ISSN: 2476-6909; Modares. Mech. Eng. ⁎;⁎(⁎):⁎-⁎

Modares Mechanical Engineering

DOI:
journal homepage: mme.modares.ac.ir

Wind Speed and Direction Estimation from Flight Data Using an Extended Kalman Filter with Parameter Optimization Based on the Imperialist Competitive Algorithm

Hossein Maghsoudi Dehaghani[1*], Amirreza Kosari[2]

[1] Department of Mechanical Engineering, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran
[2] School of Aerospace Engineering, College of Interdisciplinary Science and Technology, University of Tehran, Tehran, Iran.

ARTICLE INFO

Article Type
Original Research

Article History
Received: **** **, ⁎
Revised: **** **, ⁎
Accepted: *** **, ⁎
ePublished: **** **, *

ABSTRACT

Estimating wind speed and direction from flight data is important for improving the performance of aircraft guidance, control, and trajectory planning systems. This study presents a framework based on the Extended Kalman Filter (EKF) and the Imperialist Competitive Algorithm (ICA) to estimate wind velocity components and derive wind speed and direction. The northward and eastward wind velocity components, together with the airspeed measurement bias, are defined as the EKF state variables. To tune the filter parameters, the diagonal elements of the process noise covariance matrix (Q) and the measurement noise covariance matrix (R) are optimized using ICA by minimizing a cost function based on the innovation and its covariance. The performance of the fixed-parameter EKF is also compared with that of an adaptive Kalman filter using two real-world datasets collected during flight tests. The results show that the adaptive method reduces both the root mean square error (RMSE) and the mean absolute error (MAE) of the discrepancy between measured and predicted airspeed in both datasets. These findings indicate improved agreement between the filter predictions and the measurements when using the adaptive approach. Since no independent reference measurements of the true wind velocity were available, a direct assessment of the absolute accuracy of wind estimation was not possible. Overall, the proposed framework provides a means of tuning filter parameters and comparing fixed and adaptive filtering approaches using real flight data.

Keywords: Wind estimation; flight data; Extended Kalman filter; adaptive Kalman filter; Imperialist Competitive Algorithm; parameter optimization.

How to cite this article
Names, Title. Modares Mechanical Engineering; ⁎(⁎): ****-****.

*Corresponding author's email: hmaghsoudi@tvu.ac.ir
*Corresponding ORCID ID: *0000-0001-7990-5520*

Copyright© 2026, TMU Press. This open-access article is published under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License which permits Share (copy and redistribute the material in any medium or format) and Adapt (remix, transform, and build upon the material) under the Attribution-NonCommercial terms.

Pre-Proof Version

شاپا: ۶۹۰۹-۲۴۷۶؛ مهندسی مکانیک مدرس، **؛**(*):*_*

مهندسی مکانیک مدرس

DOI:

صفحه اصلی مجله: mme.modares.ac.ir

تخمین سرعت و جهت باد از داده‌های پروازی با استفاده از فیلتر کالمن توسعه‌یافته و بهینه‌سازی پارامترهای آن با الگوریتم رقابت استعماری

حسین مقصودی دهاقانی[1*]، امیر رضا کوثری[2]

[1] گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه ملی مهارت، تهران، ایران

[2] دانشکده مهندسی هوافضا، دانشکدگان علوم و فناوری‌های میان‌رشته‌ای، دانشگاه تهران، ایران

اطلاعات مقاله

نوع مقاله

مقاله پژوهشی

تاریخچه مقاله

دریافت: **/**/****

بازنگری: **/**/****

پذیرش: **/**/****

ارائه آنلاین: **/**/****

چکیده

تخمین سرعت و جهت باد از داده‌های پروازی، در بهبود عملکرد سامانه‌های هدایت، کنترل و برنامه‌ریزی مسیر پرنده اهمیت دارد. در این پژوهش، چارچوبی مبتنی بر فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) و الگوریتم رقابت استعماری (ICA) برای تخمین مؤلفه‌های سرعت باد و محاسبه اندازه و جهت آن ارائه شده است. مؤلفه‌های سرعت باد در راستاهای شمال و شرق، به‌همراه بایاس اندازه‌گیری سرعت هوا، به‌عنوان متغیرهای حالت تعریف شده‌اند. برای تنظیم پارامترهای فیلتر، درایه‌های قطری ماتریس‌های کوواریانس نویز فرایند (Q) و اندازه‌گیری (R) با استفاده از ICA و بر مبنای تابع هزینه مبتنی بر نوآوری و کوواریانس آن بهینه‌سازی شده‌اند. عملکرد فیلتر با پارامترهای ثابت و فیلتر کالمن تطبیقی نیز با استفاده از دو مجموعه‌داده واقعی حاصل از آزمون‌های پروازی مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهند که روش تطبیقی، در هر دو مجموعه‌داده، شاخص‌های RMSE و MAE اختلاف بین سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی‌شده را کاهش می‌دهد. این یافته بیانگر بهبود انطباق پیش‌بینی فیلتر با اندازه‌گیری‌ها در روش تطبیقی است. با توجه به نبود مرجع مستقل برای سرعت واقعی باد، ارزیابی مستقیم دقت مطلق تخمین باد امکان‌پذیر نبوده است. در مجموع، چارچوب پیشنهادی امکان تنظیم پارامترهای فیلتر و مقایسه عملکرد نسخه‌های ثابت و تطبیقی آن را با استفاده از داده‌های واقعی پروازی فراهم می‌کند.

کلیدواژه‌ها: تخمین باد؛ داده‌های پروازی؛ فیلتر کالمن توسعه‌یافته؛ فیلتر کالمن تطبیقی؛ الگوریتم رقابت استعماری؛ بهینه‌سازی پارامترها.

نحوه ارجاع به این مقاله

اسامی نویسندگان، عنوان مقاله، مهندسی مکانیک مدرس، * (*): ****-****.

*پست الکترونیکی نویسنده عهده‌دار مکاتبات: hmaghsoudi@tvu.ac.ir

*شناسه ارکید نویسنده عهده‌دار مکاتبات: 0000-0001-7990-5520

Copyright© 2026, TMU Press. This open-access article is published under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License which permits Share (copy and redistribute the material in any medium or format) and Adapt (remix, transform, and build upon the material) under the Attribution-NonCommercial terms.

Press Proof of Version

۱ ـ مقدمه

امروزه ربات‌های هوایی در بسیاری از مأموریت‌هایی که دسترسی زمینی دشوار، زمان انجام عملیات محدود و پوشش سریع یک منطقه ضروری است، مورد استفاده قرار گرفته‌اند. پایش خطوط لوله نفت و گاز، نقشه‌برداری، بازرسی زیرساخت‌ها، کشاورزی دقیق و عملیات امدادی در مناطق صعب‌العبور از جمله کاربردهایی هستند که در آن‌ها ربات باید مسیر مشخصی را طی کند و همزمان اطلاعات مورد نیاز را با دقت مناسبی جمع‌آوری نماید [۱]. در چنین مأموریت‌هایی، شرایط محیطی می‌تواند مستقیماً بر نحوه حرکت ربات اثر بگذارد. در میان عوامل محیطی، باد از مهم‌ترین اغتشاشاتی است که می‌تواند سرعت حرکت، مسیر پرواز، مصرف انرژی و کیفیت اجرای مأموریت را تغییر دهد. ازاین‌رو، آگاهی از سرعت و جهت باد در طول پرواز می‌تواند نقش مهمی در تصمیم‌گیری‌های مربوط به هدایت، کنترل و برنامه‌ریزی مسیر داشته باشد [۲].

اثر باد در مأموریت‌های واقعی تنها به ایجاد یک انحراف ساده از مسیر محدود نمی‌شود. برای مثال، در پایش خطوط لوله، ربات باید در امتداد یک مسیر مشخص حرکت کند و تغییرات باد می‌تواند موقعیت آن را نسبت به خط لوله تغییر دهد. در نقشه‌برداری، تغییر مسیر پرواز می‌تواند الگوی برداشت داده و پوشش منطقه را تحت تأثیر قرار دهد. در کشاورزی دقیق، سرعت و جهت باد بر شرایط اجرای عملیات سم‌پاشی و نحوه پراکنش مواد اثرگذار است. در عملیات امدادی نیز، به‌ویژه در مناطق کوهستانی، تغییرات باد می‌تواند شرایط پرواز و انتخاب مسیر مناسب را تحت تأثیر قرار دهد. بنابراین، اطلاعات مربوط به باد می‌تواند از یک متغیر صرفاً جوی به اطلاعات قابل استفاده برای تصمیم‌گیری پروازی تبدیل شود.

این مسئله در محیط‌های کوهستانی و صعب‌العبور اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. تغییر ارتفاع، شیب دامنه‌ها، دره‌ها و سایر عوارض زمین می‌تواند شرایط جریان هوا را در فاصله‌های کوتاه تغییر دهد. در نتیجه، ربات ممکن است در بخش‌های مختلف یک مسیر با سرعت و جهت متفاوت باد مواجه شود. جریان‌های صعودی و نزولی و تغییرات موضعی جریان هوا نیز می‌توانند شرایط پرواز را پیچیده‌تر کنند. در چنین محیطی، استفاده از یک مقدار ثابت برای باد نمی‌تواند شرایط واقعی تمام مسیر را نشان دهد. از طرف دیگر، داده‌های یک ایستگاه هواشناسی ثابت نیز لزوماً شرایط باد را در موقعیت و ارتفاع واقعی ربات نشان نمی‌دهد. این موضوع، تخمین باد در محل پرواز و در حین اجرای مأموریت را به یک مسئله مهم در سامانه‌های پروازی تبدیل کرده است [۳].

تا به امروز، برای دستیابی به اطلاعات باد، رویکردهای مختلفی توسعه داده شده‌است. یکی از روش‌های مستقیم، استفاده از حسگرهای اندازه‌گیری سرعت هوا در کنار اطلاعات ناوبری است. در این روش، سرعتی که ربات پرنده نسبت به توده هوا دارد با سرعتی که نسبت به زمین حرکت می‌کند ترکیب می‌شود و از اختلاف میان این دو، سرعت و جهت باد تعیین می‌شود. پارک [۴] این ایده را با استفاده از GPS، سامانه Pitot-static و یک فیلتر کالمن توسعه‌یافته دنبال کرد و امکان تخمین باد و خطای سرعت هوایی را با استفاده از شبیه‌سازی و آزمایش پروازی نشان داد. این چارچوب، نمونه‌ای از ترکیب اندازه‌گیری مستقیم سرعت هوا و اطلاعات ناوبری برای تعیین شرایط باد است.

در برخی مأموریت‌ها، استفاده از حسگر اختصاصی اندازه‌گیری سرعت هوا ممکن است مطلوب یا حتی امکان‌پذیر نباشد. هزینه و وزن تجهیزات، محدودیت‌های نصب، خطاهای اندازه‌گیری و احتمال اختلال در عملکرد حسگر می‌تواند استفاده از این تجهیزات را با محدودیت مواجه کند. به همین دلیل، توجه بخشی از مطالعات به این موضوع معطوف شده است که آیا می‌توان سرعت و جهت باد را از اطلاعاتی که ربات در طول پرواز در اختیار دارد، تعیین کرد؟ در این حالت، اطلاعاتی مانند سرعت، موقعیت و وضعیت پروازی ربات برای شناسایی اثر باد بر حرکت آن مورد استفاده قرار می‌گیرند و تخمین‌گر با دریافت پیوسته داده‌های جدید، مقدار و جهت باد را به‌روزرسانی می‌کند.

هاتنبرگر همکاران [۵]، نمونه‌ای مشخص از این رویکرد را ارائه کردند. آن‌ها تخمین سرعت و جهت باد را با استفاده از حسگرهای ناوبری استاندارد و اطلاعات حرکتی ربات پرنده بررسی کردند و یک فیلتر کالمن را برای تخمین برخط به کار گرفتند. عملکرد روش پیشنهادی با داده‌های پرواز واقعی ارزیابی شد و کاربردهایی مانند مطالعات جوی و برنامه‌ریزی مسیر نیز برای اطلاعات حاصل از تخمین باد مورد توجه قرار گرفت.

در همین راستا، روش‌های تخمین باد مبتنی بر داده‌های پروازی نیز توسعه یافته‌اند. مایر و همکاران [۶]، تخمین شرایط باد را بر روی یک ربات پرنده بررسی کردند و نشان دادند که با بهره‌گیری از اطلاعات حسگرهای پروازی و داده‌های حرکتی ربات، می‌توان سرعت و جهت باد را در طول پرواز تخمین زد. این دسته از مطالعات نشان می‌دهد که اطلاعات حاصل از حسگرهای ربات می‌تواند علاوه بر پایش وضعیت پروازی، برای استخراج ویژگی‌های محیطی و افزایش آگاهی ربات از شرایط باد نیز مورد استفاده قرار گیرد.

از سویی دیگر امروزه، روش‌های یادگیری ماشین مسیر متفاوتی را دنبال کرده‌اند. در این روش‌ها، رابطه میان وضعیت ربات و شرایط باد از روی داده‌های پروازی یاد گرفته می‌شود و تخمین باد بدون نیاز به تعریف کامل روابط فیزیکی انجام می‌گیرد. زیمرمن و همکاران [۷]، چند مدل یادگیری ماشین، از جمله شبکه عصبی LSTM و رگرسیون فرایند گاوسی، را برای تخمین باد از وضعیت دینامیکی ربات بررسی کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که داده‌های حرکتی و اطلاعات مربوط به وضعیت ربات می‌توانند اطلاعات مناسبی برای تخمین باد فراهم کنند.

زیمرمن و همکاران [۸]، در مطالعه دیگری، استفاده از مدل‌های GRU و LSTM را همراه با چرخش و کاهش داده‌های آموزشی بررسی کردند. هدف اصلی، افزایش قابلیت تعمیم مدل به شرایط پروازی جدید و کاهش مشکلات ناشی از عدم توازن داده‌ها بود. این مطالعات نشان می‌دهند که روش‌های داده‌محور ظرفیت قابل توجهی برای تخمین باد دارند، اما عملکرد آن‌ها به داده‌های آموزشی، تنوع شرایط پرواز و نحوه آموزش مدل وابسته است.

این مسیر در مطالعات جدیدتر نیز ادامه یافته است. الوالان و آرانا-کاتانیا [۹]، امکان تخمین محیط باد را با استفاده از مسیر حرکت ربات و روش یادگیری ماشین علّی بررسی کردند و شرایط مختلفی مانند باد ثابت، باد برشی و آشفتگی را در نظر گرفتند. در این مطالعه، حتی انتخاب مانورهای مناسب برای افزایش اطلاعات قابل استخراج از پرواز نیز مورد توجه قرار گرفته است. چنین رویکردهایی نشان می‌دهند که تخمین باد می‌تواند از یک مسئله صرفاً اندازه‌گیری به بخشی از تصمیم‌گیری و طراحی مسیر پرواز تبدیل شود.

در کنار روش‌های فوق الذکر، استفاده از اطلاعات حاصل از نیروها و اغتشاشات وارد بر ربات نیز در برخی پژوهش‌ها مورد بررسی قرار گرفته است. برای نمونه، در مطالعات جدید تلاش شده است تا اثر باد از داده‌های پروازی و پاسخ دینامیکی ربات تعیین شود و سپس این اطلاعات به شرایط باد تعمیم یابد. وی و چسکون [۱۰]، اثر باد بر دینامیک یک ربات پرنده را با بهره‌گیری از داده‌های آزمایشگاهی و مدل ARMAX مدل‌سازی و شناسایی کردند. در این مطالعه، قابلیت استفاده از پاسخ دینامیکی ربات برای تحلیل اثر اغتشاش باد بر رفتار و کنترل پرنده نیز مورد بررسی قرار گرفت. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که اطلاعات حاصل از حرکت و پاسخ دینامیکی ربات می‌تواند منبع ارزشمندی برای شناسایی و تحلیل اغتشاش باد باشد و این مسئله را می‌توان فراتر از چارچوب اندازه‌گیری مستقیم پارامترهای باد مورد بررسی قرار داد.

با وجود تفاوت میان رویکردهای ذکر شده، یک ویژگی مشترک در بسیاری از آن‌ها دیده می‌شود: سرعت و جهت باد باید از اطلاعات ناقص و همراه با عدم قطعیت تخمین زده شوند. این در حالی است که حسگرها دارای نویز هستند و مدل‌های مورد استفاده دقیق نیستند، همچنین شرایط باد نیز در طول پرواز تغییر می‌کند. بنابراین، حتی زمانی که اطلاعات مناسبی از سامانه پروازی در اختیار باشد، لازم است داده‌ها به‌گونه‌ای ترکیب شوند که اثر نویز و عدم قطعیت بر مقدار نهایی تخمین کاهش یابد. این موضوع اهمیت روش‌های تخمین حالت را در مسئله باد افزایش داده است.

در این میان، فیلتر کالمن توسعه‌یافته به دلیل قابلیت ترکیب پیش‌بینی مدل با اندازه‌گیری‌های جدید و ساختار بازگشتی، چارچوب مناسبی برای تخمین متغیرهای غیرقابل اندازه‌گیری در سامانه‌های پروازی فراهم می‌کند. الگوریتم EKF می‌تواند در هر مرحله وضعیت سیستم را بر اساس اطلاعات قبلی پیش‌بینی کرده و سپس با ورود اندازه‌گیری جدید، تخمین را اصلاح نماید [۱۱]. این ویژگی برای تخمین باد اهمیت دارد؛ زیرا سرعت و جهت باد ثابت نیستند و لازم است مقدار تخمین در طول پرواز به‌صورت پیوسته به‌روزرسانی شود.

با این حال، کیفیت تخمین الگوریتم EKF تنها به ساختار فیلتر وابسته نیست. پارامترهای فیلتر تعیین می‌کنند که اطلاعات مدل و داده‌های اندازه‌گیری با چه میزان اعتمادی در فرآیند تخمین وارد شوند. انتخاب نامناسب کوواریانس نویز فرایند و نویز اندازه‌گیری می‌تواند باعث شود فیلتر نسبت به تغییرات واقعی باد واکنش کافی نشان ندهد یا در مقابل، بیش از اندازه تحت تأثیر نویز اندازه‌گیری قرار گیرد. این مسئله در داده‌های واقعی پرواز اهمیت بیشتری دارد؛ زیرا در چنین داده‌هایی، نویز حسگر، خطای مدل و تغییرات واقعی شرایط محیطی همزمان وجود دارند.

در نتیجه، مسئله اصلی را نمی‌توان صرفاً به انتخاب یک تخمین‌گر مناسب محدود کرد. هنگامی که EKF به‌عنوان ساختار تخمین انتخاب می‌شود، نحوه تنظیم پارامترهای آن نیز می‌تواند نقش تعیین‌کننده‌ای در کیفیت تخمین سرعت و جهت باد داشته باشد. تنظیم دستی این پارامترها معمولاً بر اساس تجربه یا آزمون چند مقدار مشخص انجام می‌شود و ممکن است برای یک مجموعه شرایط مناسب باشد، اما بهترین عملکرد را برای داده‌های واقعی و شرایط متغیر پرواز تضمین نمی‌کند. از طرف دیگر، استفاده از ساختارهای بسیار پیچیده‌تر لزوماً با نیازهای یک سامانه برخط و قابل پیاده‌سازی سازگار نیست.

In Press, Pre-Proof Version

در پژوهش حاضر، این مسئله از طریق بهینه‌سازی پارامترهای فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری (ICA) دنبال شده است. آتشپز-گرگاری و لوکاس [۱۲]، الگوریتم ICA را به‌عنوان یک روش فراابتکاری برای حل مسائل بهینه‌سازی معرفی کردند که فرایند رقابت میان امپراتوری‌ها را برای جست‌وجوی ناحیه بهینه شبیه‌سازی می‌کند. در روش پیشنهادی، پارامترهای EKF به‌عنوان متغیرهای تصمیم در نظر گرفته شده‌اند و الگوریتم ICA برای تعیین مجموعه‌ای مناسب از این پارامترها به کار گرفته شده است تا عملکرد تخمین سرعت و جهت باد بهبود یابد. بدین ترتیب، ساختار اصلی EKF حفظ شده و بهبود عملکرد تخمین از طریق تنظیم بهینه پارامترهای آن دنبال شده است.

یک ویژگی مهم این پژوهش، ارزیابی روش پیشنهادی با داده‌های واقعی پرواز است. در چنین داده‌هایی، عملکرد تخمین‌گر در شرایطی بررسی می‌شود که نویز اندازه‌گیری، تغییرات وضعیت پرواز و تغییرات واقعی باد همزمان حضور دارند. در روش پیشنهادی، اطلاعات پروازی وارد EKF شده و مؤلفه‌های سرعت باد به‌صورت بازگشتی تخمین زده می‌شوند؛ سپس اندازه و جهت باد از مؤلفه‌های تخمین‌زده‌شده تعیین می‌شوند. عملکرد EKF با پارامترهای تنظیم‌شده به روش متعارف با EKF بهینه‌شده توسط ICA مقایسه می‌شود تا اثر مستقیم بهینه‌سازی پارامترها بر کیفیت تخمین مشخص شود.

اهمیت این خروجی زمانی بیشتر آشکار می‌شود که سرعت و جهت باد از یک مقدار صرفاً تخمینی به یک ورودی برای تصمیم‌گیری پروازی تبدیل شوند. در کنترل، می‌توان از اطلاعات باد برای جبران اغتشاش و اصلاح فرمان‌های کنترلی استفاده کرد. در هدایت، این اطلاعات می‌تواند برای اصلاح مسیر و کاهش انحراف از مسیر مطلوب به کار گرفته شود. در طراحی مسیر نیز می‌توان شرایط باد را هنگام انتخاب مسیر، تخمین زمان اجرای مأموریت و مدیریت انرژی در نظر گرفت. در پایش خطوط لوله، نقشه‌برداری و کشاورزی دقیق نیز اطلاعات باد می‌تواند در تعیین و اصلاح مسیر پرواز مورد استفاده قرار گیرد. در مأموریت‌های امدادی مناطق صعب‌العبور، این اطلاعات می‌تواند به تصمیم‌گیری مناسب‌تر درباره مسیر و شرایط ادامه پرواز کمک کند.

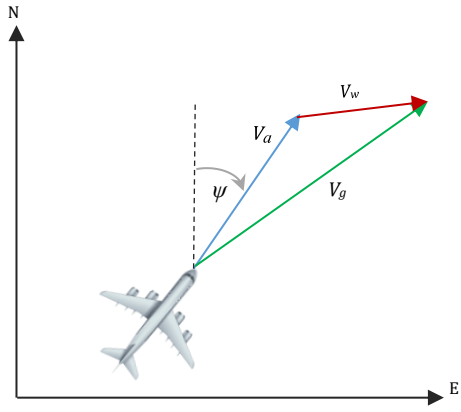
در همین راستا، پژوهش حاضر با هدف توسعه و ارزیابی چارچوبی مبتنی بر ترکیب فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) و الگوریتم رقابت استعماری (ICA) برای تخمین مؤلفه‌های سرعت باد و استخراج اندازه و جهت آن با استفاده از داده‌های واقعی پروازی انجام شده است. در این چارچوب، پارامترهای فیلتر EKF با استفاده از الگوریتم ICA و بر مبنای تابع هزینه مبتنی بر نوآوری و کوواریانس آن تنظیم می‌شوند. همچنین، به‌منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، نتایج فیلتر با پارامترهای ثابت با نتایج فیلتر کالمن تطبیقی مقایسه می‌شوند. تمرکز اصلی پژوهش بر بررسی تأثیر تنظیم پارامترهای فیلتر و سازوکار تطبیق بر اختلاف بین سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی‌شده و رفتار تخمین‌های حاصل از داده‌های واقعی پروازی است. از آنجا که اندازه‌گیری مستقل از سرعت واقعی باد در دسترس نیست، نتایج مقایسه به‌عنوان معیاری برای ارزیابی انطباق پیش‌بینی فیلتر با اندازه‌گیری‌ها تفسیر می‌شوند و نه اثبات مستقیم دقت مطلق تخمین باد. خروجی چارچوب پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان اطلاعات تخمینی از شرایط باد، در سامانه‌های هدایت، کنترل و برنامه‌ریزی مسیر پرنده مورد استفاده قرار گیرد. ساختار مقاله به این صورت است: در بخش ۲، فرمول‌بندی ریاضی و مدل تخمین EKF تشریح می‌شود؛ بخش ۳ به روش تنظیم پارامترهای فیلتر با استفاده از ICA اختصاص دارد؛ در بخش ۴، نتایج حاصل از داده‌های پروازی و مقایسه عملکرد فیلتر با پارامترهای ثابت و فیلتر تطبیقی ارائه و تحلیل می‌شوند؛ و در بخش ۵، جمع‌بندی و نتیجه‌گیری پژوهش بیان می‌شود.

۲- فرمولاسیون الگوریتم تخمین باد

در سینماتیک پرواز، بردار سرعت زمینی ربات پرنده از برآیند برداری سرعت هوایی آن و سرعت باد نسبت به زمین حاصل می‌شود. در این رابطه، V_g بیانگر سرعت ربات پرنده نسبت به زمین، Va بیانگر سرعت ربات پرنده نسبت به هوا و V_W بیانگر سرعت باد نسبت به زمین است؛ بنابراین، رابطه سینماتیکی میان این سه بردار در رابطه (۱) بیان شده است. نمایش هندسی رابطه میان سه بردار سرعت در شکل ۱ ارائه شده است.

در سینماتیک پرواز، بردار سرعت زمینی ربات پرنده از برآیند برداری سرعت هوایی آن و سرعت باد نسبت به زمین حاصل می‌شود. در این رابطه، V_g بیانگر سرعت ربات پرنده نسبت به زمین، Va بیانگر سرعت هوایی (نسبت به توده‌ی هوای متحرک) و V_W معرف سرعت باد (نسبت به زمین) است. بنابراین، رابطه‌ی سینماتیکی میان این سه بردار مطابق رابطه‌ی (۱) به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\vec{V}_g = \vec{V}_a + \vec{V}_w \qquad (۱)$$



شکل ۱ نمایش شماتیک روابط هندسی میان بردار سرعت باد، بردار سرعت پرنده نسبت به هوا و بردار سرعت پرنده نسبت به زمین.

Fig.3 Schematic representation of the geometric relationships among the wind velocity vector, the aircraft airspeed vector, and the aircraft ground-speed vector.

در صورتی که رابطه (۱) برحسب سرعت ربات پرنده نسبت به هوا بازنویسی و تجزیه شود، روابط مؤلفه‌ای متناظر به‌صورت زیر به‌دست می‌آیند:

$$\vec{V}_{air} = \vec{V}_{gnd} - \vec{V}_{wind} = \begin{Bmatrix} V_{gnd_E} - V_{wind_E} \\ V_{gnd_N} - V_{wind_N} \end{Bmatrix} \qquad (۲)$$

در رابطه (۲)، بردار سرعت ربات پرنده نسبت به هوا برحسب مؤلفه‌های آن در راستای محورهای شمال و شرق بیان شده است. بزرگی این سرعت نیز از جذر مجموع مربعات مؤلفه‌های سرعت در دو راستا به‌دست می‌آید و به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

(۳)

$$V_{air} = \sqrt{V^2_{gnd_E} - 2V_{gnd_E}V_{wind_E} + V^2_{wind_E} + V^2_{gnd_N} - 2V_{gnd_N}V_{wind_N} + V^2_{wind_N}}$$

با در نظر گرفتن خطای بایاس (b) و نویز اندازه‌گیری در سرعت هوایی ربات پرنده، مقدار اندازه‌گیری‌شده این کمیت را می‌توان مطابق رابطه (٤) بیان کرد.

$$V_{air\,meas} = V_{air} + b + \nu \qquad (٤)$$

(٥)

$$V_{air\,meas} = \sqrt{V^2_{gnd_E} - 2V_{gnd_E}V_{wind_E} + V^2_{wind_E} + V^2_{gnd_N} - 2V_{gnd_N}V_{wind_N} + V^2_{wind_N}} + b + \nu$$

با توجه به در دسترس بودن داده‌های سرعت ربات پرنده نسبت به هوا، رابطه (٥) به‌عنوان مدل اندازه‌گیری در فیلتر کالمن توسعه‌یافته در نظر گرفته می‌شود. این مدل امکان بهره‌گیری از اندازه‌گیری‌های سرعت هوایی را در فرایند تخمین حالت فراهم می‌کند و زمینه را برای تلفیق اطلاعات اندازه‌گیری‌شده با مدل دینامیکی سیستم فراهم می‌سازد.

فیلتر کالمن توسعه‌یافته، با تکیه بر مدل دینامیکی سیستم و مدل اندازه‌گیری، امکان تخمین متغیرهای حالت در شرایط وجود عدم‌قطعیت و نویز اندازه‌گیری را فراهم می‌کند. این فیلتر با خطی‌سازی مدل‌های غیرخطی حول تخمین فعلی، اطلاعات حاصل از مدل دینامیکی را با داده‌های اندازه‌گیری‌شده تلفیق می‌کند تا در هر گام زمانی، تخمین بهتری از حالت واقعی سیستم به‌دست آید. فرایند تخمین در فیلتر کالمن توسعه‌یافته در دو مرحله اصلی پیش‌بینی و به‌روزرسانی انجام می‌شود؛ به‌گونه‌ای که در مرحله پیش‌بینی، حالت و عدم‌قطعیت آن بر اساس مدل دینامیکی محاسبه شده و در مرحله به‌روزرسانی، این تخمین با استفاده از مدل اندازه‌گیری و داده‌های موجود اصلاح می‌شود. بر این اساس، پس از تعیین مدل دینامیکی و مدل اندازه‌گیری مناسب، مراحل محاسباتی فیلتر مطابق روند استاندارد آن انجام می‌گیرد که در ادامه تشریح می‌شود.

In Press, Pre-Proof Version

مدل دینامیکی سیستم را می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد [۴]-[۱۱]:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{w} \quad ; \quad Q = E(\mathbf{w}\mathbf{w}^T) \tag{۶}$$

مدل مشاهده‌گر در این پژوهش به‌صورت زیر در نظر گرفته شده است:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{v}_k ; \quad R = E\left(\mathbf{v}_k \ \mathbf{v}_k^T\right) \tag{۷}$$

مقادیر اولیه متغیرهای کالمن توسط روابط (۸-۹) ارائه شده است.

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x}_0 = \begin{bmatrix} V_{wind_N}(t_0) \\ V_{wind_E}(t_0) \\ b(t_0) \end{bmatrix} \tag{۸}$$

$$P = P_0 = \begin{bmatrix} P_{11}(0) & P_{12}(0) & P_{13}(0) \\ P_{21}(0) & P_{22}(0) & P_{23}(0) \\ P_{31}(0) & P_{33}(0) & P_{33}(0) \end{bmatrix} \tag{۹}$$

انتشار معادلات در زمان به شرح زیر قابل توصیف می باشد[۴]-[۱۱]:

$$F = \left(\frac{\partial f(x)}{\partial x} \right)_{x=\hat{x}_{k-1}|k-1} \begin{cases} Q = Q_{x=\hat{x}_{k-1}|k-1} \\ Q_k \approx Q\Delta t \end{cases} \tag{۱۰}$$

$$\Phi_k = I + F\Delta t + \frac{F^2\Delta t^2}{2!} + \frac{F^3\Delta t^3}{3!} + \ldots \approx I + F\Delta t \tag{۱۱}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \Phi_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \tag{۱۲}$$

$$P_{k|k-1} = \Phi_k P_{k-1|k-1} \Phi_k^T + Q_k \tag{۱۳}$$

به روز رسانی مشاهدات را می توان به صورت زیر بدست آورد:

$$H_k = \left(\frac{\partial h(x)}{\partial x} \right)_{x=\hat{x}_{k-1}|k-1} \tag{۱۴}$$

$$K_k = P_{k|k-1} \ H_k^T \left(H_k P_{k|k-1} \ H_k^T + R_k \right)^{-1} \tag{۱۵}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + K_k \left(\mathbf{Z}_k - \mathrm{h}\left(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \right) \right) \tag{۱۶}$$

$$P_{k|k} = \left(I - K_k H_k \right) P_{k|k-1} \left(I - K_k H_k \right)^T + K_k R_k K_k^T \tag{۱۷}$$

در روش ارائه‌شده، برای بررسی عملکرد فیلتر کالمن توسعه‌یافته در شرایط تغییرات آماری نویز اندازه‌گیری، از نسخه تطبیقی این فیلتر نیز استفاده می‌شود. در این روش، برخلاف فیلتر کالمن با پارامترهای ثابت، کوواریانس نویز اندازه‌گیری به‌صورت برخط و بر اساس آمار نوآوری فیلتر به‌روزرسانی می‌شود، درحالی‌که ماتریس کوواریانس نویز فرایند Q ثابت باقی می‌ماند. هدف از این سازوکار، تنظیم تدریجی وزن اطلاعات اندازه‌گیری در فرایند تخمین است.

ابتدا، سهم عدم‌قطعیت پیش‌بینی حالت در کوواریانس نوآوری از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$C_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T \tag{۱۸}$$

سپس، به‌منظور کاهش تأثیر نوسانات لحظه‌ای، مربع نوآوری (v) و سهم عدم‌قطعیت پیش‌بینی با استفاده از میانگین متحرک نمایی هموارسازی می‌شوند:

$$m_{v,k} = \alpha_s m_{v,k-1} + (1-\alpha_s)\min(v_k^2, 100R_{\max}) \tag{۱۹}$$

$$m_{C,k} = \alpha_s m_{C,k-1} + (1-\alpha_s)C_k \tag{۲۰}$$

ترم v_k نوآوری اندازه‌گیری، C_k سهم کوواریانس پیش‌بینی و α_s ضریب هموارسازی آماری است که در پیاده‌سازی حاضر برابر با ۰/۹۹ در نظر گرفته شده است. بر اساس آمار هموارشده، مقدار هدف کوواریانس نویز اندازه‌گیری تعیین می‌شود:

$$R_k^{\text{target}} = \text{clip}\left(m_{v,k} - m_{C,k}, R_{\min}, R_{\max} \right) \tag{۲۱}$$

در رابطه (۲۱)، تابع clip مقدار هدف را در بازه مجاز [R_min, R_max] محدود می‌کند. سپس، مقدار کوواریانس نویز اندازه‌گیری با استفاده از ضریب تطبیق به‌صورت تدریجی به‌روزرسانی می‌شود:

$$\tilde{R}_k = \alpha_R R_{k-1} + (1-\alpha_R) R_k^{\text{target}} \tag{۲۲}$$

برای جلوگیری از تغییرات ناگهانی در مقدار این کوواریانس، میزان تغییر آن در هر گام زمانی محدود می‌شود:

$$R_k = \text{clip}\left(\tilde{R}_k, R_{k-1} - \Delta R_{\max}, R_{k-1} + \Delta R_{\max} \right) \tag{۲۳}$$

همچنین، مقدار نهایی R_k در بازه [R_min, R_max] نگه داشته می‌شود. در پیاده‌سازی حاضر، ضرایب تطبیق و حدود مجاز به‌گونه‌ای تعیین شده‌اند که به‌روزرسانی کوواریانس نویز اندازه‌گیری به‌صورت تدریجی انجام شود.

پس از محاسبه مقدار جدید R_k، کوواریانس نوآوری و بهره کالمن با استفاده از این مقدار به دست می‌آیند:

$$S_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k \tag{۲۴}$$

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1} \tag{۲۵}$$

در ادامه، تخمین حالت مطابق رابطه (۱۷) به‌روزرسانی می‌شود و کوواریانس خطای تخمین با استفاده از فرم جوزف محاسبه می‌شود:

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} (I - K_k H_k)^T + K_k R_k K_k^T \tag{۲۶}$$

بنابراین، در روش تطبیقی مورد استفاده، ساختار اصلی فیلتر کالمن توسعه‌یافته حفظ می‌شود و سازوکار تطبیق صرفاً برای به‌روزرسانی برخط کوواریانس نویز اندازه‌گیری به کار می‌رود. پارامترهای اولیه فیلتر با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری تنظیم می‌شوند و سپس، فرایند تطبیق R_k در طول اجرای فیلتر اعمال می‌شود. این روش امکان مقایسه عملکرد فیلتر با کوواریانس نویز اندازه‌گیری ثابت و متغیر را در شرایط داده‌های پروازی فراهم می‌کند.

متغیرهای حالت در فیلتر کالمن توسعه‌یافته، شامل مؤلفه‌های سرعت باد در دو راستای شمال و شرق و نیز بایاس سنسور سرعت هوایی هستند(رابطه ۲۷). این متغیرها به‌عنوان مبانی فرآیند تخمین در نظر گرفته شده و به‌صورت هم‌زمان توسط فیلتر کالمن توسعه‌یافته برآورد می‌شوند.

$$X = \begin{bmatrix} V_{wind_N} & V_{wind_E} & b \end{bmatrix}^T \tag{۲۷}$$

تاکنون چندین مدل برای توصیف و شبیه‌سازی باد در پژوهش‌های پیشین ارائه شده است که از میان آن‌ها، مدل تلاطم فون‌کارمن و مدل آشفتگی درایدن از شناخته‌شده‌ترین و پرکاربردترین مدل‌ها به شمار می‌روند. در این مدل‌ها، مؤلفه‌های سرعت باد به‌صورت فرایندهای تصادفی با ویژگی‌های مکانی و زمانی مشخص مدل‌سازی می‌شوند و عمدتاً برای توصیف بادهای آشفته و اغتشاشات ناشی از تلاطم جوی به کار می‌روند. از این رو، استفاده مستقیم از این مدل‌ها برای مسئله‌ی حاضر که هدف آن تخمین مؤلفه‌های بادِ غالب و نسبتاً پایدار است، فاقد کارایی لازم خواهد بود.

در رویکردی دیگر، برمن و پاول [۱۳] اختلافات سرعت باد را با استفاده از یک فرآیند مارکوف مرتبه‌ی اول و با در نظر گرفتن زمان همبستگی مدل‌سازی کرده‌اند که می‌تواند برای توصیف تغییرات زمانی باد به کار رود. با این حال، با توجه به هدف این پژوهش و به‌منظور دستیابی به تخمینی پایدار و کارآمد از مؤلفه‌های سرعت باد، این مؤلفه‌ها به‌همراه بایاس سنسور سرعت هوایی، به‌صورت فرآیندهای تصادفی با تغییرات آهسته در زمان مدل‌سازی شده‌اند. در این چارچوب، برای تنظیم فیلتر کالمن توسعه‌یافته، مقادیر کوچکی برای شدت نویز فرآیند در نظر گرفته می‌شود تا فیلتر از ثابت کردن کامل تخمین‌ها جلوگیری کرده و امکان دنبال کردن تغییرات تدریجی سرعت باد و بایاس را فراهم آورد. این فرض، بیانگر آن است که مؤلفه‌های سرعت باد و بایاس سرعت هوایی در بازه‌ی زمانی مورد مطالعه، تغییراتی نسبتاً آهسته دارند [۴] .

بر این اساس، مدل دینامیکی پیشنهادی سیستم مطابق روابط (۲۸) تا (۳۰) به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\dot{V}_{wind_N} = w_1 \tag{۲۸}$$

$$\dot{V}_{wind_E} = w_2 \tag{۲۹}$$

$$\dot{b} = w_3 \tag{۳۰}$$

در اینجا، w_1، w_2 و w_3 بیانگر نویزهای سفید فرایند هستند که عدم‌قطعیت‌ها و تغییرات تصادفی موجود در مدل دینامیکی را در نظر می‌گیرند. از آنجا که هدف مدل‌سازی حاضر، توصیف تغییرات تدریجی مؤلفه‌های سرعت باد و خطای بایاس سرعت ربات پرنده نسبت به هوا است، این متغیرها به‌صورت فرایندهایی با تغییرات آهسته در نظر گرفته شده‌اند. بر همین اساس، در رابطه (۶) مقدار تابع f(x) برابر صفر فرض می‌شود؛ بنابراین، در تنظیم و پیاده‌سازی فیلتر کالمن توسعه‌یافته نیز f(x)=0 لحاظ شده است.

از سوی دیگر، به‌منظور تشکیل بردار اندازه‌گیری و به‌روزرسانی تخمین حالت، از اطلاعات حاصل از سامانه‌ی GPS استفاده می‌شود. به‌طور ویژه، مؤلفه‌های سرعت زمینی ربات پرنده در دو راستای شمال و شرق، به‌عنوان داده‌های اندازه‌گیری‌شده در رابطه‌ی (۷) به کار گرفته می‌شوند. تلفیق این اندازه‌گیری‌ها با مدل دینامیکی و مدل اندازه‌گیری سرعت هوایی، امکان اصلاح پیوسته‌ی تخمین مؤلفه‌های سرعت باد و بایاس سنسور را در ساختار EKF فراهم می‌کند. در نهایت، با اعمال مدل اندازه‌گیری و محاسبه‌ی مشتقات جزئی آن نسبت به متغیرهای حالت،

In Press, Pre-Proof Version

ماتریس H که ارتباط میان متغیرهای حالت و اندازه‌گیری‌ها را بیان می‌کند، مطابق روابط زیر به دست می‌آید:

$$h(x) = V_{air\ meas} \quad (۳۱)$$

(۳۲)

$$h(x) = \sqrt{V^2_{gnd_E} - 2V_{gnd_E}V_{wind_E} + V^2_{wind_E} + V^2_{gnd_N} - 2V_{gnd_N}V_{wind_N} + V^2_{wind_N}} + b$$

با درنظرگرفتن روابط فوق و اعمال آن‌ها در مدل اندازه‌گیری، خواهیم داشت:

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial h(x)}{\partial V_{wind_N}} & \frac{\partial h(x)}{\partial V_{wind_E}} & \frac{\partial h(x)}{\partial b} \end{bmatrix} \quad (۳۳)$$

(۳۴)

$$H_1 = \frac{V_{wind_N} - V_{gnd_N}}{\sqrt{V^2_{gnd_E} - 2V_{gnd_E}V_{wind_E} + V^2_{wind_E} + V^2_{gnd_N} - 2V_{gnd_N}V_{wind_N} + V^2_{wind_N}}} \quad (۳۵)$$

$$H_2 = \frac{V_{wind_E} - V_{gnd_E}}{\sqrt{V^2_{gnd_E} - 2V_{gnd_E}V_{wind_E} + V^2_{wind_E} + V^2_{gnd_N} - 2V_{gnd_N}V_{wind_N} + V^2_{wind_N}}}$$

$$H_3 = 1 \quad (۳۶)$$

زاویه‌ی هدینگ، یکی از پارامترهای اصلی توصیف‌کننده‌ی جهت حرکت پرنده است و بیانگر زاویه‌ی محور طولی آن نسبت به جهت مرجع در صفحه‌ی افق می‌باشد. در این پژوهش، این زاویه با استفاده از سرعت زمینی اندازه‌گیری‌شده توسط سامانه‌ی GPS و بردار سرعت بادِ تخمین‌زده، تعیین می‌شود. از آنجا که سرعت زمینی، حاصل جمع برداری سرعت هوایی و سرعت باد است، با در نظر گرفتن این دو مؤلفه می‌توان جهت حرکت و در نتیجه زاویه‌ی هدینگ را استخراج کرد. با فرض ناچیز بودن زاویه‌ی لغزش جانبی، راستای محور طولی پرنده با راستای سرعت هوا منطبق در نظر گرفته می‌شود؛ بنابراین، زاویه‌ی هدینگ از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

$$\psi = a\tan 2(V_{gnd_E} - V_{wind_E}, V_{gnd_N} - V_{wind_N}) \quad (۳۷)$$

قابلیت مشاهده‌پذیری روش تخمین پیشنهادی از طریق بررسی میزان ارتباط میان متغیرهای حالت و کمیت‌های در دسترس از سامانه اندازه‌گیری ارزیابی می‌شود. به‌منظور بررسی این موضوع و با هدف تمرکز بر ساختار اصلی مدل، در رابطه (۵) اثر نویز اندازه‌گیری نادیده گرفته می‌شود. این فرض، امکان بررسی مستقیم وابستگی متغیرهای حالت به کمیت‌های اندازه‌گیری‌شده را فراهم می‌کند و مشخص می‌سازد که آیا اطلاعات موجود برای استخراج و تخمین متغیرهای موردنظر کافی است یا خیر. با اعمال این فرض، روابط مذکور به صورت زیر بازنویسی می‌شوند:

$$V_{air\ meas} = V_{air} + b + \nu \longrightarrow V_{air\ meas} = V_{air} + b \quad (۳۸)$$

$$V_{air\ meas} = \sqrt{V^2_{gnd_E} - 2V_{gnd_E}V_{wind_E} + V^2_{wind_E} + V^2_{gnd_N} - 2V_{gnd_N}V_{wind_N} + V^2_{wind_N}} + b + \nu$$

$$\Downarrow$$

$$V_{air\ meas} - b = \sqrt{V^2_{gnd_E} - 2V_{gnd_E}V_{wind_E} + V^2_{wind_E} + V^2_{gnd_N} - 2V_{gnd_N}V_{wind_N} + V^2_{wind_N}} \quad (۳۹)$$

$$\Downarrow$$

$$V^2_{gnd_N} + V^2_{gnd_E} - V^2_{air\ meas} = 2V_{gnd_N}V_{wind_N} + 2V_{gnd_E}V_{wind_E} - 2bV_{air\ meas} - b^2 - V^2_{wind_N} - V^2_{wind_E}$$

$$V^2_{gnd_N} + V^2_{gnd_E} - V^2_{air\ meas} = 2V_{gnd_N}V_{wind_N} + 2V_{gnd_E}V_{wind_E} - 2bV_{air\ meas} - b^2 - V^2_{wind_N} - V^2_{wind_E} \quad (۴۰)$$

در روابط (۳۸) تا (۴۰)، سه کمیت مجهول شامل V_{wind_N}، V_{wind_E} و b وجود دارد که هدف، تعیین و تخمین آن‌ها بر اساس مجموعه داده‌های اندازه‌گیری‌شده است. به‌منظور بررسی مشاهده‌پذیری این کمیت‌ها، فرض می‌شود پارامترهای مذکور در بازه زمانی موردنظر ثابت یا دارای تغییرات ناچیز هستند؛ بنابراین، تغییرات زمانی آن‌ها در فرایند تحلیل قابل صرف‌نظر کردن است. بر این اساس، هر مجموعه اندازه‌گیری یک قید مستقل برای تعیین مجهولات فراهم می‌کند. از آنجا که سه کمیت مجهول در روابط (۳۸) تا (۴۰)، وجود دارد، برای تشکیل یک دستگاه معادلات قابل حل و تعیین یکتای آن‌ها، حداقل به سه مجموعه اندازه‌گیری مستقل نیاز است. با درنظرگرفتن سه نمونه اندازه‌گیری متناظر، می‌توان دستگاه معادلات زیر را تشکیل داد:

$$\begin{pmatrix} V^2_{gnd_{N1}} + V^2_{gnd_{E1}} - V^2_{air\ meas1} = 2V_{gnd_{N1}}V_{wind_N} + 2V_{gnd_{E1}}V_{wind_E} - 2bV_{air\ meas1} - b^2 - V^2_{wind_N} - V^2_{wind_E} \\ V^2_{gnd_{N2}} + V^2_{gnd_{E2}} - V^2_{air\ meas2} = 2V_{gnd_{N2}}V_{wind_N} + 2V_{gnd_{E2}}V_{wind_E} - 2bV_{air\ meas2} - b^2 - V^2_{wind_N} - V^2_{wind_E} \\ V^2_{gnd_{N3}} + V^2_{gnd_{E3}} - V^2_{air\ meas3} = 2V_{gnd_{N3}}V_{wind_N} + 2V_{gnd_{E3}}V_{wind_E} - 2bV_{air\ meas3} - b^2 - V^2_{wind_N} - V^2_{wind_E} \end{pmatrix} \quad (۴۱)$$

در تحلیل داده‌های پروازی حاصل از آزمون‌های پروازی، سرعت هوا در برخی بازه‌های پرواز در محدوده‌ای نسبتاً پایدار قرار دارد. ازاین‌رو، برای ساده‌سازی مدل و تحلیل مشاهده‌پذیری، می‌توان سرعت هوا را در بازه موردنظر ثابت فرض کرد. این فرض صرفاً به بازه‌ای از پرواز مربوط می‌شود که تغییرات سرعت هوا در آن ناچیز است و به معنای ثابت‌بودن آن در کل پرواز نیست. بر این اساس، سرعت هوا مطابق رابطه (۳۳) به‌صورت ثابت در نظر گرفته می‌شود:

$$V_{air\ meas1} = V_{air\ meas2} = V_{air\ meas3} = V_{air\ meas} \quad (۴۲)$$

با توجه به سه رابطه حاصل از مجموعه‌های اندازه‌گیری، می‌توان معادلات مذکور را به‌صورت یک دستگاه معادلات خطی و در قالب نمایش ماتریسی بازنویسی کرد. این نمایش ماتریسی، ارتباط میان کمیت‌های اندازه‌گیری‌شده و سه کمیت مجهول موردنظر را به‌صورت منسجم و ساختاریافته بیان می‌کند و امکان بررسی شرایط حل‌پذیری، استقلال معادلات و تعیین پارامترهای مجهول را فراهم می‌سازد. ازاین‌رو، با قرار دادن سه مجموعه اندازه‌گیری در کنار یکدیگر، دستگاه معادلات حاصل را می‌توان مطابق رابطه (۴۳) به‌صورت ماتریسی بیان کرد:

In Press, Pre-Proof Version

$$\begin{bmatrix} V^2_{gnd_{N1}}+V^2_{gnd_{E1}}-V^2_{air\,meas} \\ V^2_{gnd_{N2}}+V^2_{gnd_{E2}}-V^2_{air\,meas} \\ V^2_{gnd_{N3}}+V^2_{gnd_{E3}}-V^2_{air\,meas} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2V_{gnd_{N1}} & 2V_{gnd_{E1}} & 1 \\ 2V_{gnd_{N2}} & 2V_{gnd_{E2}} & 1 \\ 2V_{gnd_{N3}} & 2V_{gnd_{E3}} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{wind_N} \\ V_{wind_E} \\ -2bV_{aie\,meas}+b^2-V^2_{wind_N}-V^2_{wind_E} \end{bmatrix} \quad (۴۳)$$

برای آنکه سه مجهول موردنظر به‌صورت یکتا و بدون ابهام از دستگاه معادلات تعیین شوند، ماتریس ضرایب ۳×۳ باید غیرتکین و در نتیجه، معکوس‌پذیر باشد. شرط لازم برای این منظور آن است که دترمینان ماتریس ضرایب صفر نباشد. به بیان دیگر، در صورتی که دترمینان ماتریس از صفر متمایز باشد، سه معادله مستقل بوده و دستگاه دارای جواب یکتا خواهد بود. بر این اساس، شرط مشاهده‌پذیری پارامترهای موردنظر را می‌توان به‌صورت رابطه زیر بیان کرد:

$$\begin{aligned} &(V_{gnd_{N1}}V_{gnd_{E2}}-V_{gnd_{N2}}V_{gnd_{E1}})+ \\ &(V_{gnd_{N2}}V_{gnd_{E3}}-V_{gnd_{N3}}V_{gnd_{E2}})+ \\ &(V_{gnd_{N3}}V_{gnd_{E1}}-V_{gnd_{N1}}V_{gnd_{E3}})\neq 0 \end{aligned} \quad (۴۴)$$

با توجه به هندسه سرعت‌های ارائه‌شده در شکل ۱، مؤلفه‌های سرعت زمینی در دستگاه مختصات افقی شمال–شرق، یعنی $V_g(N,E)$، را می‌توان برحسب سرعت هوا، زاویه حرکت پرنده و مؤلفه‌های سرعت باد بیان کرد. با درنظرگرفتن رابطه سینماتیکی میان سرعت زمینی، سرعت هوا و سرعت باد، مؤلفه‌های شمالی و شرقی سرعت زمینی به‌صورت زیر به دست می‌آیند:

$$V_{gnd_{Ni}} = V_{air}\cos\psi_i + V_{wind_N} \quad (۴۵)$$

$$V_{gnd_{Ei}} = V_{air}\sin\psi_i + V_{wind_E} \quad (۴۶)$$

با توجه به روابط و تحلیل‌های ارائه‌شده در این بخش، چارچوب ریاضی لازم برای تخمین سرعت و جهت باد، شامل روابط سینماتیکی، متغیرهای مورد استفاده و شرایط مشاهده‌پذیری، به‌طور کامل مشخص شد. این فرمول‌بندی، مبنای لازم برای تعیین پارامترهای مجهول و توسعه روش تخمین پیشنهادی را فراهم می‌کند. در بخش بعد، فرمول‌بندی ریاضی و روند بهینه‌سازی پارامترهای روش تخمین با استفاده از الگوریتم بهینه‌ساز رقابت استعماری (ICA) تشریح خواهد شد.

۳- بهینه‌سازی پارامترهای EKF با الگوریتم رقابت استعماری

در این پژوهش، به‌منظور تنظیم پارامترهای فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF)، از الگوریتم رقابت استعماری (ICA) استفاده شده است. هدف اصلی، تعیین مقادیر مناسب ماتریس کوواریانس نویز فرآیند Q و ماتریس کوواریانس نویز مشاهده R، به‌گونه‌ای است که خطای مشاهده در داده‌های واقعی پرواز کمینه شود. با توجه به سه‌بعدی بودن بردار حالت، ماتریس Q دارای ابعاد ۳×۳ و با توجه به اسکالر بودن کمیت مشاهده، ماتریس R به‌صورت یک ماتریس ۱×۱ تعریف می‌شود.

در فرآیند بهینه‌سازی، عناصر مستقل ماتریس Q و مقدار متناظر ماتریس R به‌عنوان متغیرهای تصمیم مسئله در نظر گرفته می‌شوند. هر مجموعه از این متغیرها یک کشور (Country) را در فضای جستجوی ICA تشکیل می‌دهد. بنابراین، هر کشور بیانگر یک تنظیم مشخص از پارامترهای Q و R است که با اعمال آن به EKF، عملکرد فیلتر بر روی داده‌های واقعی پرواز ارزیابی می‌شود. برای هر کشور، ابتدا ماتریس‌های Q و R بر اساس متغیرهای تصمیم تشکیل شده و سپس EKF با این تنظیمات اجرا می‌شود. در ادامه، مقدار مشاهده پیش‌بینی‌شده توسط فیلتر با مقدار مشاهده واقعی مقایسه شده و خطای مشاهده در هر نمونه زمانی محاسبه می‌شود.

پس از ارزیابی تمامی کشورهای اولیه، کشور با کمترین مقدار تابع هزینه به‌عنوان امپریالیست (Imperialist) انتخاب شده و سایر کشورها، متناسب با کیفیت جواب خود، به‌عنوان مستعمره (Colonies) به امپراتوری‌های تشکیل‌شده تخصیص داده می‌شوند. بدین‌ترتیب، هر امپراتوری شامل مجموعه‌ای از جواب‌های کاندید است که در آن، امپریالیست نماینده‌ی بهترین جواب اولیه و مستعمره‌ها نماینده‌ی سایر جواب‌های متعلق به آن امپراتوری هستند.

معیار ارزیابی هر کشور، بر اساس میانگین تابع هزینه مبتنی بر نوآوری فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) تعریف می‌شود. در این روش، به‌جای استفاده مستقیم از ریشه میانگین مربعات خطای مشاهده، از تابع هزینه مبتنی بر لگاریتم درست‌نمایی منفی نوآوری استفاده می‌شود. این معیار، علاوه بر اندازه نوآوری، کوواریانس نوآوری را نیز در ارزیابی عملکرد هر مجموعه از پارامترهای تنظیم‌پذیر لحاظ می‌کند. تابع هزینه به‌صورت رابطه (۴۷) تعریف می‌شود:

$$J(\theta)=\frac{1}{N_{cost}}\sum_{k=1}^{N_{cost}}\left[\ln(S_k)+\frac{\nu_k^2}{S_k}\right] \quad (۴۷)$$

که در آن، θ بردار متغیرهای تصمیم شامل پارامترهای کوواریانس نویز فرآیند و اندازه‌گیری است و به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\theta=\begin{bmatrix} Q_{NN} & Q_{EE} & Q_{bb} & R \end{bmatrix}^T \quad (۴۸)$$

در این رابطه، (ν_k) اختلاف بین مقدار اندازه‌گیری‌شده و مقدار پیش‌بینی‌شده‌ی سرعت هوا در نمونه k، و (S_k) واریانس این اختلاف است. که از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\nu_k = V_{a,k} - \hat{V}_{a,k|k-1} \quad (۴۹)$$

$$S_k = H_k\ P_{k|k-1}\ H_k^T + R \quad (۵۰)$$

که در آن، $(V_{a,k})$ سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده، $(\hat{V}_{a,k|k-1})$ سرعت هوایی پیش‌بینی‌شده توسط EKF، (H_k) ژاکوبین مدل اندازه‌گیری نسبت به بردار حالت و $(P_{k|k-1})$ ماتریس کوواریانس پیش‌بینی‌شده خطای حالت است. همچنین، (R) واریانس نویز اندازه‌گیری و (Q) ماتریس کوواریانس نویز فرآیند است.

با توجه به اینکه در پیاده‌سازی حاضر، ۷۰ درصد ابتدایی یک مجموعه از داده‌های پرواز برای تنظیم پارامترها استفاده می‌شود، تعداد نمونه‌های به‌کار رفته در محاسبه تابع هزینه از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$N_{cost}=\left\lfloor \frac{70}{100}N_f \right\rfloor \quad (۵۱)$$

که در آن، (N_f) تعداد کل نمونه‌های داده پرواز و $(\lfloor\cdot\rfloor)$ تابع جزء صحیح به سمت پایین است. برای مجموعه داده‌ای با (N_f =10500)، تعداد نمونه‌های مورد استفاده در تنظیم پارامترها برابر با (N_{cost}=7350) خواهد بود. پارامترهای حاصل از این فرآیند سپس در اجرای EKF روی کل رکورد داده به کار گرفته می‌شوند. این تفکیک زمانی به‌منظور تنظیم پارامترها و بررسی رفتار فیلتر در ادامه همان رکورد انجام می‌شود و به‌تنهایی معادل اعتبارسنجی مستقل در برابر مقادیر واقعی سرعت و جهت باد نیست.

در نتیجه، هرچه مقدار تابع هزینه یک کشور کمتر باشد، ترکیب متناظر پارامترهای (Q) و (R) از نظر معیار مبتنی بر نوآوری مطلوب‌تر خواهد بود. در نهایت، مسئله بهینه‌سازی به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\theta^* = \arg\min_{\theta\in\Omega} J(\theta) \quad (۵۲)$$

که در آن θ بردار متغیرهای تصمیم شامل پارامترهای مورد استفاده برای تشکیل ماتریس‌های Q و R، و Ω فضای جستجوی مجاز این پارامترها است. در نهایت، بردار θ^* متناظر با کمترین مقدار تابع هزینه، برای تشکیل ماتریس‌های بهینه Q* و R* و اجرای نهایی EKF مورد استفاده قرار می‌گیرد.

فرآیند بهینه‌سازی با الگوریتم رقابت استعماری(ICA) ، با ایجاد جمعیتی از کشورهای اولیه در فضای جستجوی متغیرهای تصمیم آغاز می‌شود. هر کشور بیانگر یک مجموعه‌ی مشخص از پارامترهای تنظیم‌پذیر فیلتر EKF است و کیفیت آن بر اساس مقدار تابع هزینه تعیین می‌شود. پس از ارزیابی کشورهای اولیه، کشورهای با عملکرد بهتر به‌عنوان امپریالیست انتخاب شده و سایر کشورها به‌عنوان مستعمره به امپراتوری‌های مربوطه تخصیص داده می‌شوند. در این ساختار، امپریالیست نماینده‌ی بهترین جواب هر امپراتوری بوده و مستعمره‌ها سایر جواب‌های کاندید را تشکیل می‌دهند.

در مرحله‌ی همگرایی، مستعمره‌ها در فضای جستجو به سمت امپریالیست متناظر حرکت می‌کنند. این فرآیند، جواب‌ها را به‌تدریج به سمت نواحی امیدبخش فضای پارامترها هدایت می‌کند. همزمان، عمل انقلاب با ایجاد تغییرات تصادفی در برخی کشورها، تنوع جواب‌ها را حفظ کرده و امکان کاوش در نواحی جدید فضای حل را فراهم می‌آورد. پس از هر مرحله‌ی به‌روزرسانی، پارامترهای متناظر با کشورهای جدید به EKF اعمال شده و عملکرد فیلتر با استفاده از تابع هزینه مجدداً ارزیابی می‌شود.

در ادامه، رقابت درون‌امپراتوری صورت می‌پذیرد؛ بدین‌ترتیب که اگر یک مستعمره عملکرد بهتری نسبت به امپریالیست خود داشته باشد، جای آن‌ها تعویض می‌شود. سپس هزینه‌ی کل هر امپراتوری بر اساس عملکرد امپریالیست و مستعمره‌های آن

In Press, Pre-Proof Version

به‌روزرسانی شده و رقابت استعماری میان امپراتوری‌ها آغاز می‌گردد. در این مرحله، امپراتوری‌های ضعیف‌تر به‌تدریج مستعمره‌های خود را از دست داده و این مستعمره‌ها به امپراتوری‌های قدرتمندتر منتقل می‌شوند. در نتیجه، با تکرار این چرخه، تعداد امپراتوری‌ها کاهش یافته و جمعیت به سمت نواحی با تابع هزینه‌ی کمتر سوق داده می‌شود.

این مراحل به‌صورت تکراری ادامه می‌یابند و در هر تکرار، بهترین امپریالیست موجود به‌عنوان بهترین جواب شناخته شده و مقدار تابع هزینه آن ثبت می‌شود. در پایان فرآیند بهینه‌سازی، امپریالیستی که کمترین مقدار تابع هزینه را در میان تمامی تکرارها به خود اختصاص داده است، به‌عنوان جواب بهینه انتخاب می‌شود.

پارامترهای متناظر این جواب برای تشکیل ماتریس‌های بهینه Q^* و R^* و اجرای نهایی EKF مورد استفاده قرار می‌گیرند.

در مرحله نهایی، EKF با پارامترهای بهینه بر روی داده‌های واقعی پرواز اجرا شده و تخمین نهایی متغیرهای حالت حاصل می‌شود. سپس، با استفاده از هدینگ تخمین‌زده‌شده و روابط سینماتیکی میان سرعت زمین، سرعت هوا و سرعت باد، مؤلفه‌های سرعت باد در راستاهای شمال و شرق استخراج شده و اندازه و جهت باد محاسبه می‌شود. از این رو، ICA به‌صورت مستقیم متغیرهای باد را بهینه نمی‌کند؛ بلکه با تعیین تنظیم بهینه پارامترهای EKF بر مبنای کمینه‌سازی خطای مشاهده، عملکرد تخمین‌گر را بهبود داده و زمینه را برای استخراج دقیق‌تر سرعت و جهت باد از داده‌های پروازی فراهم می‌سازد.

۴- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش، نتایج پیاده‌سازی و ارزیابی روش پیشنهادی بر پایه داده‌های واقعی پرواز ارائه می‌شود. ابتدا، روند همگرایی تابع هزینه در فرایند بهینه‌سازی پارامترهای فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری (ICA) بررسی شده و مقادیر بهینه پارامترهای Q و R تعیین می‌شوند. در این فرایند، تابع هزینه بر اساس ۷۰ درصد ابتدایی مجموعه‌داده اول محاسبه شده و پارامترهای بهینه‌شده بدون تغییر برای اجرای فیلتر روی هر دو مجموعه‌داده مستقل پروازی به کار گرفته می‌شوند. سپس، نتایج تخمین متغیرهای حالت، شامل مؤلفه‌های سرعت باد در راستاهای شمال و شرق و بایاس اندازه‌گیری سرعت هوایی، بررسی می‌شوند. در ادامه، با استفاده از خروجی تخمین‌گر و روابط برداری میان سرعت زمین، سرعت هوایی و سرعت باد، اندازه و جهت باد برای هر دو مجموعه‌داده محاسبه می‌شوند. همچنین، به‌منظور ارزیابی عملکرد روش تطبیقی، نتایج فیلتر کالمن با کوواریانس نویز اندازه‌گیری ثابت با نتایج فیلتر کالمن تطبیقی، که در آن کوواریانس نویز اندازه‌گیری به‌صورت برخط به‌روزرسانی می‌شود، مقایسه می‌شوند. در این مقایسه، پارامترهای بهینه حاصل از الگوریتم ICA به‌عنوان مقادیر اولیه هر دو روش در نظر گرفته شده‌اند تا ارزیابی تحت شرایط اولیه یکسان انجام شود.

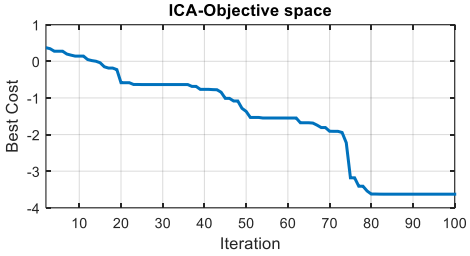
برای تعیین تنظیمات فیلتر و ارزیابی قابلیت استفاده از پارامترهای بهینه در داده‌های پروازی مستقل، دو مجموعه‌داده واقعی با نرخ نمونه‌برداری ۹۵ هرتز به کار گرفته شدند. تمامی پردازش‌ها به‌صورت آفلاین انجام شد و تنظیم پارامترهای فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری (ICA) صورت گرفت. به‌منظور جلوگیری از استفاده از کل داده‌های پرواز در فرآیند بهینه‌سازی، تابع هزینه تنها بر اساس ۷۰ درصد ابتدایی مجموعه‌داده اول محاسبه شد. تعداد نمونه‌های واردشده در این فرآیند از رابطه $N_cost = floor(0.7\ N_f)$ به دست آمد که در آن، N_f نشان‌دهنده تعداد کل نمونه‌های مجموعه‌داده اول است. پس از پایان بهینه‌سازی، پارامترهای حاصل بدون تغییر برای اجرای فیلتر روی هر دو مجموعه‌داده استفاده شدند؛ بنابراین، برای مجموعه‌داده دوم هیچ بهینه‌سازی مستقلی انجام نشد. افزون بر این، همین پارامترهای بهینه به‌عنوان مقادیر اولیه فیلتر تطبیقی در نظر گرفته شدند تا مقایسه آن با فیلتر دارای نویز اندازه‌گیری ثابت، با شرایط اولیه یکسان انجام پذیرد.

متغیرهای تصمیم در فرآیند بهینه‌سازی شامل چهار پارامتر بودند: سه مؤلفه قطری ماتریس کوواریانس نویز فرایند، یعنی Q_NN، Q_EE و Q_bb، و واریانس نویز اندازه‌گیری R. پارامترهای Q_NN و Q_EE به‌ترتیب به نویز فرایند مؤلفه‌های سرعت باد در راستاهای شمال و شرق مربوط‌اند؛ Q_bb نویز فرایند بایاس سرعت هوا را مشخص می‌کند و R بیانگر واریانس نویز اندازه‌گیری سرعت هوایی است. مقادیر بهینه حاصل از الگوریتم ICA عبارت‌اند از:

$Q_NN = 0.1371$، $Q_EE = 0.1082$، $Q_bb = 0.0100$ و $R = 0.5108$. بر این اساس، ماتریس Q به‌صورت قطری با مقادیر ۰/۱۳۷۱، ۰/۱۰۸۲ و ۰/۰۱۰۰ تنظیم شد و مقدار R برابر با ۰/۵۱۰۸ در نظر گرفته شد.

تنظیمات الگوریتم ICA شامل حداکثر ۱۰۰ تکرار، اندازه جمعیت برابر با ۱۵ و تعداد امپراتوری‌ها برابر با ۲ است. ضریب انتخاب امپریالیست (alpha) برابر با ۱، ضریب همگون‌سازی (beta) برابر با ۱/۵، احتمال انقلاب برابر با ۰/۰۵، نرخ انقلاب (mu) برابر با ۰/۱ و ضریب هزینه متوسط مستعمرات (zeta) برابر با ۰/۲ در نظر گرفته شده‌اند. همچنین، کران‌های پایین و بالای متغیرهای تصمیم برای محدود کردن فضای جست‌وجو اعمال شده‌اند؛ به‌طوری‌که دامنه تغییرات هر یک از متغیرهای قابل تنظیم در الگوریتم ICA بین ۰/۰۰۰۰۱ و ۱ قرار دارد.

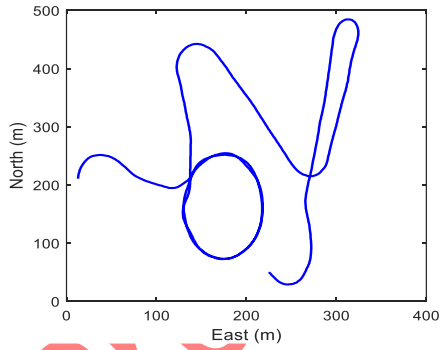
نتایج روش پیشنهادی بر روی دو مجموعه‌داده مستقل حاصل از آزمون‌های واقعی پروازی بررسی شد. ابتدا، داده‌های ثبت‌شده با نرخ نمونه‌برداری ۹۵ هرتز استخراج و آماده‌سازی شدند و سپس پردازش‌ها به‌صورت آفلاین انجام گرفتند. در ادامه، الگوریتم رقابت استعماری (ICA) برای بهینه‌سازی پارامترهای ماتریس‌های کوواریانس نویز فرایند و اندازه‌گیری (Q و R) به کار گرفته شد. در این مرحله، تابع هزینه بر اساس ۷۰ درصد ابتدایی مجموعه‌داده اول محاسبه شد و پارامترهای بهینه حاصل، بدون تغییر برای اجرای فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) بر روی هر دو مجموعه‌داده مورد استفاده قرار گرفتند. همچنین، همین پارامترها به‌عنوان مقادیر اولیه فیلتر کالمن تطبیقی در نظر گرفته شدند تا عملکرد آن با فیلتر دارای کوواریانس نویز اندازه‌گیری ثابت مقایسه شود. در این مقایسه، نتایج تخمین متغیرهای مرتبط با باد و شاخص‌های ارزیابی حاصل از هر دو روش بررسی شدند.



شکل ۲ روند همگرایی تابع هزینه در فرآیند بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری.

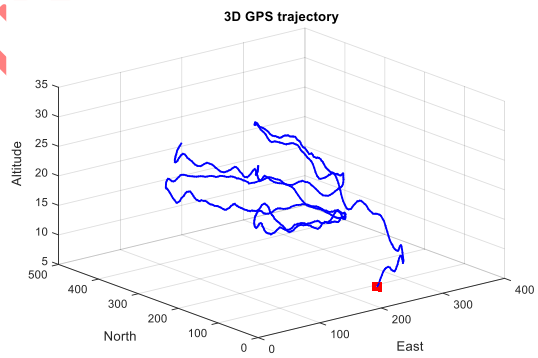
Fig.2 Convergence curve of the objective function during the optimization process using the Imperialist Competitive Algorithm.

شکل ۲ روند همگرایی تابع هزینه در فرآیند بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم ICA را نشان می‌دهد. کاهش تابع هزینه در طول تکرارها بیانگر حرکت فرآیند جست‌وجو به سمت تنظیم مناسب پارامترهای EKF و دستیابی به مقدار بهینه تابع هزینه است. پارامترهای حاصل از این فرآیند در ادامه برای اجرای آفلاین EKF بر روی داده‌های ثبت‌شده مورد استفاده قرار گرفتند.



شکل ۳ مسیر حرکت ربات پرنده در نمای بالا (شمال–شرق) برای مجموعه‌داده پروازی اول.

Fig.3 Top-view trajectory of the aerial robot in the North–East plane for the first flight dataset.

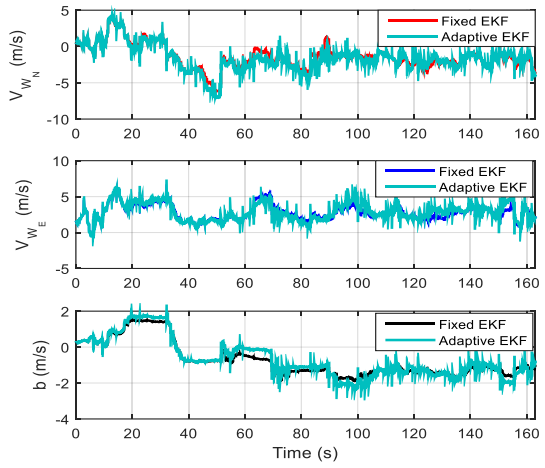


Pre-Proof Version

شکل ۴ مسیر سه بعدی حرکت ربات پرنده برای مجموعه‌داده پروازی اول.

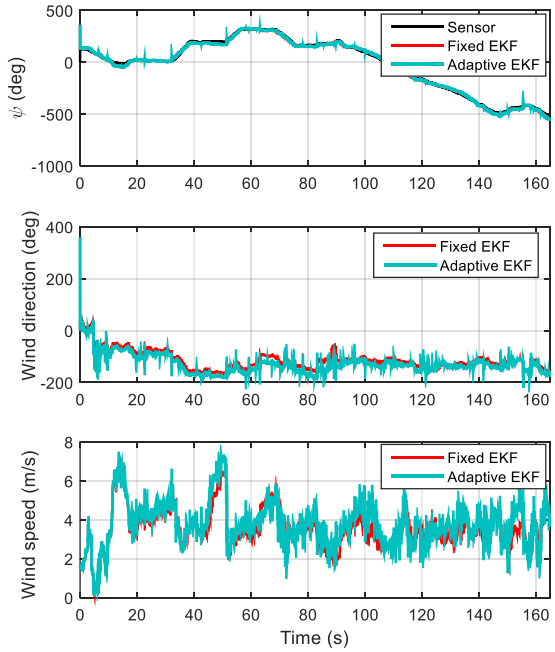
Fig.4 Three-dimensional flight path of the flying robot for the first flight dataset.

برای مجموعه‌داده پروازی اول، مسیر حرکت ربات پرنده در صفحه شمال–شرق و مسیر سه‌بعدی آن به‌ترتیب در شکل‌های ۳ و ۴ نمایش داده شده‌اند. به‌منظور بررسی نتایج تخمین و مقایسه عملکرد دو روش، شکل‌های ۵ تا ۹ نتایج حاصل از اعمال فیلتر کالمن توسعه‌یافته و فیلتر کالمن تطبیقی را نشان می‌دهند. شکل ۵ مؤلفه‌های سرعت باد تخمین‌زده‌شده و شکل ۶ سرعت و جهت باد تخمین‌زده‌شده را ارائه می‌کند. در شکل ۷، سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده با سرعت هوایی تخمین‌زده‌شده توسط فیلتر کالمن توسعه‌یافته مقایسه شده است. شکل ۸ خطای هدینگ پرنده را نشان می‌دهد که از اختلاف بین هدینگ اندازه‌گیری‌شده توسط حسگر و هدینگ تخمین‌زده‌شده محاسبه شده است. در نهایت، شکل ۹ مقایسه خطای پیش‌بینی اندازه‌گیری، واریانس نویز اندازه‌گیری و کوواریانس خطای پیش‌بینی را در دو روش ارائه می‌کند.



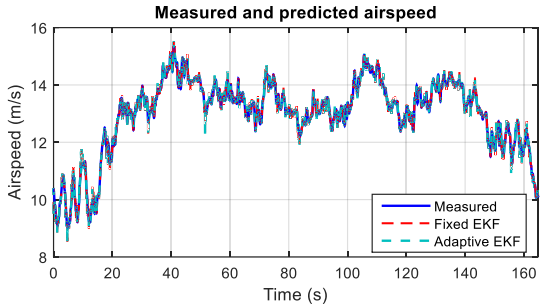
شکل ۵ مؤلفه‌های سرعت باد تخمین‌زده‌شده با استفاده از فیلتر کالمن توسعه‌یافته و فیلتر کالمن تطبیقی برای مجموعه‌داده پروازی اول.

Fig.5 Estimated wind velocity components using the extended Kalman filter and the adaptive Kalman filter for the first flight dataset.



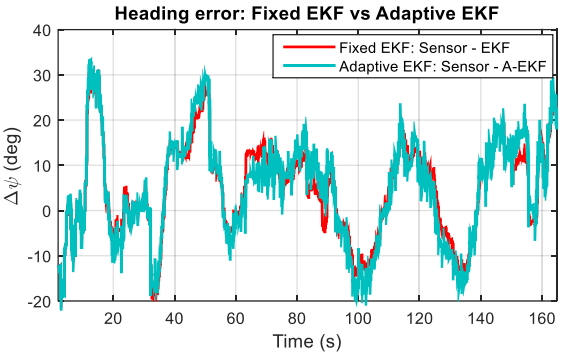
شکل ۶ سرعت و جهت باد تخمین‌زده‌شده توسط فیلتر کالمن توسعه‌یافته و فیلتر کالمن تطبیقی برای مجموعه‌داده پروازی اول.

Fig.6 Estimated wind speed and direction using the extended Kalman filter and the adaptive Kalman filter for the first flight dataset.



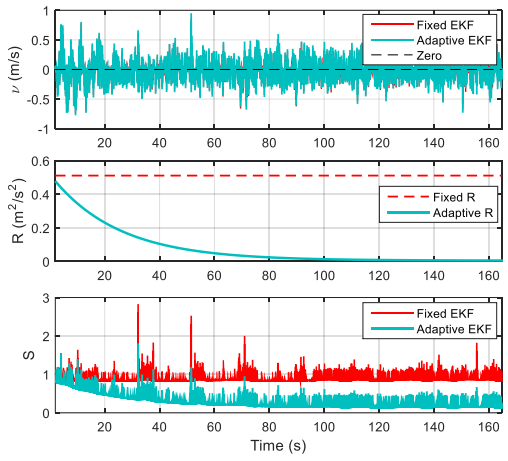
شکل ۷ سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده (V_a) و سرعت هوایی تخمین‌زده‌شده توسط EKF (V_a,EKF) برای مجموعه‌داده پروازی اول.

Fig.7 Measured airspeed (V_a) and airspeed estimated by the EKF (V_a,EKF) for the first flight dataset..



شکل ۸ خطای هدینگ پرنده، محاسبه‌شده به‌صورت اختلاف بین هدینگ اندازه‌گیری‌شده توسط حسگر (ψ) و هدینگ تخمین‌زده‌شده توسط تخمین گر، برای مجموعه‌داده پروازی اول.

Fig.8 Heading error of the aircraft, calculated as the difference between the sensor-measured heading (ψ) and the heading estimated by the estimator, for the first flight dataset.

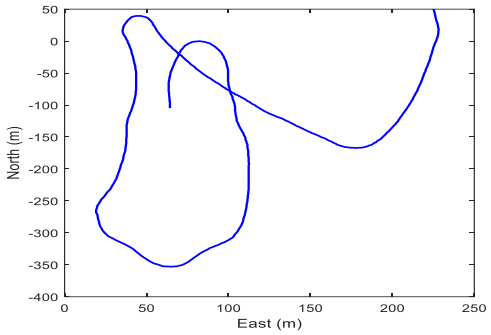


شکل ۹ مقایسه خطای پیش‌بینی اندازه‌گیری، واریانس نویز اندازه‌گیری و کوواریانس خطای پیش‌بینی در فیلتر کالمن توسعه‌یافته با پارامترهای ثابت و فیلتر کالمن تطبیقی برای مجموعه‌داده پروازی اول.

Fig.9 Comparison of the measurement prediction error, measurement noise variance, and prediction error covariance for the fixed-parameter extended Kalman filter (EKF) and the adaptive Kalman filter using the first flight dataset.

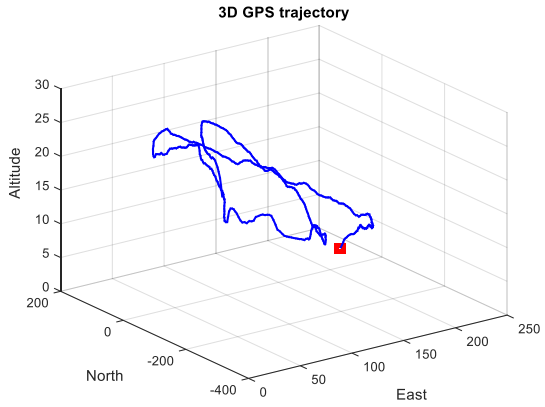
به‌منظور ارزیابی قابلیت تعمیم روش پیشنهادی به داده‌های پروازی مستقل، همان پارامترهای بهینه‌شده فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) که پیش‌تر با استفاده از ۷۰ درصد ابتدایی مجموعه‌داده پروازی اول تعیین شده بودند، بدون هیچ‌گونه تغییر یا بهینه‌سازی مجدد، بر روی مجموعه‌داده پروازی دوم نیز اعمال شدند. در این مرحله، تنها مجموعه‌داده مورد استفاده تغییر کرده و تنظیمات تخمین‌گر ثابت باقی مانده‌اند. نتایج تخمین مؤلفه‌های سرعت باد، سرعت و جهت باد و سایر متغیرهای مرتبط با مجموعه‌داده پروازی دوم، با استفاده از دو روش فیلتر کالمن توسعه‌یافته

(EKF) و فیلتر کالمن تطبیقی، در شکل‌های ۱۰ تا ۱۶ ارائه شده‌اند. این نتایج امکان مقایسه عملکرد دو روش را بر روی داده‌های پروازی مستقل، با استفاده از پارامترهای اولیه یکسان، فراهم می‌کنند.



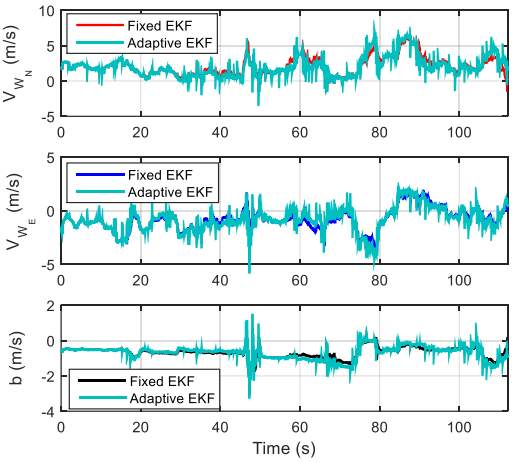
شکل ۱۰ مسیر حرکت ربات پرنده در نمای بالا (شمال–شرق) برای مجموعه‌داده پروازی دوم.

Fig.10 Top-view flight path of the flying robot (north–east plane) for the second flight dataset.



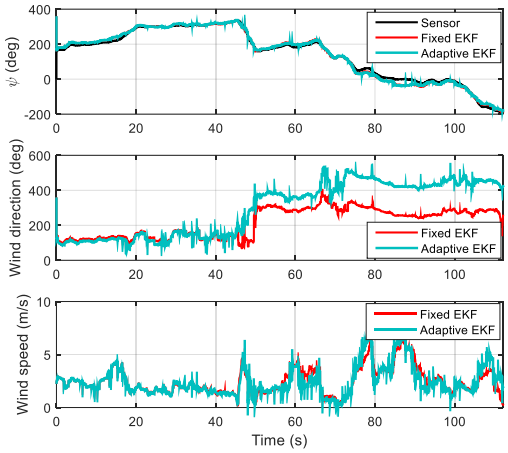
شکل ۱۱ مسیر سه بعدی حرکت ربات پرنده برای مجموعه‌داده پروازی دوم.

Fig.11 Three-dimensional flight path of the flying robot for the second flight dataset.



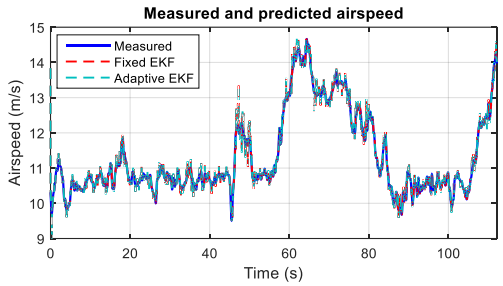
شکل ۱۲ مؤلفه‌های سرعت باد تخمین‌زده‌شده با استفاده از فیلتر کالمن توسعه‌یافته و فیلتر کالمن تطبیقی برای مجموعه‌داده پروازی دوم.

Fig.12 Estimated wind velocity components using the extended Kalman filter and the adaptive Kalman filter for the second flight dataset.



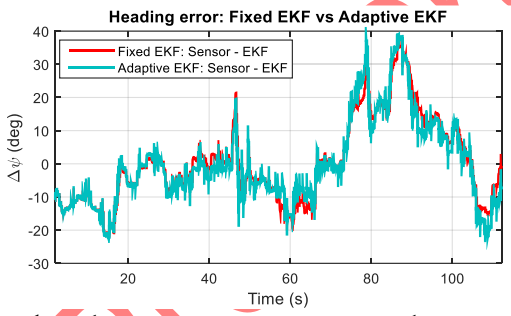
شکل ۱۳ سرعت و جهت باد تخمین‌زده‌شده توسط فیلتر کالمن توسعه‌یافته و فیلتر کالمن تطبیقی برای مجموعه‌داده پروازی دوم.

Fig.13 Estimated wind speed and direction using the extended Kalman filter and the adaptive Kalman filter for the second flight dataset.



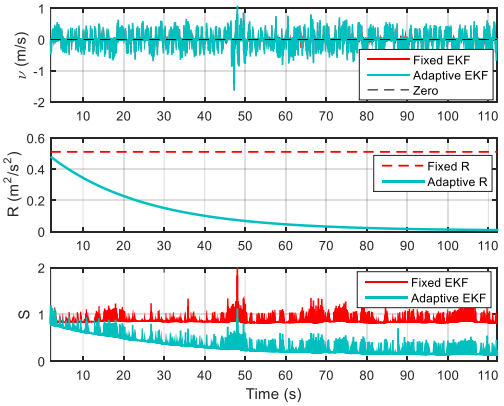
شکل ۱۴ سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده (V_a) و سرعت هوایی تخمین‌زده‌شده توسط EKF (V_a,EKF) برای مجموعه‌داده پروازی دوم.

Fig.14 Measured airspeed (V_a) and airspeed estimated by the EKF (V_a,EKF) for the second flight dataset..



شکل ۱۵ خطای هدینگ پرنده، محاسبه‌شده به‌صورت اختلاف بین هدینگ اندازه‌گیری‌شده توسط حسگر (ψ) و هدینگ تخمین‌زده‌شده توسط تخمین گر، برای مجموعه‌داده پروازی دوم.

Fig.15 Heading error of the aircraft, calculated as the difference between the sensor-measured heading (ψ) and the heading estimated by the estimator, for the second flight dataset.



شـــکل ۱۶ مقایســـه خطای پیش‌بینی اندازه‌گیری، واریانس نویز اندازه‌گیری و کوواریانس خطای پیش‌بینی در فیلتر کالمن توسـعه‌یافته با پارامترهای ثابت و فیلتر کالمن تطبیقی برای مجموعه‌داده پروازی دوم.

Fig.16 Comparison of the measurement prediction error, measurement noise variance, and prediction error covariance for the fixed-parameter extended Kalman filter (EKF) and the adaptive Kalman filter using the second flight dataset.

برای مجموعه‌داده پروازی دوم، مسیر حرکت ربات پرنده در صفحه شمال–شرق و مسیر سه‌بعدی آن به‌ترتیب در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ نمایش داده‌شده‌اند. به‌منظور بررسی عملکرد دو روش با استفاده از پارامترهای بهینه‌شده ثابت و بدون بهینه‌سازی مجدد، نتایج حاصل از اعمال فیلتر کالمن توسعه‌یافته و فیلتر کالمن تطبیقی بر این مجموعه‌داده در شکل‌های ۱۲ تا ۱۶ ارائه شده‌اند. شکل ۱۲ مؤلفه‌های سرعت باد تخمین‌زده‌شده و شکل ۱۳ سرعت و جهت باد تخمین‌زده‌شده را نشان می‌دهند. در شکل ۱۴، سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده با سرعت هوایی تخمین‌زده‌شده توسط فیلتر کالمن توسعه‌یافته مقایسه شده است. شکل ۱۵ خطای هدینگ پرنده را، بر اساس اختلاف بین هدینگ اندازه‌گیری‌شده توسط حسگر و هدینگ تخمین‌زده‌شده، نمایش می‌دهد. در نهایت، شکل ۱۶ مقایسه خطای پیش‌بینی اندازه‌گیری، واریانس نویز اندازه‌گیری و کوواریانس خطای پیش‌بینی را برای دو روش ارائه می‌کند. در این بررسی، پارامترهای بهینه‌شده حاصل از مجموعه‌داده پروازی اول بدون تغییر به مجموعه‌داده دوم اعمال شده‌اند تا عملکرد دو روش روی داده‌های پروازی مستقل ارزیابی شود. در جدول ۱، مقایسه عملکرد فیلتر کالمن تطبیقی و فیلتر کالمن با پارامترهای ثابت برای هر دو مجموعه‌داده پروازی ارائه شده است.

جدول ۱ مقایسه عملکرد فیلتر کالمن تطبیقی و ثابت.

Table 1 Comparison of Adaptive and Standard Kalman Filter Performance.

مجموعه‌داده	شاخص	EKF	تطبیقی
دیتا ست ۱	RMSEاختلاف اندازه‌گیری و پیش‌بینی سرعت هوایی (m/s)	0.057913	0.047159
دیتا ست ۱	MAEاختلاف اندازه‌گیری و پیش‌بینی سرعت هوایی (m/s)	0.035311	0.021339
دیتا ست ۱	قدر مطلق میانگین اختلاف اندازه‌گیری و پیش‌بینی سرعت هوایی (m/s)	0.002346	0.000871
دیتا ست ۱	انحراف معیار اختلاف اندازه‌گیری و پیش‌بینی سرعت هوایی (m/s)	0.057868	0.047152
دیتا ست ۲	RMSEاختلاف اندازه‌گیری و پیش‌بینی سرعت هوایی (m/s)	0.06274	0.0517
دیتا ست ۲	MAEاختلاف اندازه‌گیری و پیش‌بینی سرعت هوایی (m/s)	0.033199	0.020523
دیتا ست ۲	قدر مطلق میانگین اختلاف اندازه‌گیری و پیش‌بینی سرعت هوایی (m/s)	0.00282	0.001497
دیتا ست ۲	انحراف معیار اختلاف اندازه‌گیری و پیش‌بینی سرعت هوایی (m/s)	0.062679	0.051681
دیتا ست ۱	میانگین سرعت باد تخمینی (m/s)	3.546307	3.746823
دیتا ست ۲	میانگین سرعت باد تخمینی (m/s)	2.380261	2.413441
دیتا ست ۱	انحراف معیار سرعت باد تخمینی (m/s)	0.977929	1.103133
دیتا ست ۲	انحراف معیار سرعت باد تخمینی (m/s)	1.127307	1.295242
دیتا ست ۱	میانگین تغییر قدرمطلق سرعت باد بین نمونه‌های متوالی (m/s)	0.012573	0.017353
دیتا ست ۲	میانگین تغییر قدرمطلق سرعت باد بین نمونه‌های متوالی (m/s)	0.012184	0.017155

مجموعه‌داده	شاخص	EKF	تطبیقی
دیتا ست ۱	میانگین شاخص NIS (ν^2/S)	0.004034	0.008709
دیتا ست ۲	میانگین شاخص NIS (ν^2/S)	0.004678	0.010564

نتایج جدول نشان می‌دهند که فیلتر کالمن با واریانس نویز اندازه‌گیری تطبیقی (R)، در هر دو مجموعه‌داده، تطابق بهتری بین سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده و مقدار پیش‌بینی‌شده برقرار می‌کند. به‌طور مشخص، مقدار RMSE در دیتا ست ۱ از (۰/۰۵۷۹۱۳) به (۰/۰۴۷۱۵۹) متر بر ثانیه و در دیتا ست ۲ از (۰/۰۶۲۷۴۰) به (۰/۰۵۱۷۰۰) متر بر ثانیه کاهش یافته است که به‌ترتیب معادل کاهش حدود (۱۸/۵۷٪) و (۱۷/۶۰٪) است. همچنین، مقدار MAE در این دو مجموعه‌داده به‌ترتیب حدود (۳۹/۵۶٪) و (۳۸/۱۸٪) کاهش یافته است. کاهش هم‌زمان این دو شاخص نشان می‌دهد که روش تطبیقی نه‌تنها اندازه کلی اختلاف بین اندازه‌گیری و پیش‌بینی، بلکه متوسط قدرمطلق این اختلاف را نیز کاهش داده است. تکرار این روند در هر دو مجموعه‌داده، بیانگر پایداری نسبی این بهبود در شرایط پروازی بررسی‌شده است.

بااین‌حال، بهبود تطابق سرعت هوایی با پیش‌بینی به‌تنهایی به معنای افزایش قطعی دقت تخمین سرعت باد نیست. مقایسه آمار تخمین‌ها نشان می‌دهد که انحراف معیار سرعت باد و میانگین قدرمطلق تغییرات آن بین نمونه‌های متوالی در روش تطبیقی، در هر دو مجموعه‌داده بیشتر است. بنابراین، فیلتر با (R) ثابت تخمین‌های هموارتری ارائه می‌کند، درحالی‌که روش تطبیقی تغییرپذیری بیشتری را در تخمین‌ها نشان می‌دهد. این تفاوت می‌تواند ناشی از پاسخ متفاوت دو فیلتر به تغییرات اندازه‌گیری‌ها و نحوه وزن‌دهی آن‌ها در فرایند تخمین باشد؛ اما صرفاً بر اساس این شاخص‌ها نمی‌توان مشخص کرد که تغییرات بیشتر روش تطبیقی بازتاب‌دهنده تغییرات واقعی باد است یا ناشی از حساسیت بیشتر فیلتر به تغییرات اندازه‌گیری‌ها. از سوی دیگر، میانگین شاخص NIS در روش تطبیقی افزایش یافته است؛ این شاخص اختلاف بین اندازه‌گیری و پیش‌بینی را با در نظر گرفتن کوواریانس خطای پیش‌بینی اندازه‌گیری (S) ارزیابی می‌کند. با توجه به اینکه مقادیر گزارش‌شده NIS در هر دو روش به‌مراتب کمتر از مقدار نظری مورد انتظار، یعنی حدود ۱ برای یک اندازه‌گیری اسکالر در شرایط آماری استاندارد، هستند، تفسیر آماری این شاخص مستلزم بررسی دقیق محاسبه (S)، سازگاری واحدها و نحوه محاسبه NIS است. بنابراین، این مقادیر به‌تنهایی مبنای کافی برای قضاوت درباره سازگاری آماری فیلترها فراهم نمی‌کنند.

در مجموع، نتایج نشان می‌دهند که فیلتر تطبیقی از نظر کاهش اختلاف بین سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی‌شده عملکرد بهتری دارد، درحالی‌که فیلتر با (R) ثابت تخمین‌های هموارتری از سرعت باد تولید می‌کند. ازآنجاکه داده مرجع مستقلی از سرعت و جهت واقعی باد در دسترس نیست، این مقایسه امکان تعیین برتری مطلق یکی از دو روش در دقت تخمین باد را فراهم نمی‌کند؛ بلکه تفاوت آن‌ها را از نظر تطابق اندازه‌گیری و پیش‌بینی و میزان تغییرپذیری تخمین‌ها مشخص می‌سازد.

۵- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، روشی مبتنی بر فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) و الگوریتم رقابت استعماری (ICA) برای تخمین مؤلفه‌های سرعت باد، اندازه سرعت باد و جهت آن با استفاده از داده‌های پروازی ارائه و ارزیابی شد. ایده اصلی روش، بهره‌گیری از اطلاعات موجود در سامانه پروازی و روابط سینماتیکی میان سرعت زمین، سرعت هوایی و سرعت باد، بدون نیاز به اندازه‌گیری مستقیم مؤلفه‌های باد است. در این چارچوب، بردار حالت شامل مؤلفه‌های سرعت باد در راستاهای شمال و شرق و بایاس اندازه‌گیری سرعت هوایی در نظر گرفته شد. پارامترهای ماتریس‌های کوواریانس نویز فرایند (Q) و نویز اندازه‌گیری (R) نیز با استفاده از الگوریتم ICA تنظیم شدند. برای این منظور، تابع هزینه مبتنی بر اختلاف بین سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی‌شده و کوواریانس این اختلاف تعریف شد تا تنظیم پارامترهای فیلتر با در نظر گرفتن اطلاعات آماری حاصل از اندازه‌گیری‌ها انجام گیرد.

در ادامه، به‌منظور بررسی عملکرد روش با پارامترهای ثابت در مقایسه با رویکرد تطبیقی، فیلتر کالمن توسعه‌یافته تطبیقی نیز به ارزیابی اضافه شد. در روش دارای پارامترهای ثابت، مقادیر Q و R پس از تنظیم با ICA ثابت نگه داشته شدند؛ درحالی‌که در روش تطبیقی، سازوکار به‌روزرسانی پارامترهای مربوطه امکان انطباق بهتر فیلتر با تغییرات داده‌های اندازه‌گیری را فراهم می‌کند. مقایسه این دو روش، علاوه بر بررسی عملکرد تنظیم پارامترها با ICA، امکان ارزیابی اثر

In Press, Pre-Proof Version

استفاده از سازوکار تطبیقی بر اختلاف بین سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی‌شده را نیز فراهم کرد.

برای ارزیابی روش‌ها، دو مجموعه‌داده واقعی حاصل از آزمون‌های پروازی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج کمّی ارائه‌شده در جدول ۱ نشان دادند که روش تطبیقی، در مقایسه با EKF دارای پارامترهای ثابت، در هر دو مجموعه داده موجب کاهش RMSE و MAE اختلاف بین سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی‌شده شده است. میزان کاهش RMSE در مجموعه داده اول و دوم به‌ترتیب ۱۸٫۵۷ و ۱۷٫۶۰ درصد و میزان کاهش MAE به‌ترتیب ۳۹٫۵۶ و ۳۸٫۱۸ درصد بود. این نتایج نشان‌دهنده بهبود انطباق پیش‌بینی فیلتر با اندازه‌گیری‌های سرعت هوایی در روش تطبیقی است. همچنین، مقایسه آمار سرعت باد تخمینی، تغییرات متوالی آن و شاخص NIS، اطلاعات تکمیلی درباره رفتار دو روش فراهم کرد. بااین‌حال، از آنجا که اندازه‌گیری مستقل و کالیبره‌شده‌ای از سرعت واقعی باد به‌عنوان مرجع در دسترس نبود، نتایج موجود برای اثبات برتری از نظر دقت مطلق تخمین باد کافی نیستند و کاهش اختلاف سرعت هوایی به‌تنهایی نباید معادل افزایش دقت تخمین واقعی باد تلقی شود.

به‌طور کلی، نتایج نشان می‌دهند که ترکیب EKF با تنظیم پارامترها به کمک ICA، چارچوبی قابل استفاده برای تخمین باد از داده‌های موجود پروازی فراهم می‌کند. همچنین، مقایسه با روش تطبیقی نشان داد که به‌روزرسانی پارامترهای فیلتر می‌تواند اختلاف بین سرعت هوایی اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی‌شده را در داده‌های بررسی‌شده کاهش دهد. با وجود این، عملکرد تخمین مؤلفه‌های باد به ساختار مدل اندازه‌گیری، شرایط حرکتی پرنده و میزان اطلاعات موجود در داده‌های پروازی وابسته است. ازاین‌رو، نتایج این پژوهش را باید در چارچوب داده‌ها و شرایط آزمون بررسی‌شده تفسیر کرد. چارچوب پیشنهادی می‌تواند در توسعه سامانه‌های تخمین باد و کاربردهای مرتبط با آگاهی محیطی، برنامه‌ریزی مسیر و هدایت و کنترل مبتنی بر شرایط باد مورد توجه قرار گیرد؛ هرچند ارزیابی این کاربردها به بررسی‌های تکمیلی نیاز دارد.

برای ادامه این پژوهش، پیشنهاد می‌شود روش‌های دارای پارامترهای ثابت و تطبیقی با استفاده از مجموعه‌داده‌های پروازی بیشتر و متنوع‌تر، در شرایط گوناگون باد، سرعت، ارتفاع و مانور بررسی شوند. همچنین، مقایسه ICA با سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی، بررسی اثر کیفیت و نرخ نمونه‌برداری حسگرها و مطالعه نقش تغییرات سرعت و جهت حرکت پرنده در تفکیک مؤلفه‌های باد از بایاس اندازه‌گیری می‌تواند به شناخت دقیق‌تر محدودیت‌ها و قابلیت‌های روش کمک کند. در نهایت، توسعه سازوکارهای تطبیقی برای به‌روزرسانی برخط پارامترهای نویز و ارزیابی روش در حضور مرجع مستقل و معتبر سرعت باد، از مسیرهای مهم برای بررسی بیشتر عملکرد و قابلیت کاربرد این چارچوب به شمار می‌روند.

فهرست علائم

$\hat{\mathbf{x}}_{k\|k-1}$	بردار حالت پیش‌بینی‌شده در گام k
$\hat{\mathbf{x}}_{k\|k}$	بردار حالت تخمین‌زده‌شده پس از تصحیح
$P_{k\|k-1}$	ماتریس کوواریانس خطای حالت پیش‌بینی‌شده
$P_{k\|k}$	ماتریس کوواریانس خطای حالت پس از تصحیح
H_k	ماتریس ژاکوبین تابع اندازه‌گیری نسبت به بردار حالت
K_k	بهره کالمن
R_k	ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری
Q_k	ماتریس کوواریانس نویز فرایند
$\mathbf{z}_k$	بردار اندازه‌گیری
$\mathbf{f}(\mathbf{x})$	تابع مدل دینامیکی سیستم
$\mathbf{h}(\mathbf{x})$	تابع غیرخطی اندازه‌گیری
w_k	نویز فرایند
v_k	نویز اندازه‌گیری

بیانیه هوش مصنوعی: در جریان آماده سازی این اثر، نویسندگان از ChatGPT به منظور بهبود نگارش گرامری و بازنویسی برخی جملات جهت ارتقای روانی متن استفاده کرده اند. پس از استفاده از این ابزار، نویسندگان محتوا را در صورت نیاز بررسی و ویرایش کرده و مسئولیت کامل محتوای مقاله منتشرشده را بر عهده می گیرند.

نقش نویسندگان:

حسین مقصودی دهاقانی: مفهوم‌پردازی، روش‌شناسی، شبیه‌سازی نرم‌افزاری، انجام پژوهش و محاسبات، مستندسازی.
امیررضا کوثری: نظارت بر پروژه؛ بازبینی و ویرایش علمی متن؛ مدیریت پروژه.

تعارض منافع: هیچ تعارض منافعی برای اظهار وجود ندارد .

منابع

[1] P. Shafiei Gohari, S. Taghvaei, H. Mohammadi, Boundary surveillance using chaotic motion planning and control for a quadrotor robot, Modares Mechanical Engineering, Vol. 16, No. 11, pp. 217-223, 2016 (in Persian),https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.10275940.1395.16.11.45.8

[2] A. Mottahedi, A. Akbarzadeh Kalat, Adaptive robust sliding mode control of quadrotor in the presence of wind/ disturbance, Modares Mechanical EngineeringāVol. 16, No. 12, pp. 95-102, 2016 (in Persian),https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.10275940.1395.16.12.41.6

[3] Y. Gao, D. Yang, D. Fan, Y. Ren, X. Hai, and Z. Wang, “Safe path planning for fixed-wing UAVs in dynamic urban wind fields,” Aerospace Science and Technology, vol. 178, Art. no. 112920, 2026, doi: 10.1016/j.ast.2026.112920

[4] S. Park, “Wind and airspeed error estimation with GPS and Pitot-static system for small UAV,” International Journal of Aeronautical and Space Sciences, vol. 18, no. 2, pp. 344–351, 2017, doi: 10.5139/IJASS.2017.18.2.344

[5] G. Hattenberger, M. Bronz, and J.-P. Condomines, "Estimating wind using a quadrotor," International Journal of Micro Air Vehicles, vol. 14, 2022. doi: 10.1177/17568293211070824

[6] K. Meier, R. Hann, J. Skaloud, and A. Garreau, "Wind estimation with multirotor UAVs," Atmosphere, vol. 13, no. 4, Art. no. 551, 2022. doi: 10.3390/atmos13040551

[7] S. Zimmerman, M. Yeremi, R. Nagamune, and S. Rogak, "Wind estimation by multirotor dynamic state measurement and machine learning models," Measurement, vol. 198, Art. no. 111331, 2022. doi: 10.1016/j.measurement.2022.111331

[8] S. Zimmerman, R. Nagamune, and S. Rogak, "Wind estimation by multirotor drone state using machine learning with data rotation and reduction," Measurement, vol. 199, Art. no. 111491, 2022. doi: 10.1016/j.measurement.2022.111491

[9] A. Alwalan and M. Arana-Catania, "Wind estimation in unmanned aerial vehicles with causal machine learning," arXiv preprint arXiv:2407.01154, 2024. doi: 10.48550/arXiv.2407.01154

[10] Y. Wi and M. Cescon, “Modeling and identification of quadrotor dynamics affected by wind stress,” IFAC-PapersOnLine, vol. 58, no. 28, pp. 7–12, 2024, doi: 10.1016/j.ifacol.2024.12.002

[11] D.-J. Jwo, “Notes on convergence and modeling for the extended Kalman filter,” Computers, Materials & Continua, vol. 77, no. 2, pp. 2137–2155, 2023, doi: 10.32604/cmc.2023.034308

[12] E. Atashpaz-Gargari and C. Lucas, "Imperialist competitive algorithm: An algorithm for optimization inspired by imperialistic competition," in Proc. IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC),

In Press, Pre-Proof Version

Singapore, 2007, pp. 4661-4667. doi: 10.1109/CEC.2007.4425083
[13] Z. Berman and J. D. Powell, "The role of dead reckoning and inertial sensors in future general aviation navigation," in Proc. IEEE 1998 Position Location and Navigation Symposium (PLANS), Palm Springs, CA, USA, Apr. 1998, pp. 510–517, doi: 10.1109/PLANS.1998.670206
[14] Najjarnasab M H, Salarieh H. A Performance-Based Hybrid PSO-GA Framework for Optimal Process Noise Covariance Tuning in INS/GNSS Integration. Modares Mechanical Engineering. 2026;26(9):697-706 (In Persian). doi: 10.48311/mme.2025.117363.82879

In Press, Pre-Proof Version