

تشخیص تحلیلی مبتنی بر مدل رخداد عیب در سامانه‌های هواپایه با استفاده از مدل‌های آماری مارکف

زاهدی جواد*^۱، غلامی رضا^۲، جشنانی حمیدرضا^۳، ایزدی اونجی امین‌الله^۴

۱- پژوهش‌گر، پژوهشگاه نیرو

۲- مربی، دانشگاه هوایی شهید ستاری

۳- مربی، دانشگاه هوایی شهید ستاری

۴- استادیار، دانشگاه هوایی شهید ستاری

(دریافت مقاله: ۹۶/۰۸/۰۶ تاریخ پذیرش: ۹۷/۰۳/۲۲)

چکیده

در این مقاله مساله عیب‌یابی سنسوری در سامانه‌های هواپایه با رویکردهای عیب‌یابی مبتنی بر مدل بررسی شده است. در ابتدا با استفاده از فیلتر کالمن مکان، سرعت و زوایای سیستم تخمین زده می‌شود و سپس با تعریف کردن سطح آستانه مناسب، رخداد عیب سنسور تشخیص داده شده است. تشخیص معیوب بودن سنسور با استفاده از متغیرهای احتمالاتی پیشرو انجام می‌شود. در این الگوریتم، تاثیر عیب بر روی سنسور با استفاده از کوواریانس داده‌ها مدل شده است. پارامترهای الگوریتم با استفاده از شبیه‌سازی‌های مونت کارلو در حالت ایستا تنظیم می‌شوند. آزمایش‌های عددی بر روی یک پرند هدایت‌پذیر از راه دور نشان می‌دهد که الگوریتم تشخیص عیب در جایی که حالت‌های سیستم رویت‌پذیر باشد، توانایی تشخیص عیب را دارد. زمانی که سیستم شرط رویت‌پذیری خود را از دست می‌دهد، امکان تشخیص رخداد عیب‌های لحظه‌ای وجود دارد اما توانایی تشخیص به‌صورت پایا وجود ندارد.
واژه‌های کلیدی: سامانه‌های هواپایه، تشخیص عیب مبتنی بر مدل، فیلتر کالمن، پهپاد.

Analytical Model-based Fault Detection in Air-launched Systems Using Statistical Markov Models

Javad Zahedi, Reza Gholami, Hamidreza Jashnani, Aminollah Izadi Ounjji

Abstract

In this paper, a model-based fault detection problem for air-launched systems is considered. Firstly, the position, velocity and attitudes of the system are estimated using Kalman filter, then the sensor fault is detected by defining a suitable threshold. The fault detection is done using stochastic forward variables. In this algorithm, the covariance of data is used to model the faulty mode of sensor. The Monte-Carlo simulations was used to adjust the parameters of the algorithm in static mode. Numerical experiments on an unmanned aerial vehicle show when the system states are observable the fault detection algorithm is capable to detect the sensor fault. When the system lost its observability condition, the algorithm just can detects the instantaneous faults but, the method cannot detects in the static mode.

Key words: Air-launched Systems, Model-based Fault Detection, Kalman Filter, Unmanned Aerial Vehicle

مقدمه

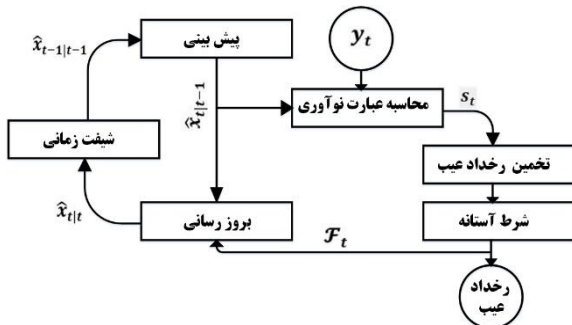
امروزه استفاده از سامانه‌های هواپایه و بخصوص پرنده‌های بدون سرنشین^۱ (UAV) در بسیاری از کاربردهای عملی نظیر عملیات‌های نظامی، شناسایی و بازرسی، حمل و نقل و غیره رواج پیدا کرده است. از این‌رو، امنیت پرواز برای این سامانه‌های هواپایه و محیط اطرافشان یک امر اجتناب‌ناپذیر محسوب می‌شود. مسئله امنیت پرواز امروزه نگاه بسیاری از پژوهشگران را به سمت حوزه تشخیص و جداسازی عیب^۲ (FDI) سنسوری و عملگری در این پرنده‌ها معطوف کرده است [۱]. تاکنون مرور جامعی بر روی روش‌های FDI انجام شده است [۲]. با رشد علم در حوزه شناسایی و مدل‌سازی سیستم‌ها، تشخیص عیب سنسوری و عملگری مبتنی بر مدل، کاربرد بسیاری پیدا کرده است [۲]. در این روش‌ها غالباً از ورودی‌های عملگری، خروجی‌های اندازه‌گیری شده سنسوری و روابط دینامیکی حاکم بر سیستم استفاده می‌شود. در صورتی که نتایج حاصل از مدل مورد نظر با سیستم اصلی اختلاف داشته باشد، رخداد عیب تشخیص داده می‌شود [۲]. برخی محققین با بکارگیری مدل سیستم از روش‌های تشخیص تغییر در شاخص‌های آماری نظیر میانگین و کواریانس حالت‌های سیستم، برای تشخیص رخداد عیب در سنسور پیتوت استفاده کرده‌اند [۳].

در یک پهپاد سنسورهای مختلفی نظیر GPS، سنسور اندازه‌گیری سرعت واقعی (پیتوت) و یک واحد اندازه‌گیری اینرسی (IMU) شامل شتاب‌سنج‌ها، ژایروها و مغناطیس‌سنج‌ها وجود دارد. مهم‌ترین سنسورها در هدایت و ناوبری یک پهپاد، سنسورهای موجود در واحد IMU هستند که اطلاعات آن به‌صورت مستقیم در دینامیک‌های سریع و کنترل زوایای پهپاد ترکیب می‌شود، در حالی که سنسورهایی که بیشتر تحت تاثیر شرایط محیطی هستند، امکان رخداد عیب در آن‌ها وجود دارد. از این‌رو تشخیص عیب سنسوری برای GPS و پیتوت (سنسور اندازه‌گیری سرعت واقعی سیستم) بیشتر مورد توجه قرار گرفته است.

از جمله تحقیقاتی که تاکنون انجام شده است می‌توان به بررسی تحلیلی جامع در مورد تشخیص عیب‌های سنسوری بر روی یک پهپاد [۴]، استفاده از روش افزونگی تحلیلی^۳ برای تشخیص عیب سنسوری در پهپادها [۵]، استفاده از یک فیلتر کالمن^۴ تطبیقی برای تشخیص و شناسایی عیب در پهپادها [۶] و نیز استفاده از چندین فیلتر کالمن موازی متناسب با هر عیب

سنسوری برای تشخیص هر کدام از عیب‌های تعریف‌شده اشاره نمود [۷]. کارهای مشابه دیگری نیز در طراحی مانده و فیلترهای تطبیقی برای تشخیص عیب سنسوری جنگنده‌های نظامی انجام شده است [۸]. همچنین در تحقیقات جدیدتر از روش تخمین‌گرهای مبتنی بر مد لغزشی^۵ برای تشخیص عیب سنسوری استفاده شده است [۹]. در این سیستم‌ها نیاز به الگوریتم‌هایی است که کمترین میزان حافظه و محاسبات را برای میکرو داشته و از طرف دیگر توانایی پیاده‌سازی به‌صورت زمان حقیقی (Real time) را داشته باشند. از این‌رو در این مقاله از فیلتر کالمن در تخمین حالت‌های سیستم استفاده می‌شود و شناسایی عیب توسط دسته‌ای از مدل‌های آماری مارکف یعنی مدل‌های مخفی مارکف گوسی انجام می‌شود. استفاده از مدل مخفی مارکف روش کارآمد برای بیان مودهای کار مختلف سیستم و عیب‌یابی است، به‌طوری‌که مدل‌های مخفی مارکف به‌صورت قابل توجه‌ای توانایی کاهش نرخ تشخیص اشتباه در عیب‌یابی را دارند [۱۰]. در روش‌های تشخیص مبتنی بر مدل‌های مخفی مارکف معمولاً برای سادگی از زنجیره مارکف مرتبه اول استفاده می‌شود که دینامیک لحظه بعد را تنها وابسته به دینامیک لحظه فعلی می‌کند [۱۰]. برای مثال بعد از استخراج ویژگی‌های سیگنال لرزش برای حالت‌های سالم و معیوب سیستم، با مدل‌سازی داده‌های لحظه‌ای به‌صورت یک مدل مخفی مارکف مرتبه اول، عیب‌یابی یاتاقان برای یک موتور القایی انجام شده است [۱۱].

در الگوریتم مورد نظر در این مقاله، ابتدا اندازه‌گیری‌ها وارد فیلتر کالمن می‌شوند و حالت‌های سیستم برآورد می‌شود سپس با ساختن خروجی‌ها از روی حالت‌ها و ورودی‌ها، عبارت نوآوری^۶ (خطای تخمین) به‌عنوان مشاهده انجام شده برای مدل مخفی مارکف^۷ (HMM) گوسی هر سنسور در نظر گرفته می‌شود و با توجه به قانون تصمیم‌گیری تعریف‌شده برای هر مدل مخفی مارکف، رخداد عیب تشخیص داده می‌شود. در این الگوریتم در صورت تشخیص عیب، داده‌های بدست‌آمده از اندازه‌گیری مربوط به سنسور معیوب در گام بعدی وارد فیلتر کالمن نمی‌شود. در ادامه، ابتدا الگوریتم مورد نظر بیان و سپس کارایی آن بر روی یک پهپاد بال ثابت مورد بررسی قرار می‌گیرد.



شکل ۱ - بلوک دیاگرام الگوریتم تشخیص رخداد عیب

$$\hat{P}_{t|t-1} = A\hat{P}_{t-1|t-1}A^T + Q_{t-1} \quad (5)$$

اگر داده اندازه‌گیری شده y_t جدیدی در دسترس باشد، ترم خطای s_t و کوواریانس نظیر آن S_t در لحظه t به صورت روابط (۶) و (۷) محاسبه می‌شود

$$s_t = y_t - C\hat{x}_{t|t-1} \quad (6)$$

$$S_t = C\hat{P}_{t|t-1}C^T + R_t \quad (7)$$

این ترم خطا برای تشخیص عیب و همچنین بروزرسانی در مرحله تخمین استفاده می‌شود. مجموعه سنسورهای معیوب در زمان t با \mathcal{F}_t مشخص می‌شود. در نهایت بروزرسانی در مرحله تخمین بر روی همه داده‌های اندازه‌گیری شده به جز آنهایی که در مجموعه \mathcal{F}_t قرار دارند انجام می‌شود و آن را با $\bar{\mathcal{F}}_t$ مشخص می‌کنیم. به بیان ریاضی در گام تخمین، بروزرسانی به صورت روابط (۸) تا (۱۰) است:

$$\hat{x}_{t|t} = \hat{x}_{t|t-1} - K_t s_t \bar{\mathcal{F}}_t \quad (8)$$

$$\hat{P}_{t|t} = \hat{P}_{t|t-1} - K_t s_t \bar{\mathcal{F}}_t K_t^T \quad (9)$$

$$K_t = \hat{P}_{t|t-1} C \bar{\mathcal{F}}_t^T (S \bar{\mathcal{F}}_t^T)^{-1} \quad (10)$$

که $S \bar{\mathcal{F}}_t^T$ ، $C \bar{\mathcal{F}}_t^T$ و به ترتیب عبارت خطا، واریانس نظیر آن و ماتریس مشاهدات کاهش یافته متناسب با سنسورهای معیوب را نشان می‌دهد. برای شناسایی و تشخیص یک عیب سنسوری، فرض می‌شود که سنسور می‌تواند وضعیت معیوب F یا سالم H داشته باشد. برای مدل‌سازی رفتار عیب، یک مدل مخفی مارکف برای ترکیب داده‌های قبلی از وضعیت سنسور استفاده می‌شود. مجموعه حالت‌های زنجیره مارکف

تشخیص عیب سنسوری

اگر مدل سیستم مورد نظر با مدل خطی زمان‌گسسته تغییرناپذیر با زمان با معادلات (۱) و (۲) توصیف شود:

$$x_t = Ax_{t-1} + Bu_{t-1} + v_{t-1} \quad (1)$$

$$y_t = Cx_t + f_t + w_t \quad (2)$$

که بردار حالت با $x_t \in \mathbb{R}^n$ ، بردار ورودی سیستم با $u_t \in \mathbb{R}^p$ ، بردار مشاهدات با $y_t \in \mathbb{R}^m$ ، بردار عیب‌های ناشناخته تاثیرگذار روی سیستم با $f_t \in \mathbb{R}^m$ و نویزهای فرایند و مشاهدات به ترتیب با $v_t \in \mathbb{R}^n$ و $w_t \in \mathbb{R}^m$ نشان داده شده است. علاوه بر این در معادلات (۱) و (۲) ماتریس حالت‌های سیستم با A ، ماتریس ورودی سیستم با B و ماتریس مشاهدات با C نشان داده شده است. نویز فرایند و نویز مشاهدات به صورت نویزهای سفید گوسی مستقل با کوواریانس‌های $E[v_t v_t^T] = Q_t$ و $E[w_t w_t^T] = R_t$ و کوواریانس متقابل $E[v_t w_t^T] = 0$ مدل‌سازی می‌شوند.

از معادله (۲) می‌توان نتیجه گرفت که عیوب سنسوری بر روی مشاهدات y_t تاثیر می‌گذارند. اگر حالت‌های سیستم x_t فرض شوند، عبارت نوآوری، خطای تخمین در خروجی، s_t به صورت رابطه (۳) به دست می‌آید:

$$s_t = y_t - Cx_{t-1} = f_t + w_t \quad (3)$$

چون حالت‌های سیستم در دسترس نیستند، با یک تخمین غیرمجانبی از حالت‌ها، \hat{x} ، می‌توان آن‌ها را جایگزین کرد. علاوه بر این سیستم ساختاری تصادفی دارد، از این رو قابلیت اطمینان تشخیص عیب توسط s_t به \hat{x} بستگی دارد. در نتیجه، فیلتر کالمن برای محاسبه بهینه ترم خطا با کمترین نامعینی محاسبه می‌شود.

الگوریتم عیب‌یابی

نمای کلی از الگوریتم مورد نظر در شکل ۱ نشان داده شده است. در گام پیش‌بینی، میانگین بردار حالت $\hat{x}_{t|t-1}$ و کوواریانس نظیر آن $\hat{P}_{t|t-1}$ در زمان t با استفاده از مشاهدات تا لحظه $t-1$ به صورت روابط (۴) و (۵) بروزرسانی می‌شود:

$$\hat{x}_{t|t-1} = A\hat{x}_{t-1|t-1} + Bu_{t-1} \quad (4)$$

علاوه بر این، توزیع حالت‌ها در زمان $t=0$ با احتمال $\pi = p(P_H, P_F)^T$ تعیین می‌شود. از این رو می‌توان از طریق مجموعه $\lambda = (A, \pi, \tilde{B})$ ، یک مدل مخفی مارکف گوسی را به‌طور کامل بیان و تعریف کرد.

احتمال سالم بودن سنسور در زمان t به شرط داده شدن تمامی مشاهدات تا لحظه t و انتخاب مناسب λ به‌صورت $p(S_t = H | O_t, \lambda)$ مشخص می‌شود. به‌صورت مشابه $p(S_t = F | O_t, \lambda)$ را برای حالت معیوب داریم. برای محاسبه این احتمالات، الگوریتم پیشرو استفاده می‌شود [۱۲].

متغیر پیشرو به‌صورت $\alpha_t(j) = p(O_t, S_t = j | \lambda)$ تعریف می‌شود که برای محاسبه آن از روابط (۱۳) و (۱۴) بهره می‌بریم:

$$\alpha_1 = (\alpha_1(H), \alpha_1(F))^T = B(s_1)\pi \quad (13)$$

$$\alpha_t = (\alpha_t(H), \alpha_t(F))^T = B(s_t)A\alpha_{t-1} \quad (14)$$

که در آن

$$B(s_t) = \begin{pmatrix} b_H(s_t) & 0 \\ b_F(s_t) & 0 \end{pmatrix} \quad (15)$$

آن‌گاه احتمال سالم بودن در زمان t با رابطه (۱۶) محاسبه می‌شود:

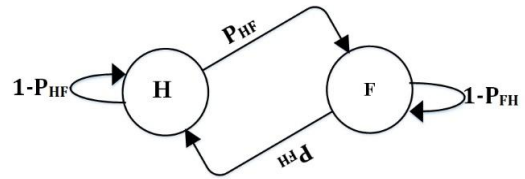
$$p(S_t = j | O_t, \lambda) = \frac{\alpha_t(j)}{\sum_{j=H,F} \alpha_t(j)} \quad (16)$$

که در نهایت وقتی $p(S_t = F | O_t, \lambda)$ از آستانه در نظر گرفته شده عبور کند، عیب در سنسور i شناسایی می‌شود.

تنظیم پارامترها

پارامترهای تنظیم مدل مخفی مارکف گوسی شامل احتمال‌های انتقالی P_{HF} و P_{FH} و ضریب واریانس در حالت معیوب σ_{fi} است. در ادبیات مدل مخفی مارکف رایج است که پارامترهای موردنظر با استفاده از داده‌های واقعی آموزش داده شوند [۱۳]. با این حال برای هدف تشخیص عیب، تنها تعداد معدودی داده معیوب در دسترس است و این پارامترها با در نظر گرفتن دو اصل زیر تنظیم می‌شوند:

به‌صورت دو وضعیتی H و F در نظر گرفته می‌شود. نمودار انتقال حالت در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲ - نمودار انتقال حالت مدل مخفی مارکف

ماتریس انتقال حالت مدل مخفی مارکف به‌صورت رابطه (۱۱) نوشته می‌شود:

$$A = \begin{bmatrix} 1-P_{HF} & P_{FH} \\ P_{HF} & 1-P_{FH} \end{bmatrix} \quad (11)$$

که P_{HF} و P_{FH} به ترتیب احتمال یک انتقال از وضعیت سالم به معیوب و بالعکس را نشان می‌دهند. ترم خطای S_t به‌عنوان بردار مشاهدات مربوط به حالت‌های زنجیره در نظر گرفته می‌شود. اگر O به عنوان مجموعه ترم‌های خطا فرض شود، آن‌گاه $O_i^t = S_i^t, S_i^{t-1}, \dots, S_i^1$ بیانگر مجموعه مورد نظر تا لحظه t برای سنسور i است. بر اساس رابطه (۶) مجموعه O_i^t در حالت سالم باید متغیرهای تصادفی گوسی میانگین صفر با واریانس S_{ii} باشد و در حالت معیوب O_i^t میانگین و واریانس نامعین دارد. در این مقاله تاثیر عیب بر روی توزیع داده‌ها به دلیل رابطه خطی بین کوواریانس داده‌ها و عبارت نوآوری، فقط بر روی کوواریانس داده‌ها دیده شد. البته لازم به ذکر است که یک انتخاب بهتر استفاده از میانگین و کوواریانس متغیر در حالت معیوب می‌بود که به دلیل پیچیدگی محاسباتی فقط تاثیر کوواریانس دیده شد. از این رو، تابع چگالی احتمالی (pdf) مشاهدات در حالت سالم با $b(H) = \mathcal{N}(0, S_{ii})$ مشخص می‌شود که $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ تابع نرمال با میانگین μ و واریانس σ^2 را نشان می‌دهد. در حالتی که سنسور معیوب است نیز pdf مشاهدات به‌صورت توزیع نرمال به‌صورت $b(H) = \mathcal{N}(0, \sigma_{fi} S_{ii})$ است که $\sigma_{fi} > 1$ و یک پارامتر قابل تنظیم برای الگوریتم است. در نتیجه pdf مشاهدات برای هر دو به‌صورت رابطه (۱۲) تعریف می‌شود:

$$\tilde{B} = \begin{bmatrix} 0 & S_{ii} \\ 0 & \sigma_{fi} S_{ii} \end{bmatrix} \quad (12)$$

شناسایی و تشخیص عیب سنسوری در پهپادها

الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص عیب‌های سنسوری در GPS و پیتوت نصب‌شده بر روی دسته‌ای از سامانه‌های هواپایه یعنی پهپادهای بال ثابت مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. برای این منظور ابتدا دینامیک یک پهپاد بال ثابت توضیح داده می‌شود و سپس کارایی الگوریتم بررسی می‌شود. مطابق با مراجع موجود، چارچوب اینرسی با \mathcal{E} مشخص می‌شود که شمال-شرق-پایین محورهای آن هستند [۱۲]. چارچوب ثابت بدنه با β مشخص می‌شود. مرکز β بر روی مرکز جرم فرض می‌شود. پهپاد به صورت یک جسم صلب مدل‌سازی می‌شود. حالت‌های پهپاد به صورت بردار مکان $\mathbf{x} = [x_N, x_E, x_D]^T$ از دستگاه بدنه به دستگاه اینرسی، بردار سرعت $\mathbf{v} = [v_N, v_E, v_D]^T$ و زوایای اوایلر بیان شده با کوآترینین‌ها $\mathbf{q} = (q_0, \bar{\mathbf{q}})^T$ نمایش داده می‌شود که دوران دستگاه بدنه نسبت به دستگاه اینرسی را نشان می‌دهند. در \mathbf{q} ، q_0 بخش حقیقی و $\bar{\mathbf{q}}$ بخش موهومی کوآترینین را نشان می‌دهند. در نتیجه دینامیک جسم صلب پیوسته با روابط (۱۹) تا (۲۱) داده می‌شود [۱۳]:

$$\mathcal{E}\dot{\mathbf{x}} = \mathcal{E}\mathbf{v} \quad (19)$$

$$\mathcal{E}\dot{\mathbf{v}} = \mathbf{R}(\mathbf{q})\beta\mathbf{a} \quad (20)$$

$$\dot{\mathbf{q}} = \frac{1}{2}\mathbf{q} \otimes \beta\boldsymbol{\omega} \quad (21)$$

که $\beta\mathbf{a}$ شتاب خطی اندازه‌گیری شده در β ، $\beta\boldsymbol{\omega}$ سرعت دورانی از β به \mathcal{E} اندازه‌گیری شده در β ، $\mathbf{R}(\mathbf{q})$ ماتریس دوران نظیر کوآترینین و \otimes ضرب کوآترینینی را نشان می‌دهد. اندازه‌گیری شتابسنج موجود در IMU با رابطه (۲۲) مدل‌سازی می‌شود:

$$\beta\mathbf{a}_s = \beta\mathbf{a} + \mathbf{R}^T(\mathbf{q})(0, 0, g)^T + \mathbf{a}_n \quad (22)$$

که \mathbf{a}_n نویز سفید گوسی با ماتریس کوواریانس $\Sigma_{\mathbf{a}_n} = \sigma_a^2 \mathbf{I}_{3 \times 3}$ است. شتاب گرانشی زمین برابر با 9.81 فرض می‌شود. اندازه‌گیری‌های سنسور ژایرو نیز با روابط (۲۳) و (۲۴) مدل‌سازی می‌شود:

$$\beta\boldsymbol{\omega}_s = \beta\boldsymbol{\omega} + \beta\mathbf{b}_\omega + \boldsymbol{\omega}_n \quad (23)$$

$$\beta\dot{\mathbf{b}}_\omega = \mathbf{b}_n \quad (24)$$

- نرخ تشخیص اشتباه رخداد عیب در حالت نامی (بدون عیب)
- تاخیر سیستم تشخیص عیب برای حالت‌های معیوب
چون تاخیر در تشخیص به احتمال‌های انتقالی بستگی دارد یک فرض ساده‌کننده در تنظیم پارامترها برابر کردن نرخ تاخیر در تشخیص است و از این رو $P_{FH} = P_{HF}$ در نظر گرفته می‌شود. در نتیجه مساله اصلی اینجا انتخاب P_{HF} است، طوری که هر چه این پارامتر بزرگتر انتخاب شود، داده‌های قبلی کمتری وزن‌دهی می‌شوند. فرض می‌شود که همه سنسورها در لحظه شروع در وضعیت سالم قرار دارند تا زمانی که فیلتر کالمن در یک حالت ایستا همگرا شود. در نتیجه کوواریانس حالت ایستای ترم خطا S_∞ با روابط (۱۷) و (۱۸) تعیین می‌شود:

$$S_\infty = \mathbf{C}P_\infty\mathbf{C}^T + \mathbf{R} \quad (17)$$

$$P_\infty = \mathbf{A}P_\infty\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} - \mathbf{A}P_\infty\mathbf{C}^T [\mathbf{C}P_\infty\mathbf{C}^T + \mathbf{R}]^{-1} \mathbf{C}P_\infty\mathbf{A}^T \quad (18)$$

که P_∞ کوواریانس ایستای حالت‌های سیستم است که با استفاده از معادله ریکاتی (۱۸) محاسبه می‌شود. با استفاده از کوواریانس‌های حالت ایستا، پارامترها بر اساس شبیه‌سازی‌های مونت کارلو در این حالت تنظیم می‌شوند.

تعمیم به مدل‌های غیرخطی

الگوریتم پیشنهادی برای سیستم‌های غیرخطی نیز کاربرد دارد. اگر معادلات دینامیکی توصیف‌کننده سیستم غیرخطی باشند، به جای فیلتر کالمن می‌توان از نسخه‌های توسعه داده‌شده فیلتر کالمن^۸ (EKF) استفاده کرد. در این حالت معادلات سیستم بعد از گام بروزرسانی حول نقطه کار مورد مطالعه خطی می‌شود و فرآیند پیش‌بینی یک گام بعد برای حالت‌ها انجام می‌شود. در سامانه مورد نظر معادلات (۴) الی (۱۰) با معادلات نظیر خطی مربوط به EKF در گام پیش‌بینی جایگزین می‌شوند. لازم به ذکر است که الگوریتم پیشرو برای عیب‌یابی در هر سامانه هواپایه کاربرد دارد و در بخش بعدی کارایی روش برای شناسایی عیب سنسوری در پهپادها بررسی می‌شود.

که m_n نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس $\Sigma_m = \sigma_m^2 I_{3 \times 3}$ است. در نهایت پیتوت که سرعت پهپاد نسبت به هوای اطراف را اندازه‌گیری می‌کند، با تقریب خوبی با رابطه (۳۲) مدل‌سازی می‌شود:

$$v_{air} = \varepsilon v - \varepsilon w + v_n \quad (32)$$

که v_n نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس $\Sigma_v = \sigma_v^2 I_{3 \times 3}$ است.

معادلات فیلتر برای پهپاد

برای نوشتن معادلات EKF به صورت مناسب برای یک پهپاد، باید نمایش مناسبی از زوایا انتخاب شود [۱۳]. یک کواترنین به دلیل قید واحد بودن به صورت مستقیم به معادلات قابل اعمال نیست. از این رو تخمین آن \mathbf{q} به دو بخش کواترنین نامی و خطای آن تقسیم می‌شود که رابطه $\partial \mathbf{q} = \tilde{\mathbf{q}} \otimes \partial \mathbf{q}$ در مورد آن برقرار است [۱۲]. معمولاً به جای $\partial \mathbf{q}$ از $\partial \theta$ استفاده می‌شود که برای خطاهای کوچک به صورت $\partial \mathbf{q} = [\mathbf{1}, \partial \theta / 2]^T$ بیان می‌شود. در EKF تنها خطای زوایا به عنوان یک متغیر تصادفی در نظر گرفته می‌شود که باید تخمین زده شود [۱۴]. در نهایت حالت‌های یک تخمین‌گر FDI به صورت:

$$\hat{\mathbf{z}} = \left[\varepsilon \hat{\mathbf{x}}^T, \varepsilon \hat{\mathbf{v}}^T, \partial \theta^T, \beta \hat{\mathbf{b}}_{\omega t}^T, \beta \hat{\mathbf{w}}_t^T \right]^T \quad (33)$$

تعریف می‌شود و دو مدل مخفی مارکف گوسی برای تشخیص عیب سنسورهای GPS و پیتوت در نظر گرفته می‌شود.

در گام پیش‌بینی، حالت‌های EKF و کواترنین نامی $\tilde{\mathbf{q}}$ بروزرسانی می‌شوند. برای بروزرسانی حالت‌های EKF از معادلات (۲۵) تا (۲۹) و معادله (۳۴) برای خطای زوایا استفاده می‌شود:

$$\theta_t = \partial \theta_{t-1} - \left(\left[\beta \omega_{s t-1} \right]_x \partial \theta_{t-1} - \beta \hat{\mathbf{b}}_{\omega t-1}^T \right) \partial t \quad (34)$$

که $[\cdot]_x$ ماتریس پادمتقارن تشکیل‌شده از بردار را نشان می‌دهد. کواترنین نامی با معادله (۲۷) بروزرسانی می‌شود. برای تعیین ماتریس کوواریانس در گام پیش‌بینی $\hat{\mathbf{P}}_{t|t-1}$ ، معادلات خطی سیستم به صورت رابطه (۳۵) است:

که $\beta \mathbf{b}_{\omega}$ بایاس است و به صورت یک قدم‌زنی تصادفی^۹ و نویزهای ω_n و \mathbf{b}_n به صورت ناپسته و گوسی به ترتیب با کوواریانس‌های $\Sigma_{\omega} = \sigma_{\omega}^2 I_{3 \times 3}$ و $\Sigma_{b\omega} = \sigma_{b\omega}^2 I_{3 \times 3}$ در نظر گرفته می‌شوند.

با استفاده از تقریب پیشرو اوپلر و معادلات (۲۲) الی (۲۴)، معادلات (۱۹) الی (۲۱) به صورت معادلات (۲۵) الی (۲۸) بازنویسی می‌شوند:

$$\varepsilon \mathbf{x}_{t+1} = \varepsilon \mathbf{x}_t + \varepsilon \mathbf{v}_t \partial t \quad (25)$$

$$\varepsilon \mathbf{v}_{t+1} = \varepsilon \mathbf{v}_t + \left[\mathbf{R}(\mathbf{q}) \left(\beta \mathbf{a}_{s t} - \mathbf{a}_n \right) + \left[0 \quad 0 \quad \mathbf{g} \right]^T \right] \partial t \quad (26)$$

$$\mathbf{q}_{t+1} = \mathbf{q}_t + \left[\frac{1}{2} \mathbf{q}_t \otimes \left(\beta \omega_{s t} - \beta \mathbf{b}_{\omega} + \omega_n \right) \right] \partial t \quad (27)$$

$$\beta \mathbf{b}_{\omega t+1} = \beta \mathbf{b}_{\omega t} + \mathbf{b}_n \quad (28)$$

که ∂t اختلاف زمانی بین دو نمونه است. سرعت باد معمولاً به صورت یک فرآیند مستقل با میانگین صفر و با رابطه (۲۹) مدل‌سازی می‌شود:

$$\varepsilon \mathbf{w}_{t+1} = \left(1 - \frac{1}{\tau_w} \right) \varepsilon \mathbf{w}_t + \mathbf{w}_n \quad (29)$$

و \mathbf{w}_n نویز سفید گوسی با میانگین صفر و واریانس $\Sigma_w = \sigma_w^2 I_{3 \times 3}$ است.

در مدل‌سازی سنسور GPS نیز از رابطه (۳۰) استفاده می‌شود:

$$\varepsilon \mathbf{x}_s = \varepsilon \mathbf{x} + \mathbf{x}_n \quad (30)$$

که \mathbf{x}_n نویز سفید گوسی با میانگین صفر و کوواریانس $\Sigma_x = \sigma_x^2 I_{3 \times 3}$ است. مغناطیس‌سنج بردار چگالی شار مغناطیسی زمین m را دستگاه بدنه اندازه‌گیری می‌کند. بردار چگالی شار مغناطیسی در دستگاه اینرسی ثابت و معلوم فرض می‌شود. در نتیجه مدل سنسور مغناطیس‌سنج با رابطه (۳۱) قابل بیان است:

$$\beta m_s = \mathbf{R}^T(\mathbf{q}) \varepsilon m + m_n \quad (31)$$

می‌گیرد. در سناریوی شبیه‌سازی پهپاد بال ثابت در حال چرخ‌زنی حول یک دایره به شعاع ۷۰ متر در یک ارتفاع ثابت است که سرعت کروز آن ۱۰ متر بر ثانیه و با نرخ ۰/۲ متر بر ثانیه در حال افزایش است [۱۳]. علاوه بر این، یک باد افقی ثابت با سرعت ۲ متر بر ثانیه در راستای ۷۵ درجه در حال وزیدن است.

پارامترهای استفاده‌شده برای شبیه‌سازی UAV در معادلات (۱۹) الی (۲۱) و (۳۰) الی (۳۲) در جدول ۱ خلاصه شده است.

نرخ بروزرسانی IMU و مغناطیس‌سنج ۰/۰۱ ثانیه می‌باشد درحالی‌که نرخ بروزرسانی GPS و سنسور پیتوت ۰/۲ است. در تنظیم پارامترهای مدل مخفی مارکف ابتدا فرض می‌شود که همه سنسورها در لحظه شروع، در وضعیت سالم قرار دارند تا زمانی که فیلتر کالمن در یک حالت ایستا همگرا شود. سپس کوواریانس تخمین نوآوری از رابطه (۱۷) و (۱۸) تعیین می‌شود. در نهایت نیز پارامترها با استفاده از شبیه‌سازی‌های مونت کارلو بر اساس کوواریانس‌های حالت ایستا تنظیم می‌شوند. از این‌رو پارامترهای تنظیم‌شده برای سیستم مورد نظر در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۱ - پارامترهای استفاده‌شده در شبیه‌سازی

پارامتر	مقدار
σ_a	0.2 m s^{-2}
σ_ω	0.1 rad s^{-1}
$\sigma_{b\omega}$	0.01 rad s^{-1}
σ_w	0.05 m s^{-1}
σ_x	۴ m
σ_m	۰/۰۸
σ_v	0.4 m s^{-1}
βb_ω	[۰/۰۱, ۰, ۰/۰۱۵]
ϵm	[۰/۴۱۶, ۰/۰۷, ۰/۹۰۹]

جدول ۲ - پارامترهای انتخاب‌شده برای مدل مخفی مارکف

پارامتر	مقدار
PHF, GPS	۰/۰۰۰۰۰۶
$\sigma_{f, GPS}$	۲
PHF, v	۰/۰۱
$\sigma_{f, v}$	۰/۰۰۰۰۰۱

$$A = \begin{bmatrix} A_1 & A_2 \\ A_3 & A_4 \end{bmatrix} \quad (35)$$

که در آن $A_3 = 0_{6 \times 9}$ و سایر بلوک‌ها عبارتند از:

$$A_1 = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \partial t & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & A_{2,3} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & A_{3,3} \end{bmatrix}$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ I_{3 \times 3} \partial t & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}$$

$$A_4 = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & A_{5,5} \end{bmatrix}$$

که در آنها داریم؛

$$A_{2,3} = -R(q) \left[\beta a_{s,t-1} \right]_x \partial t \quad (36)$$

$$A_{3,3} = I_{3 \times 3} - \left[\beta \omega_{s,t-1} - \beta \hat{b}_\omega \right]_x \partial t \quad (37)$$

$$A_{5,5} = \left(1 - \frac{1}{\tau_w} \right) I_{3 \times 3} \cdot \quad (38)$$

در گام بروزرسانی تخمین، اندازه‌گیری‌های سنسوری

$$y_t = \left[\epsilon x_{s,t}^T, \epsilon m_{s,t}^T, v_{air}^T \right]^T \quad (32)$$

استفاده می‌شود. ماتریس مشاهدات خطی‌شده با رابطه (۳۹) بیان می‌شود؛

$$C = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & C_{2,3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & -I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (39)$$

که در آن

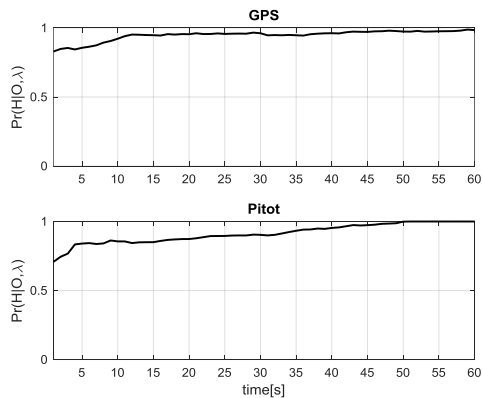
$$C_{2,3} = \left[R^T(q) \epsilon m \right]_x \cdot \quad (40)$$

و کواترین نامی با میانگین خطای کواترین بروزرسانی می‌شود.

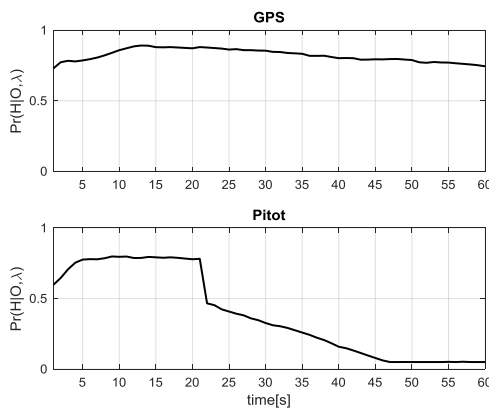
آزمایش‌های عددی

در این بخش، کارایی الگوریتم پیشنهادشده برای دو حالت نامی و معیوب برای پهپاد بال‌ثابت مورد بررسی قرار

در آزمایش دوم توانایی تخمین‌گر در حالت معیوب شدن پیتوت بررسی شده است. برای شبیه‌سازی آلودگی هوا داده‌ها بعد از زمان خاصی مقیاس‌دهی می‌شوند. در این آزمایش فرض می‌شود که بعد از ۲۰ ثانیه داده‌ها با ضریب ۰/۸ مقیاس‌دهی می‌شوند. شکل ۵ نشان می‌دهد الگوریتم توانایی تشخیص عیب در ۰/۳ ثانیه را دارد. حالت‌های تخمین‌زده برای سیستم به جز تخمین سرعت باد، در این وضعیت نیز توانایی ردیابی را دارند. در آزمایش سوم، کارایی الگوریتم در آزمایش دوم برای حالتی در نظر گرفته می‌شود که هوا آلوده‌تر است. از این رو داده‌ها در حالت معیوب با توجه به گرفتگی بیشتر در سنسور پیتوت با ضریب ۰/۶ مقیاس می‌شوند. در این آزمایش فرض می‌شود که وسیله پرنده در ثانیه ۳۵ وارد چنین محیط آلوده‌ای می‌گردد. با توجه به شکل ۶ الگوریتم، توانایی تشخیص عیب در ۰/۲ ثانیه را دارد. در این حالت نیز بعد از مدتی رویت‌پذیری حالت مربوط به سرعت باد از دست می‌رود.

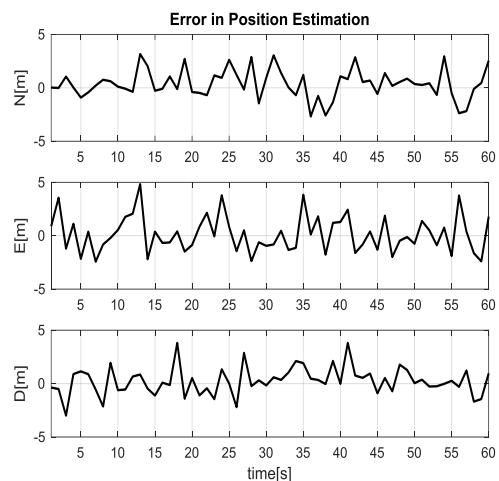


شکل ۴ - کارایی تخمین‌گر عیب در حالت سالم (بدون عیب سنسوری)

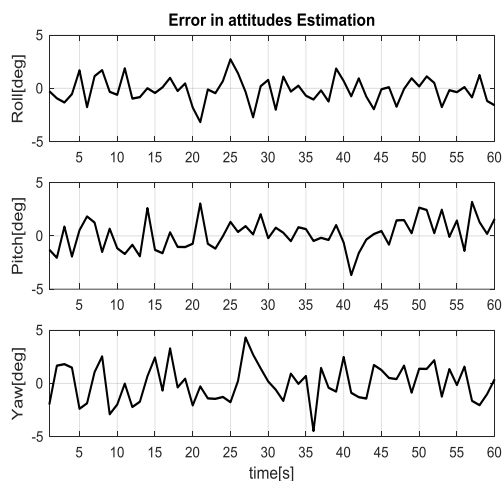


شکل ۵ - کارایی تخمین‌گر عیب برای رخداد عیب در پیتوت (آزمایش دوم)

سطح آستانه برای تشخیص، بر مبنای احتمال رخداد سالم بودن سنسور مبنی بر داده شدن مشاهدات و پارامترها مشخص می‌شود به طوری که اگر احتمال سالم بودن بیش از ۰/۵ باشد، سنسور سالم و در غیر این صورت عیب رخ داده است. در حالت پرواز بدون رخ دادن عیب، خطای تخمین مکان و زوایا در شکل ۳ نشان داده شده است. تخمین‌گر توانایی ردیابی دقیق حالت‌های سیستم را دارد. خطای تخمین مکان انحراف معیاری برابر ۲ متر دارد. خطای تخمین زوایای رول و پیچ انحراف معیاری نزدیک به سه درجه دارد در حالی که زاویه یاو انحراف معیار بیشتری در حدود چهار درجه دارد. علاوه بر این در کل فرآیند تخمین، هیچ تشخیص نادرستی با توجه به شکل ۴ مشاهده نشده است.

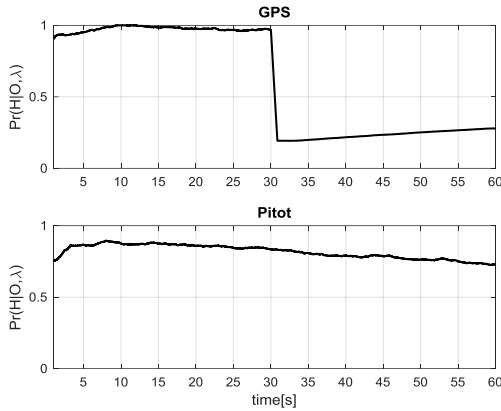


شکل (۳-الف)



شکل (۳-ب)

شکل ۳ - نمودار خطای تخمین مربوط به مکان (۳-الف) و زوایا (۳-ب) در حالت سالم

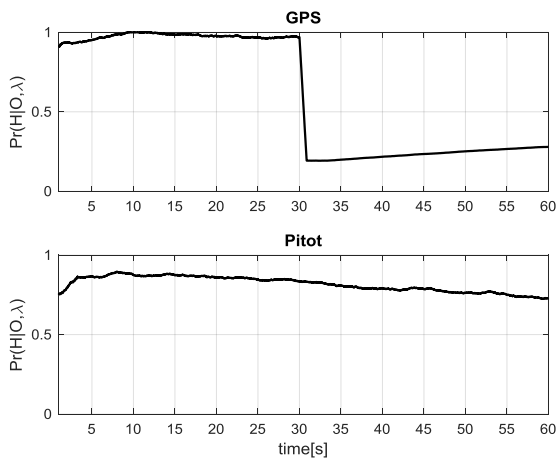


شکل ۸- کارآیی تخمین‌گر عیب در حالت معیوب شدن GPS (آزمایش پنجم)

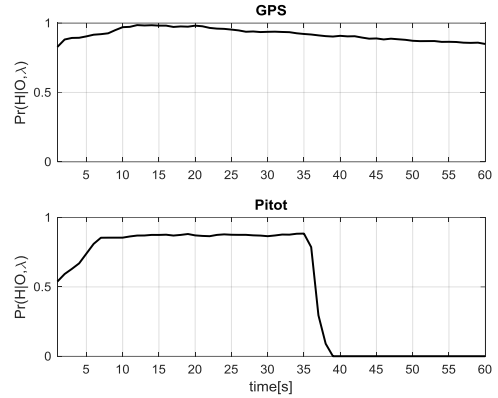
سنسور اضافه می‌شود. در این حالت نیز لحظه رخداد عیب ثانیه ۳۰ در نظر گرفته شده است. با توجه به شکل ۸ تشخیص عیب در ۰/۷ ثانیه انجام شده است. در این حالت به دلیل رویت‌ناپذیر شدن حالت‌های مربوط به مکان تنها می‌توان به صورت لحظه‌ای رخداد عیب را نشان داد.

نتیجه‌گیری

در این مقاله روش تشخیص عیب سنسوری مبتنی بر HMM و فیلتر کالمن برای تشخیص عیب سنسوری در سامانه‌های هواپایه استفاده شده است. در این مقاله تاثیر عیب بر روی توزیع داده‌ها فقط بر روی کوواریانس داده‌ها دیده شده است زیرا رابطه خطی بین کوواریانس داده‌ها و عبارت نوآوری وجود دارد. البته لازم به ذکر است که یک انتخاب بهتر استفاده



شکل ۸- کارآیی تخمین‌گر عیب در حالت معیوب شدن GPS (آزمایش پنجم)



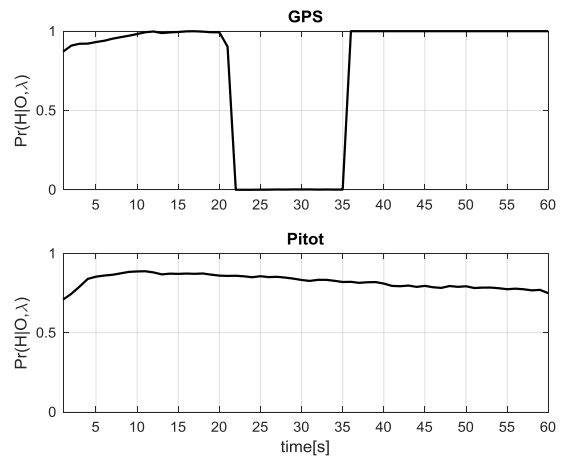
شکل ۶- کارآیی تخمین‌گر عیب برای رخداد عیب در پیتوت (آزمایش سوم)

در آزمایش چهارم، توانایی تخمین‌گر در حالت معیوب شدن GPS بررسی شده است. به منظور ایجاد عیب یک بایاس ثابت به اندازه‌گیری‌ها اضافه می‌شود. برای بررسی رفتار الگوریتم پیشنهادی بایاس به صورت $[5, -5, 10]^T$ بر حسب متر روی خروجی نهایی سنسور لحاظ می‌شود.

در این وضعیت با توجه به شکل ۷ تشخیص عیب در ۰/۶ ثانیه انجام شده است در حالیکه حالت‌های مربوط به مکان غیرقابل رویت می‌شوند. در نتیجه، تشخیص عیب توسط تخمین‌گر در کل بازه زمانی امکان‌پذیر نیست.

در آزمایش پنجم و آخرین آزمایش، تشخیص رخداد عیب بایاس مشابه آزمایش قبل بر روی سنسور GPS توسط الگوریتم مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

در اینجا فرض می‌شود که به داده‌های اندازه‌گیری‌شده، بایاسی به صورت $[2, 3, -4]^T$ بر حسب متر روی خروجی نهایی



شکل ۷- کارآیی تخمین‌گر عیب در حالت معیوب شدن GPS (آزمایش چهارم)

گوسی با میانگین صفر از توزیع‌های دیگری از خانواده توزیع گاما نظیر توزیع t-student یا لاپلاسی استفاده کرد که رفتار بهتری نسبت به توزیع گوسی در مواجهه با عوامل نامعینی و نویز رنگی دارند. از این رو یکی دیگر از کارهای تکمیل‌کننده این پژوهش بهره‌گیری از توزیع‌های معرفی‌شده به جای توزیع گوسی و پیکربندی مسئله در شرایط حضور نامعینی و نویز رنگی می‌باشد.

پی‌نوشت‌ها

- ۱ Unmanned Aerial Vehicle
- ۲ Fault Detection and Isolation (FDI)
- ۳ Analytical Redundancy
- ۴ Kalman Filter
- ۵ Sliding Mode
- ۶ Innovation term
- ۷ Hidden Markov Model
- ۸ Extended Kalman Filter
- ۹ Random Walk
- ۱۰ Unscented Kalman Filter

منابع و مراجع

- [1] R. Isermann, "Fault-Diagnosis Systems, An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance", Springer-Verlag Berlin, 2006.
- [2] G. Ducard, "Fault-tolerant Flight Control and Guidance Systems, Practical Methods for Small Unmanned Aerial Vehicles", Advances in Industrial Control, Springer-Verlag London, ISBN:978-1-84882-560-4, 2009.
- [3] S. Hansen, M. Blanke and J. Adrian, "Diagnosis of UAV pitot tube defects using statistical change detection". 7. Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles, 2010.
- [4] G. Ducard, K. Rudin, S. Omari and R. Y. Siegart, "Sensor-fault Recovery on an Unmanned Aerial Vehicle: Strategies and Discussions" In Proceedings of the IEEE European Conference on Control, Strasbourg, France, July 2014.
- [5] J. Deckert, M. Desai, J. Deyst and A. Willsky, "F-8 DFBW Sensor Failure Identification Using Analytic Redundancy," in IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 22, No. 5, October 1977, pp. 795-803.
- [6] L. Van Eykeren, Q. P. Chu and J. A. Mulder, "Sensor Fault Detection and Isolation using Adaptive Extended Kalman Filter," in Proceedings of the 8th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of

از میانگین و کوواریانس متغیر در حالت معیوب می‌باشد که به دلیل پیچیدگی محاسباتی فقط تاثیر کوواریانس دیده شده است. از طرف دیگر سعی شد تاثیر عیب بر روی میانگین آماری داده‌ها قرار داده نشود چون در این حالت الگوریتم فقط به بایاس حساس می‌شود و توانایی جوابگویی در آزمایش‌های نظیر آزمایش عددی دوم را ندارد. در الگوریتم بکاررفته در تشخیص عیب همزمان تخمین حالت و تشخیص رخداد عیب انجام می‌شود.

با بررسی این روش بر روی پهباد نشان داده شده است که تخمین‌گر توانایی ردیابی در حالت نامی را با نرخ پایین تشخیص نادرست دارد. تشخیص دقیق عیب در سنسور پیتوت برای سناریوی معیوب با نرخ تشخیص زیر یک ثانیه نشان داده شده است. با توجه به آزمایش‌های انجام‌شده هر چه رخداد عیب جدی‌تر باشد، سرعت تشخیص الگوریتم نیز سریعتر است. علاوه بر این، کارایی سیستم تشخیص عیب برای حالت معیوب بودن GPS نیز شبیه‌سازی و نشان داده شده است که سرعت همگرایی الگوریتم مشابه تشخیص عیب در سنسور پیتوت به اندازه عیب بستگی دارد. تشخیص عیب با توجه به نرخ نمونه‌برداری آزمایش‌های انجام‌شده در کسری از ثانیه انجام می‌شود که این یک فاکتور کارآمد برای بکارگیری این الگوریتم در سیستم‌های زمان واقعی است.

زمانی که مسئله رویت‌ناپذیری به حالت‌های سیستم تحمیل می‌شود، سیستم تشخیص فقط می‌تواند به صورت لحظه‌ای عیب را تشخیص دهد و از این رو توانایی تشخیص در کل بازه عملیاتی میسر نمی‌گردد. در پژوهش‌های بعدی مبنای کار، توسعه روش تخمین عیب سنسوری با استفاده از مدل‌های مخفی مارکف در حالت‌هایی است که رویت‌پذیری حالت‌های سیستم با مشکل مواجه می‌شود. در این حالت می‌توان از ایده‌های دیگری در تخمین حالت‌های سیستم نظیر فیلتر کالمن بی‌بو (UKF) استفاده کرد که مبنای آن تئوری احتمال فراوانی و رای‌گیری بر اساس نظریه اکثریت، بار محاسباتی سیستم تشخیص را بالا می‌برد.

در الگوریتم استفاده‌شده در این مقاله صورت ضمنی مسئله عدم وابستگی الگوریتم به بایاس در نظر گرفته شده است ولی در این مقاله، قوام روش در برابر بایاس‌های مدل‌نشده، نایقینی در مدل و نویز رنگی در خروجی به صراحت بررسی نشده است. در این حالت‌ها می‌توان به جای استفاده از توزیع

- Technical Processes (SAFEPROCESS), Mexico City, Mexico, August 2012.
- [7] P. S. Maybeck, "Multiple Model Adaptive Algorithms for Detecting and Compensating Sensor and Actuator Failures in Aircraft Flight Control Systems," in International Journal of Robust Nonlinear Control, 9, 1051-1070, 1999.
- [8] P. Castaldi, W. Geri, M. Bonfe, S. Simani and M. Benini, "Design of Residual Generators and Adaptive Filters for the FDI of Aircraft Model Sensors," Control Engineering Practice, Vol. 18, No. 5, 2010, pp. 449 - 495.
- [9] C.P Tan and C. Edwards. "Sliding mode observer for detection and reconstruction of sensor faults," Automatica, vol. 38, 2002, pp. 1815-1821.
- [10] P. Smyth, "Hidden Markov Models for Fault Detection in Dynamic Systems", Pattern Recognition, Vol 27, No. 1, pp. 149-164, 1994.
- [11] H. Ocak, L. A. Loppario, "A New Bearing Fault Detection and Fault Detection Scheme Based on Hidden Markov Modeling of Vibration Signals", In Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001, Salt Lake City, UT, USA, 2001.
- [12] L. Rabiner, "A tutorial on hidden Markov model and selected applications in speech recognition," Proceedings of the IEEE, vol. 77, no. 2, 1989, pp. 257-286.
- [13] E.-H. Shin. "Estimation techniques for low-cost inertial navigation. PhD thesis", University of Calgary (Canada), 2005.
- [14] S. Leutenegger and R. Y. Siegwart, "A Low Cost and Fail-Safe Inertial Navigation System for Airplanes," In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, St Paul, MN, USA, pp. 612 - 618, 2012.