مجله کنترل
ISSN (print) 2008-8345
ISSN (online) 2538-3752
مقاله پژوهشی
جلد ۱۵، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۰، صفحه ۸۳-۷۱

تشخیص عیب حس‌گرِ وضعیت هواپیمایِ بدون سرنشین بر اساس منطق فازی و با شناسایی مدلِ شبکه عصبی

محمد حدیدی[۱] ، سید محمد کارگر[۲]

[۱]دانشکده مهندسی برق، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران m.ctrl2014@chmail.ir

[۲] مرکز تحقیقات ریز شبکه‌های هوشمند، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران kargar@pel.iaun.ac.ir

دریافت: ۱۳۹۸/۱۲/۱۱ ویرایش: ۱۳۹۹/۰۶/۰۳ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۹/۲۰

چکیده: تشخیص عیب در سامانه‌های هوایی جهت جلوگیری از بسیاری از حوادث همواره حائز اهمیت بوده است. انجام این فرآیند به روش‌های مختلف امکان‌پذیر می‌باشد. در این مقاله ابتدا با استفاده از داده‌های پروازیِ یک هواپیمای بدون سرنشین و به‌کارگیری شبکه عصبی، مدل هواپیما در محور عرضی شناسایی‌شده است. در ادامه بر اساس مدل به‌دست‌آمده و با استفاده از منطق فازی، واحد تشخیص عیب حس‌گر وضعیت هواپیما طراحی گردید. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد، نرخ هشدارهای اضافی به‌طور متوسط یک هشدار در چهار ساعت پرواز و نرخ هشدارهای ازدست‌رفته به‌طور متوسط یک هشدار در دو ساعت پرواز می‌باشد. این مقادیر به تائید کارشناسان سامانه پهپاد رسید.

کلمات کلیدی: هواپیمای بدون سرنشین، تشخیص عیب، شبکه عصبی، منطق فازی

UAV Attitude Sensor Fault Detection Based On Fuzzy Logic and by Neural Network Model Identification

Mohammad Hadidi[1], Seyed Mohamad Kargar[1,2]

[1]Department of Electrical Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran
[2]Smart Microgrid Research Center, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

Abstract: Fault detection has always been important in aviation systems to prevent many accidents. This process is possible in different ways. In this paper, we first identify the longitudinal axis plane model using neural network approach. Then based on the obtained model and using fuzzy logic, the aircraft status sensor fault detection unit was designed. The simulation results show that the fault detection system is able to work well, with additional alarms averaging one alert per four-hour flight and miss alert rates averaging one alert per two hours. The results are confirmed by the experts from the UAV system.

Keywords: Unmanned aerial vehicle, Fault detection, neural network, Fuzzy logic

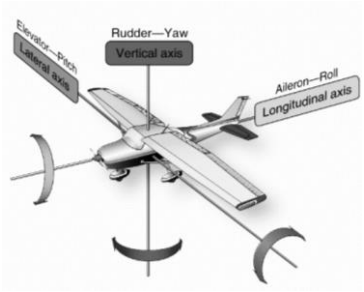
[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]

۱- مقدمه

تشخیص عیب ازجمله موضوعاتی است که سابقه طولانی در مقالات دارد، اما به دلیل ماهیت پیچیده و ناشناخته‌ی عیب، حتی امروزه نیز حجم قابل‌توجهی از مقالات علمی همچنان به این موضوع اختصاص می‌یابد. مشاهده‌ی خطا در هرلحظه می‌تواند نشانه‌ای از بروز عیب[۱] در سیستم باشد و چنانچه عیب ادامه داشته باشد می‌تواند منجر به بروز خرابی[۲] یا شکست در سیستم شود. ازآنجایی‌که بسیاری از سامانه‌ها هم‌اکنون به‌صورت خودکار و بدون دخالت مستقیم انسان کار می‌کنند، خرابی‌ها می‌توانند منجر به خسارات اقتصادی، اجتماعی و جانی جبران‌ناپذیری شوند. لذا می‌بایست، عیب، در لحظات اولیه‌ی وقوع، تشخیص داده شود واز پیشرفت آن جلوگیری کرد[۱].

در منابع مختلف تشخیص عیب به روش‌های مختلف امکان‌پذیر می‌باشد. با توجه به تنوع این روش‌ها، در یک سری مقالات این روش‌ها به دو گروه روش‌های تحلیلی و روش‌های مبنی برداده تقسیم‌شده‌اند. تشخیص عیب در سامانه‌های هوایی از موضوعات متداول در مجامع علمی است. حس‌گرها، عملگرها و سایر قسمت‌های هواپیما موضوع بحث در این‌گونه مقالات می‌باشد. در[۲] با تلفیق داده‌های حس‌گر سرعت و حس‌گر ژیروسکوپ و استفاده از فیلترکالمن پیشرفته، مدل لحظه‌ای زاویه رول[۳] و پیچ[۴] برای یک کوادکوپتر شناسایی می‌شود و بدین‌وسیله به تشخیص عیب می‌پردازد. همچنین به‌منظور تشخیص عیب در ژیروسکوپ، روشی بر اساس تجزیه بسته موجک[5]و حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان ارائه‌شده است[۳]. این مقاله مدعی است توانسته نود درصد عیب‌های ژیروسکوپ را تشخیص دهد. تشخیص عیب حس‌گرِ وضعیت توسط دو مرحله فیلترکالمن، ازجمله روش‌های مورداستفاده می‌باشد[۴], [۵]. در برخی مقالات با ترکیب روش‌های مدل‌پایه و سیگنال پایه، به تشخیص عیب می‌پردازند. برای نمونه، تشخیص عیب این حسگر با ترکیب فیلترکالمن و الگوریتم تجزیه سیگنال به مؤلفه‌های ذاتی[۶] در مقاله‌ی[۶] انجام‌شده است. در مقاله‌ی [۷] نیز تشخیص عیب حس‌گرِ وضعیت ماهواره توسط مشاهده‌گر انجام داده است. در مقاله[۸] نیز روشی مبنی برداده را برای تشخیص عیب ارائه کرده است. در هرکدام از مراجع[۱], [۹] به استفاده از شبکه عصبی جهت دستیابی به مدل فرآیند اشاره‌شده است. همچنین شناسایی مدل توسط شبکه عصبی در سیستم‌های غیرخطی در مقالات مختلف مورداستفاده قرارگرفته است [۱۰]. پس از شناسایی مدل می‌بایست میزان باقیمانده (اختلاف خروجی مدل و خروجی حسگر) محاسبه شود و مورد ارزیابی قرارگیرد. [۱۱]

هدف اصلی این مقاله تشخیص عیب حسگر وضعیت هواپیمای بدون سرنشین می‌باشد. هواپیماهای بدون سرنشین که به پهپاد[۷] ها مشهورند، دارای کاربردهای گسترده نظامی‌و تجاری هستند[۱۲]. در انجام هریک از این مأموریت‌ها لازم است که هواپیما با پایداری کامل، مسیرهای موردنظر را دنبال کند. بدین منظور سیستم پرواز خودکار هواپیما[۸] از یک حس‌گرِ وضعیت[۹] جهت اطلاع از زوایای مختلف هواپیما استفاده می‌کند. خروجی این حس‌گر زوایای رول و پیچ هواپیما می‌باشد که در شکل ۱ آورده شده است. حس‌گرِ وضعیت در انواع مکانیکی[۱۳]، میکرو الکترومکانیکی[۱۰]، فیبر نوری[۱۱][۱۴]، لیزری[۱۲] در سامانه‌های هوایی مورد بهره‌برداری قرارگرفته‌اند[۱۲].



شکل ۱: زوایای مختلف در هواپیما[۱۵].

حسگر موردنظر یک ژیروسکوپ مکانیکی می‌باشد که در شکل ۲ آورده شده است. اگرچه در این پژوهش هدف تشخیص نوع عیب نمی‌باشد، لکن احتمال بروز عیب در موتور، جاروبک‌های پتانسیومترها، حسگرِ شتابِ سوئیچِ مایع می‌رود. این عیوب به دلایل مختلف اعم از فرودِ سختِ پهپاد، بالا رفتن ساعت کار حسگر، نشتی گاز داخل حسگر و... رخ می‌دهد.



شکل ۲: ژیروسکوپ مکانیکی[۱۳].

در این پژوهش هدف تشخیص عیب در حسگر ژیروسکوپ در یک پهپاد می‌باشد. انتظار می‌رود با استفاده از رویکرد شبکه عصبی بتوان مدل مناسبی از سیستم با ورودی وخروجی‌های مشخص ارایه داد. همچنین انتظار می‌رود رویکرد فازی توانایی تشخیص عیب با دقت بالا را داشته باشد. بدین منظور با توجه به اینکه هواپیما دارای یک سیستم دینامیکی غیرخطی با ضرایب متغیر بازمان می‌باشد و این ضرایب براثر تغییر در

[1] Fault
[2] Failure
[3] Roll
[4] Pitch
[5] Wavelete
[6] Empirical Mode Decomposition(EMD)

[۷] پرنده‌های هدایت‌پذیر از راه دور

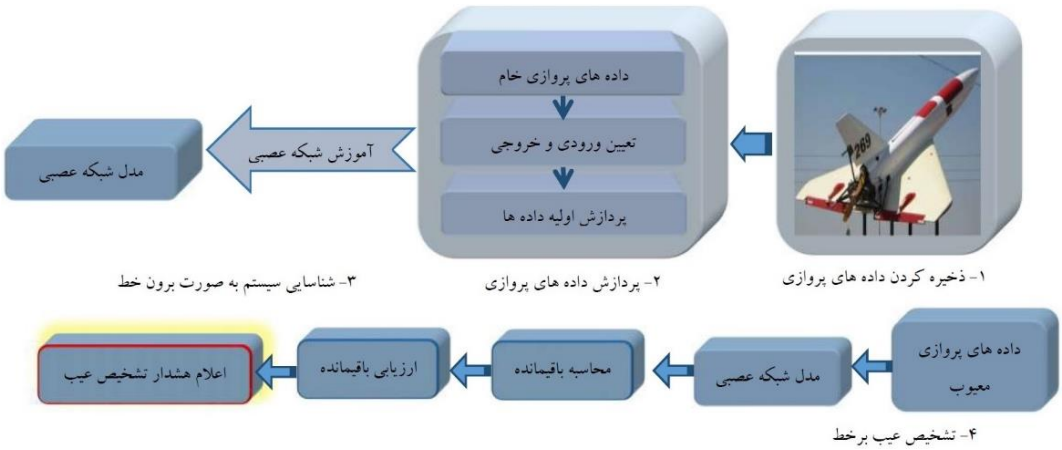
[8] Autopilot
[9] Attitude Sensor
[10] Micro-Electro-Mechanical Systems
[11] Fiber Optical Gyroscope
[12] Ring Laser Gyroscope

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]

برخی از پارامترهای هواپیما، تغییر می‌کند، رویکرد شناسایی جعبه سیاه موردتوجه قرار گرفت و شبکه عصبی ازجمله روش‌های مورد اقبال در این‌گونه شرایط می‌باشد. در مقالات مطالعه شده، تشخیص عیب حس گر وضعیت توسط شبکه عصبی و منطق فازی موردبررسی قرار نگرفته است. از طرفی عموماً حس‌گرهای موردبحث در مقالات مختلف، از نوع الکترونیکی بوده و مقاله‌ای جهت تشخیص عیب حس‌گر مکانیکی مشاهده نشد. این دو موضوع ازجمله نوآوری‌های این مقاله می‌باشد. ازآنجایی‌که کلیه‌ی فعالیت‌های بیان‌شده در این مقاله بر روی‌داده‌های واقعی پهپاد انجام‌شده است و این موضوع پیچیدگی‌های خاصی را به دنبال خواهد داشت، لذا هدف اصلی این مقاله اثبات این مفهوم[1] است که؛ تشخیص عیب حس‌گرِ وضعیتِ هواپیما با استفاده از شبکه عصبی و منطق فازی به‌عنوان دو ابزار امکان‌پذیر می‌باشد و سایر توسعه‌های نظری مربوط به هریک از مراحل این مقاله، در پژوهش‌های آتی قابل انجام می‌باشد که به برخی از آن‌ها در بخش نتیجه‌گیری اشاره‌شده است. لازم به ذکر است داده‌های مورداستفاده سفارشی نیستند و به‌صورت تصادفی انتخاب‌شده‌اند لذا به‌منظور انتخاب بهترین داده جهت آموزش شبکه، کلیه مراحل بر روی همه نمونه‌ها انجام می‌شود و نتایج مورد مقایسه قرار می‌گیرد. در این مقاله از داده‌های پروازی یک پهپاد دویست کیلوگرمی با حداکثر سرعت دویست کیلومتربرساعت که طول آن حدود۳ متر و دهانه بال آن پنج متر می‌باشد استفاده‌شده است. پس از شناسایی مدل، می‌بایست اختلاف خروجی مدل و خروجی حسگر محاسبه شود و در ادامه باقیمانده مورد ارزیابی قرار گیرد. ازآنجایی‌که در این مقاله محدوده‌های هشدار توسط کارشناس خبره سامانه مشخص‌شده است و قالب کلی این محدوده‌ها به‌صورت بازه‌های پیوسته می‌باشد، می‌توان از منطق فازی جهت طراحی این قسمت بهره برد. همچنین به منظورارزیابی هریک از مراحل این مقاله، معیارهایی جهت ارزیابی، مورداستفاده قرار می‌گیرد. به‌منظور کاهش اثر خطاهای کمتر از یک و افزایش اثر خطاهای بیش از یک، از میانگین مربعات خطا[2] استفاده می‌شود[۱۶]. این درواقع همان تابع هزینه می‌باشد که باید کمینه شود. ضریب تعیین[3] و ضریب همبستگی[4] شدت ارتباط بین دو متغیر را نشان می‌دهد. هرچه این عدد به صد نزدیک‌تر باشد شدت وابستگی بیشتر است. ضریب همبستگی(r) در مسائل رگرسیون از جذر ضریب تعیین(R^2) به دست می‌آید[۱۷].نرخ هشدار اضافی[5] و نرخ هشدار ازدست‌رفته[6] نیز جهت ارزیابی سیستم تشخیص عیب استفاده می‌شود[۱۸]. در رابطه شماره ۱ ، TA تعداد هشدارهای صحیح،FA تعداد هشدارهای اضافی،MA تعداد هشدارهای ازدست‌رفته و TN تعداد داده‌های سالم بدون هشدار می‌باشد. در ادامه و در بخش دوم راهبرد تشخیص عیبِ پیشنهادی، در دو قسمتِ شناسایی مدل و طراحیِ واحد تشخیص عیب بیان‌شده است. نتایج شبیه‌سازی مراحل مختلف بر روی‌داده‌های پروازی در بخش سوم بررسی و ارزیابی می‌شود. به‌منظور اعتباربخشی نتایج این پژوهش، نظر کارشناسان سامانه پهپاد نیز موردتوجه قرار گرفت. در پایان نتایج این پژوهش در بخش چهارم ارائه‌شده است.

۲- راهبرد تشخیص عیب:

در این مقاله سیستم تشخیص عیب حس‌گرِ وضعیتِ هواپیمای بدون سرنشین در محور پیچ هواپیما طراحی‌شده است. ابتدا داده‌های چند پرواز بدون عیب و چند پرواز حاوی عیب انتخاب می‌شود. در پروازهای بدون عیب، داده‌های اضافی و نویزهای موجود توسط فیلتر مناسب، حذف و ورودی‌های مناسب جهت آموزش انتخاب می‌گردد. در ادامه با استفاده از شبکه عصبی، مدل سیستم در محور عرضی هواپیما شناسایی می‌شود. در این مرحله محدوده‌های هشدارِ مورد تائید کارشناسان سامانه، با استفاده از منطق فازی پیاده‌سازی می‌شود و در پایان با مقایسه خروجی مدل و خروجی داده‌های محتوی عیب، هشدار بروز عیب اعلام می‌شود. مراحل انجام کار در شکل ۳ نمایش داده‌شده است.



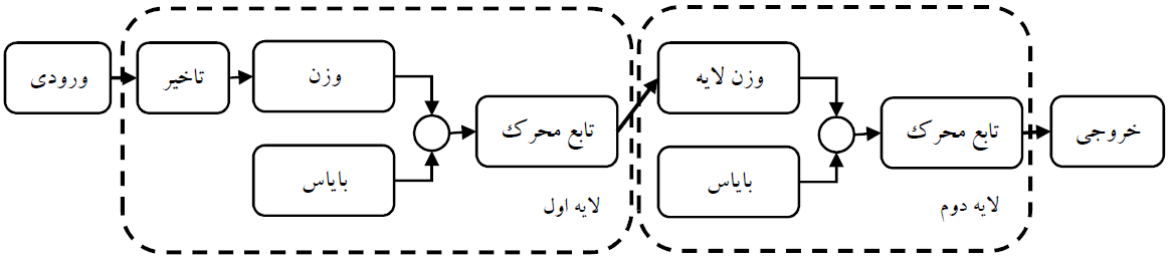
شکل ۳: نمودارجعبه‌ای پروژه

[1] Proof Of Concept
[2] Mean Square Error(MSE)
[3] Coefficient Of Determination(R^2)
[4] Coefficient Of Correlation(r)
[5] False Alarm Rate(FAR)
[6] Missed Alarm Rate(MAR)

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]

۲-۱ شناسایی مدل

هدف از این مرحله شناسایی مدل دینامیکی محور عرضی هواپیما توسط شبکه عصبی می‌باشد. درواقع این مدل قادر است با دریافت ورودی‌های مشخص، خروجی موردنظر که زاویه پیچ هواپیما می‌باشد، تولید کند. شبکه‌های عصبی به دو گروه استاتیک و دینامیک تقسیم می‌شوند. در شبکه‌های دینامیک خروجی علاوه بر ورودی‌هایِ همان لحظه، به ورودیِ لحظاتِ گذشته، همچنین به خروجی و حالت‌های سیستم در همان لحظه و لحظات قبل وابسته است. شبکه‌های دینامیک نیز به دو گروه تقسیم می‌شوند. گروه اول تنها یک اتصال پیش‌خور دارند و گروه دوم که علاوه بر اتصال پیش‌خور، دارای اتصال پس‌خور نیز می‌باشند و به شبکه‌های بازگشتی[1] معروف‌اند. لکن هردو گروه دارای مسیر تأخیر در ورودی می‌باشند. ازآنجایی‌که شبکه‌های عصبیِ دینامیک به‌واسطه وجود مسیر تأخیر در ورودی، به‌نوعی حافظه‌دار هستند، به‌طور فراگیر برای آموزش الگوهای متغیر بازمان ویا دنباله‌های ترتیبی و سری‌های زمانی استفاده می‌شوند. لذا شبکه‌های دینامیک پیش‌خور برای پیش‌بینی سری‌های زمانی بسیار مناسب می‌باشند[۱۹]. در شکل ۴ یک شبکه عصبی دینامیک دولایه‌ی بدون پس‌خور را مشاهده می‌کنید که در مسیرِ ورودی، بلوک تأخیر قرار دارد.



شکل ۴: شبکه عصبی دینامیک دولایه[۱۹].

با توجه به اینکه داده‌های پروازی، به‌صورت یک سری داده‌ی گسسته با توالی یک ثانیه ذخیره‌شده‌اند و مقادیر خروجی در هرلحظه، علاوه بر مقادیر ورودی همان لحظه، تابع مقادیر ورودی زمان‌های قبل نیز می‌باشد، لذا از شبکه عصبی دینامیک که شامل یک شبکه پیش‌خورِ همراه با تأخیر می‌باشد استفاده‌شده است که نوعی پرسپترون چندلایه است. این کار به شبکه اجازه می‌دهد تا به داده‌های ورودی که به‌صورت سری زمانی هستند، یک پاسخ دینامیک محدود بدهد. در این پژوهش هفتاد درصد داده‌های پروازی جهت آموزش، پانزده درصد داده‌های پروازی جهت اعتبار سنجی در حین آموزش و پانزده درصد باقیمانده جهت آزمون استفاده می‌شود و در پایان مقادیر میانگین مربعات خطا و رگرسیون به‌عنوان معیار ارزیابی محاسبه می‌شود. هرچه عدد میانگین مربعات خطا کوچک‌تر باشد و مقدار رگرسیون به یک نزدیک‌تر باشد، آموزش بهتری انجام‌شده است. نتایج به‌عنوان مرحله اول ارزیابی در جداول مختلف مشخص‌شده است. لازم به ذکر است واحد اندازه‌گیری خطا درجه می‌باشد و با توجه به‌دقت حس‌گر و مشخصات سامانه موردنظر، میانگین مربعات خطا می‌بایست کمتر از ۰.۵ درجه باشد. در ادامه با استفاده از داده‌هایِ یک پرواز دیگر، جهت ارزیابیِ مدل آموزش داده‌شده، خروجی مدل و خروجی سیستم مقایسه می‌شوند و مقادیر میانگین مربع خطا و ضریب تعیین، به‌عنوان معیار مقایسه محاسبه می‌شود. نتایج این مرحله به‌عنوان آزمون دوم مشخص‌شده است.

۲-۱-۱ تعیین ورودی و خروجی جهت آموزش شبکه عصبی:

به‌منظور دستیابی به مدل، انتخاب ورودی (های) مناسب فرایندی تعیین‌کننده می‌باشد. لذا با استفاده از تحلیل‌های مبتنی بر قواعد پرواز، حلقه‌های کنترلی موجود در سیستم پرواز خودکار، ارزیابی میزان همبستگیِ هر یک از ورودی‌ها با خروجی و درنهایت، ارزیابی مدل آموزش داده‌شده، ورودی‌های مناسب انتخاب می‌شود. پارامترهای مؤثر در شناسایی مدل محور عرضی هواپیما با توجه به بررسی مقالات موجود و مشورت با کارشناسان سامانه، شامل ارتفاع فعلی، ارتفاع مطلوب[2]، اختلاف ارتفاع مطلوب وارتفاع فعلی، سرعت فعلی[3]، زاویه پیچ مطلوب[4]، زاویه سطح کنترلی بالابرنده[5] و دور موتور[6] می‌باشد. به‌منظور انتخاب مؤثرترین پارامترهایی که ممکن است بیشترین تأثیر را در فرآیند آموزش داشته باشند، از ضریب همبستگی پارامترهای مختلف ورودی با خروجی- (زاویه پیچ) که در جدول ۱ مشاهده می‌شود استفاده‌شده است.

[1] Recurrent Neural Network
[2] Desired Altitude(DAltitude)
[3] Indicated Airspeed(IndAirSpeed)
[4] Desired Pitch(DPitch)
[5] Elevator
[6] Revolutions Per Minute(RPM)

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]

جدول ۱ : ضریب همبستگی ورودی‌های مختلف با خروجی سیستم برای پنج نمونه از داده‌های پروازی.

	سرعت	زاویه پیچ مطلوب	اختلاف ارتفاع	ارتفاع	ارتفاع مطلوب	زاویه بالابرنده	دور موتور
داده پروازی شماره ۱	۰.۷۸	۰.۹۸	۰.۷۱	۰.۳۲	۰.۲۷	۰.۷۸	۰.۳۳
داده پروازی شماره ۲	۰.۸۹	۰.۹۱	۰.۶	۰.۲۴	۰.۱۷	۰.۸۵	۰.۳۹
داده پروازی شماره ۳	۰.۸۹	۰.۹۷	۰.۷۸	۰.۲۹	۰.۱۴	۰.۷۶	۰.۱۳
داده پروازی شماره ۴	۰.۸۲	۰.۹۴	۰.۶۷	۰.۱۹	۰.۲۹	۰.۷۴	۰.۱۱
داده پروازی شماره ۵	۰.۹۱	۰.۹۴	۰.۷۸	۰.۳۹	۰.۱۹	۰.۷۶	۰.۴۲

چنانچه در جدول ۱ نشان داده‌شده است، پارامترهایِ اختلاف ارتفاع مطلوب و ارتفاع فعلی، سرعت فعلی، زاویه پیچ مطلوب و زاویه سطح بالابرنده، دارای همبستگیِ بیش از پنجاه‌درصد و پارامترهای ارتفاع مطلوب، ارتفاع فعلی و دور موتور، دارای همبستگی کمتر از پنجاه‌درصد می‌باشند. لذا انتظار داریم بهترین نتایج شناسایی مدل، توسط بردارهایِ شامل گروهِ اول (همبستگیِ بیش از پنجاه‌درصد) حاصل شود. حالت‌های مختلف در انتخاب ورودی مدل شبکه عصبی، در جدول ۲ قابل‌مشاهده می‌باشد.

جدول۲ : حالت‌های مختلف ورودی/خروجی جهت آموزش مدل شبکه عصبی.

نام مدل	ورودی‌ها	خروجی
مدل شماره ۱	{زاویه بالابرنده، سرعت، زاویه پیچ مطلوب، اختلاف ارتفاع}	زاویه پیچ
مدل شماره ۲	{سرعت، زاویه پیچ مطلوب، اختلاف ارتفاع}	زاویه پیچ
مدل شماره ۳	{زاویه بالابرنده، سرعت، اختلاف ارتفاع}	زاویه پیچ
مدل شماره ۴	{سرعت، اختلاف ارتفاع}	زاویه پیچ
مدل شماره ۵	{زاویه بالابرنده، اختلاف ارتفاع}	زاویه پیچ
مدل شماره ۶	{زاویه بالابرنده، سرعت، زاویه پیچ مطلوب }	زاویه پیچ
مدل شماره ۷	{سرعت، زاویه پیچ مطلوب }	زاویه پیچ
مدل شماره ۸	{زاویه بالابرنده، زاویه پیچ مطلوب }	زاویه پیچ

براساس مشخصات پهپاد موردنظر و ویژگی‌های هریک از پارامترهای جدول ۳ و آموزش مدل شبکه عصبی، مقادیر بهینه برای هریک از این پارامترها تعیین‌شده است. همچنین با استفاده از آزمون‌وخطا مقادیر هر یک از این پارامترها دقیق‌تر می‌شود. ازآنجایی‌که می‌توان هر تابع غیرخطی را با سه لایه تخمین زد، تعداد سه لایه انتخاب‌شده است. از طرفی با توجه به حجم بالای داده‌ها مشاهده‌گردید‌که الگوریتم شیب توأم مقیاس شده جهت آموزش عملکرد بهتری دارد[۱۹]. ازآنجایی‌که تابع تبدیل سیستم در این محور از مرتبه چهار می‌باشد و حلقه‌های کنترل ارتفاع ، کنترل سرعت و کنترل مسیر نیز قطب‌هایی را به آن اضافه می‌کند، لذا به نظر می‌رسد مرتبه‌ی تأخیر در محدوده‌ی ده می‌باشد.

۲-۱-۲ آموزش شبکه عصبی

به‌منظور آموزش شبکه عصبی دینامیک می‌بایست متغیرهای جدول ۳ طی مراحل مختلف تنظیم شوند.

جدول۳ : مقادیر پارامترهای شبکه عصبی جهت آموزش مدل.

پارامترهای شبکه عصبی	مقادیر انتخاب‌شده
ورودی	{سرعت، زاویه پیچ مطلوب، اختلاف ارتفاع}
خروجی	زاویه پیچ
درصد تخصیص داده	آموزش = ۷۰، ارزیابی = ۱۵، آزمایش = ۱۵
الگوریتم آموزش	الگوریتم شیب توأم مقیاس شده[1]
تعداد لایه	۳ لایه
تعداد نورون	۳۰-۵-۳۰
میزان تأخیر	۱۰
تابع محرک	تابع سیگموید[2]

۲-۲ تشخیص عیب

در این مرحله هدف تشخیص عیب محور عرضی (زاویه پیچ) حس‌گر وضعیت هواپیما می‌باشد، لذا ورودی‌های مشخص توسط مدل شبکه عصبی دریافت و خروجی مطلوب تولید می‌شود. اختلاف این خروجی و خروجی حس‌گر هواپیما مبنای تشخیص عیب در سیستم می‌باشد. این سیستم به‌محض تشخیص اولین عیب، هشدار بروز عیب را اعلام می‌کند و خلبان با مشاهده این هشدار، به‌سرعت حس‌گر دوم را که به‌صورت افزونه[3] می‌باشد فعال می‌کند. لازم به ذکر است با توجه به وجود افزونگی سخت‌افزاری در این پهپاد و با فرض بروز یک عیب، اثر اغتشاشاتی نظیر وزش باد شدید[4]، در هردو حس‌گر مشاهده می‌شود و قابل‌تمایز از عیب حس‌گر می‌باشد. همچنین این‌گونه اغتشاشات، کل سامانه را تحت تأثیر قرار می‌دهند و صرفاً داده‌های حسگر وضعیت متأثر از آن نمی‌باشد و از خروجی سایر حس‌گرها این‌گونه پدیده‌ها قابل شناسایی می‌باشند. آشنایی با فرکانس طبیعی هواپیما، فرکانس عیوب حسگر و فرکانس

[1] Scaled Conjugate Gradient(SCG)
[2] Function Sigmoid
[3] Redundant
[4] Gust Of Wind

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]

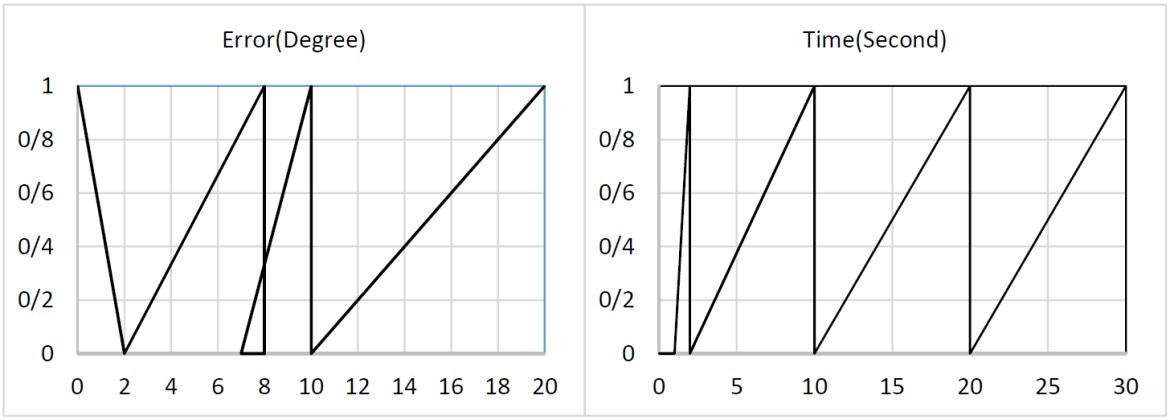
اغتشاشات نیز می‌تواند برای تفکیک عیب از اغتشاش مفید باشد. ارزیابی سیستم تشخیص عیب در دو گام انجام می‌شود. درگام اول میزان توانمندی این سیستم با استفاده از معیارِ نرخِ هشدارِ اضافی و نرخِ هشدارِ ازدست‌رفته، ارزیابی می‌شود. درگام دوم با استفاده از داده‌های مربوط به پروازهایِ بدون عیب، معیار نرخ هشدار اضافی جهت ارزیابی این سیستم محاسبه می‌شود.

۲-۲-۱ طراحی بلوک فازی

چنانچه در بخش اول مقاله به آن اشاره شد ارزیابی خطا و تصمیم‌گیری جهت اعلام هشدار بروز عیب، توسط منطق فازی انجام می‌شود. پس از بررسی رفتار دینامیکی هواپیما و میزان دقت حس‌گر وضعیت، توسط کارشناس سامانه، چهار سطح خطا و چهار سطح زمان استمرار خطا به‌عنوان متغیرهای زبانی در نظر گرفته شد. بدین معنی که در صورت مشاهده خطا به‌اندازه e_i درجه و استمرار آن به مدت t_i ثانیه، می‌بایست هشدار بروز عیب صادر شود. محدوده‌های ورودی و خروجی و قوانین فازی در جدول ۴ و ۵ و توابع عضویت در شکل ۵ آورده شده‌اند.

جدول ۴ : محدوده‌ی ورودی‌ها و خروجی.

خروجی: هشدار تشخیص عیب		ورودی اول: خطا (درجه)		ورودی دوم: زمان (ثانیه)	
مقادیر	محدوده	مقادیر	محدوده	مقادیر	محدوده
صفر	۰.۲ الی ۰.۲-	کم[2]	۰-۲	خیلی‌طولانی[1]	۲۰-inf
ضعیف	۰ الی ۱-	متوسط[4]	۲-۸	طولانی[3]	۲۰-۱۰
قوی	۰ الی ۱+	زیاد[6]	۷-۱۰	کوتاه[5]	۱۰-۲
		خیلی‌زیاد[8]	۹-۲۰	خیلی‌کوتاه[7]	۲.۵-۱



شکل ۵: توابع عضویت ورودی

جدول ۵ : قوانین فازی

	قوانین فازی
1	If (Error is Medium) and (Time is Long) then (FD is Strong)
2	If (Error is Medium) and (Time is VLong) then (FD is Strong)
3	If (Error is High) and (Time is Short) then (FD is Strong)
4	If (Error is High) and (Time is Long) then (FD is Strong)
5	If (Error is High) and (Time is VLong) then (FD is Strong)
6	If (Error is VHigh) and (Time is VShort) then (FD is Strong)
7	If (Error is VHigh) and (Time is Short) then (FD is Strong)
8	If (Error is VHigh) and (Time is Long) then (FD is Strong)
9	If (Error is VHigh) and (Time is VLong) then (FD is Strong)

[1] Very Long(VLong)
[2] Small
[3] Long
[4] Medium
[5] Short
[6] High
[7] Very Short(VShort)
[8] Very High(VHigh)

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]

حال با مشخص شدن ورودی‌ها و خروجی و قوانین حاکم بین آن‌ها بلوک منطق فازی طراحی می‌شود. ورودی اول اختلاف خروجی حس‌گر معیوب و خروجی مدل شبکه عصبی می‌باشد و ورودی دوم زمان استمرار خطا در نظر گرفته‌شده است. قوانین فازی بر اساس استلزام[1] مینیمم ممدانی پیاده‌سازی شده و تراکم[2] خروجی قوانین با الگوی ماکزیمم انجام‌شده است. در پایان الگوی مرکز جرم[3]، به‌عنوان غیر فازی ساز[4] مورداستفاده قرارگرفته است.

۳- نتایج شبیه‌سازی

در قسمت ۳-۱ مدل‌های آموزش داده‌شده ارزیابی و بهترین مدل انتخاب می‌شود. در قسمت ۳-۲ میزان موفقیت واحد تشخیص عیب مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. ازآنجایی‌که ممکن است در یک پرواز، همه‌ی حالت‌های سیستم تحریک نشده باشد، لذا با استفاده از بانک داده مربوط به چندین پرواز شبیه‌سازی‌ها انجام‌شده است.

۳-۱ ارزیابی مدل‌ها

جدول۶: ارزیابی مدل‌های جدول ۲

	آزمون اول داده پروازی شماره ۷		آزمون دوم داده پروازی شماره ۸		آزمون دوم داده پروازی شماره ۱		آزمون دوم میانگین	
نام مدل	Regression	MSE	R^2	MSE	R^2	MSE	R^2	MSE
مدل شماره ۱	۰.۹۹	۰.۲۴	۰.۹۷	۰.۲۴	۰.۹۶	۰.۲۴	۰.۹۶۵	۰.۲۴
مدل شماره ۲	۰.۹۹	۰.۲۶	۰.۹۷	۰.۲۴	۰.۹۵	۰.۲۸	۰.۹۶	۰.۲۶
مدل شماره ۳	۰.۹۵	۱.۱	۰.۷۹	۱.۵۲	۰.۷۸	۱.۲۷	۰.۷۸۵	۱.۳۹۵
مدل شماره ۴	۰.۹۴	۱.۱۷	۰.۸۱	۱.۳۳	۰.۷۷	۱.۴۱	۰.۷۹	۱.۳۷
مدل شماره ۵	۰.۹۴	۱.۳۲	۰.۷۹	۲.۲۱	۰.۷۱	۱.۷۵	۰.۷۵	۱.۹۸
مدل شماره ۶	۰.۹۹	۰.۲۳	۰.۹۷	۰.۲۸	۰.۹۶	۰.۲۶	۰.۹۶۵	۰.۲۷
مدل شماره ۷	۰.۹۹	۰.۲۷	۰.۹۷	۰.۲۶	۰.۹۶	۰.۲۸	۰.۹۶۵	۰.۲۷
مدل شماره ۸	۰.۹۹	۰.۲۳	۰.۹۸	۰.۱۸	۰.۹۶	۰.۲۲	۰.۹۷	۰.۲

در این مرحله بر اساس هر یک از حالت‌های جدول ۲ شناسایی مدل سیستم انجام می‌شود و پس از انجام آموزش، هر یک از مدل‌ها به‌وسیله آزمون اول و آزمون دوم مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و از بین آن‌ها بهترین مدل انتخاب می‌شود. نتایج ارزیابی بر اساس آزمون‌های اول و دوم در جدول ۶ مشاهده می‌شود. آزمون اول توسط داده پروازی شماره ۷ و آزمون دوم توسط داده پروازی شماره‌ی ۱ و داده پروازی شماره‌ی ۸ انجام‌شده است. همان‌طور که در جدول ۶ مشاهده می‌شود، میانگین مربعات خطا در مدل‌های شماره ۳ و ۴ و ۵ بیش‌ازحد مجاز (۰.۵ درجه) می‌باشد. از سوی دیگر این نکته حائز اهمیت است که وابستگی واحد تشخیص عیب به داده‌های سخت‌افزاری متنوع باعث پیچیدگی طراحی، افزایش حجم پردازش و هزینه پردازشگر، همچنین بالا رفتن حساسیت سیستم نسبت به نویز ورودی‌ها می‌شود. به همین منظور کاهش تعداد پارامترهای ورودی یکی دیگر از معیارهای انتخاب مدل شناسایی می‌باشد. بر اساس تحلیل ذکرشده در این مقاله مدل شماره ۲ به‌عنوان ورودی و زاویه پیچ به‌عنوان خروجی انتخاب می‌گردد. ازآنجایی‌که در پارامترهای ورودی جهت آموزش از نقطه‌ی تنظیم (Set Point) که زاویه پیچ مطلوب می‌باشد، استفاده‌شده است، لذا چالشِ شناساییِ مربوط به سیستم‌های حلقه بسته برطرف‌شده است. پس از مشخص شدن تعداد لایه‌ها والگوریتم آموزش، تعداد نورون‌های موردنیاز به‌صورت آزمون‌وخطا جهت آموزش مشخص می‌شود. با استفاده از داده پروازی شماره ۷ و با تغییر تعداد نورون‌های سه لایه، مدل‌های شماره ۱ تا ۱۵ آموزش داده‌شده است.

[1] Implication
[2] Aggregation
[3] Centroid
[4] Defauzzification

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]

جدول ۷ : نتایج ارزیابی اثر تعداد نورون.

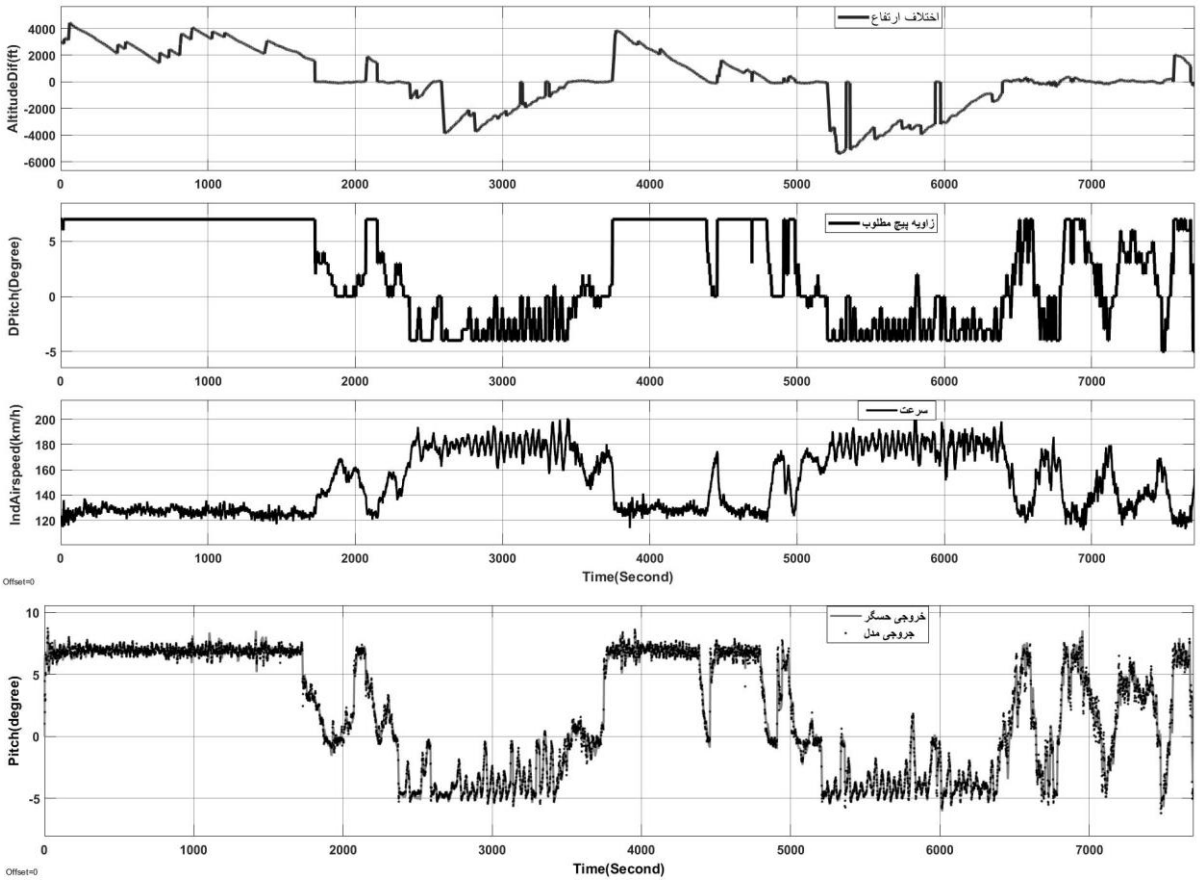
نام مدل	لایه شماره ۱	لایه شماره ۲	لایه شماره ۳	آزمون اول	آزمون دوم داده شماره ۱	آزمون دوم داده شماره ۰	آزمون دوم داده شماره ۱	آزمون دوم داده شماره ۲	آزمون دوم داده شماره ۳	آزمون دوم داده شماره ۴	آزمون دوم داده شماره ۸	میانگین آزمون دوم
				Reg.	R^2	R^2	R^2	R^2	R^2	R^2	R^2	
				MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	
مدل شماره ۱	۳۰	۱۰	۵	۰.۹۹	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۷
				۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۷	۰.۲۵	۰.۲۴	۰.۲	۰.۲۷	۰.۲۸	۰.۲۵
مدل شماره ۲	۳۰	۱۰	۵	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۴	۰.۹۷
				۰.۲۸	۰.۳	۰.۳	۰.۲۸	۰.۲۶	۰.۲۳	۰.۲	۰.۳۶	۰.۲۸
مدل شماره ۳	۳۰	۲۰	۵	۰.۹۹	۰.۹۶	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۷
				۰.۲۳	۰.۳	۰.۲۳	۰.۲۹	۰.۴۳	۰.۲۲	۰.۲۴	۰.۲۸	۰.۲۸
مدل شماره ۴	۳۰	۲۰	۵	۰.۹۹	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۷
				۰.۲۳	۰.۳۸	۰.۲۸	۰.۲۶	۰.۲۳	۰.۱۹	۰.۳۳	۰.۲۸	۰.۲۸
مدل شماره ۵	۳۰	۲۰	۵	۰.۹۹	۰.۹	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۶
				۰.۲۶	۰.۲۵	۰.۲۴	۰.۲۷	۰.۲	۰.۱۸	۰.۲	۰.۲۹	۰.۲۳
مدل شماره ۶	۳۰	۲۰	۵	۰.۹۹	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۷
				۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۱	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲	۰.۲۵	۰.۳	۰.۲۴
مدل شماره ۷	۳۰	۳۰	۵	**۰.۹۹**	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	**۰.۹۷**
				۰.۲	۰.۲۴	۰.۲۲	۰.۲۷	۰.۲۷	۰.۱۶	۰.۲۳	۰.۲۶	**۰.۲۴**
مدل شماره ۸	۳۰	۳۰	۵	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۷
				۰.۲۷	۰.۲۹	۰.۲۳	۰.۳۱	۰.۳۳	۰.۱۷	۰.۲۴	۰.۲۷	۰.۲۶
مدل شماره ۹	۳۰	۳۰	۵	۰.۹۹	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۷
				۰.۲۵	۰.۳۱	۰.۲۶	۰.۲۸	۰.۳۳	۰.۱۷	۰.۲۶	۰.۳	۰.۲۷
مدل شماره ۱۰	۳۰	۳۰	۵	۰.۹۹	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۷
				۰.۲۲	۰.۳	۰.۲۸	۰.۲۵	۰.۱۹	۰.۲۲	۰.۲۷	۰.۳۲	۰.۲۶
مدل شماره ۱۱	۲۰	۱۰	۵	۰.۹۹	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۷
				۰.۲۳	۰.۲۴	۰.۲	۰.۳	۰.۳۲	۰.۱۹	۰.۲۱	۰.۲۷	۰.۲۵
مدل شماره ۱۲	۲۰	۱۰	۵	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۴	۰.۹۷
				۰.۲۹	۰.۳۵	۰.۲۷	۰.۲۷	۰.۲۲	۰.۲۳	۰.۳۴	۰.۳۲	۰.۲۹
مدل شماره ۱۳	۲۰	۲۰	۵	۰.۹۹	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۷
				۰.۲۵	۰.۲۴	۰.۲۲	۰.۲۷	۰.۲۲	۰.۲۱	۰.۲۳	۰.۲۶	۰.۲۴
مدل شماره ۱۴	۲۰	۲۰	۵	۰.۹۹	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۷
				۰.۲۴	۰.۳۲	۰.۲۶	۰.۲۹	۰.۳۴	۰.۲۳	۰.۳۲	۰.۳	۰.۲۹
مدل شماره ۱۵	۲۰	۲۰	۵	۰.۹۹	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۷
				۰.۲۲	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۴	۰.۲۳	۰.۱۹	۰.۱۹	۰.۳۱	۰.۲۴

بر اساس جدول ۷، مدل شماره ۷ با مقادیر میانگین مربعات خطا، رگرسیون و ضریب همبستگی بهتر توانسته در این مرحله انتخاب شود. البته پس از تکمیل سیستم تشخیص عیب میزان موفقیت نهایی مدل انتخاب شده قابل‌مشاهده و ارزیابی می‌باشد.

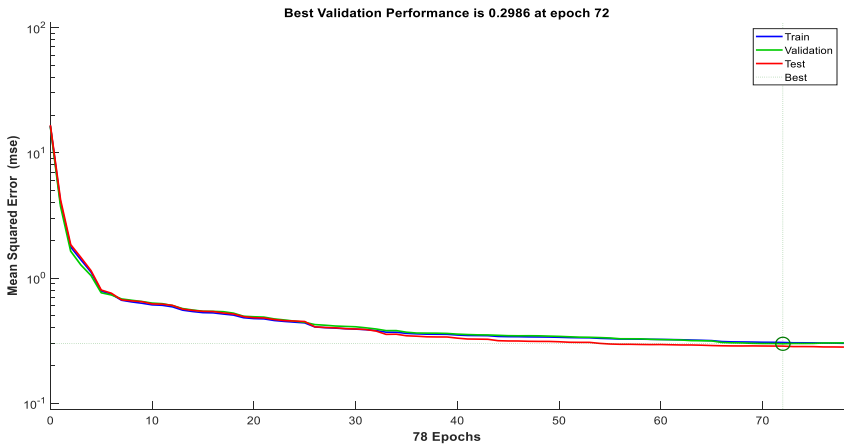
در شکل ۶ نمودار ورودی‌ها و خروجی مدل شبکه عصبی داده شماره ۷ نشان داده‌شده است.

همچنین در شکل شماره ۷ نمودار میزان خطا در پایان فرایند شبیه‌سازی به ازاء تعداد دوره آموزش نشان داده‌شده است. در این نمودار می‌توان مشاهده کرد که در دوره هفتادوهشتم میزان خطا به ۰.۲۹ درجه رسیده است و با ثابت بودن مقدار خطا، آموزش متوقف‌شده است.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]



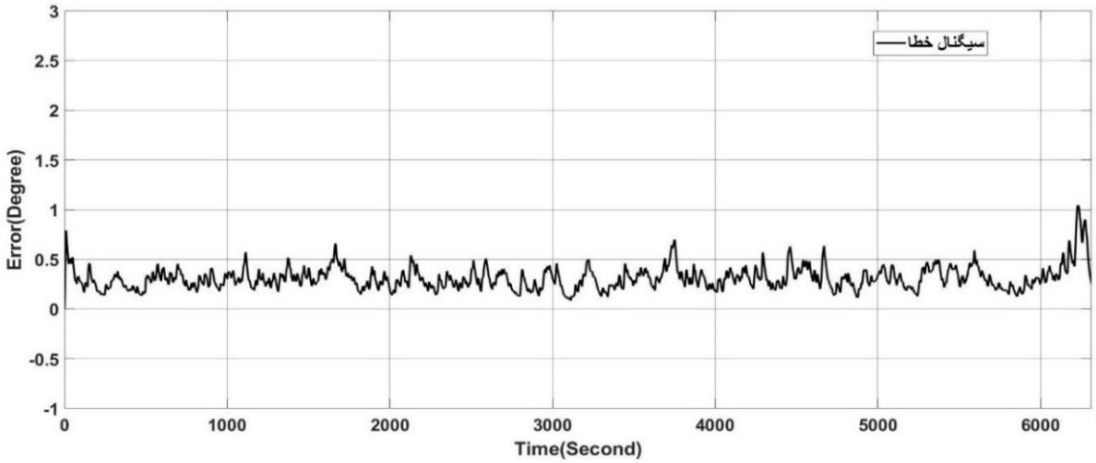
شکل ۶: ورودی‌ها و خروجی مدل برای داده شماره ۷



شکل ۷: نمودار عملکرد – میزان خطا در پایان آموزش

در شکل ۸ نمودار اختلاف خروجی مدل و خروجی واقعی برای مدل شماره ۷ قابل‌مشاهده می‌باشد. میانگین مربعات خطا حدود ۰.۲۴ درجه می‌باشد که عدد قابل‌قبولی است.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]



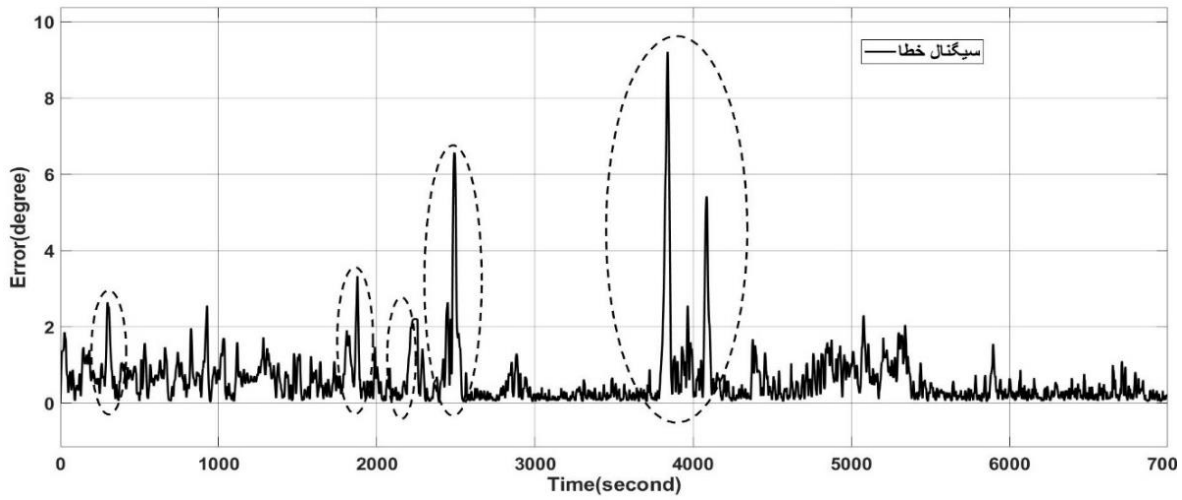
شکل ۸: ارزیابی مدل – سیگنال خطا.

۲-۳ ارزیابی سیستم تشخیص عیب

در این قسمت معیارهای نرخ هشدار ازدست‌رفته و نرخ هشدار اضافی به‌منظور ارزیابی سیستم تشخیص عیب محاسبه می‌شوند. تعداد هشدار اضافی و هشدار ازدست‌رفته در هر ساعت پرواز نیز محاسبه می‌شود. روابطِ شماره ۱ به این دو معیار اشاره دارد.

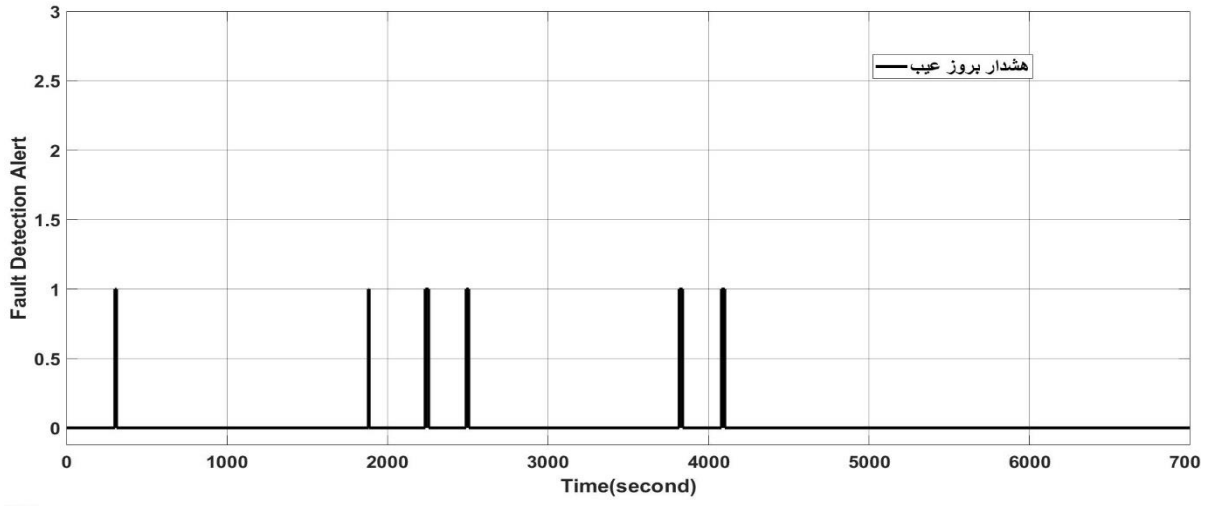
$$\mathrm{MAR} = \frac{\mathrm{MA}}{\mathrm{MA+TA}} * 100\% \quad FAR = \frac{\mathrm{FA}}{\mathrm{FA+TN}} * 100\% \quad (۱)$$

برای نمونه در شکل ۱۰ نمودار سیگنال خطای مربوط به یکی از پروازهایی که حس‌گر دچار عیب شده است مشاهده می‌کنید. در این نمودار زمان‌های بروز عیب توسط کارشناس سامانه مشخص‌شده است. در شکل ۹ زمان‌های اعلام هشدار توسط سیستم تشخیص عیب مشخص‌شده است. با مقایسه دو شکل ۹ و ۱۰ مشاهده می‌کنید تعداد هشدارهای اضافی و هشدارهای ازدست‌رفته در این برابر صفر می‌باشد.



شکل۹ : سیگنال خطا در پرواز با حس‌گر معیوب.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]



شکل ۱۰ : هشدار بروز عیب.

نتایج شبیه‌سازی سیستم تشخیص عیب برای سایر داده‌های پروازی در جدول ۸ قابل‌مشاهده می‌باشد. در سطر آخر هر ستون، میانگین مقادیر آن ستون نوشته‌شده است.

جدول۸: نتایج ارزیابی سیستم تشخیص عیب.

نام داده	زمان پرواز (ثانیه)	میزان تأخیر (ثانیه)	تعداد کل عیب	هشدارهای ازدست‌رفته	هشدارهای اضافی	درصد هشدارهای از دست رفته	درصد هشدارهای اضافی	تعداد هشدار از دست رفته در یک ساعت پرواز	تعداد هشدار اضافی در یک ساعت پرواز
داده شماره ۱	۶۳۱۳	۲	۶۷	۲	۰	٪۲.۹۹	٪۰.۰۰	۱.۱۴	۰.۰۰۰
داده شماره ۲	۴۵۰۰	۰	۸۳	۱	۱	٪۱.۲۰	٪۰.۰۲	۰.۸۰	۰.۸۰۰
داده شماره ۳	۷۰۰۰	۱	۹۸	۰	۰	٪۰.۰۰	٪۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰۰
داده شماره ۴	۶۸۵۰	۱	۱۵	۰	۰	٪۰.۰۰	٪۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰۰
داده شماره ۵	۸۸۵۰	۲	۸۵	۲	۰	٪۲.۳۵	٪۰.۰۰	۰.۸۱	۰.۰۰۰
داده شماره ۶	۷۷۰۰	۱	۱۳۸	۱	۲	٪۰.۷۲	٪۰.۰۳	۰.۴۷	۰.۹۳۵
داده شماره ۷	۸۵۰۰	۰	۹۶	۱	۱	٪۱.۰۴	٪۰.۰۱	۰.۴۲	۰.۴۲۴
داده شماره ۸	۸۰۵۰	۰	۲۷۰	۲	۱	٪۰.۷۴	٪۰.۰۱	۰.۸۹	۰.۴۴۷
داده شماره ۹	۵۰۰۰	۱	۸۸	۱	۰	٪۱.۱۴	٪۰.۰۰	۰.۷۲	۰.۰۰۰
داده شماره ۱۰	۳۰۰۰	۱	۷۲	۰	۰	٪۰.۰۰	٪۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰۰
میانگین	۶۵۷۶	۰.۹۰	۱۰۱.۲۰	۱.۰۰	۰.۵۰	٪۱.۰۲	٪۰.۰۱	۰.۵۵	۰.۲۷۴

با توجه به مقادیر سطر آخر جدول ۸، میانگین نرخ هشدارهای اضافی و ازدست‌رفته به ترتیب ۰.۰۱ درصد و یک درصد می‌باشد و این سیستم توانسته اولین عیب را در همه‌ی پروازها با تأخیر حدود یک ثانیه تشخیص دهد. ازنظر عملیاتی این سیستم در هر دو ساعت پرواز یک هشدار ازدست‌رفته و در هر چهار ساعت پرواز یک هشدار اضافی دارد. همچنین این سیستم توانسته در طی ده پرواز بدون عیب عملکردی مطابق با جدول۹ داشته باشد.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]

با توجه به مقادیر سطر آخر جدول ۹، این سیستم در هر چهار ساعت پرواز بدون عیب یک هشدار اضافی داشته است. در جدول ۱۰ نیز عملکرد روش پیشنهادی در این مقاله با یکی از مقالات مشابه مقایسه شده است که حاکی از موفقیت این روش در آزمایشات انجام‌شده می‌باشد.

جدول ۹ : نتایج ارزیابی سیستم تشخیص عیب در پروازهای بدون عیب

نام داده	زمان پرواز (ثانیه)	تعداد هشدارهای اضافی	تعداد هشدار اضافی در یک ساعت پرواز
داده شماره ۱	۹۰۰۰	۰	۰.۰۰
داده شماره ۲	۷۵۰۰	۰	۰.۰۰
داده شماره ۳	۸۰۰۰	۰	۰.۰۰
داده شماره ۴	۸۰۰۰	۱	۰.۴۵
داده شماره ۵	۴۵۰۰	۱	۰.۸۰
داده شماره ۶	۳۵۰۰	۰	۰.۰۰
داده شماره ۷	۱۱۰۰۰	۰	۰.۰۰
داده شماره ۸	۸۰۰۰	۰	۰.۰۰
داده شماره ۹	۱۶۰۰۰	۶	۱.۳۵
داده شماره ۱۰	۲۴۰۰	۱	۱.۵
میانگین	۷۹۲۸	–	۰.۲۵

جدول ۱۰ : مقایسه روش پیشنهادی و مقاله مشابه

عنوان	روش تشخیص	نتیجه
تشخیص عیب ژیروسکوپ	موجک و حداقل مربعات ماشین بردارپشتیبان (۲۰۲۰)[۳]	تشخیص بیش از ۹۰ درصد عیب‌ها
تشخیص عیب ژیروسکوپ	روش پیشنهادی	تشخیص بیش از ۹۸ درصد عیب‌ها

سیستم تشخیص عیب موردنظر در یک رایانه Cori5, 2.80 GHz و Ram 8 GB، می‌تواند به‌طور متوسط با حدود ۴ میلی‌ثانیه تأخیر یک داده را بررسی و سالم یا خراب بودن آن را تشخیص دهد. جدول ۱۱ نتایج اندازه‌گیری تأخیر سیستم تشخیص عیب برای بسته داده‌های مختلف را نشان می‌دهد.

جدول ۱۱: میزان تاخیر سیستم تشخیص عیب به ازاء داده‌های یک تا ده

نام بسته داده	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	متوسط
تأخیر(میلی‌ثانیه)	۳.۴	۴.۵	۳.۷	۲.۸	۲.۳	۲.۶	۲.۶	۲.۶	۴.۵	۵.۲	۳.۴

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]

٤- نتیجه‌گیری

در این مقاله تشخیص عیب حس‌گر وضعیت هواپیمای بدون سرنشین با استفاده از رویکرد شبکه عصبی و منطق فازی بررسی‌شده است. ابتدا مدل دینامیکی یک پهپاد در محور عرضی با استفاده از شبکه عصبی شناسایی شد. بدین منظور ورودی‌های مناسب و پارامترهای شبکه عصبی طی یک فرآیند ارزیابی انتخاب گردید و در ادامه، طراحی واحد تشخیص عیب با استفاده از منطق فازی انجام گرفت. در این راستا محدوده‌های هشدار توسط کارشناسان سامانه پهپاد ارائه گردید. در پایان، ارزیابیِ سیستم طراحی‌شده با استفاده از داده‌های پروازی حس‌گر معیوب پهپاد انجام گرفت. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد، نرخ هشدارهای اضافی به‌طور متوسط یک هشدار در چهار ساعت پرواز و نرخ هشدارهای ازدست‌رفته به‌طور متوسط یک هشدار در دو ساعت پرواز می‌باشد. از طرفی این سیستم قادر است با نرخ هشدار ازدست‌رفته کمتر از دو درصد، عیب حس گر وضعیت را تشخیص دهد. همچنین نتایج حاصل‌شده، به تائید کارشناسان سامانه پهپاد رسید. لکن می‌توان با دستیابی به مدل دقیق‌تر و بهینه کردن محدوده‌های هشدارِ منطق فازی، سیستم تشخیص عیب را ارتقاء بخشید. بدین منظور می‌توان از سایر روش‌های هوشمند نظیر شبکه عصبی عمیق جهت آموزش مدل و سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیق‌پذیر جهت ارزیابی باقیمانده استفاده نمود.

مراجع

[1] C. Kühnert, *Data-driven methods for fault localization in process technology*, vol. 15. KIT Scientific Publishing, 2013.

[2] S. Liu, P. Lyu, J. Lai, C. Yuan, and B. Wang, “A fault-tolerant attitude estimation method for quadrotors based on analytical redundancy,” *Aerosp. Sci. Technol.*, vol. 93, 2019.

[3] Q. Liu, J. Cheng, and W. Guo, “Research on Gyro Fault Diagnosis Method Based on Wavelet Packet Decomposition and Multi-class Least Squares Support Vector Machine,” pp. 789–797, 2020.

[4] Y. Zhong, W. Zhang, Y. Zhang, J. Zuo, and H. Zhan, “Sensor Fault Detection and Diagnosis for an Unmanned Quadrotor Helicopter,” *J. Intell. Robot. Syst. Theory Appl.*, 2019.

[5] S. Gao, Z. Zhang, W. Zhang, X. He, and X. Lu, “Fault diagnosis for satellite attitude control system with using extended kalman filter,” *Chinese Control Conf. CCC*, vol. 2019-July, pp. 4789–4794, 2019.

[6] R. Niu, W. Liu, B. Wang, L. Li, and Z. Wang, “Fault Diagnosis for Attitude Sensors based on Analytical Redundancy and EMD,” *Proc. 31st Chinese Control Decis. Conf. CCDC 2019*, pp. 5903–5907, 2019.

[7] G. H. Li *et al.*, “Model-based fault diagnosis method for gyro,” *Proc. 2019 IEEE 3rd Inf. Technol. Networking, Electron. Autom. Control Conf. ITNEC 2019*, pp. 1004–1007, 2019.

[8] D. J. Hill and B. S. Minsker, “Anomaly detection in streaming environmental sensor data: A data-driven modeling approach,” *Environ. Model. Softw.*, vol. 25, no. 9, pp. 1014–1022, 2010.

[9] A. Montazeri and S. M. Kargar, “Fault detection and diagnosis in air handling using data-driven methods,” *J. Build. Eng.*, vol. 31, 2020.

[10] M. Morari, *Fault Detection and Flight Data Measurement_*. 2012.

[11] Y. Zhang and J. Jiang, “Bibliographical review on reconfigurable fault-tolerant control systems,” *Annu. Rev. Control*, vol. 32, no. 2, pp. 229–252, 2008.

[12] C. Hajiyev, H. E. Soken, and Y. Vural, *State estimation and control for low-cost unmanned aerial vehicles*. .

[13] “MTC Industries & Research Ltd. | EPICOS.” [Online]. Available: https://www.epicos.com/company/10148/mtc-industries-research-ltd. [Accessed: 20-Jan-2020].

[14] “Northrop Grumman Delivers 8,000th LN-100 Inertial Navigation System | Unmanned Systems Technology.” [Online]. Available: https://www.unmannedsystemstechnology.com/2013/05/northrop-grumman-delivers-8000th-ln-100-inertial-navigation-system/. [Accessed: 20-Jan-2020].

[15] F. A. Adminstration, “Basic Flight Maneuvers,” *Helicopter Fly. Handb.*, pp. 9–1--9–20, 2019.

[16] R. S. D Wackerly, W Mendenhall, *Mathematical Statistics with Applications*. 2014.

[17] I. C. Yeh, “Modeling of strength of high-performance concrete using artificial neural networks,” *Cem. Concr. Res.*, vol. 28, no. 12, pp. 1797–1808, 1998.

[18] S. R. Kondaveeti, S. L. Shah, and I. Izadi, “Application of multivariate statistics for efficient alarm generation,” *IFAC Proc. Vol.*, pp. 657–662, 2009.

[19] M. Hudson Beale, M. T. B.Hagan, and H. B. and Demuth, “Neural Network Toolbox™ User’s Guide R2017a,” *MathWorks*, p. 446, 2017.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.7.8]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.71]