

الگوریتم شناسایی مانور پروازی بالگرد مبتنی بر فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۶/۱۹

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۶/۲۵

مصطفی خزائی^{۱*}، ایمان جهان‌دیده^۲

۱. استادیار، مجتمع دانشگاهی هوافضا، دانشگاه صنعتی مالک‌اشتر، تهران، khazae_m@mut.ac.ir

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد، مجتمع دانشگاهی هوافضا، دانشگاه صنعتی مالک‌اشتر، تهران

چکیده

تفکیک شرایط پروازی برای محاسبه زمان استفاده شده در هر یک از آن‌ها، برای پایش میزان بهره‌برداری بالگرد ضروری است. خلبانان در حین عملیات، رژیم‌های پروازی مختلفی را اجرا می‌کنند که هر کدام را با ترکیبی از پارامترها، تشخیص می‌دهند. بنابراین رژیم‌های پروازی بالگرد را می‌توان به صورت برداشت کیفی و توصیفی خلبانان از حالت پروازی، تعریف کرد. رابطه بین پارامترهای پروازی و مانورها تابعی بسیار پیچیده بوده و مدل ریاضی دقیقی برای شناسایی رژیم پروازی در دسترس نیست. در این پژوهش تلاش شده، با بهره‌گیری از بیان توصیفی خلبانان، ابزاری برای شناسایی رژیم‌های پروازی بالگرد فراهم شود. بدین منظور، با ایجاد یک ماتریس اتصال مبتنی بر توصیف مانور، داده‌های اندازه‌گیری شده در حالت پروازی فیلتر شده و به کمک الگوریتم شناسایی، رژیم‌های پروازی بالگرد شناسایی می‌شوند. الگوریتم شناسایی رژیم پروازی مبتنی بر روش داده‌کاوی، بر اساس فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی (AEKF) ارائه شده است. استفاده از الگوریتم AEKF به بی‌نیازی به بانک داده مفصل، کاهش حساسیت به مقادیر اولیه و تغییرات، همچنین افزایش دقت تخمین با گذشت زمان، برخلاف روش‌های موجود شناسایی برخط مانورهای بالگرد منجر شده است. توانایی الگوریتم پیشنهادی، با داده‌های شبیه‌سازی پروازی حاصل از یک مدل دینامیکی بالگرد صحت‌گذاری شده، ارزیابی شده است.

واژه‌های کلیدی: پایش سلامتی و بهره‌برداری^۱، شناسایی رژیم پروازی^۲، طیف بهره‌برداری^۳، فیلتر کالمن توسعه یافته^۴، فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی^۵

Helicopter flight maneuver recognition algorithm based on adaptive extended Kalman filter

Mostafa Khazae¹, Iman Jahandideh²

1. Assistant Professor, Faculty of Aerospace, Malek Ashtar University of Technology, khazae_m@mut.ac.ir
2. Master Student, Faculty of Aerospace, Malek Ashtar University of Technology

Abstract

The flight condition distinguishing is essential for calculation of elapsed time in each regime. The pilots perform different flight regimes during operation which recognize them by combination of flight parameters. Thus, the flight regimes can be defined based on the qualitative descriptions by pilots. Nevertheless, the relation between flight parameters and maneuvers is so complicated and there is no precise mathematic model for flight regime recognition. In this research, a flight regime recognition algorithm is developed based on the qualitative description of maneuvers. A connection matrix is formed using maneuver description to filter the measured flight data and the algorithm identifies the flight regimes. The proposed flight regime recognition algorithm utilized the adaptive extended Kalman filter (AEKF). Using AEKF results in no need for big flight data bank, less sensitivity to initial values and variations, and increases the accuracy during time in contrast with the exiting online regime recognition methods. The algorithm effectiveness is evaluated for the simulated flight data from a validated helicopter dynamic model.

Keywords: Health and Usage Monitoring (HUMS), Flight Regime Recognition (FRR), usage spectrum, Adaptive Extended Kalman Filter (AEKF).

۳۳

سال دهم - شماره ۱۰

بهار و تابستان ۱۴۰۰

نشریه علمی
دانش و فناوری هوافضا





۱. مقدمه

طبق آمار، هزینه‌های نگهداری یک بالگرد به‌طور تقریبی ۴۵ درصد از هزینه‌های عملیاتی و پشتیبانی سالانه را تشکیل می‌دهد که بخش زیادی از آن مربوط به تعویض قطعات زمان‌دار است. در نتیجه، نیاز روزافزونی به ابزارها و فناوری‌هایی که بتوانند عمر مفید باقی مانده قطعات را پیش‌بینی کنند، به شدت احساس می‌شود [۱]. سیستم پایش سلامتی و بهره‌برداری (HUMS) مبنای تحول روش سنتی تعمیرات پیشگیرانه به نگهداری و تعمیرات پیش‌بینانه است. با پایش روند بروز و گسترش خرابی، می‌توان شیوه‌های جدیدی را برای تعمیرات اتخاذ کرد و ضمن کاهش هزینه آن، زمان عملیاتی بودن بالگرد را بیشینه نمود.

محصولات هوایی که در حال حاضر مورد استفاده قرار می‌گیرند را شرکت‌های سازنده اصلی تجهیزات^۲ بر اساس فرضیه‌های بسیار محافظه‌کارانه، طراحی کرده‌اند. میزان محافظه‌کاری در تعیین عمر قطعات به قدری زیاد است که تمديد آن با تسهیل فرضیه‌ها بر اساس بارهای واقعی تجربه‌شده از سوی قطعات و تاریخچه پروازی بالگرد، میسر است. یکی از کاربردهای ویژه سیستم پایش سلامتی و بهره‌برداری در وسایل پرنده، فراهم آوردن امکان تمديد عمر قطعات زمان‌دار است. با این سیستم می‌توان به میزان قابل توجهی از هزینه ساعت پروازی کاست.

طیف بهره‌برداری متداول بالگرد در کتابچه راهنمای استاندارد غیرنظامی AC-27 MG-11 [۲] و دستنامه استاندارد نظامی ADS-51-HDBK [۳] ارائه شده است. این طیف‌ها بر اساس منطقی محافظه‌کارانه تدوین شده‌اند، با وجود این در صورتی که نحوه بهره‌برداری شدیدتر از آن‌ها باشد، باید محدودیت اضافی بر عمر

قطعات و بالگرد تحمیل شود [۴].

یک عنصر مهم HUMS، شناسایی رژیم پروازی است. توانایی شناسایی دقیق رژیم پروازی یک بالگرد می‌تواند روشی قدرتمند برای شناسایی سریع رژیم‌های مخرب باشد. بدین ترتیب فرسودگی قطعاتی که بیش از حد مدنظر طراح، تحت بار قرار می‌گیرند، تعیین یا از جایگزینی غیرضروری جلوگیری به عمل می‌آید [۱]. شناسایی وضعیت پروازی^۳ (FCR) تعیین‌کننده وضعیت بارگذاری بالگرد در هر زمان معین است و خروجی برنامه FCR، طیف بهره‌برداری واقعی بالگرد را فراهم می‌کند. این طیف عملیاتی واقعی، جایگزین طیف محافظه‌کارانه مورد استفاده در محاسبات عمر شرکت سازنده برای تمديد عمر بازنشستگی قطعات می‌شود. امروزه شناسایی مانورهای پروازی، هدفی مهم در تحقیق و توسعه بالگرد است. بر اساس مطالعات انجام‌شده در سال‌های ۱۹۹۰ تا ۱۹۹۹، مهم‌ترین علل سوانح بعد از عوامل انسانی، ناشی از انواع مختلف خرابی‌های سیستمی و ساختاری بوده است. در سال ۱۹۹۹، از ۱۹۲ سانحه بالگرد، ۲۸ مورد به‌طور مستقیم به دلیل خرابی‌های قطعات مکانیکی سیستم انتقال قدرت روی داده است [۵]. طبق بررسی که از سال ۱۹۹۸ تا ۲۰۰۴ انجام شده، پس از به‌کارگیری سیستم پایش سلامتی و بهره‌برداری، به کمک بازنگری در طیف بهره‌برداری، بیش از ۵۰ درصد سوانح مربوط به خرابی قطعات کاهش یافته و تا ۷۰ درصد موفقیت در تشخیص نقص محقق شده است [۶].

جنبه مهم دیگر شناسایی رژیم‌های پروازی، به‌صورت گواهی‌نامه صلاحیت پروازی سیستم پایش سلامتی و بهره‌برداری مربوط می‌شود که در قالب کتابچه استاندارد راهنمای اداره فدرال هوانوردی^۴ (FAA) ایالات متحده به شماره AC-29 MG 15 [۷] تعیین شده است. طبق

این استاندارد برای حصول اطمینان از اعتبار عمر تمدیدی با HUMS، الگوریتم شناسایی مانور باید دقیق و بدون خطا باشد.

در دو دهه اخیر، مطالعاتی در حوزه توسعه الگوریتم‌های شناسایی رژیم‌های پروازی انجام شده است. مباردو پژوهشی را با محوریت مرور روش‌ها و اهداف قابل‌دستیابی در شناسایی شرایط پروازی بالگرد، ارائه کرد. در این کار، روش یادگیری ماشین با شبکه‌های عصبی مصنوعی^{۱۰} (ANN) برای مسئله شناسایی شرایط پرواز (حالت پرواز کروز و پرواز سریع با سرعت بالا) مورد استفاده قرار گرفته است [۸]. ساختار یادگیرنده ابتدا از یک ANN دو لایه با ۶ واحد پنهان تشکیل شده است. سپس تعداد واحدهای پنهان به ۴ و در نهایت به ۳ کاهش یافت تا شبکه بتواند طبقه‌بندی داده‌ها را انجام دهد. به‌رغم این اقدامات، نتایج به اندازه کافی نشان‌دهنده قدرت یادگیری و اطمینان‌پذیری الگوریتم نیست. به‌علاوه، تجزیه و تحلیل، محدود به پنج شرط پروازی پایدار بوده است. تغییرات و نوسانات در پاسخ‌ها، طبقه‌بندی مانورها را مشکل‌تر می‌کند و اگر شناسایی شرایط حالت پایدار موفقیت‌آمیز باشد، می‌توان از تعمیم این کار برای تشخیص سایر شرایط پرواز بهره گرفت.

هی و همکاران یک روش داده‌کاوی برای استفاده از داده‌های پروازی بالگرد در شناسایی رژیم بر اساس مدل‌های پنهان مارکوف را توسعه دادند [۹]. شناسایی رژیم مبتنی بر HMM شامل دو مرحله عمده می‌شود: فرایند آموزش و آزمایش مدل. در فرایند اعتبارسنجی الگوریتم، ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمایش استفاده می‌شود. با استفاده از داده‌های آموزشی، HMM برای هر رژیم باید ساخته شود تا برای شناسایی مورد استفاده قرار گیرند.

وو و همکارانش، الگوریتم شناسایی رژیم پروازی FRR با مدل پنهان مارکوف را برای پیش‌بینی مانورها به کار گرفتند. با این ایده و به‌کارگیری همان روش قبلی شناسایی با HMM، امکان اعلام هشدار به خلبان برای جلوگیری از ورود به برخی از مانورهای خطرناک (با پیش‌بینی توان موردنیاز و مقایسه آن با توان در دسترس) فراهم خواهد شد. این الگوریتم ۹۳ درصد دقت برای ده ثانیه پیش‌بینی را حفظ می‌کند؛ با این حال، دقت به‌طور پیوسته پس از ده ثانیه کاهش می‌یابد [۱۰].

کیقبادی و سیدین سعی کردند با استفاده از متغیرهای پیش‌بینی شده در ADS-B و الگوریتم مدل پنهان مارکوف، رفتار عادی مانور فرود را مدل‌سازی کنند تا بر اساس آن، بروز هر نوع انحراف غیرعادی در متغیرهای پرواز حین فرود به سرعت تشخیص داده شود [۱۱]. محمدخانلو و تقی‌زاده از مدل‌های گسسته رایج شامل مدل ۴ و ۷ درجه آزادی بدن خلبان برای انجام تحلیل‌های ارتعاشی استفاده کردند که با روش نیوتن به دست آمده و با روش عددی رانگ-کوتا حل شده است. آن‌ها در ابتدا مانورها را معرفی کرده و با در نظر گرفتن شرایط معلوم هر مانور، به تحلیل پاسخ ارتعاشی اعضای مختلف بدن خلبان پرداختند [۱۲].

HMM به‌طور مشابه با شبکه‌های عصبی، بر اساس مراحل آموزش و آزمایش، توسعه یافته و نیازمند بانک داده‌های پروازی مفصل است. نرم‌افزارهای توسعه داده شده برای شناسایی رژیم پروازی بالگرد پیش از استفاده، نیازمند صحت‌گذاری گسترده با داده‌های آزمون پروازی هستند. آزمایش‌های پروازی داده‌برداری بسیار زمان‌بر و گران بوده، پرواز در کل طیف پروازی منظور شده در فاز طراحی، اغلب ممکن نیست. همچنین در صورتی که تغییری در کاربری یا پیکره‌بندی بالگرد ایجاد شود، باید صحت‌گذاری با داده‌های جدید صورت پذیرد [۱].





در این مقاله، الگوریتم شناسایی مانور FRR با هدف شناسایی رژیم‌های پروازی بیشتر و درعین حال افزایش دقت نسبت به پژوهش‌های پیشین، اما بدون افزایش حجم محاسبات و پیچیدگی ارائه شده است؛ مانند سیستم‌های پیشنهادی تولیدکنندگان بالگرد و آزمایشگاه‌های معتبر تحقیقاتی، با ثبت پارامترهای پروازی مختلف (ارتفاع، سرعت، گشتاور، زوایای بدنه و غیره)، مانورهای پروازی بالگرد شناسایی خواهند شد [۸]. این الگوریتم برای شناسایی برخط مانورها ارائه شده است، بنابراین نیاز به حجم زیادی از داده ندارد و سرعت همگرایی بیشتری دارد. بدین منظور در این الگوریتم شناسایی شرایط پروازی، از تخمین وضعیت‌های دینامیکی با فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF) و پیش‌بینی تطبیقی Q و R با کمک AEKF استفاده شده است. در ادامه مقاله، توصیف ریاضی مسئله در بخش دوم و بسط روابط الگوریتم در بخش سوم آمده است. در بخش چهارم نتایج حاصل از به‌کارگیری الگوریتم، برای ارزیابی توانایی آن برای داده‌های شبیه‌سازی پروازی حاصل از یک مدل دینامیکی صحنه‌گذاری شده بالگرد UH-60، مورد بحث قرار گرفته است. در نهایت، نتیجه‌گیری کار در بخش آخر بیان و ادامه مسیر پژوهش روشن شده است.

۲. توصیف ریاضی مسئله پژوهش

برای شناسایی مانورهای پروازی بالگرد، سیستم (۱) در نظر گرفته شده است. روند واقعی مانورهای پروازی که خلبان انجام می‌دهد در دو مرحله بر اساس معادله‌های زیر تعریف شده است.

$$\begin{cases} \dot{Y} = F(Y, U(t), v) \\ \dot{X} = G(Y, U(t)) \end{cases} \quad (1)$$

در بخش اول خلبان بر اساس مانور درخواستی (موردنیاز)، نسبت به اعمال ورودی‌ها به فرمان‌های کنترلی بالگرد اقدام می‌کند. بر اساس این ورودی‌ها $U(t)$ ، دینامیک بالگرد مقادیر پارامترهای پروازی $Y(t)$ را به دست می‌دهد. مدل‌سازی دقیق دینامیک پروازی بالگرد به‌ویژه در شرایط مانور بسیار مشکل است، در نتیجه تابع پیچیده F به راحتی در دسترس نیست. تابع F وابسته به $U(t)$ فرمان‌هایی است که خلبان برای انجام مانور به بالگرد اعمال می‌کند. $Y(t)$ نیز پارامترهای پروازی بالگرد هستند که حس‌گرهای موجود در بالگرد ثبت می‌کنند. V نیز اغتشاشات جوی و نویز است.

متغیر $X(t)$ ، مانورهای پروازی انجام شده بالگرد را نشان می‌دهد که با تابع G بیان می‌شود. تابع G استنتاج ذهنی است که خلبان از هر مانور دارد که به پاسخ دینامیکی بالگرد و فرمان اعمالی او وابسته است. به دلیل اینکه دو تابع F و G اغلب در دسترس نیستند، یافتن راهکاری جایگزین برای تعیین مانورهای پروازی ضروری است. با در اختیار داشتن پارامترهای پروازی شامل فرمان‌های کنترلی و پاسخ بالگرد، سعی خواهد شد با ایجاد معیاری برای هر رژیم، شناسایی انجام شود. رابطه منطقی بر اساس ارزیابی کیفیت پروازی منطبق بر ADS-33D-PRF [۱۳] تعریف خواهد شد، به این صورت که برای الگوریتم شناسایی مانور، معیارهایی برای هر مانور تعیین می‌شود و به جای تابع G به کار می‌رود.

روند عملکرد الگوریتم شناسایی را می‌توان در سه مرحله تعریف کرد. در نخستین مرحله، با توجه به مأموریت، خلبان برای انجام مانور، نیرویی به اهرم‌های کنترلی اعمال می‌کند و بازخور دینامیک بالگرد به‌وسیله حس‌گرها ثبت می‌شود. از همین پارامترهای

خروجی مدل دینامیکی (معادل با داده‌های ثبت شده از حس گرها در بالگرد) برای شناسایی مانور استفاده می‌شود. در مرحله دوم یا انتقال وضعیت، هدف تجزیه و تحلیل پارامترهای پروازی با کمک معیارهای ADS-33D-PRF و بیان کیفی خلبان است تا الگویی بر اساس پارامترهای شاخص هر مانور تشکیل شود.

جدول ۱. ماتریس اتصال

	$\hat{\omega}$	$\hat{\phi}$	$\hat{\theta}$	$\hat{\theta}$	$\hat{\theta}$	$\hat{\theta}$	$\hat{\theta}$	
On round	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
Hover	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۱
Climb	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰
Descent	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰
Right Turn	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰
High peed	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۰
Low peed	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱

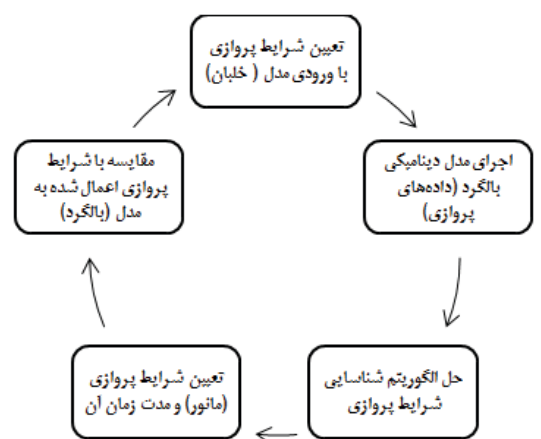
با تکیه بر رابطه (۱)، مرزهایی برای پارامترهای پروازی به صورت خاص تعیین می‌شود. به این صورت که پس از انتخاب معیارهای هر مانور که بازگوکننده بیان توصیفی خلبان است، ماتریس اتصال توسعه داده می‌شود. همچنین، ماتریس ورودی‌های برگزیده که هر کدام بیانگر یک رفتار (مانور) بالگرد هستند، ایجاد می‌شود. با اعمال ماتریس ورودی به ماتریس اتصال در هر لحظه زمانی، امکان شناسایی مانورهای مختلف فراهم می‌شود. در این ماتریس، سطرها مربوط به مانورها و ستون‌ها پارامترهایی هستند که برای شناسایی هر مانور استفاده می‌شوند. جدول ۱ حاوی ماتریس اتصال است که ویژگی شاخص یا معیار تشخیص هر مانور را نشان می‌دهد. طبق ماتریس اتصال، پارامتر مورد نظر برای شناسایی مانور مدنظر دارای ضریب ۱ یا -۱ در نظر گرفته شده و سایر پارامترها برای شناسایی یک مانور خاص صفر می‌شوند.

در مرحله سوم شناسایی مانور، \hat{X} حالت سیستم

در لحظه کنونی به کمک حالت لحظه قبل و ورودی در لحظه کنونی، تخمین زده می‌شود. برای این مرحله از فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی استفاده می‌شود.

۳. توسعه الگوریتم فیلتر کالمن برای شناسایی مانور

برای تعیین صورت مسئله که بایه‌گیری از آن بتوان فرمول‌بندی و کدنویسی انجام داد، باید ورودی‌ها و خروجی‌های الگوریتم شناسایی رژیم پروازی، مشخص شوند. ورودی‌ها شامل داده‌های پروازی قابل ثبت در بالگرد مانند مؤلفه‌های سرعت، زوایای بدنه و وزن است. با به کارگیری الگوریتم شناسایی مانور پروازی بالگرد، دو خروجی مورد نیاز یعنی نام مانور (شرایط پروازی) و مدت زمان پرواز بالگرد به دست می‌آید. روند کلی محاسبات و ارزیابی الگوریتم در شکل یک نشان داده شده است.



شکل ۱. چرخه محاسبات و ارزیابی الگوریتم شناسایی شرایط پروازی

مراحل محاسبات را می‌توان به صورت زیر بیان کرد
۱- پارامترهای پروازی بالگرد به طور مداوم ثبت می‌شوند؛

۲- برنامه رایانه‌ای (مبتنی بر این پژوهش)

پارامترهای ثبت شده پروازی بالگرد را در





محدوده‌های زمانی مختلف برای تعیین شرایط پروازی بررسی می‌کند. خروجی این برنامه اطلاعات تجمعی مانورها در هر شرایط پروازی است؛

۳- خروجی تولیدشده از برنامه الگوریتم FCR به‌راحتی می‌تواند به یک طیف بهره‌برداری واقعی تبدیل شود.

پس از شناسایی مانورها، طیف عملیاتی اندازه‌گیری شده را می‌توان به‌عنوان ورودی در برنامه محاسبه میزان آسیب واقعی برای اجزای بالگرد مورد استفاده قرار داد و عمر واقعی مصرف‌شده هر قطعه را تعیین نمود.

شاخص وقوع رژیم پروازی، به‌عنوان یک حالت سیستم مدل‌سازی شده است. یک فیلتر کالمن، میزان تناسب مانور (X) با پارامترهای پروازی را بر اساس مجموعه‌ای از داده‌های اندازه‌گیری شده پروازی، در طول زمان تخمین می‌زند.

فیلتر کالمن، کواریانس خطای تخمین را به‌عنوان یک معیار بهینگی، کمینه ساخته و خصوصیات آماری نویز فرایند و اندازه‌گیری را برای دستیابی به طراحی فیلتر بهینه مورد استفاده قرار می‌دهد. در این فیلتر، خصوصیات مدل با اطلاعات حاصل از اندازه‌گیری‌های مکرر، ترکیب می‌شود تا تخمین نهایی از حالت‌ها حاصل شود که از پاسخ‌های مبتنی بر پیش‌بینی مدل و از پاسخ‌های مبتنی بر اندازه‌گیری، خطای کمتری داشته باشند. بی‌دقتی ماتریس‌های کواریانس R و Q، بر رفتار فیلتر و شیوه تخمین حالت‌ها تأثیر می‌گذارد. پس یکی از مهم‌ترین مسائل در مورد فیلتر کالمن، نحوه محاسبه ماتریس‌های کواریانس نویز فرایند و اندازه‌گیری است [۱۴]. انتخاب نامناسب R و Q می‌تواند عملکرد KF را به‌طور قابل توجهی کاهش دهد و حتی باعث انحراف

فیلتر شود [۱۵]. برای تعیین R و Q، اغلب مطالعات قبلی از این فرض استفاده می‌کردند که این ماتریس‌ها در طول شناسایی مانور ثابت باشند و تنظیم آن‌ها به‌صورت دستی با روش‌های آزمون و خطا صورت پذیرد که روشی دشوار و غیردقیق است.

در مقابله با این چالش، پژوهش حاضر برای بهبود دقت تخمین از یک روش برآورد تطبیقی در محاسبه R و Q و هر مرحله از EKF بهره می‌گیرد. در این روش از تفاوت بین اندازه‌گیری متغیرهای حالت و مقدار تخمین زده شده آن‌ها برای تنظیم ماتریس‌های کواریانس استفاده می‌شود [۱۶].

۱-۳. مدل تخمین وضعیت

از روابط تخمین حالت‌ها و خروجی به شرح زیر، برای برآورد شاخص وقوع رژیم پروازی استفاده می‌شود:

$$X_k = X_{k-1} + H_k u_{k-1} + w_{k-1} \quad (2)$$

$$Y_k = G_{k-1} X_k + v_k \quad (3)$$

در این روابط $X_k \in R^n$ و $Y_k \in R^n$ به ترتیب بردار تخمین حالت و خروجی سیستم هستند. w_k و v_k نویزهای فرایند سفید با میانگین صفر و دارای ماتریس کواریانس Q_k و R_k هستند. G_k مدل خروجی (اندازه‌گیری) و H_k ماتریس اتصال و u_k ورودی است [۱۷].

در این حالت، تخمین وقوع مانور پروازی در لحظه ابتدایی یک مقدار ثابت $X = a_0$ است. شاخص عملکردی است که نشان‌دهنده وقوع رژیم‌های مختلف است. شاخص برآورد شده برای هر زمان از پرواز، شامل مقدار (به تعداد رژیم‌های پروازی) یعنی $X_k = \{x_k^1 \dots x_k^i \dots x_k^n\}$ است. ورودی‌های سیستم، پارامترهای پروازی اندازه‌گیری شده‌اند.

به دست آوردن تخمین‌ها در K پیش می‌رود:

$$\hat{X}_k^- = \varphi(\hat{X}_{k-1}^+) \quad (5-الف)$$

$$P_k^- = \varphi_{k-1} P_{k-1}^+ \varphi_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (5-ب)$$

گام سوم: اصلاح

در این مرحله، اندازه‌گیری واقعی با اندازه‌گیری پیش‌بینی شده بر اساس برآورد پیشین مقایسه و این تفاوت برای به دست آوردن یک پیش‌بینی بهبود یافته استفاده می‌شود.

$$d_k = [Z_k - h_k(\hat{X}_k^-)] \quad (6-الف)$$

$$S_k = H_k P_k^- H_k^T + R_k \quad (6-ب)$$

$$K_k = P_k^- H_k^T (S_k)^{-1} \quad (6-پ)$$

$$\hat{X}_k^+ = \hat{X}_k^- + K_k [d_k] \quad (6-ت)$$

$$P_k^+ = (I - H_k K_k) P_k^- \quad (6-ث)$$

عملکرد EKF به چگونگی انتخاب Q_{k-1} و R_k بستگی دارد. به طور معمول، R_k اغلب به عنوان یک ماتریس ثابت بر اساس دقت دستگاه اندازه‌گیری تعیین می‌شود. Q_{k-1} به عنوان یک ماتریس ثابت با استفاده از رویکرد آزمون و خطا، اختصاص داده می‌شود. به این ترتیب، انتخاب Q_{k-1} و R_k یک مشکل است. در این پژوهش، یک رویه برآورد سازگار برای تخمین Q_{k-1} و R_k در EKF استفاده شده است. در گام پیش‌بینی EKF، نوآوری، تفاوت بین اندازه‌گیری واقعی و مقدار برآورد شده و می‌توان آن را با معادله (6-الف) محاسبه کرد. از سوی دیگر، باقی مانده، تفاوت بین اندازه‌گیری واقعی و مقدار پیش‌بینی شده با استفاده از مرحله k است که با معادله زیر محاسبه می‌شود.

$$\varepsilon_k = [Z_k - h_k(\hat{X}_k^+)] \quad (7)$$

بر اساس تعاریف بالا، Q_{k-1} و R_k تخمین زده

پارامترهای پروازی $Z_k = \{z_k^1 \dots z_k^i \dots z_k^n\}$ مقادیری هستند که می‌توانند برای شناسایی یک رژیم پروازی خاص استفاده شوند. در الگوریتم پیشنهادی، پارامترهای مندرج در جدول دو به کار رفته‌اند. برای یافتن ارتباط بین ماتریس ورودی (Z_k) و شاخص عملکردی (X_k)، ماتریس اتصال تشکیل شده است.

جدول ۲. پارامترهای پروازی برای شناسایی مانور

شماره پارامتر	توصیف پارامتر (z_k^j)
۱	وزن روی چرخ
۲	نرخ اوج‌گیری (ROC)
۳	زاویه غلت (Roll)
۴	سرعت روبه‌جلو
۵	زاویه فراز (Fuselage Pitch)
۶	زاویه سمت (Yaw)

۲-۳. استخراج فیلتر کالمن توسعه یافته

فیلتر کالمن توسعه یافته برای تخمین شاخص عملکرد (وقوع) مانورهای پروازی از ۳ مرحله زیر تشکیل شده است [۱۸].

گام اول: مقداردهی اولیه

برای مقداردهی اولیه، شاخص عملکرد و ماتریس کواریانس خطای حالت‌ها در $k=0$ طبق (۲) تنظیم می‌شود.

$$\hat{X}_0^+ = E(X_0) \quad (4-الف)$$

$$(4-ب)$$

$$P_0 = E \left[(X_0 - \hat{X}_0^+) (X_0 - \hat{X}_0^+)^T \right]$$

گام دوم: پیش‌بینی

شاخص عملکرد و ماتریس کواریانس آن در $k-1$ پیش‌بینی شده است، حال سیستم یک گام به جلو برای



شوند.

نویز را می توان تخمین زد.

$$w_{k-1} = x_k^+ - x_k^- = K_K \quad (11)$$

$$\left[Z_k - h_k \left(\hat{X}_k^+ \right) \right] = K_k d_k \quad (12)$$

$$E \left[\hat{w}_{k-1} \hat{w}_{k-1}^T \right] = K_K E \left[d_k d_k^T \right] K_K^T$$

$$\hat{Q}_{k-1} = K_K^T S K_K$$

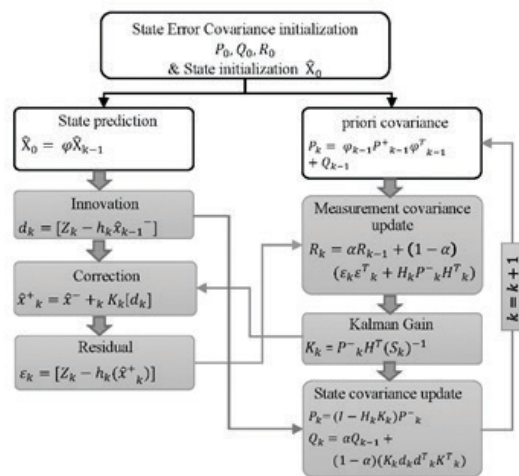
مانند روش قبل داریم:

$$(13)$$

$$Q_k = \alpha Q_{k-1} + (1-\alpha) \left(K_k d_k d_k^T K_k^T \right)$$

در شکل (۲) فلوجارت پیاده سازی الگوریتم AEKF

آمده است. مقادیر اولیه Q_0 و R_0 را برای AEKF باید انتخاب کرد. طبق این الگوریتم در هر گام، تخمین برآورد شده و به روز می شود.



شکل ۲. فلوجارت الگوریتم AEKF

۴. نتایج پیاده سازی الگوریتم و بررسی کارایی آن

برای شناسایی مانور و بررسی عملکرد و ارزیابی دقت الگوریتم، نیاز به داده های پروازی است که با مدل دینامیکی بالگرد UH-60 ایجاد می شود [۱۹]. سپس می توان از داده ها به عنوان ورودی الگوریتم استفاده

الف) برآورد مبتنی بر باقی مانده

رویکرد مبتنی بر باقی مانده، ماتریس کواریانس R_k را با استفاده از رابطه زیر برآورد می کند [۱۴].

$$R_k = S_k - H_k P_k^- H_k^T \quad (8)$$

معادله (۸) نمی تواند تضمین کند که R_k برآورد شده، یک ماتریس مثبت است. بنابراین، برای اطمینان از مثبت بودن ماتریس، رویکرد پیشنهاد شده در [۱۴] در این مقاله برای برآورد R_k طبق معادله زیر استفاده می شود.

$$(9)$$

$$S_k = E \left[v_k v_k^T \right] - H_k P_k^- H_k^T$$

$$S_k = E \left[v_k v_k^T \right] - H_k P_k^- H_k^T$$

برای پیاده سازی معادله (۹)، $\epsilon_k \epsilon_k^T$ با میانگین مقدار مورد انتظار در طول زمان تقریب زده می شود. در امید ریاضی، نتیجه میانگین برابر است با مقداری که به طور متوسط از یک فرایند تصادفی با بی نهایت تکرار انتظار می رود. به بیان ساده تر، مقدار مورد انتظار از یک متغیر تصادفی، مقدار میانگین تعداد دفعات مشاهده شده یک وضعیت است.

برای تخمین سازگار R_k معادله (۹)، باید $0 < \alpha < 1$ در نظر گرفته شود. مقادیر بزرگ تر α وزن بیشتری را به برآوردهای قبلی اختصاص می دهد؛ بنابراین، نوسان کمتری نسبت به R_k ایجاد می کند و تأخیرهای طولانی مدت را در اثر تغییرات به وجود نمی آورد.

$$R_k = \alpha R_{k-1} \quad (10)$$

$$+ (1-\alpha) \left(\epsilon_k \epsilon_k^T + H_k P_k^- H_k^T \right)$$

ب) برآورد Q مبتنی بر نوآوری

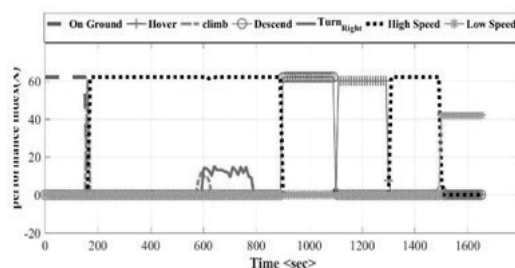
برای محاسبه Q_{k-1} ، با استفاده از معادله (۳)، روند



کرد، در نهایت دقت و برتری الگوریتم AEKF را نسبت به الگوریتم EKF بررسی کرد.

مدل دینامیکی که در این پژوهش برای تولید پارامترهای پروازی از آن کمک گرفته می‌شود، برای بررسی کنترل، پایداری حرکت و ارزیابی مشخصه‌های کیفیت پروازی بالگرد بر اساس استاندارد هوانوردی ADS-33E-PRF تنظیم شده است. تحلیل‌های دینامیک پروازی، علاوه بر کمک قابل توجهی که به روند طراحی وسیله و تعیین مشخصه‌های کنترل و پایداری می‌نمایند، در هنگام طراحی الگوریتم‌های پایش سلامت و بهره‌برداری نیز کاربرد مهمی دارند و امکان شبیه‌سازی بسیاری از شرایط پروازی را که آزمایش آن‌ها به صورت واقعی و به سهولت مقدور نیست، در اختیار طراح قرار می‌دهند. مراجع اساسی مدل دینامیکی مورداستفاده طبق گزارش‌های [۲۰] و [۲۱] و مشابه شبیه‌ساز پرواز GENHEL شرکت سیکورسکی است.

الگوریتم AEKF که برای این مطالعه ایجاد شده است، امکان تجزیه و تحلیل FRR زمان-واقعی را فراهم می‌کند. بدین ترتیب کاربر قادر خواهد بود، رژیم مشخص شده و انتقال بین رژیم‌ها را مشاهده کند. در ادامه نتایج شناسایی رژیم‌های پروازی به ازای داده‌های شبیه‌سازی پروازی آمده است.



شکل ۳. شناسایی مانورهای پروازی بالگرد با استفاده از داده‌های پاکت پروازی ایجادشده با کد شبیه‌سازی دینامیک

$$\text{دقت شناسایی} = \frac{\sum_{i=1}^k x_i}{\sum_{i=1}^k z_i}$$

همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، بالگرد در نخستین لحظه‌ها روی زمین قرار دارد و در ثانیه ۱۵۵ شروع به بلند شدن از روی زمین می‌کند. ۱۰ ثانیه بعد وارد مانور با سرعت بالا روبه‌جلو می‌شود و در این مانور می‌ماند. در ثانیه ۹۰۰ بالگرد وارد مانور کاهش ارتفاع می‌شود. پس از کاهش ارتفاع، پرواز ایستایی تا ثانیه ۱۱۰۰ صورت می‌پذیرد. سپس پرواز با سرعت زیاد انجام شده و در ثانیه ۱۵۰۰، سرعت کاهش می‌یابد. در الگوریتم پیش‌بینی رژیم، شاخص عملکرد X ، یک حالت پروازی را که به‌طور مستقیم ثبت نشده است، بازسازی می‌کند. برای محاسبه دقت شناسایی مانور نسبت به ورودی‌های اعمال‌شده از رابطه زیر می‌توان کمک گرفت. (۱۴)

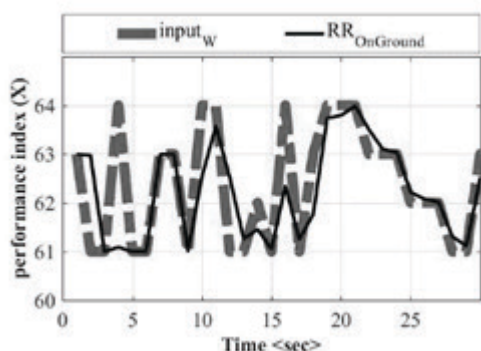
در این رابطه، x_i مقدار تخمین زده‌شده برای شاخص عملکرد هر مانور و z_i مقدار ورودی در همان لحظه است.

با توجه به رابطه خطا و نتایج به دست آمده در جدول ۳، برای مانور سرعت بالا شناخته شده، مشاهده می‌شود که در شرایط برابر با گذشت زمان، دقت شناسایی هر دو الگوریتم افزایش می‌یابد؛ اما در الگوریتم AEKF دقت تخمین بسیار بهتر و بالاتر است که نشان‌دهنده عملکرد برتر الگوریتم AEKF نسبت به EKF است.

به‌طور نمونه، برای ثانیه ۵۳۲، ماتریس‌های Z_k پارامتر ورودی و X_k شاخص عملکرد در زیر آمده که در این لحظه، ۳۷۰ ثانیه از شروع مانور گذشته و مانور سرعت‌بالا شناسایی شده است.



را بعد از گذشت زمان اندکی کمتر از پنج ثانیه آغاز می‌کند. شروع پاکت پروازی، در حالت روی زمین برای بالگرد در نظر گرفته شده است و این حالت مانور onground تعریف شده است. کار محاسباتی الگوریتم با داده‌های این مانور آغاز می‌شود و نتیجه همگرایی را می‌توان در شکل ۴ مشاهده کرد.



شکل ۴. تخمین شاخص عملکرد در شروع کار الگوریتم

در شکل ۵، به وضوح می‌توان شناسایی مانور سرعت بالا را به‌عنوان رژیم پروازی انجام شده، مشاهده کرد. همچنین در بازه زمانی ۵۸۰ تا ۶۳۰ ثانیه مانور صعود و در بازه ۶۰۰ تا ۷۸۲ ثانیه، چرخش به راست در حین پرواز با سرعت صورت گرفته است. تجزیه و تحلیل زمان-واقعی FRR، بر مشاهده رژیم‌های مشخص شده و انتقال بین رژیم‌ها متمرکز است. همچنین، تجزیه و تحلیل رژیم با نتایج FRR، رژیم غالب را برجسته کرده و مانورهای ترکیبی را نشان می‌دهد. در نهایت می‌توان گفت که الگوریتم AEKF مانورهای ترکیبی را می‌تواند شناسایی کند.

شکل ۶ نشان می‌دهد که شرایط پرواز با سرعت بالا، غالب‌ترین مانور بوده و شاخص عملکرد بالاتری برای آن تخمین زده شده است. شاخص‌های دیگر عملکرد نشان می‌دهند که حین پرواز با سرعت بالا، صعود و چرخش به راست نیز صورت گرفته است. بنابراین؛ این شاخص‌های

$$Z_k = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 11.6280 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, X_k = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 2.2739e-04 \\ 11.6280 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

این دو متغیر با ماتریس اتصال به هم مرتبط می‌شوند. در ماتریس Z_k ، درایه چهارم پارامتر ذخیره شده، سرعت روبه جلو است که با کمک ماتریس اتصال برای شناسایی مانور با سرعت بالا استفاده شد. مانور پرواز با سرعت بالا در ماتریس X_k ، درایه هفتم است.

جدول ۳. دقت شناسایی مانور

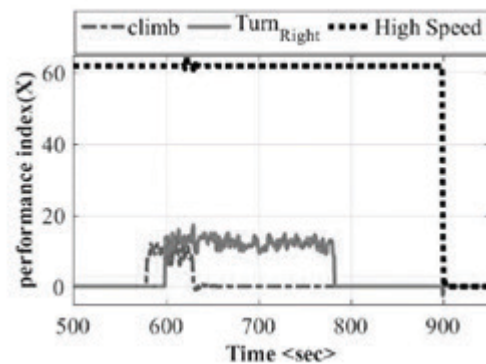
گذشت زمان مانور برحسب ثانیه	دقت شناسایی AEKF	دقت شناسایی EKF [۲۲]
۱	۰,۹۸۵۱۶	۰,۳۱۸۸
۲	۰,۹۹۱۰۵	۰,۴۰۲۵
۵	۰,۹۹۵۹۸	۰,۵۸۸۰
۱۰	۰,۹۹۹۹۹	۰,۷۴۸۵
۲۰	۱,۰۰	۰,۸۶۷۲

ماتریس زیر، خطای تخمین در این لحظه را نشان می‌دهد.

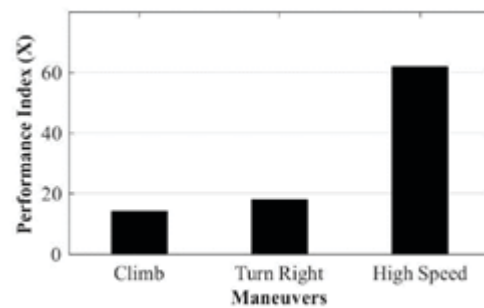
$$e_k = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 2.59e-7 \ 0]^T$$

مقدار خطا عدد بسیار کوچکی است که به معنای توانایی الگوریتم پیشنهادی در شناسایی مانورها و برخورداری آن از دقت زیاد است. بدین ترتیب، الگوریتم پیشنهادی توانسته است، چالش الگوریتم EKF در [۲۱] که نیاز به گذشت زمان برای دستیابی به تخمین‌های قابل قبول داشت را برطرف سازد. AEKF تخمین دقیق

عملکرد غیر صفر هستند، اما به طور قابل توجهی پایین تر از شاخص عملکرد متناظر با مانور سرعت بالا هستند. علاوه بر این، شاخص عملکرد پرواز صعودی بالاتر از شاخص عملکرد چرخش به راست است. در این وضعیت، کاربر درک می کند که بالگرد مانورهای گفته شده را در پرواز با سرعت بالا انجام داده است.



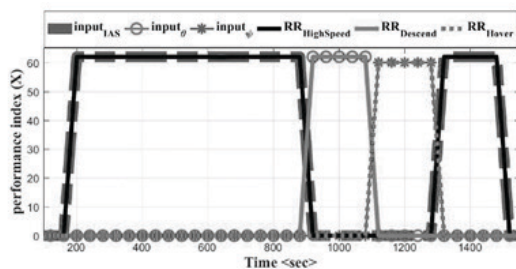
شکل ۵. شناسایی مانور پروازی در شرایط سرعت بالا همراه با صعود و چرخش



شکل ۶. شناسایی مانور پرواز سرعت بالا با ترکیب صعود و چرخش

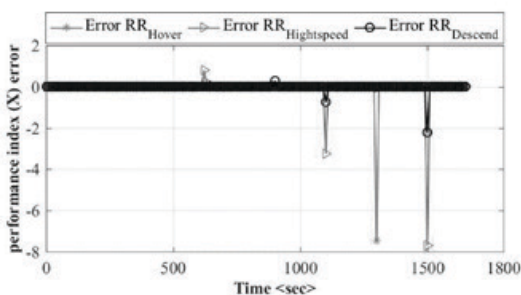
در الگوریتم AEKF برای شناسایی هر مانور باید حداقل یک داده ورودی در نظر گرفت تا شناسایی مانور رخ دهد. در شکل ۷ مشاهده می شود که بعد از اعمال ورودی، مانور هر ورودی برآورد شده است. نکته مهم این است که تخمین با کمترین خطا زده شده است. در اینجا می توان به زمان نیز اشاره کرد به این معنا که با توجه به بازه زمانی برای هر داده ورودی، تخمین صورت گرفته هم در همان بازه زمانی حاصل می شود. پس با اطمینان

می توان گفت مانور در بازه موردنظر به صورت دقیق شناسایی می شود و از این مزیت مهم و اطمینان بخش می توان در سیستم پایش سلامتی بالگرد بهره برد. طیف حاصل از شناسایی مانورهای پروازی بالگرد را با طیف محافظه کارانه ای که شرکت سازنده اصلی در نظر گرفته است، می توان مقایسه کرد و در قسمت تعمیرات و نگهداری بالگرد، تصمیمات دقیق تری گرفت. در مرجع [۱۰] اشاره شده است که دقت پیش بینی رژیم با گذشت زمان کاهش می یابد و علت آن وجود خطای تخمین در الگوریتم EKF است. با توجه به اینکه در این پژوهش الگوریتم AEKF دقت بیشتری دارد، در پیش بینی رژیم نیز می توان از آن بهره جست و با دقت و سرعت بیشتر، شرایط پروازی بالگرد را قبل از ورود به مانور پیش بینی کرد.



شکل ۷. شناسایی مانور پروازی

در شکل ۷، Z_1, Z_2, Z_3 به ترتیب مقدار اندازه گیری شده به عنوان ورودی های اعمالی برای شناسایی مانورهای پرواز با سرعت بالا، پرواز نزولی و ایستایی است.

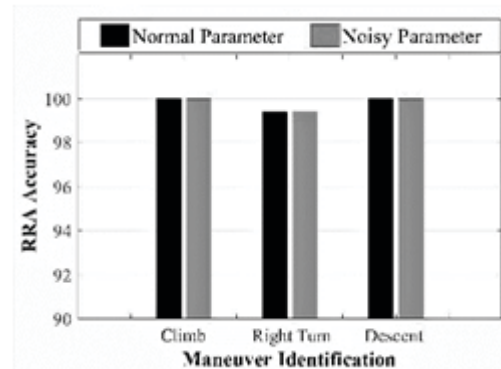


شکل ۸. میزان خطای تخمین مانور پروازی



خطای تخمین شاخص‌های مانورها در شکل ۷ با استفاده از معادله (۷) محاسبه و در شکل ۸ نشان داده شده است. در این شکل، مشاهده می‌شود که در لحظات ابتدایی برای هر مانور شناسایی شده، خطا به بیشترین مقدار خود می‌رسد؛ اما با گذشت یک تا دو ثانیه، خطای تخمین توسط AEKF بهینه شده و تا انتهای مانور، مقادیر شناسایی شده با ورودی اعمالی، کمترین اختلاف را دارد.

در شکل ۹ نیز می‌توان دید که اگر پارامترهای ثبت شده از مدل دینامیکی آلوده به نویز باشند؛ نسبت به زمانی که پارامترها بدون نویز در نظر گرفته شده‌اند، شناسایی مانورهای پروازی با الگوریتم پیشنهادی دچار خطا نشده و از دقت شناسایی مانورها کاسته نمی‌شود.



شکل ۹. مقایسه دقت شناسایی مانورهای پروازی با استفاده از پارامترهای پروازی آلوده به نویز و بدون نویز

۵. نتیجه‌گیری

تعیین عمر باقی‌مانده به وسیله سیستم پایش سلامت، مستلزم تعیین میزان واقعی استفاده از یک قطعه در بالگرد است که با شناسایی دقیق رژیم‌ها محقق می‌شود. در این پژوهش، یک رویکرد داده‌کاوی برای شناخت رژیم بر اساس فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی ارائه شده است. عملکرد این الگوریتم روی نتایج یک مدل دینامیکی مفصل و صحنه‌گذاری شده،

ارزیابی شده است. با استفاده از مدل دینامیکی بالگرد، مجموعه‌ای از مانورها در یک پاکت با زمان ۱۶۶۰ ثانیه پرواز انجام و داده‌ها برای شناسایی مانورها ثبت شد. نتایج حاصل به شرح زیر قابل جمع‌بندی است.

- ماتریس اتصال که نماینده‌ای از توصیف بیان کیفی خلبان از هر مانور است، توسعه داده شد. این ماتریس در شناسایی رژیم‌ها با فیلتر کردن صحیح پارامترهای پروازی برای الگوریتم، نقش بسزایی دارد و از کاهش دقت شناسایی رژیم، به دلیل حجم زیاد داده‌های پروازی جلوگیری می‌کند؛

- الگوریتم پیشنهادی به خوبی توانست مقدار ماتریس‌های نویز فرایند و نویز اندازه‌گیری را در هر لحظه تخمین زده و به دقت زیادی در تخمین رژیم‌های پروازی برسد؛

- دقت الگوریتم با گذشت زمان افزایش می‌یابد و به دلیل سطح دقت بالاتر، بهره‌گیری از AEKF عملکرد برتری را نسبت به EKF به همراه دارد. زمان لازم همگرایی الگوریتم برای تخمین دقیق بسیار کوتاه است، همچنین با توجه به بازه زمانی اعمال شده ورودی برای مانورهای گذرا، الگوریتم این قدرت را دارد تا در همان بازه، مانور را شناسایی کند و حداقل خطا را از این نظر نسبت به EKF داشته باشد. از این مزیت می‌توان در پیش‌بینی رژیم بهره برد و شرایط مانور را قبل از ورود بالگرد به آن، پیش‌بینی کرد؛

- تعداد سطرهای ماتریس ورودی به معنای تعداد پارامترهای مختلف به‌عنوان ورودی است، به همین تعداد می‌توان مانورهای مختلف را شناسایی کرد.

با توجه به نیازمندی‌های بازار در حوزه پایش

۸. ماخذ

- [1] S. Ayyalasomayajula, N. Nigam, P. Chen, A. Sridharan, I. Chopra, A Toolkit for Rotorcraft Regime Recognition Codes Validation, AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference, Denver, Colorado, 2017.
- [2] AC 27-1B: Advisory Circular on Certification Of Normal Category Rotorcraft, Change 6 ed., US Department of Transportation - Federal Aviation Administration, 2014.
- [3] ADS-51-HDBK: Aeronautical Design Standard Handbook: Rotorcraft And Aircraft Qualification (RAQ) Handbook, St. Louis, Missouri: US Army Aviation and Troop Command - Aviation R&D Center, 1996.
- [4] B. Dickson, J. Cronkhite, S. Bielefeld, L. Killian, R. Hayden, Feasibility Study of a Health and Usage Monitoring System (HUMS): Usage and Structural Life Monitoring Evaluation, NASA Lewis Research Center, 1996.
- [5] J. Zakrajsek, P. Dempsey, Rotorcraft Health Management Issues and Challenges, NASA Center for Aerospace Information, 2006.
- [6] P.J. Dempsey, D.G. Lewicki, D.D. Le, Investigation of Current Methods to Identify Helicopter Gear Health, IEEE Aerospace Conference, pp. 1-13, 2007.
- [7] AC 29-2C: Advisory Circular on Certification of Transport Category Rotorcraft, Change 4 ed., US Department of Transportation, Federal Aviation Administration, 2014.
- [8] D. C. Lombardo, Helicopter Flight Condition Recognition: A Minimalist Approach, Australian Joint Conference on Artificial Intelligence, 1998.
- [9] D. He, S. Wu, E. Bechhoefer, Development of Regime Recognition Tools for Usage Monitoring, IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2007.
- [10] S. Wu, E. Bechhoefer, D. He, A Practical Regime Prediction Approach for HUMS Applications, American Helicopter Society 63rd Annual Forum, Virginia Beach, VA, 2007.
- [11] H. Keiqobadi, S.A. Seyyedini, Detection

سلامتی، میزان بهره‌برداری و افق‌های گشوده شده در تحقیقات حاضر، در پژوهش‌های آتی تحقق موارد زیر در حال پیگیری است.

- بهبود الگوریتم مبتنی بر فیلتر کالمن برای تفکیک شرایط پروازی بالگرد در مانورهای ترکیبی و ارزیابی توانایی آن در شرایط پروازی چالشی مشابه؛
- تخمین طیف پروازی بالگرد بر اساس الگوریتم کالمن بهبود یافته با تلفیق مدل‌های ریاضی مانورها و ارزیابی حساسیت دقت الگوریتم شناسایی مانور به داده‌های پروازی و کاهش تعداد سیگنال‌های ورودی.

۶. فهرست علائم

X	تخمین حالت
Z_k	پارامترهای اندازه‌گیری شده
H	ماتریس اتصال
X_k^+	تخمین حالت به‌روز شده
X_k^-	تخمین حالت کنونی
V_k	نویز اندازه‌گیری
ϕ_k	ماتریس انتقال حالت
W_k	نویز فرایند
K_k	بهره کالمن
Q_k	نویز تخمینی فرایند
W	توزیع نویز گاوسی سفید
I	ماتریس همانی (یکه)
P_{k-1}	ماتریس کواریانس کنون

۷- پی‌نوشت‌ها:

1. Health and Usage Monitoring System
2. Original Equipment Manufacturer
3. Flight Condition Recognition
4. Federal Aviation Administration
5. Artificial Neural Networks
6. Handling Qualities Rating
7. Innovation
8. Residual



- Research Center, 1988.
- [21] J. Howlett, UH-60A Black Hawk Engineering Simulation Program - Vol II: Background Report, NASA Ames Research Center, 1988.
- [22] R.E. Rajniecek, Application of Kalman Filtering to Real-time Flight Regime Recognition Algorithms in a Helicopter Health and Usage Monitoring System, Embry-Riddle Aeronautical University, Daytona Beach, 2008.
- of Flight Disorder in Airplane Landing Operation using Hidden Markov Model, 6th Conference on Artificial Intelligence and Robotics, Qazvin, Iran, 2016. (in Persian فارسی)
- [12] H. MohamadKhanlou, M.R. Taghizadeh, Vibration Response Analysis of Pilot Body's Dynamic Models in Flight Maneuvering, Journal of Aeronautical Engineering, Vol. 1, pp. 56-44, 2019. (in Persian فارسی)
- [13] B.J. Baskett, ADS-33-PRF: Aeronautical Design Standard on Performance Specification Handling Qualities Requirements for Military Rotorcraft, Redstone Arsenal, Alabama: US Army Aviation and Missile Command, Aviation Engineering Directorate, 2000.
- [14] A. Mohamed, K. Schwarz, Adaptive Kalman Filtering for INS/GPS, Journal of Geodesy, Vol. 73, No. 4, pp. 193-203, 1999.
- [15] A. Almagbile, J. Wang, W. Ding, Evaluating the Performances of Adaptive Kalman Filter Methods in GPS/INS Integration, Journal of Global Positioning Systems, Vol. 9, No. 1, pp. 33-40, 2010.
- [16] S. Akhlaghi, N. Zhou, Z. Huang, Adaptive adjustment of noise covariance in Kalman filter for dynamic state estimation, IEEE Power & Energy Society General Meeting, Chicago, IL, USA, 2017.
- [17] D. Simon, Optimal State Estimation: Kalman, H_∞, and Nonlinear Approaches, Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc. , 2006.
- [18] N. Zhou, D. Meng, Z. Huang, G. Welch, Dynamic State Estimation of a Synchronous Machine Using PMU Data: A Comparative Study, IEEE Transactions on Smart Grid, Vol. 6, No. 1, pp. 450-460, 2014.
- [19] J. A. Lusardi, C. L. Blanken, M. B. Tischler, Piloted Evaluation of a UH-60 Mixer Equivalent Turbulence Simulation Model, American Helicopter Society 59th Annual Forum, Phoenix, Arizona, 2003.
- [20] J. Howlett, UH-60A Black Hawk Engineering Simulation Program - Vol. I: Mathematical Model, NASA Ames

