

تشخیص عیب حس گر وضعیت هواپیمای بدون سرنشین بر اساس منطق فازی و با شناسایی مدل شبکه عصبی

محمد حدیدی^۱، سید محمد کارگر^۲

^۱دانشکده مهندسی برق، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران m.ctrl2014@chmail.ir

^۲مرکز تحقیقات ریز شبکه های هوشمند، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران kargar@pel.iaun.ac.ir

پذیرش: ۱۳۹۹/۰۹/۲۰

ویرایش: ۱۳۹۹/۰۶/۰۳

دریافت: ۱۳۹۸/۱۲/۱۱

چکیده: تشخیص عیب در سامانه های هوایی جهت جلوگیری از بسیاری از حوادث همواره حائز اهمیت بوده است. انجام این فرآیند به روش های مختلف امکان پذیر می باشد. در این مقاله ابتدا با استفاده از داده های پروازی یک هواپیمای بدون سرنشین و به کارگیری شبکه عصبی، مدل هواپیما در محور عرضی شناسایی شده است. در ادامه بر اساس مدل به دست آمده و با استفاده از منطق فازی، واحد تشخیص عیب حس گر وضعیت هواپیما طراحی گردید. نتایج شبیه سازی نشان می دهد، نرخ هشدارهای اضافی به طور متوسط یک هشدار در چهار ساعت پرواز و نرخ هشدارهای از دست رفته به طور متوسط یک هشدار در دو ساعت پرواز می باشد. این مقادیر به تائید کارشناسان سامانه پهباد 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 Hadidi¹, Seyed Mohamad Kargar^{1,2}

¹Department of Electrical Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

²Smart 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

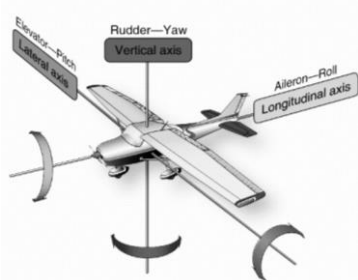
۱- مقدمه

تشخیص عیب از جمله موضوعاتی است که سابقه طولانی در مقالات دارد، اما به دلیل ماهیت پیچیده و ناشناخته‌ی عیب، حتی امروزه نیز حجم قابل توجهی از مقالات علمی همچنان به این موضوع اختصاص می‌یابد. مشاهده‌ی خطا در هر لحظه 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. از آنجایی که بسیاری از سامانه‌ها هم‌اکنون به صورت 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 و از 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 بر داده تقسیم شده‌اند. تشخیص عیب در سامانه‌های هوایی از موضوعات متداول در مجامع علمی است. حس گرها، عملگرها و سایر قسمت‌های هواپیما موضوع بحث در این گونه مقالات می‌باشد. در [۲] با تلفیق داده‌های حس گر سرعت و حس گر ژيروسکوپ و استفاده از فیلتر کالمن پیشرفته، مدل لحظه‌ای زاویه رول^۳ و پیچ^۴ برای یک کوادکوپتر شناسایی می‌شود و بدین وسیله به تشخیص عیب می‌پردازد. همچنین به منظور تشخیص عیب در ژيروسکوپ، روشی بر اساس تجزیه بسته موجک^۵ و حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان ارائه شده است [۳]. این مقاله مدعی است توانسته نود درصد عیب‌های ژيروسکوپ را تشخیص دهد. تشخیص عیب حس گر وضعیت توسط دو مرحله فیلتر کالمن، از جمله روش‌های مورد استفاده می‌باشد [۴]، [۵]. در برخی مقالات با ترکیب روش‌های مدل پایه و سیگنال پایه، به تشخیص عیب می‌پردازند. برای نمونه، تشخیص عیب این حسگر با ترکیب فیلتر کالمن و الگوریتم تجزیه سیگنال به مؤلفه‌های ذاتی^۶ در مقاله [۶] انجام شده است. در مقاله [۷] نیز تشخیص عیب حس گر وضعیت ماهواره توسط مشاهده گر انجام داده است. در مقاله [۸] نیز روشی مبنی بر داده را برای تشخیص عیب ارائه کرده است. در هر کدام از مراجع [۱] و [۹] به استفاده از شبکه عصبی جهت دستیابی به مدل فرآیند اشاره شده است. همچنین شناسایی مدل توسط شبکه عصبی در سیستم‌های غیرخطی در مقالات مختلف مورد استفاده قرار گرفته است [۱۰]. پس از شناسایی مدل می‌بایست میزان باقیمانده (اختلاف خروجی مدل و خروجی حسگر) محاسبه شود و مورد ارزیابی قرار گیرد. [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 نظامی و تجاری هستند [۱۲]. در انجام هر یک از این مأموریت‌ها لازم است که هواپیما با پایداری کامل، مسیرهای مورد نظر را دنبال کند. بدین منظور سیستم پرواز خودکار هواپیما^۸ از یک حس گر وضعیت^۹ جهت اطلاع از زوایای مختلف هواپیما استفاده می‌کند. خروجی این حس گر زوایای رول و پیچ هواپیما می‌باشد که در شکل ۱ آورده شده است. حس گر وضعیت در انواع مکانیکی [۱۳]، میکرو الکترومکانیکی^{۱۰}، فیبر نوری^{۱۱}، [۱۴]، لیزری^{۱۲} در سامانه‌های هوایی مورد بهره‌برداری قرار گرفته‌اند [۱۲].



شکل ۱: زوایای مختلف در هواپیما [۱۵].

حسگر مورد نظر یک ژيروسکوپ 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، حسگر شتاب سوئیچ مایع می‌رود. این عیوب به دلایل مختلف اعم از فرود سخت پهپاد، بالا رفتن ساعت کار حسگر، نشتی گاز داخل حسگر و... رخ می‌دهد.



شکل ۲: ژيروسکوپ مکانیکی [۱۳].

در این پژوهش هدف تشخیص عیب در حسگر ژيروسکوپ در یک پهپاد می‌باشد. انتظار می‌رود با استفاده از رویکرد شبکه عصبی بتوان مدل مناسبی از سیستم با ورودی و خروجی‌های مشخص ارائه 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 با زمان می‌باشد و این ضرایب بر اثر تغییر در

^۷ پرنده‌های هدایت‌پذیر از راه دور

^۸ Autopilot

^۹ Attitude Sensor

^{۱۰} Micro-Electro-Mechanical Systems

^{۱۱} Fiber Optical Gyroscope

^{۱۲} Ring Laser Gyroscope

^۱ Fault

^۲ Failure

^۳ Roll

^۴ Pitch

^۵ Wavelete

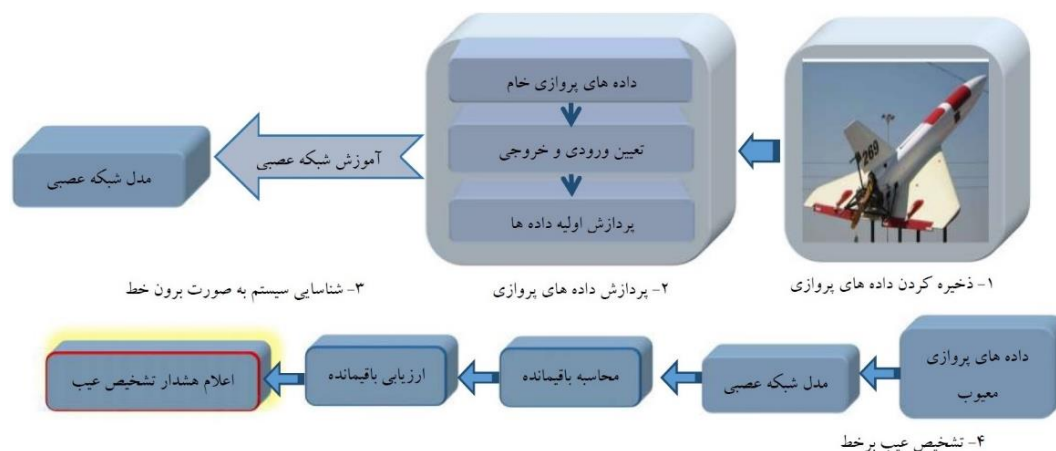
^۶ Empirical Mode Decomposition(EMD)

همان تابع هزینه می باشد که باید کمینه شود. ضریب تعیین^۴ و ضریب همبستگی^۵ شدت ارتباط بین دو متغیر را نشان می دهد. هرچه این عدد به صد نزدیک تر باشد شدت وابستگی بیشتر است. ضریب همبستگی (r) در مسائل رگرسیون از جذر ضریب تعیین (R^2) به دست می آید [۱۷]. نرخ هشدار اضافی^۶ و نرخ هشدار ازدست رفته^۶ نیز جهت ارزیابی سیستم تشخیص عیب استفاده می شود [۱۸]. در رابطه شماره ۱، TA تعداد هشدارهای صحیح، FA تعداد هشدارهای اضافی، MA تعداد هشدارهای ازدست رفته و TN تعداد داده های سالم بدون هشدار می باشد. در ادامه و در بخش دوم راهبرد تشخیص عیب پیشنهادی، در دو قسمت شناسایی مدل و طراحی واحد تشخیص عیب بیان شده است. نتایج شبیه سازی مراحل مختلف بر روی داده های پروازی در بخش سوم بررسی و ارزیابی می شود. به منظور اعتباربخشی نتایج این پژوهش، نظر کارشناسان سامانه پهباد نیز مورد توجه قرار گرفت. در پایان نتایج این پژوهش در بخش چهارم ارائه شده است.

۲- راهبرد تشخیص عیب:

در این مقاله سیستم تشخیص عیب حس گر وضعیت هواپیمای بدون سرنشین در محور پیچ هواپیما طراحی شده است. ابتدا داده های چند پرواز بدون عیب و چند پرواز حاوی عیب انتخاب می شود. در پروازهای بدون عیب، داده های اضافی و نویزهای موجود توسط فیلتر مناسب، حذف و ورودی های مناسب جهت آموزش انتخاب می گردد. در ادامه با استفاده از شبکه عصبی، مدل سیستم در محور عرضی هواپیما شناسایی می شود. در این مرحله محدوده های هشدار مورد تأیید کارشناسان سامانه، با استفاده از منطق فازی پیاده سازی می شود و در پایان با مقایسه خروجی مدل و خروجی داده های محتوی عیب، هشدار بروز عیب اعلام می شود. مراحل انجام کار در شکل ۳ نمایش داده شده است.

برخی از پارامترهای هواپیما، تغییر می کند، رویکرد شناسایی جعبه سیاه مورد توجه قرار گرفت و شبکه عصبی از جمله روش های مورد اقبال در این گونه شرایط می باشد. در مقالات مطالعه شده، تشخیص عیب حس گر وضعیت توسط شبکه عصبی و منطق فازی مورد بررسی قرار نگرفته است. از طرفی عموماً حس گرهای مورد بحث در مقالات مختلف، از نوع الکترونیکی بوده و مقاله ای جهت تشخیص عیب حس گر مکانیکی مشاهده نشد. این دو موضوع از جمله نوآوری های این مقاله می باشد. از آنجایی که کلیه فعالیت های بیان شده در این مقاله بر روی داده های واقعی پهباد انجام شده است و این موضوع پیچیدگی های خاصی را به دنبال خواهد داشت، لذا هدف اصلی این مقاله اثبات این مفهوم^۱ است که؛ تشخیص عیب حس گر وضعیت هواپیما با استفاده از شبکه عصبی و منطق فازی به عنوان دو ابزار امکان پذیر می باشد و سایر توسعه های نظری مربوط به هریک از مراحل این مقاله، در پژوهش های آتی قابل انجام می باشد که به برخی از آن ها در بخش نتیجه گیری اشاره شده است. لازم به ذکر است داده های مورد استفاده سفارشی نیستند و به صورت تصادفی انتخاب شده اند لذا به منظور انتخاب بهترین داده جهت آموزش شبکه، کلیه مراحل بر روی همه نمونه ها انجام می شود و نتایج مورد مقایسه قرار می گیرد. در این مقاله از داده های پروازی یک پهباد دویست کیلوگرمی با حداکثر سرعت دویست کیلومتر بر ساعت که طول آن حدود ۳ متر و دهانه بال آن پنج متر می باشد استفاده شده است. پس از شناسایی مدل، می بایست اختلاف خروجی مدل و خروجی حسگر محاسبه شود و در ادامه باقیمانده مورد ارزیابی قرار گیرد. از آنجایی که در این مقاله محدوده های هشدار توسط کارشناس خبره سامانه مشخص شده است و قالب کلی این محدوده ها به صورت بازه های پیوسته می باشد، می توان از منطق فازی جهت طراحی این قسمت بهره برد. همچنین به منظور ارزیابی هریک از مراحل این مقاله، معیارهایی جهت ارزیابی، مورد استفاده قرار می گیرد. به منظور کاهش اثر خطاهای کمتر از یک و افزایش اثر خطاهای بیش از یک، از میانگین مربعات خطا^۲ استفاده می شود [۱۶]. این درواقع



شکل ۳: نمودار جعبه ای پروژه

^۴ Coefficient Of Correlation(r)

^۵ False Alarm Rate(FAR)

^۶ Missed Alarm Rate(MAR)

^۱ Proof Of Concept

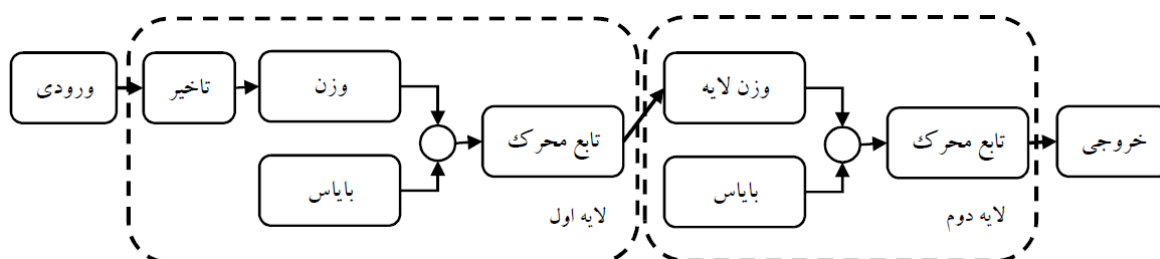
^۲ Mean Square Error(MSE)

^۳ Coefficient Of Determination(R^2)

۲-۱ شناسایی مدل

هدف از این مرحله شناسایی مدل دینامیکی محور عرضی هواپیما توسط شبکه عصبی می باشد. درواقع این مدل قادر است با دریافت ورودی های مشخص، خروجی مورد نظر که زاویه پیچ هواپیما می باشد، تولید کند. شبکه های عصبی به دو گروه استاتیک و دینامیک تقسیم می شوند. در شبکه های دینامیک خروجی علاوه بر ورودی های همان لحظه، به ورودی لحظات گذشته، همچنین به خروجی و حالت های سیستم در همان لحظه و لحظات قبل وابسته است. شبکه های دینامیک نیز به دو گروه تقسیم می شوند. گروه اول تنها یک اتصال پیش خور دارند و

گروه دوم که علاوه بر اتصال پیش خور، دارای اتصال پس خور نیز می باشند و به شبکه های بازگشتی^۱ معروف اند. لکن هر دو گروه دارای مسیر تأخیر در ورودی می باشند. از آنجایی که شبکه های عصبی دینامیک به واسطه وجود مسیر تأخیر در ورودی، به نوعی حافظه دار هستند، به طور فراگیر برای آموزش الگوهای متغیر با زمان و یا دنباله های ترتیبی و سری های زمانی استفاده می شوند. لذا شبکه های دینامیک پیش خور برای پیش بینی سری های زمانی بسیار مناسب می باشند [۱۹]. در شکل ۴ یک شبکه عصبی دینامیک دولایه بدون پس خور را مشاهده می کنید که در مسیر ورودی، بلوک تأخیر قرار دارد.



شکل ۴: شبکه عصبی دینامیک دولایه [۱۹].

میانگین مربع خطا و ضریب تعیین، به عنوان معیار مقایسه محاسبه می شود. نتایج این مرحله به عنوان آزمون دوم مشخص شده است.

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

به منظور دستیابی به مدل، انتخاب ورودی (های) مناسب فرایندی تعیین کننده می باشد. لذا با استفاده از تحلیل های مبتنی بر قواعد پرواز، حلقه های کنترلی موجود در سیستم پرواز خودکار، ارزیابی میزان همبستگی هر یک از ورودی ها با خروجی و در نهایت، ارزیابی مدل آموزش داده شده، ورودی های مناسب انتخاب می شود. پارامترهای مؤثر در شناسایی مدل محور عرضی هواپیما با توجه به بررسی مقالات موجود و مشورت با کارشناسان سامانه، شامل ارتفاع فعلی، ارتفاع مطلوب^۲، اختلاف ارتفاع مطلوب و ارتفاع فعلی، سرعت فعلی^۳، زاویه پیچ مطلوب^۴، زاویه سطح کنترلی بالابرنده^۵ و دور موتور^۶ می باشد. به منظور 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 می شود استفاده شده است.

با توجه به اینکه داده های پروازی، به صورت یک سری داده ای گسسته با توالی یک ثانیه ذخیره شده اند و مقادیر خروجی در هر لحظه، علاوه بر مقادیر ورودی همان لحظه، تابع مقادیر ورودی زمان های قبل نیز می باشد، لذا از شبکه عصبی دینامیک که شامل یک شبکه پیش خور همراه با تأخیر می باشد استفاده شده است که نوعی پرسپترون چندلایه است. این کار به شبکه اجازه می دهد تا به داده های ورودی که به صورت سری زمانی هستند، یک پاسخ دینامیک محدود بدهد. در این پژوهش هفتاد درصد داده های پروازی جهت آموزش، پانزده درصد داده های پروازی جهت اعتبار سنجی در حین آموزش و پانزده درصد باقیمانده جهت آزمون استفاده می شود و در پایان مقادیر میانگین مربعات خطا و رگرسیون به عنوان معیار ارزیابی محاسبه می شود. هرچه عدد میانگین مربعات خطا کوچک تر باشد و مقدار رگرسیون به یک نزدیک تر باشد، آموزش بهتری انجام شده است. نتایج به عنوان مرحله اول ارزیابی در جداول مختلف مشخص شده است. لازم به ذکر است واحد اندازه گیری خطا درجه می باشد و با توجه به دقت حس گر و مشخصات سامانه مورد نظر، میانگین مربعات خطا می بایست کمتر از ۰.۵ درجه باشد. در ادامه با استفاده از داده های یک پرواز دیگر، جهت ارزیابی مدل آموزش داده شده، خروجی مدل و خروجی سیستم مقایسه می شوند و مقادیر

^۴ Desired Pitch (DPitch)

^۵ Elevator

^۶ Revolutions Per Minute (RPM)

^۱ Recurrent Neural Network

^۲ Desired Altitude (DAltitude)

^۳ Indicated Airspeed (IndAirSpeed)

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

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

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

جدول ۳: مقادیر پارامترهای شبکه عصبی جهت آموزش مدل.

پارامترهای شبکه عصبی	مقادیر انتخاب شده
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 ^۱
تعداد لایه	۳ لایه
تعداد نورون	۳۰-۵-۳۰
میزان تأخیر	۱۰
تابع محرک	تابع سیگموید ^۲

۲-۲ تشخیص عیب

در این مرحله هدف تشخیص عیب محور عرضی (زاویه پیچ) حس گر وضعیت هواپیما می‌باشد، لذا ورودی‌های مشخص توسط مدل شبکه عصبی دریافت و خروجی مطلوب تولید می‌شود. اختلاف این خروجی و خروجی حس گر هواپیما مبنای تشخیص عیب در سیستم می‌باشد. این سیستم به محض تشخیص اولین عیب، هشدار بروز عیب را اعلام می‌کند و خلبان با مشاهده این هشدار، به سرعت حس گر دوم را که به صورت افزونه^۳ 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^۴، در هردو حس گر مشاهده می‌شود و قابل تمایز از عیب حس گر می‌باشد. همچنین این گونه اغتشاشات، کل سامانه را تحت تأثیر قرار می‌دهند و صرفاً داده‌های حسگر وضعیت متأثر از آن نمی‌باشد و از خروجی سایر حسگرها این گونه پدیده‌ها قابل شناسایی می‌باشند. آشنایی با فرکانس طبیعی هواپیما، فرکانس عیوب حسگر و فرکانس

چنانچه در جدول ۱ نشان داده شده است، پارامترهای اختلاف ارتفاع مطلوب و ارتفاع فعلی، سرعت فعلی، زاویه پیچ مطلوب و زاویه سطح بالابرنده، دارای همبستگی بیش از پنجاه درصد و پارامترهای ارتفاع مطلوب، ارتفاع فعلی و دور موتور، دارای همبستگی کمتر از پنجاه درصد می‌باشند. لذا انتظار داریم بهترین نتایج شناسایی مدل، توسط بردارهای شامل گروه اول (همبستگی بیش از پنجاه درصد) حاصل شود. حالت‌های مختلف در انتخاب ورودی مدل شبکه عصبی، در جدول ۲ قابل مشاهده می‌باشد.

جدول ۲: 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

بر اساس مشخصات پهپاد موردنظر و ویژگی‌های هریک از پارامترهای جدول ۳ و آموزش مدل شبکه عصبی، مقادیر بهینه برای هریک از این پارامترها تعیین شده است. همچنین با استفاده از آزمون و خطا مقادیر هر یک از این پارامترها دقیق‌تر می‌شود. از آنجایی که می‌توان هر تابع غیرخطی را با سه لایه تخمین زد، تعداد سه لایه انتخاب شده است. از طرفی با توجه به حجم بالای داده‌ها مشاهده گردید که الگوریتم شیب توأم مقیاس شده جهت آموزش عملکرد بهتری دارد [۱۹]. از آنجایی که 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 آموزش شبکه عصبی

^۳ Redundant

^۴ Gust Of Wind

^۱ Scaled Conjugate Gradient(SCG)

^۲ Function Sigmoid

مشاهده خطا به اندازه e_i درجه و استمرار آن به مدت t_i ثانیه، می بایست هشدار بروز عیب صادر شود. محدوده های ورودی و خروجی و قوانین فازی در جدول ۴ و ۵ و توابع عضویت در شکل ۵ آورده شده اند.

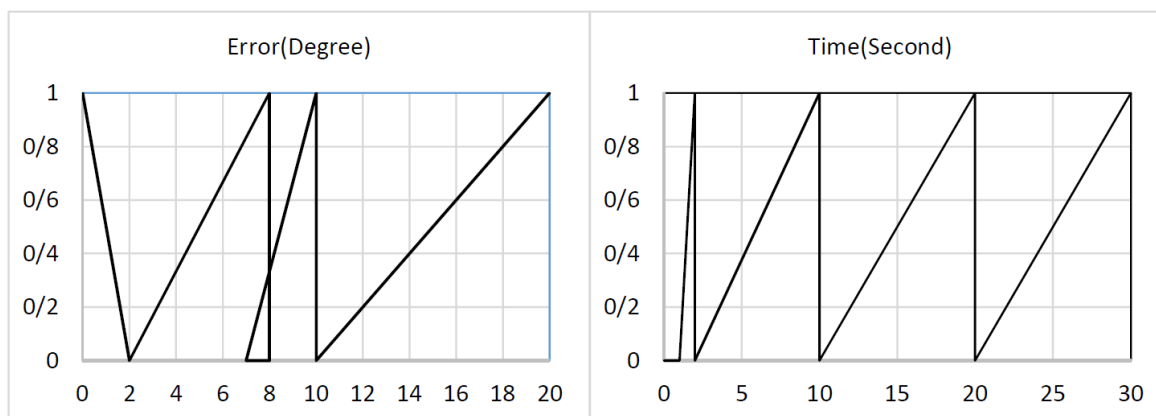
جدول ۴: محدوده های ورودی ها و خروجی.

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 ^۲	۰-۲	خیلی طولانی ^۱	inf-۲۰
ضعیف	۰ الی -۱	متوسط ^۴	۲-۸	طولانی ^۳	۱۰-۲۰
قوی	۰ الی +۱	زیاد ^۶	۷-۱۰	کوتاه ^۵	۲-۱۰
		خیلی زیاد ^۸	۹-۲۰	خیلی کوتاه ^۷	۱-۲.۵

اغتشاشات نیز می تواند برای تفکیک عیب از اغتشاش مفید باشد. ارزیابی سیستم تشخیص عیب در دو گام انجام می شود. درگام اول میزان توانمندی این سیستم با استفاده از معیار نرخ هشدار اضافی و نرخ هشدار از دست رفته، ارزیابی می شود. درگام دوم با استفاده از داده های مربوط به پروازهای بدون عیب، معیار نرخ هشدار اضافی جهت ارزیابی این سیستم محاسبه می شود.

۲-۲-۱ طراحی بلوک فازی

چنانچه در بخش اول مقاله به آن اشاره شد ارزیابی خطا و تصمیم گیری جهت اعلام هشدار بروز عیب، توسط منطق فازی انجام می شود. پس از بررسی رفتار دینامیکی هواپیما و میزان دقت حس گر وضعیت، توسط کارشناس سامانه، چهار سطح خطا و چهار سطح زمان استمرار خطا به عنوان متغیرهای زبانی در نظر گرفته شد. بدین معنی که در صورت



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)

⁵ Short

⁶ High

⁷ Very Short(VShort)

⁸ Very High(VHigh)

¹ Very Long(VLong)

² Small

³ Long

⁴ Medium

۳- نتایج شبیه سازی

در قسمت ۳-۱ مدل های آموزش داده شده ارزیابی و بهترین مدل انتخاب می شود. در قسمت ۳-۲ میزان موفقیت واحد تشخیص عیب مورد ارزیابی قرار می گیرد. از آنجایی که ممکن است در یک پرواز، همه ی حالت های سیستم تحریک نشده باشد، لذا با استفاده از بانک داده مربوط به چندین پرواز شبیه سازی ها انجام شده است.

حال با مشخص شدن ورودی ها و خروجی و قوانین حاکم بین آن ها بلوک منطق فازی طراحی می شود. ورودی اول اختلاف خروجی حس گر معیوب و خروجی مدل شبکه عصبی می باشد و ورودی دوم زمان استمرار خطا در نظر گرفته شده است. قوانین فازی بر اساس استلزام^۱ مینیمم ممدانی پیاده سازی شده و تراکم^۲ خروجی قوانین با الگوی ماکزیمم انجام شده است. در پایان الگوی مرکز جرم^۳، به عنوان غیر فازی ساز^۴ مورد استفاده قرار گرفته است.

۳-۱ ارزیابی مدل ها

جدول ۶: ارزیابی مدل های جدول ۲

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

سیستم نسبت به نویز ورودی ها می شود. به همین منظور کاهش تعداد پارامترهای ورودی یکی دیگر از معیارهای انتخاب مدل شناسایی می باشد. بر اساس تحلیل ذکر شده در این مقاله مدل شماره ۲ به عنوان ورودی و زاویه پیچ به عنوان خروجی انتخاب می گردد. از آنجایی که در پارامترهای ورودی جهت آموزش از نقطه ی تنظیم (Set Point) که زاویه پیچ مطلوب می باشد، استفاده شده است، لذا چالش شناسایی مربوط به سیستم های حلقه بسته برطرف شده است. پس از مشخص شدن تعداد لایه ها و الگوریتم آموزش، تعداد نورون های مورد نیاز به صورت آزمون و خطا جهت آموزش مشخص می شود. با استفاده از داده پروازی شماره ۷ و با تغییر تعداد نورون های سه لایه، مدل های شماره ۱ تا ۱۵ آموزش داده شده است.

در این مرحله بر اساس هر یک از حالت های جدول ۲ شناسایی مدل سیستم انجام می شود و پس از انجام آموزش، هر یک از مدل ها به وسیله آزمون اول و آزمون دوم مورد ارزیابی قرار می گیرد و از بین آن ها بهترین مدل انتخاب می شود. نتایج ارزیابی بر اساس آزمون های اول و دوم در جدول ۶ مشاهده می شود. آزمون اول توسط داده پروازی شماره ۷ و آزمون دوم توسط داده پروازی شماره ۱ و داده پروازی شماره ۸ انجام شده است. همان طور که در جدول ۶ مشاهده می شود، میانگین مربعات خطا در مدل های شماره ۳ و ۴ و ۵ بیش از حد مجاز (۰.۵ درجه) می باشد. از سوی دیگر این نکته حائز اهمیت است که وابستگی واحد تشخیص عیب به داده های سخت افزاری متنوع باعث پیچیدگی طراحی، افزایش حجم پردازش و هزینه پردازشگر، همچنین بالا رفتن حساسیت

³ Centroid⁴ Defuzzification¹ Implication² Aggregation

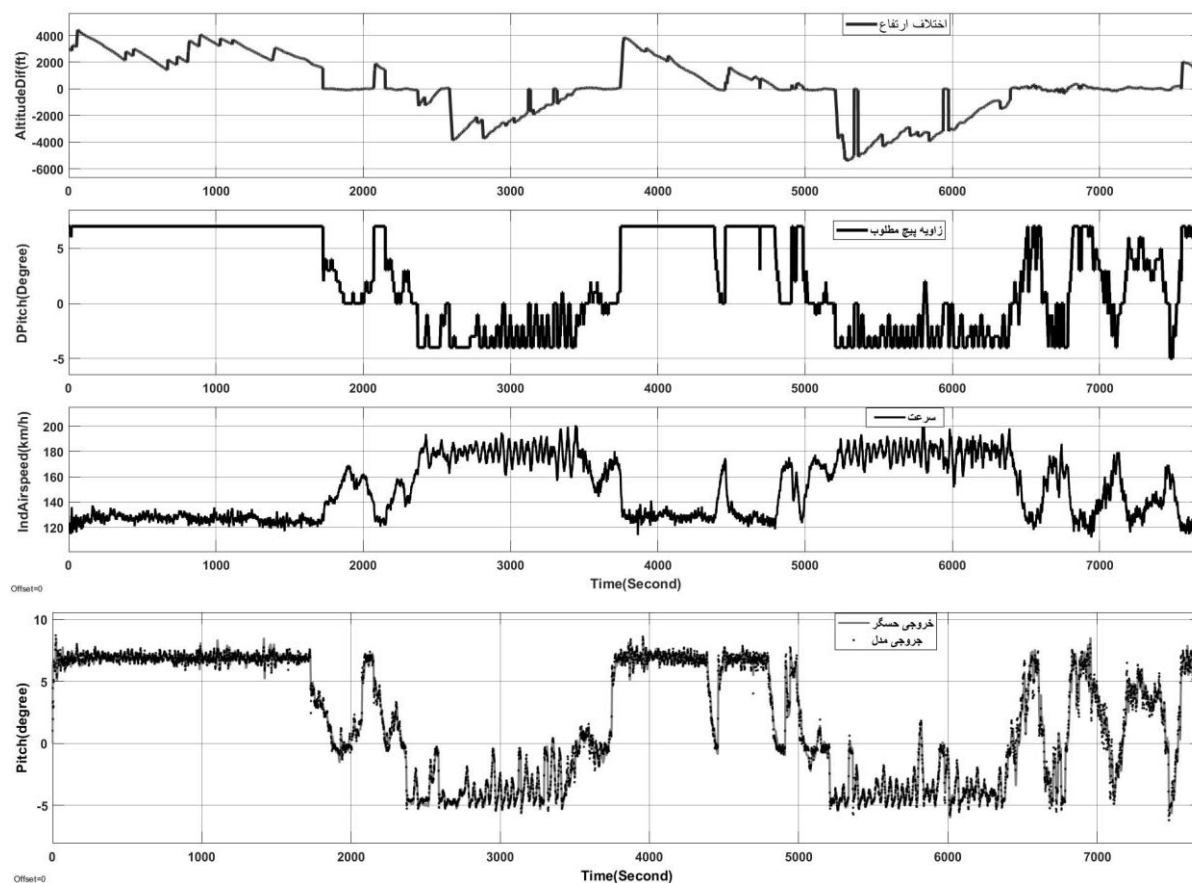
جدول ۷: نتایج ارزیابی اثر تعداد نورون.

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

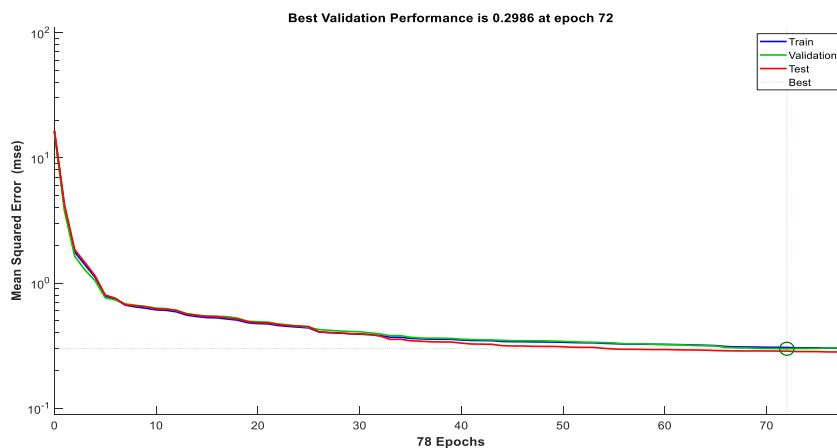
همچنین در شکل شماره ۷ نمودار میزان خطا در پایان فرایند شبیه سازی به ازاء تعداد دوره آموزش نشان داده شده است. در این نمودار می توان مشاهده کرد که در دوره هفتاد و هشتم میزان خطا به ۰.۲۹ درجه رسیده است و با ثابت بودن مقدار خطا، آموزش متوقف شده است.

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 قابل مشاهده و ارزیابی می باشد.

در شکل ۶ نمودار ورودی ها و خروجی مدل شبکه عصبی داده شماره ۷ نشان داده شده است.



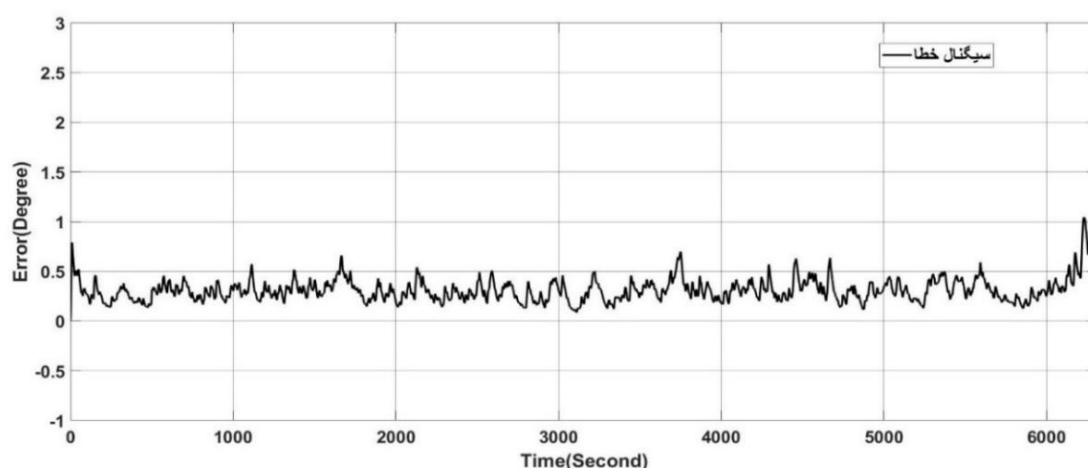
شکل ۶: ورودی‌ها و خروجی مدل برای داده شماره ۷



شکل ۷: نمودار عملکرد - میزان خطا در پایان آموزش

میانگین مربعات خطا حدود ۰.۲۴ درجه می‌باشد که عدد قابل قبولی است.

در شکل ۸ نمودار اختلاف خروجی مدل و خروجی واقعی برای مدل شماره ۷ قابل مشاهده می‌باشد.



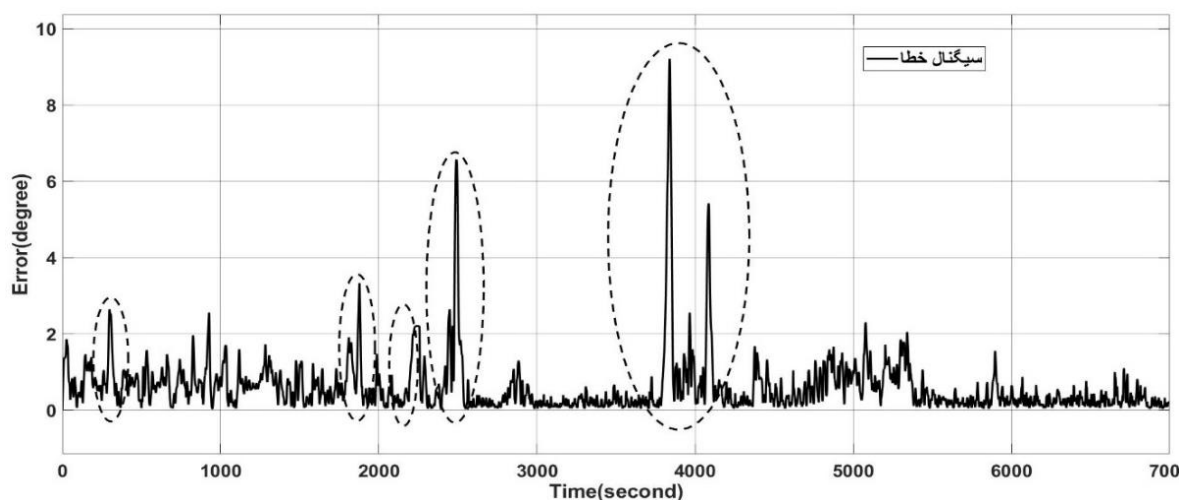
شکل ۸: ارزیابی مدل - سیگنال خطا.

۳-۲ ارزیابی سیستم تشخیص عیب

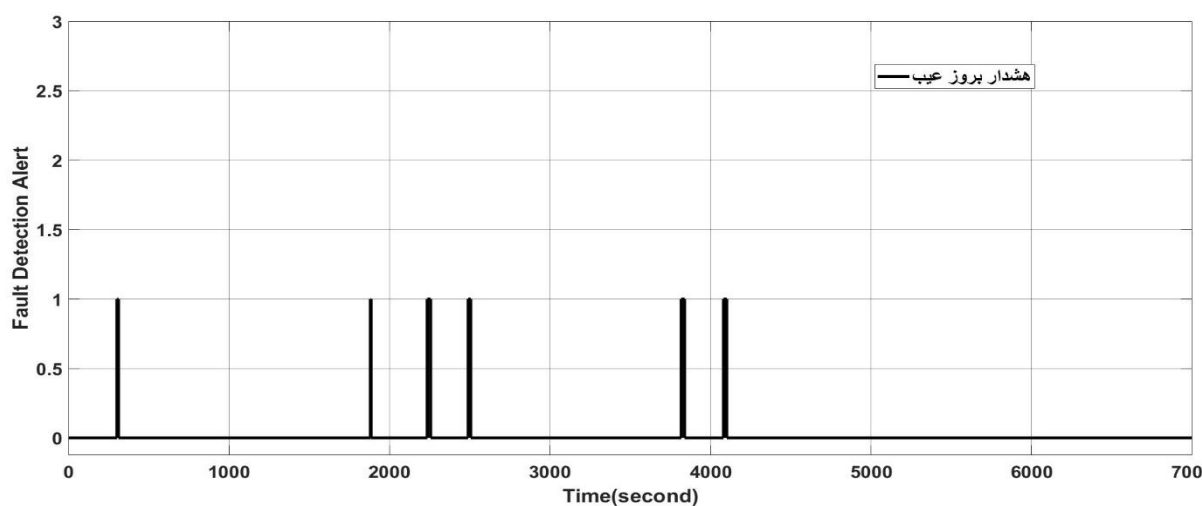
در این قسمت معیارهای نرخ هشدار ازدست‌رفته و نرخ هشدار اضافی به منظور ارزیابی سیستم تشخیص عیب محاسبه می‌شوند. تعداد هشدار اضافی و هشدار ازدست‌رفته در هر ساعت پرواز نیز محاسبه می‌شود. روابط شماره ۱ به این دو معیار اشاره دارد.

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

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



شکل ۹: سیگنال خطا در پرواز با حس گر معیوب.



شکل ۱۰: هشدار بروز عیب.

نتایج شبیه‌سازی سیستم تشخیص عیب برای سایر داده‌های پروازی در
جدول ۸ قابل مشاهده می‌باشد.

جدول ۸: نتایج ارزیابی سیستم تشخیص عیب.

نام داده	زمان پرواز (ثانیه)	میزان تأخیر (ثانیه)	تعداد کل عیب	هشدارهای از دست رفته	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

از دست رفته و در هر چهار ساعت پرواز یک هشدار اضافی دارد. همچنین
این سیستم توانسته در طی ده پرواز بدون عیب عملکردی مطابق با جدول ۹
داشته باشد.

با توجه به مقادیر سطر آخر جدول ۸، میانگین نرخ هشدارهای اضافی
و از دست رفته به ترتیب ۰.۰۱ درصد و یک درصد می‌باشد و این سیستم
توانسته اولین عیب را در تمامی پروازها با تأخیر حدود یک ثانیه تشخیص
دهد. از نظر عملیاتی این سیستم در هر دو ساعت پرواز یک هشدار

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

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 ژيروسکوپ	موجک و حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان (۲۰۲۰)[۳]	تشخیص بیش از ۹۰ درصد عیبها
تشخیص عیب ژيروسکوپ	روش پیشنهادی	تشخیص بیش از ۹۸ درصد عیبها

سیستم تشخیص عیب موردنظر در یک رایانه Cori5, 2.80 GHz و Ram 8 GB می تواند به طور متوسط با حدود ۴ میلی ثانیه تأخیر یک داده را بررسی و سالم یا خراب بودن آن را تشخیص دهد. جدول ۱۱

نتایج اندازه گیری تأخیر سیستم تشخیص عیب برای بسته داده های مختلف را نشان می دهد.

جدول ۱۱: میزان تأخیر سیستم تشخیص عیب به ازاء داده های یک تاده

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

۴- نتیجه گیری

در این مقاله تشخیص عیب حس گر وضعیت هواپیمای بدون سرنشین با استفاده از رویکرد شبکه عصبی و منطق فازی بررسی شده 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، ارزیابی سیستم طراحی شده با استفاده از داده‌های پروازی حس گر 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 حاصل شده، به تأیید کارشناسان سامانه پهپاد رسید. لکن می‌توان با دستیابی به مدل دقیق‌تر و بهینه کردن محدوده‌های هشدار 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

- 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. Hajiyeve, 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. Administration, "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. Demuth, "Neural Network Toolbox™ User's Guide R2017a," *MathWorks*, p. 446, 2017.
- [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