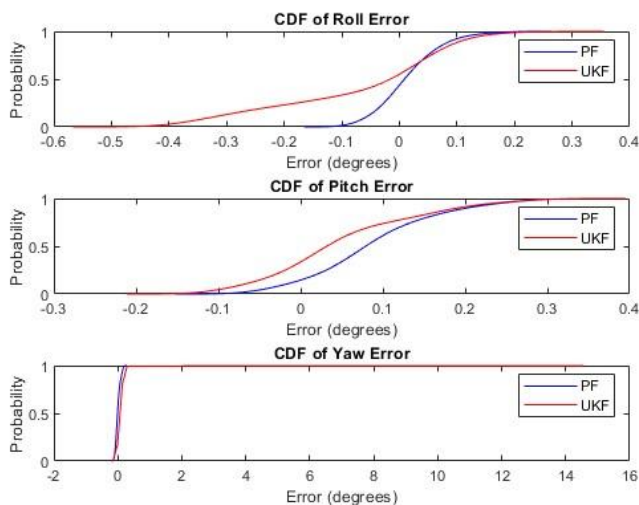
شکل ۱۴: تخمین زاویه سمت با داده‌های واقعی

به منظور مقایسه بهتر داده‌های واقعی در شکل ۱۵ تابع چگالی احتمال خطا که نشان‌دهنده توزیع خطاها حول مقدار میانگین است و به درک پراکندگی خطاها کمک می‌کند آورده شده است. هرچه تابع چگالی احتمال خطا متمرکزتر و نازک‌تر باشد دقت بالاتر و پراکندگی کمتر خواهد بود. همچنین در شکل ۱۶ تابع توزیع تجمعی خطا رسم شده است که برای بیان نسبتی از خطاها در محدوده‌ای مشخص استفاده می‌شود و نحوه توزیع خطاها در سیستم را نشان می‌دهد.



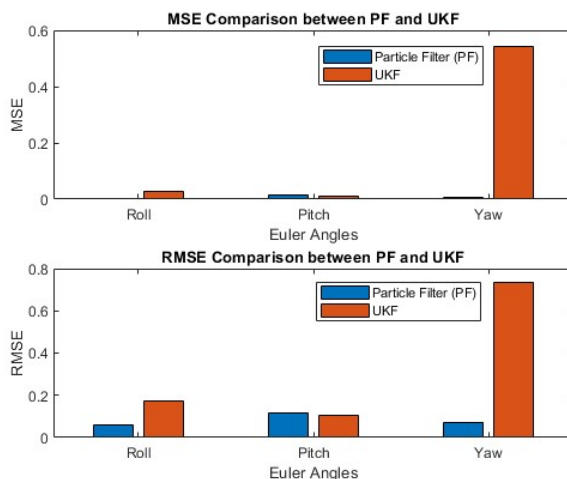
شکل ۱۵: تابع چگالی احتمال خطا

همان‌طور که در شکل ۱۵ مشخص است، تابع چگالی احتمال خطا برای زاویه سمت نازک‌تر و بلندتر از تابع چگالی احتمال خطا زوایای غلت و فراز است که نشان می‌دهد خطاها در تخمین زاویه سمت به طور قابل توجهی به صفر نزدیک‌تر هستند و پراکندگی کمتری دارند. موقعیت قله تابع چگالی احتمال خطا برای زاویه فراز نیز به صفر نزدیک‌تر است که نشان می‌دهد میانگین خطا در این زاویه کمتر است. با این حال، در زوایای غلت و فراز، انحراف خطاها در هر دو فیلتر کالمن بی‌اثر و فیلتر ذره‌ای دیده می‌شود، اما این انحراف در فیلتر ذره‌ای به دلیل پراکندگی کمتر خطاها، تأثیر کمتری دارد. به طور کلی، تابع چگالی احتمال خطای فیلتر ذره‌ای در تمامی زوایا متمرکزتر و نزدیک‌تر به صفر است که نشان‌دهنده دقت بالاتر این فیلتر در مقایسه با فیلتر کالمن بی‌اثر می‌باشد.



شکل ۱۶: تابع توزیع تجمعی خطا

در بیان نمودار تابع توزیع تجمعی خطا، این نکته حائز اهمیت است که هرچه نمودار سریع‌تر به مقدار یک برسد و شیب بیشتری داشته باشد، نشان‌دهنده این است که خطاها در محدوده کوچک‌تری متمرکز شده‌اند و پراکندگی کم‌تری دارند. همان‌طور که در شکل ۱۶ مشاهده می‌شود، برای تخمین زاویه سمت، خطاها در محدوده کوچک‌تری متمرکز شده‌اند و پراکندگی کم‌تری دارند که این موضوع با شیب تندتر و رسیدن سریع‌تر نمودار تابع توزیع تجمعی خطا به مقدار یک تأیید می‌شود.



شکل ۱۷: مقایسه مجذور میانگین مربعات خطا بین فیلتر ذره‌ای و فیلتر کالمن بی‌اثر

شکل ۱۷ نمودار مقایسه‌ای از مقدار مجذور میانگین مربعات خطا برای سه زاویه غلت، فراز و سمت بین فیلتر ذره‌ای و فیلتر کالمن بی‌اثر را نشان می‌دهد. به طور خاص، در زاویه غلت، فیلتر کالمن بی‌اثر دارای پایین‌تری نسبت به فیلتر ذره‌ای است. برای زاویه فراز، فیلتر ذره‌ای دقت به مراتب بالاتری دارد و مجذور میانگین مربعات خطا آن به طور قابل توجهی کمتر از فیلتر کالمن بی‌اثر است. در نهایت، برای زاویه سمت، فیلتر ذره‌ای عملکرد بهتری از خود نشان داده است و مجذور میانگین مربعات خطا کمتری نسبت به فیلتر کالمن بی‌اثر دارد. این مقایسه نشان می‌دهد که فیلتر ذره‌ای در مجموع دقت بیشتری در تخمین وضعیت پهپاد نسبت به فیلتر کالمن بی‌اثر دارد.

۳-۶ تحلیل نتایج و ارزیابی عملکرد

در این بخش، عملکرد روش پیشنهادی با تخمین زوایای اویلر مبتنی بر تخمین‌گرهای فیلتر کالمن بی‌اثر و فیلتر ذرات ارزیابی شده‌اند. برای ارزیابی عملکرد سیستم تخمین وضعیت سیستم تعیین وضعیت و سمت، دو شاخص میانگین مربعات خطا^۱ و میانگین قدرمطلق خطا^۲ به عنوان معیارهای کلیدی برای سنجش دقت تخمین زوایای غلت، فراز و سمت استفاده شده است. این معیارها خطای

^۱ Mean Square Error (MSE)

^۲ Mean Absolute Error (MAE)

تخمین حالت‌ها را برای هر یک از زوایای غلت، فراز و سمت اندازه‌گیری می‌کنند و امکان مقایسه عملکرد دو فیلتر ذرات و فیلتر کالمن بی‌اثر را فراهم می‌کنند. عملکرد فیلترها با داده‌های شبیه‌سازی شده در جدول ۲ نشان داده شده است. در جدول ۳ تمامی مراحل برای ارزیابی خطا و عملکرد فیلترها با داده‌های واقعی مورد بررسی قرار گرفته است. ضمن اینکه دو معیار واریانس و انحراف استاندارد اضافه شده است. در این حالت هم تعداد ۵۰ ذره و پارامترهای مشابه با حالت داده‌های شبیه‌سازی شده در نظر گرفته شده است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند که در تخمین زاویه غلت، فیلتر ذرات نسبت به فیلتر کالمن بی‌اثر عملکرد بسیار بهتری دارد. برای زاویه غلت، میانگین مربعات خطا برای فیلتر ذرات $10^{-8} \times 4.01$ و برای فیلتر کالمن بی‌اثر $10^{-2} \times 4.074$ است که بهبودی بیش از ۹۹/۹۹٪ را نشان می‌دهد. همچنین، میانگین قدر مطلق خطا برای فیلتر ذرات $10^{-4} \times 1.65$ و برای فیلتر کالمن بی‌اثر ۰.۱۲۳ است که بهبودی بیش از ۹۹/۸۶٪ را به همراه دارد. این مقادیر نشان‌دهنده دقت بسیار بالاتر فیلتر ذرات در تخمین زاویه غلت است. در تخمین زاویه فراز، مقدار میانگین مربعات خطا برای فیلتر ذرات برابر با $10^{-8} \times 4.61$ است، در حالی که مقدار آن برای فیلتر کالمن بی‌اثر $10^{-3} \times 2.89$ می‌باشد. این تفاوت بیانگر عملکرد بهتر فیلتر ذرات در تخمین زاویه فراز است (بیش از ۹۹.۹۸٪ بهبود). با این حال، مقدار میانگین قدرمطلق خطا برای فیلتر ذرات برابر با $10^{-5} \times 5.03$ است که کمی کمتر از مقدار $10^{-2} \times 4.75$ برای فیلتر کالمن بی‌اثر است (بهبود بیش از ۹۹.۸۹٪). این نشان می‌دهد که فیلتر ذرات در تخمین زاویه فراز دقیق‌تر عمل می‌کند و خطای کمتری دارد. برای زاویه سمت نیز فیلتر ذرات با میانگین مربعات خطا برابر با $10^{-8} \times 7.9$ و میانگین قدرمطلق خطا برابر با $10^{-5} \times 8.58$ ، عملکردی بسیار بهتر از فیلتر کالمن بی‌اثر دارد. بهبود در این بخش بیش از ۹۹/۹۹٪ در میانگین مربعات خطا و ۹۹/۸۱٪ در میانگین قدرمطلق خطا است. به طور کلی، نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که فیلتر ذرات در تخمین زوایای غلت و سمت عملکردی بسیار دقیق‌تر و با خطای کمتری نسبت به فیلتر کالمن بی‌اثر دارد. هرچند در تخمین زاویه فراز نیز فیلتر ذرات عملکرد خوبی نشان می‌دهد، اما تفاوت آن با فیلتر کالمن بی‌اثر کمتر است. این نتایج برتری فیلتر ذرات را در کاربردهایی که نیاز به دقت بالا در تخمین زوایای غلت و سمت دارند، تأیید می‌کند. نتایج شبیه‌سازی برای داده‌های واقعی در جدول ۳ نشان می‌دهند که فیلتر ذرات در تخمین زوایای غلت و سمت عملکردی بهتر از فیلتر کالمن بی‌اثر دارد، اما در تخمین زاویه فراز، فیلتر کالمن بی‌اثر عملکردی کمی بهتر نشان می‌دهد.

جدول ۲: تحلیل خطا با شاخص عملکرد MSE، MAE، RMSE با داده‌های شبیه‌سازی شده

Algorithm		UKF	PF
index Performance	Roll	4.074×10^{-2}	4.01×10^{-8}
	Pitch	2.89×10^{-3}	4.61×10^{-8}
	Yaw	5.31×10^{-1}	7.9×10^{-8}
MSE	Roll	0.123	1.65×10^{-4}
	Pitch	4.75×10^{-2}	5.03×10^{-5}
	Yaw	4.5×10^{-2}	8.58×10^{-5}
MAE	Roll	0.202	2.02×10^{-4}
	Pitch	5.3×10^{-2}	2.3×10^{-4}
	Yaw	7.29×10^{-2}	1.02×10^{-4}
Total_CompTime		0.97	0.54

برای زاویه غلت، فیلتر ذرات با میانگین مربعات خطا برابر با 3.33×10^{-3} و میانگین قدرمطلق خطا برابر با 4.43×10^{-2} ، بهبودی حدود $88/48\%$ در میانگین مربعات خطا و $64/12\%$ در میانگین قدرمطلق خطا نسبت به فیلتر کالمن بی‌اثر نشان می‌دهد. این مقادیر بیانگر دقت بالاتر فیلتر ذرات در تخمین این زاویه است. در تخمین زاویه فراز، فیلتر کالمن بی‌اثر با میانگین مربعات خطا برابر با 1.11×10^{-2} و میانگین قدرمطلق خطا برابر با 7.82×10^{-2} ، عملکردی کمی بهتر از فیلتر ذرات دارد. این نتایج نشان می‌دهد که فیلتر کالمن بی‌اثر در تخمین زاویه فراز دقت بیشتری دارد. برای زاویه سمت، فیلتر ذرات با میانگین مربعات خطا برابر با 5.42×10^{-3} و میانگین قدرمطلق خطا برابر با 5.86×10^{-2} ، بهبودی بیش از 99% در میانگین مربعات خطا و 51% در میانگین قدرمطلق خطا نسبت به فیلتر کالمن بی‌اثر نشان می‌دهد. این بهبود چشمگیر بیانگر برتری فیلتر ذرات در تخمین زاویه سمت است. برای ارزیابی کارایی محاسباتی، زمان اجرای الگوریتم فیلتر ذره‌ای و فیلتر کالمن بی‌اثر برای ۵۰ ذره اندازه‌گیری شد. نتایج نشان می‌دهد که اجرای فیلتر ذره‌ای با ۵۰ ذره حدود 0.5612 ثانیه طول می‌کشد، در حالی که اجرای فیلتر کالمن بی‌اثر حدود 0.9675 ثانیه زمان برده است. زمان محاسباتی هر فیلتر در هر گام زمانی و در مجموع اندازه‌گیری شده است. به طور کلی، نتایج داده‌های واقعی تأیید می‌کند که فیلتر ذرات در تخمین زوایای غلت و سمت عملکردی بسیار بهتر از فیلتر کالمن بی‌اثر دارد. با این حال، در تخمین زاویه فراز، فیلتر کالمن بی‌اثر عملکردی کمی بهتر نشان می‌دهد. این یافته‌ها می‌تواند در انتخاب فیلتر مناسب برای کاربردهای عملی مفید باشد. نتایج تحلیل معیار واریانس خطا و انحراف معیار خطا نشان می‌دهد که برای زاویه غلت، واریانس خطا در فیلتر کالمن بی‌اثر برابر با 2.5×10^{-2} است، در حالی که در فیلتر ذره‌ای این مقدار به 3.17×10^{-3} کاهش یافته است، یعنی فیلتر ذره‌ای عملکردی حدود ۸ برابر بهتر دارد.

انحراف معیار خطا نیز در فیلتر کالمن بی‌اثر برابر با 0.15×10^{-2} فیلتر ذره‌ای برابر با 5.6×10^{-2} است که نشان می‌دهد خطاها در فیلتر ذره‌ای حدود 65% کمتر پراکنده هستند. برای زاویه فراز، واریانس خطا در فیلتر کالمن بی‌اثر برابر با 8.95×10^{-3} و در فیلتر ذره‌ای برابر با 6.45×10^{-3} است، یعنی فیلتر ذره‌ای حدود 28% بهتر عمل کرده است. انحراف معیار خطا نیز در فیلتر کالمن بی‌اثر برابر با 9.46×10^{-2} و در فیلتر ذره‌ای برابر با 8.03×10^{-2} است که بهبودی حدود 15% را نشان می‌دهد. در زاویه سمت، تفاوت عملکرد دو فیلتر بسیار چشمگیر است واریانس خطا در فیلتر کالمن بی‌اثر برابر با 0.53 و در فیلتر ذره‌ای برابر با 5.43×10^{-3} است، یعنی فیلتر ذره‌ای عملکردی حدود 100 برابر بهتر دارد. انحراف معیار خطا نیز در فیلتر کالمن بی‌اثر برابر با 0.73 در فیلتر ذره‌ای برابر با 7.37×10^{-2} است که بهبودی حدود 90% را نشان می‌دهد. این نتایج حاکی از آن است که فیلتر ذره‌ای نه تنها در کاهش پراکندگی خطاها موفق‌تر است، بلکه در تخمین زاویه سمت به طور خاص عملکردی بسیار برتر دارد.

جدول ۳: تحلیل خطا با شاخص عملکرد MSE، MAE، RMSE، واریانس و انحراف استاندارد

Algorithm		UKF	PF
index	Performance		
MSE	Roll	2.89×10^{-2}	3.33×10^{-3}
	Pitch	1.11×10^{-2}	1.38×10^{-2}
	Yaw	0.54	5.42×10^{-3}
MAE	Roll	0.123	4.43×10^{-2}
	Pitch	7.82×10^{-2}	9.53×10^{-2}
	Yaw	0.12	5.86×10^{-2}
Variance	Roll	2.5×10^{-2}	3.17×10^{-3}
	Pitch	8.95×10^{-3}	6.45×10^{-3}
	Yaw	0.53	5.43×10^{-3}
Dev Std	Roll	0.15	5.6×10^{-2}
	Pitch	9.46×10^{-2}	8.03×10^{-2}
	Yaw	0.73	7.37×10^{-2}
RMSE	Roll	0.105	0.117
	Pitch	0.54	5.4×10^{-3}
	Yaw	0.73	7.36×10^{-2}
Total_CompTime		0.97	0.54

برای ارزیابی کارایی محاسباتی، زمان اجرای الگوریتم فیلتر ذرات و فیلتر کالمن بی‌اثر برای 50 ذره اندازه‌گیری شد. نتایج نشان می‌دهد که اجرای فیلتر ذرات با 50 ذره حدود 0.55 ثانیه طول می‌کشد، در حالی که اجرای فیلتر کالمن بی‌اثر حدود 0.97 ثانیه زمان برده است. این اختلاف نشان می‌دهد که فیلتر ذرات با تعداد متوسط ذرات قادر است با سرعت مناسب وضعیت پهپاد را تخمین بزند و قابلیت

استفاده در کاربردهای زمان-واقعی با نرخ نمونه‌برداری ۱۰۰ هرتز را دارد، در حالی که فیلتر بی‌اثر با پیچیدگی محاسباتی بیشتر نیازمند زمان بیشتری برای پردازش است. معیار مجذور میانگین مربعات خطا به این صورت است که زاویه غلت، با فیلتر کالمن بی اثر ۰.۱۰۵ کمی بهتر از فیلتر ذره‌ای ۰.۱۱۷ است. برای زاویه فراز، فیلتر ذره‌ای عملکرد بسیار بهتری نشان می‌دهد و معیار مجذور میانگین مربعات خطا آن برابر با $10^{-3} \times 5.4$ است، در حالی که فیلتر کالمن بی اثر مقدار معیار مجذور میانگین مربعات خطا بالاتری معادل ۰.۵۴ دارد. برای زاویه سمت، فیلتر کالمن بی اثر عملکرد ضعیف‌تری دارد با معیار مجذور میانگین مربعات خطا برابر با ۰.۷۳، در حالی که فیلتر ذره‌ای مقدار معیار مجذور میانگین مربعات خطا پایین‌تری معادل $10^{-2} \times 7.36$ دارد. این مقایسه نشان می‌دهد که فیلتر ذره‌ای برای تخمین وضعیت پهپاد در زاویه سمت عملکرد بهتری دارد، در حالی که در زاویه فراز فیلتر ذره‌ای تفاوت قابل توجهی در دقت دارد. زمان محاسباتی هر فیلتر در هر گام زمانی و در مجموع اندازه‌گیری شده است.

۷-تشریح و قدردانی

نویسندگان بدین‌وسیله از تمامی افرادی که در پیشبرد این پژوهش نقش داشته‌اند، صمیمانه قدردانی می‌نمایند. همچنین از همکاران گرامی و دانشجویانی که در جمع‌آوری داده‌ها، تحلیل نتایج و نگارش مقاله یاری‌رسان بوده‌اند، سپاسگزاری می‌شود.

۸-تعارض منافع

نویسندگان اعلام می‌دارند که در مورد انتشار این مقاله تضاد منافع وجود ندارد. علاوه بر این، موضوعات اخلاقی شامل سرقت ادبی، رضایت آگاهانه، سوء رفتار، جعل داده‌ها، انتشار و ارسال مجدد و مکرر توسط نویسندگان رعایت شده است.

۹-دسترسی آزاد

این نشریه دارای دسترسی باز است و اجازه اشتراک (تکثیر و بازآرایی محتوا به هر شکل) و انطباق (بازترکیب، تغییر شکل و بازسازی بر اساس محتوا) را می‌دهد.

۱۰-نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک روش بهبودیافته برای تخمین وضعیت و سمت پهپادها با استفاده از فیلتر ذره‌ای مبتنی بر کواترنیون ارائه شد. این روش با تلفیق داده‌های سنسورهای اینرسی (شامل ژيروسکوپ، شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج) و به‌کارگیری فیلتر ذره‌ای، دقت تخمین زوایای غلت، فراز و سمت را به طور قابل توجهی افزایش داد. فیلتر ذره‌ای به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در مواجهه با سیستم‌های غیرخطی و نویزهای غیرگوسی، عملکرد بهتری نسبت به فیلتر کالمن بی‌اثر از خود نشان داد. نتایج

شبیه‌سازی‌ها و آزمایش‌های انجام‌شده با داده‌های واقعی نشان داد که فیلتر ذره‌ای در تخمین زوایای غلت و سمت به طور چشمگیری برتری دارد. به‌طوری‌که بهبود دقت تخمین زوایای غلت و سمت در داده‌های شبیه‌سازی‌شده به ترتیب بیش از $99/99\%$ و $99/81\%$ و در داده‌های واقعی بیش از $88/48\%$ و 99% بود. این بهبود به دلیل توانایی فیلتر ذره‌ای در مدل‌سازی توزیع‌های پیچیده و نمونه‌گیری ذرات است. از سوی دیگر، در تخمین زاویه فراز، فیلتر کالمن بی‌اثر عملکرد بهتری از خود نشان داد و خطای کمتری را در این حالت خاص به همراه داشت. این موضوع نشان می‌دهد که انتخاب فیلتر مناسب به نیازهای خاص هر کاربرد بستگی دارد. مزیت اصلی فیلتر ذره‌ای در توانایی آن برای کار با سیستم‌های غیرخطی و نویزهای غیرگوسی است که آن را به یک ابزار قدرتمند برای تخمین وضعیت در سیستم‌های ناوبری اینرسی تبدیل می‌کند. با این حال، فیلتر کالمن بی‌اثر باوجود محدودیت‌هایش در مواجهه با سیستم‌های بسیار غیرخطی، در برخی موارد مانند تخمین فراز عملکرد قابل قبولی از خود نشان داد. نتایج تحلیل معیارهای واریانس و انحراف استاندارد خطا نیز تأیید می‌کند که فیلتر ذره‌ای در کاهش پراکندگی خطاها موفق‌تر عمل کرده است. برای زاویه غلت، واریانس خطا در فیلتر ذره‌ای حدود ۸ برابر کمتر از فیلتر کالمن بی‌اثر بود و انحراف معیار خطا نیز حدود 65% کاهش یافت. در زاویه سمت، فیلتر ذره‌ای عملکردی حدود ۱۰۰ برابر بهتر در کاهش واریانس خطا و 90% بهبود در انحراف معیار خطا نشان داد. این نتایج حاکی از آن است که فیلتر ذره‌ای نه تنها در کاهش پراکندگی خطاها موفق‌تر است، بلکه در تخمین زاویه سمت به طور خاص عملکردی بسیار برتر دارد؛ بنابراین، پیشنهاد می‌شود در کاربردهای عملی، بسته به شرایط و نیازهای خاص، از ترکیب این دو فیلتر برای بهبود دقت و عملکرد سیستم مرجع تعیین وضعیت و سمت استفاده شود. این روش می‌تواند به‌عنوان یک راه‌حل کارآمد در سیستم‌های ناوبری دقیق پهپادها مورد استفاده قرار گیرد. در آینده، می‌توان با بهبود الگوریتم‌های بازنمونه‌گیری و افزایش تعداد ذرات، دقت تخمین را حتی بیشتر افزایش داد. همچنین، استفاده از سنسورهای پیشرفته‌تر و ترکیب آن‌ها با فیلتر ذره‌ای می‌تواند به بهبود عملکرد سیستم‌های ناوبری پهپادها کمک کند. این نتایج می‌تواند به محققان و مهندسان در انتخاب الگوریتم‌های مناسب برای تخمین وضعیت در سیستم‌های ناوبری خودران کمک کند و راه‌حل‌های بهینه‌تری برای بهبود دقت و پایداری این سیستم‌ها ارائه دهد.

۱۱-مراجع

- [1] C. Hajiyeve, H. E. Soken, and S. Y. Vural, State Estimation and Control for Low-cost Unmanned Aerial Vehicles, Springer, 2015.
- [2] S. Sokolov, A. Sukhanov, and M. Polyakova, High-Precision Navigation on Analytical Trajectories Using Strapdown Inertial-Satellite Navigation System, IEEE, in International Russian Automation Conference, 27 Sep, 2020.
- [3] D. H. Titterton and J. L. Weston, Strapdown Inertial Navigation Technology, 2nd. Institution of Engineering and Technology, 2004.
- [4] A. E. Dziadczyk, W. Zabierowski, and A. Napieralski, Satellite Navigation System GPS, IEEE, 9th International Conference the Experience of Designing and Applications of CAD Systems in Microelectronics, 3 Sep, 2007.
- [5] M. S. Grewal, A. P. Andrews, and C. G. Bartone, Global Navigation Satellite Systems Inertial Navigation and Integration, Wiley Telecom, 2020.
- [6] K. Papfotis and P. P. Sotriadis, Long-Term Accurate Navigation Algorithm Using Inertial and Magnetic Field Sensor Fusion, IEEE Access, 5 Nov, 2023.
- [7] M. Hlas and J. Straub, Autonomous navigation and control of unmanned aerial systems in the national airspace, IEEE Aerospace Conference, 30 Jun, 2016.
- [8] Mishra and P. Palanisamy, Autonomous Advanced Aerial Mobility—An End-to-End Autonomy Framework for UAVs and Beyond, IEEE Access, vol. 11, 5 Dec, 2023.
- [9] M. Xie, C. Song, J. Wang, X. Wu, M. Li, and J. Xu, Unmanned Ground Vehicle Autonomous Navigation in Unknown Indoor Environments, IEEE, 3rd International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI), 17 Jul, 2023.
- [10] K. Tian and K. Mirza, Sensor Fusion for Octagon an Indoor and Outdoor Autonomous Mobile Robot, IEEE in International System Conference, 16 May, 2022.
- [11] A. B. Phillips, G. Salavasidis, et al, Autonomous Surface/Subsurface Survey System Field Trials, in Autonomous Underwater Vehicle workshop, 6 Jun, 2019.
- [12] M. M. Kuritsky, M. S. Goldstein, I. A. Greenwood, H. Lerman, J. E. McCarthy, and T. Shanahan, Inertial navigation, Proceedings of the IEEE, vol. 71, no. 10, Oct, 1983.
- [13] X. Ye, F. Song, Z. Zhang, and Q. Zeng, A Review of Small UAV Navigation System Based on Multisource Sensor Fusion, IEEE Sensors Journal, vol. 23, no. 17, 1 Sep, 2023.
- [14] R. Munguia and A. Grau, An Attitude and Heading Reference System (AHRS) based in a dual filter, IEEE in ETFA 2011, 24 Oct, 2011.
- [15] Abbasi and M. Haeri, Accuracy Improvement of GPS/INS Navigation System Using Extended Kalman Filter, IEEE, in 6th International Conference on Control, Instrumentation and Automation (ICCIA), 12 Mar, 2020.
- [16] G.-L. He, T. S.-Qian, S. Qiang, and Z. Pian, Research on Calibration and Parameter Compensation of MEMS Inertial Sensors Based on Error Analysis, IEEE, in Fifth International Symposium on Computational Intelligence and Design, 10 Jan, 2013.
- [17] K. P. B. Chandra and D.-W. Gu, Nonlinear Filtering: Methods and Applications, 1st ed. Springer, 2019.
- [18] Y. Yu and X. Zhang, Attitude heading reference algorithm based on transformed cubature Kalman filter, Sage Journals, 17 Aug, 2020.
- [19] S. Arulampalam, N. Gordon, and B. Ristic, Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Application, Artech House, 2004.

- [20] M. Tarek, S. Zahran, et al., Performance Analysis of Quaternion vs Euler-based Approaches in Reduced INS/GNSS Fusion Techniques, in International Telecommunications Conference (ITC-Egypt), 10 Aug, 2023.
- [21] S. Kim and M. Kim, Rotation Representations and Their Conversions, IEEE Access, vol.11, 1 Jan, 2023.
- [22] J. Gosliński, W. Giernacki, and A. Krolikowski, "A Nonlinear Filter for Efficient Attitude Estimation of Unmanned Aerial Vehicle (UAV)," Journal of Intelligent & Robotic Systems, vol. 95, pp. 1079–1095, Nov. 2019.
- [23] D. Wang, Z. Zhu, L. Yu, H. Li, and K. Tan, "Attitude Estimation of Aircraft Based on Quaternion SRCKF-SLAM Algorithm," Computer Science and Information Systems, vol. 21, no. 4, pp. 1801–1822, 2024.
- [24] Z. Zhou, C. Zeng, X. Tian, Q. Zeng, and R. Yao, "A Discrete Quaternion Particle Filter Based on Deterministic Sampling for IMU Attitude Estimation," IEEE Sensors Journal, vol. 21, no. 20, Oct. 2021.
- [25] N. P. Santos, "Unmanned Aerial Vehicle Tracking Using a Particle Filter Based Approach," 2019 IEEE Underwater Technology (UT), pp. 1–10, 2019.
- [26] T. Liang, K. Yang, Q. Han, C. Li, J. Li, and Q. Deng, "Attitude Estimation of Quadrotor UAV Based on QUKF," IEEE Access, vol. 11, pp. 111133–2023
- [27] X. Yuan, S. Yu, S. Zhang, G. Wang, and S. Liu, "Quaternion-Based Unscented Kalman Filter for Accurate Indoor Heading Estimation Using Wearable Multi-Sensor System," Sensors, vol. 15, no. 5, pp. 10872–10890, May 2015.
- [28] K. Zhou, Y. Zhao, and H. Tanaka, "Attitude Estimation Using Parallel Quaternion Particle Filter Based on New Quaternion Distribution," Transactions of the Japan Society for Aeronautical and Space Sciences, 2021,
- [29] L. Chiella, M. Rossi, and F. Mariani, "Quaternion-Based Robust Attitude Estimation Using an Adaptive Unscented Kalman Filter," Sensors, 2019,
- [30] K. Zhou, Q. Liu, and H. Sun, "A Quaternion-Based Indirect Gaussian Particle Filter for Nonlinear Attitude Estimation," Rev. Sci. Instrum., 2021,
- [31] Z. Zhou, Q. Zhang, Q. Liu, Q. Zeng, and X. Tian, "Adaptive Quaternion Particle Filter Using Generalized Likelihood Ratio Test for Aircraft Attitude Estimation in the Presence of Anomalous Measurement," 2021,
- [32] M. B. Del Rosario, N. H. Lovell, and S. J. Redmond, "Quaternion-Based Complementary Filter for Attitude Determination of a Smartphone," IEEE Sensors Journal, 2016,
- [33] Z. Hui, L. Wang, R. Yuan, and M. Gu, An Improved Particle Filter Based on UKF and Weight Optimization, in International Conference on Information Communication and Signal Processing, 2020.
- [34] R. Havangi, M. Teshnehlab, M. A. Nekoui, and H. Taghirad, A Study of Estimation Problem from Viewpoint of Conditional Optimization and Designing of Evolutionary Estimator, Aerosp. Mech. J., vol. 7, no.1, pp. 27-40, 2007 (In Persian).
- [35] D. Simon, Optimal State Estimation: Kalman, H Infinity, and Nonlinear Approaches, Wiley –Interscience, 2006.
- [36] H. Al-Jlailaty and M. M. Mansour, Efficient Attitude Estimators: A Tutorial and Survey, arXiv, 7 Dec. 2020.
- [37] Amirzadeh, M., Hosseini Moradi, S. A., ghobadi, N. Real Time Detection of Multi-Rotor Unmanned Aerial Vehicle Using YOLOv5 Optimized Algorithm. *Journal of Advanced Defense Science & Technology*, 2023; 14(1): 11-22.
- [38] I. Gautam, Quaternion based attitude estimation technique involving the extended Kalman filter, M.S. thesis, Dept. Mech. Eng., Univ. of Akron, 2019.