

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 شبکه‌های 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 سامانه‌های هوایی جهت جلوگیری از بسیاری از حوادث همواره حائز اهمیت بوده است. انجام این فرآیند به روش‌های مختلف امکان پذیر می‌باشد. در این مقاله ابتدا با استفاده از داده‌های 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 شبیه‌سازی نشان می‌دهد، 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 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 Hadidi¹, Seyed Mohamad Kargar^{1,2}

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

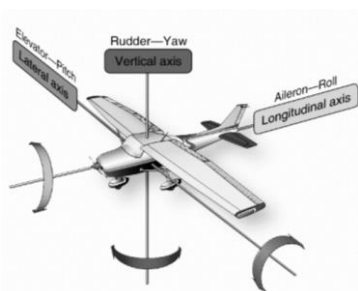
²Smart Microgrid Research Center, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

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

سرنشین می‌باشد. هواپیماهای بدون سرنشین که به پهپاد^۷ها مشهورند، دارای کاربردهای گسترده نظامی و تجاری هستند [۱۲]. در انجام هر یک از این مأموریت‌ها لازم است که هواپیما با پایداری کامل، مسیرهای موردنظر 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 [۱۴]، لیزری^{۱۱} در سامانه‌های هوایی مورد بهره‌برداری قرار گرفته‌اند [۱۲].



شکل ۱: زوایای مختلف در هواپیما [۱۵].

حسگر موردنظر 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، نشی 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

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. حس‌گرها، 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 مقاله‌ی [۶] انجام شده است. در مقاله‌ی [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]، [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

^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

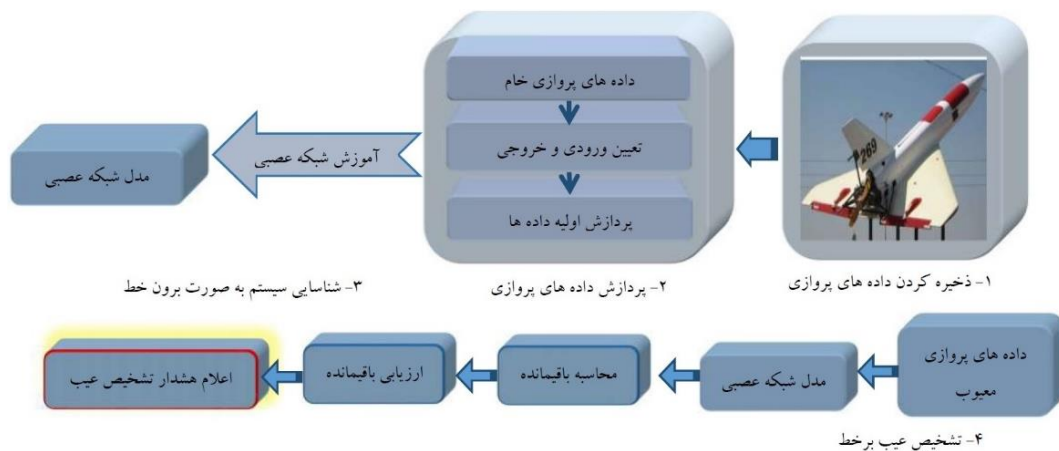
^۶ Empirical Mode Decomposition(EMD)

همان تابع هزینه می باشد که باید کمینه شود. ضریب تعیین^۳ و ضریب همبستگی^۴ 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 (R²) به دست می آید [۱۷]. نرخ هشدار اضافی^۵ و نرخ هشدار ازدست رفته^۶ نیز جهت ارزیابی سیستم تشخیص عیب استفاده می شود [۱۸]. در رابطه شماره ۱، MA تعداد هشدارهای هشدارهای صحیح، FA تعداد هشدارهای اضافی، 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 در واقع



شکل ۳: نمودار جعبه ای پروژه

⁴ Coefficient Of Correlation (r)

⁵ False Alarm Rate (FAR)

⁶ Missed Alarm Rate (MAR)

¹ Proof Of Concept

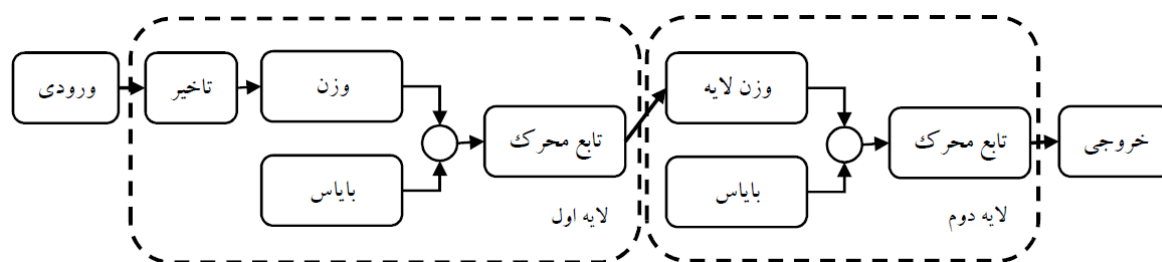
² Mean Square Error (MSE)

³ Coefficient Of Determination (R²)

۲-۱ شناسایی مدل

هدف از این مرحله شناسایی مدل دینامیکی محور عرضی هواپیما توسط شبکه عصبی می‌باشد. در واقع 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 ورودی‌های همان لحظه، به ورودی لحظات 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^۱ معروف‌اند. لکن هر دو گروه دارای مسیر تأخیر در ورودی می‌باشند. از آنجایی که شبکه‌های 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 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 مسیر ورودی، بلوک تأخیر قرار دارد.



شکل ۴: شبکه عصبی دینامیک دولایه [۱۹].

میانگین مربع خطا و ضریب تعیین، به عنوان معیار مقایسه محاسبه می‌شود. 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 می‌باشد. لذا با استفاده از تحلیل‌های مبتنی بر قواعد پرواز، حلقه‌های کنترلی موجود در سیستم پرواز خودکار، ارزیابی میزان همبستگی هر یک از ورودی‌ها با خروجی و در نهایت، ارزیابی مدل آموزش داده شده، 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^۲، اختلاف ارتفاع مطلوب و ارتفاع فعلی، سرعت فعلی^۳، زاویه پیچ مطلوب^۴، زاویه سطح کنترلی بالابرنده^۵ و دور موتور^۶ می‌باشد. به منظور انتخاب مؤثرترین پارامترهایی که ممکن است بیشترین تأثیر را در فرآیند آموزش داشته باشند، از ضریب همبستگی پارامترهای مختلف ورودی با خروجی^۵ (زاویه پیچ) که در جدول ۱ مشاهده می‌شود استفاده شده است.

با توجه به اینکه داده‌های پروازی، به صورت یک سری داده‌ی گسسته با توالی یک ثانیه ذخیره شده‌اند و مقادیر خروجی در هر لحظه، علاوه بر مقادیر ورودی همان لحظه، تابع مقادیر ورودی زمان‌های قبل نیز می‌باشد، لذا از شبکه عصبی دینامیک که شامل یک شبکه پیش‌خور همراه با تأخیر می‌باشد استفاده شده است که نوعی پرسپترون چندلایه است. این کار به شبکه اجازه می‌دهد تا به داده‌های ورودی که به صورت 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 مربع خطا و رگرسیون به عنوان معیار ارزیابی محاسبه می‌شود. هرچه عدد میانگین مربع خطا کوچک‌تر باشد و مقدار رگرسیون به یک نزدیک‌تر باشد، آموزش بهتری انجام شده است. نتایج به عنوان مرحله اول ارزیابی در جداول مختلف مشخص شده است. لازم به ذکر است واحد اندازه‌گیری خطا درجه می‌باشد و با توجه به دقت حس گر و مشخصات سامانه موردنظر، میانگین مربع خطا می‌بایست کمتر از ۰.۵ درجه باشد. در ادامه با استفاده از داده‌های یک پرواز دیگر، جهت ارزیابی مدل آموزش داده شده، خروجی مدل و خروجی سیستم مقایسه می‌شوند و مقادیر

⁴ Desired Pitch (DPitch)

⁵ Elevator

⁶ Revolutions Per Minute (RPM)

¹ Recurrent Neural Network

² Desired Altitude (DAAltitude)

³ 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 نرون	۳۰-۵-۳۰
میزان تأخیر	۱۰
تابع محرک	تابع سیگموئید ^۲

۲-۲ تشخیص عیب

در این مرحله هدف تشخیص عیب محور عرضی (زاویه پیچ) حس گر وضعیت هوایمای می‌باشد، لذا ورودی‌های مشخص توسط مدل شبکه عصبی دریافت و خروجی مطلوب تولید می‌شود. اختلاف این خروجی و خروجی حس گر هوایمای منبای 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 هوایمای، 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.

۲-۱-۲ آموزش شبکه عصبی

³ Redundant

⁴ Gust Of Wind

¹ Scaled Conjugate Gradient(SCG)

² Function Sigmoid

مشاهده خطا به اندازه e_4 درجه و استمرار آن به مدت t_4 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.

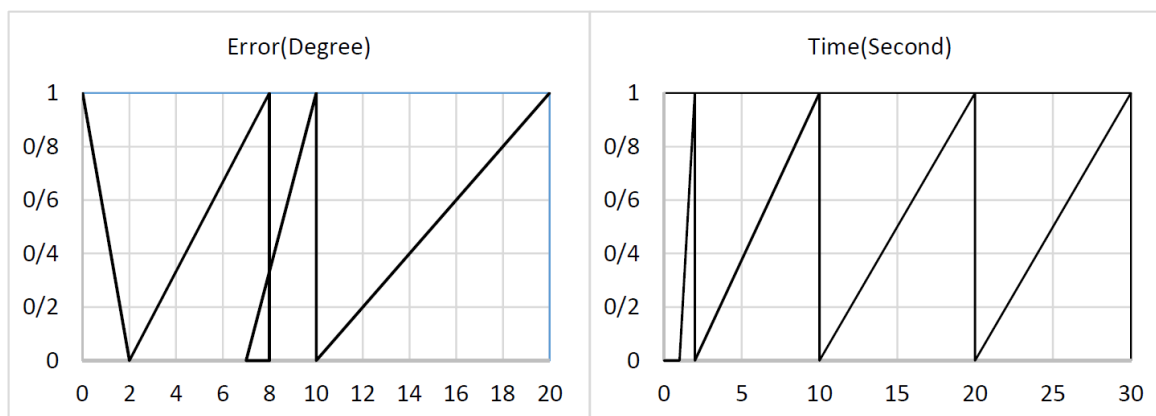
جدول ۴: محدوده های ورودی ها و خروجی.

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	۲۰-inf
ضعیف	۰ الی ۱	متوسط ^۴	۲-۸	طولانی ^۳	۱۰-۲۰
قوی	۱ الی ۱	زیاد ^۶	۷-۱۰	کوتاه ^۵	۱۰-۲۰
		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. در گام اول میزان توانمندی این سیستم با استفاده از معیار نرخ هشدار اضافی و نرخ هشدار از دست رفته، ارزیابی می شود. در گام 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 Short⁶ High⁷ Very Short (VShort)⁸ Very High (VHigh)¹ Very Long (VLong)² Small³ Long⁴ Medium

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. از آنجایی که ممکن است در یک پرواز، همه‌ی حالت‌های سیستم تحریک نشده باشد، لذا با استفاده از بانک داده مربوط به چندین پرواز شبیه‌سازی‌ها انجام شده است.

حال با مشخص شدن ورودی‌ها و خروجی و قوانین حاکم بین آن‌ها بلوک منطق فازی طراحی می‌شود. ورودی اول اختلاف خروجی حس گر معیوب و خروجی مدل شبکه عصبی می‌باشد و ورودی دوم زمان استمرار خطا در نظر گرفته شده است. قوانین فازی بر اساس استلزام^۱ مینیمم ممدانی پیاده‌سازی شده و تراکم^۲ خروجی قوانین با الگوی ماکزیمم انجام شده است. در پایان الگوی مرکز جرم^۳، به‌عنوان غیر فازی ساز^۴ مورد استفاده قرار گرفته است.

۳-۱ ارزیابی مدل‌ها

جدول ۶: ارزیابی مدل‌های 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 ورودی‌ها می‌شود. به همین منظور کاهش تعداد پارامترهای ورودی یکی دیگر از معیارهای انتخاب مدل شناسایی می‌باشد. بر اساس تحلیل ذکر شده در این مقاله مدل شماره ۲ به‌عنوان ورودی و زاویه پیچ به‌عنوان خروجی انتخاب می‌گردد. از آنجایی که در پارامترهای ورودی جهت آموزش از نقطه‌ی تنظیم (Set Point) که زاویه پیچ مطلوب می‌باشد، استفاده شده است، لذا چالش شناسایی مربوط به سیستم‌های حلقه بسته برطرف شده است. پس از مشخص شدن تعداد لایه‌ها و الگوریتم آموزش، تعداد نورون‌های مورد نیاز به‌صورت آزمون و خطا جهت آموزش مشخص می‌شود. با استفاده از داده پروازی شماره ۷ و با تغییر تعداد نورون‌های سه لایه، مدل‌های شماره ۱ تا ۱۵ آموزش داده شده است.

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 شماره ۱ و داده پروازی شماره ۸ انجام شده است. همان‌طور که در جدول ۶ مشاهده می‌شود، میانگین مربعات خطا در مدل‌های شماره ۳ و ۴ و ۵ بیش از حد 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

³ Centroid⁴ Defuzzification¹ Implication² Aggregation

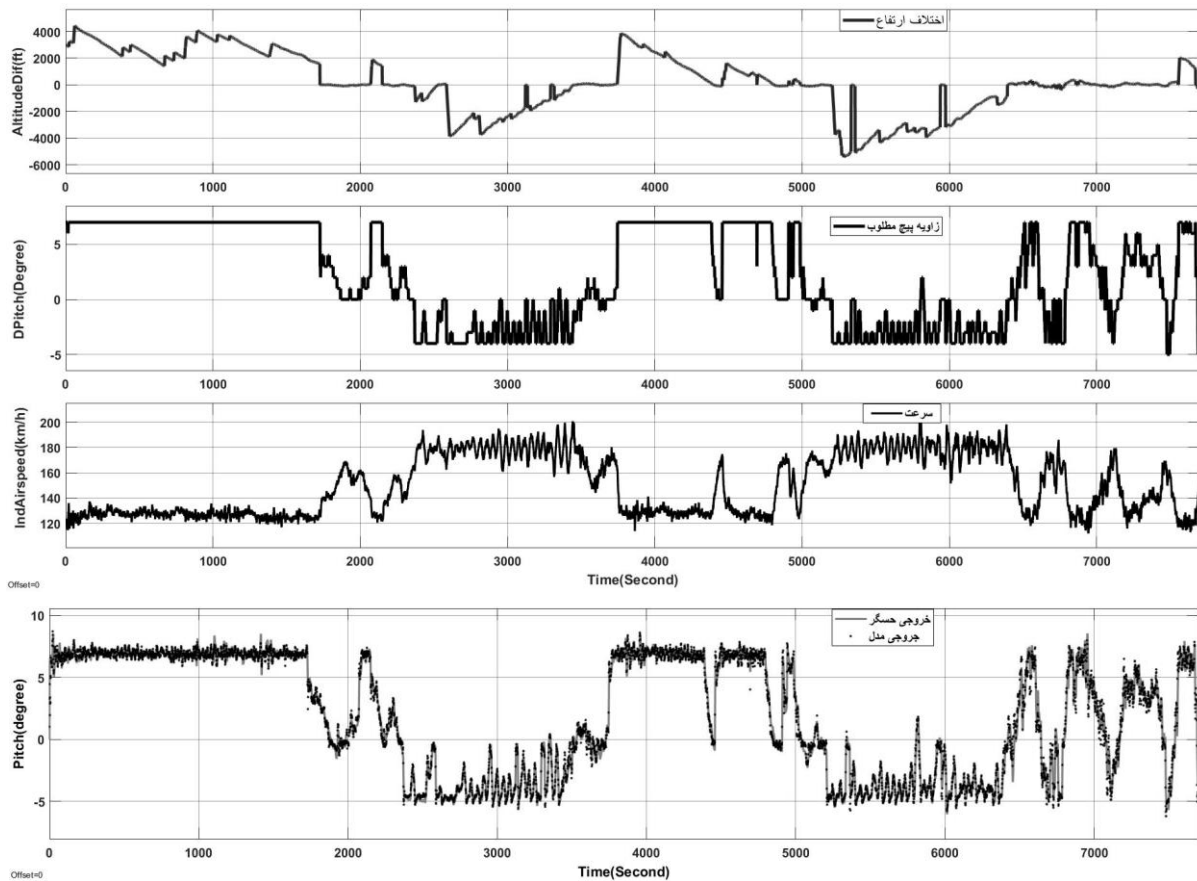
جدول ۷: نتایج ارزیابی اثر تعداد نورون.

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	لايه شماره ۳	لايه شماره ۲	لايه شماره ۱	نام مدل
	R ²	MSE	R ²	MSE	R ²	MSE	R ²	MSE	R ²	MSE	R ²	MSE	Reg.	MSE					
	۰.۹۷	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۹۷	۰.۹۹	۰.۲۵					
۰.۲۵	۰.۲۸	۰.۲۷	۰.۲	۰.۲۴	۰.۲۵	۰.۲۷	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۷	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۵	۱۰	۳۰	مدل شماره ۲
۰.۹۷	۰.۹۴	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۵	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۲۸	۰.۲۸	۰.۲۸	۵	۱۰	۳۰	مدل شماره ۳
۰.۲۸	۰.۳۶	۰.۲	۰.۲۳	۰.۲۶	۰.۲۸	۰.۳	۰.۳	۰.۳	۰.۳	۰.۳	۰.۳	۰.۲۸	۰.۲۸	۰.۲۸	۰.۲۸	۵	۲۰	۳۰	مدل شماره ۴
۰.۹۷	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۹۹	۰.۲۸	۰.۲۸	۰.۲۸	۵	۲۰	۳۰	مدل شماره ۵
۰.۲۸	۰.۲۸	۰.۲۴	۰.۲۲	۰.۴۳	۰.۲۹	۰.۲۳	۰.۳	۰.۳	۰.۳	۰.۳	۰.۳	۰.۲۳	۰.۲۳	۰.۲۳	۰.۲۳	۵	۲۰	۳۰	مدل شماره ۶
۰.۹۷	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۹۹	۰.۲۸	۰.۲۸	۰.۲۸	۵	۲۰	۳۰	مدل شماره ۷
۰.۲۸	۰.۲۸	۰.۳۳	۰.۱۹	۰.۲۳	۰.۲۶	۰.۲۸	۰.۳۸	۰.۳۸	۰.۳۸	۰.۳۸	۰.۳۸	۰.۲۳	۰.۲۳	۰.۲۳	۰.۲۳	۵	۲۰	۳۰	مدل شماره ۸
۰.۹۶	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹	۰.۹	۰.۹	۰.۹	۰.۹	۰.۹۹	۰.۲۳	۰.۲۳	۰.۲۳	۵	۲۰	۳۰	مدل شماره ۹
۰.۲۳	۰.۲۹	۰.۲	۰.۱۸	۰.۲	۰.۲۷	۰.۲۴	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۶	۰.۲۶	۰.۲۶	۰.۲۶	۵	۲۰	۳۰	مدل شماره ۱۰
۰.۹۷	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۹	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۵	۲۰	۳۰	مدل شماره ۱۱
۰.۲۴	۰.۳	۰.۲۵	۰.۲	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۱	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۵	۲۰	۳۰	مدل شماره ۱۲
۰.۹۷	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۹	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۵	۳۰	۳۰	مدل شماره ۱۳
۰.۲۴	۰.۲۶	۰.۲۳	۰.۱۶	۰.۲۷	۰.۲۷	۰.۲۲	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۵	۳۰	۳۰	مدل شماره ۱۴
۰.۹۷	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۹	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۵	۳۰	۳۰	مدل شماره ۱۵
۰.۲۶	۰.۲۷	۰.۲۴	۰.۱۷	۰.۳۳	۰.۳۱	۰.۲۳	۰.۲۹	۰.۲۹	۰.۲۹	۰.۲۹	۰.۲۹	۰.۲۷	۰.۲۷	۰.۲۷	۰.۲۷	۵	۳۰	۳۰	مدل شماره ۱۶
۰.۹۷	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۹	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۵	۳۰	۳۰	مدل شماره ۱۷
۰.۲۷	۰.۳	۰.۲۶	۰.۱۷	۰.۳۳	۰.۲۸	۰.۲۶	۰.۳۱	۰.۳۱	۰.۳۱	۰.۳۱	۰.۳۱	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۵	۳۰	۳۰	مدل شماره ۱۸
۰.۹۷	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۹	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۵	۳۰	۳۰	مدل شماره ۱۹
۰.۲۶	۰.۳۲	۰.۲۷	۰.۲۲	۰.۱۹	۰.۲۵	۰.۲۸	۰.۳	۰.۳	۰.۳	۰.۳	۰.۳	۰.۲۲	۰.۲۲	۰.۲۲	۰.۲۲	۵	۳۰	۳۰	مدل شماره ۲۰
۰.۹۷	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۹	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۵	۱۰	۲۰	مدل شماره ۲۱
۰.۲۵	۰.۲۷	۰.۲۱	۰.۱۹	۰.۳۲	۰.۳	۰.۲	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۳	۰.۲۳	۰.۲۳	۰.۲۳	۵	۱۰	۲۰	مدل شماره ۲۲
۰.۹۷	۰.۹۴	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۸	۰.۲۹	۰.۲۹	۰.۲۹	۵	۱۰	۲۰	مدل شماره ۲۳
۰.۲۹	۰.۳۲	۰.۳۴	۰.۲۳	۰.۲۲	۰.۲۷	۰.۲۷	۰.۳۵	۰.۳۵	۰.۳۵	۰.۳۵	۰.۳۵	۰.۲۹	۰.۲۹	۰.۲۹	۰.۲۹	۵	۱۰	۲۰	مدل شماره ۲۴
۰.۹۷	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۹	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۵	۲۰	۲۰	مدل شماره ۲۵
۰.۲۴	۰.۲۶	۰.۲۳	۰.۲۱	۰.۲۲	۰.۲۷	۰.۲۲	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۵	۲۰	۲۰	مدل شماره ۲۶
۰.۹۷	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۹	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۵	۲۰	۲۰	مدل شماره ۲۷
۰.۲۹	۰.۳	۰.۳۲	۰.۲۳	۰.۳۴	۰.۲۹	۰.۲۶	۰.۳۲	۰.۳۲	۰.۳۲	۰.۳۲	۰.۳۲	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۵	۲۰	۲۰	مدل شماره ۲۸
۰.۹۷	۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۷	۰.۹۸	۰.۹۶	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۷	۰.۹۹	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۲۴	۵	۲۰	۲۰	مدل شماره ۲۹
۰.۲۴	۰.۳۱	۰.۱۹	۰.۱۹	۰.۲۳	۰.۲۴	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۵	۰.۲۲	۰.۲۲	۰.۲۲	۰.۲۲	۵	۲۰	۲۰	مدل شماره ۳۰

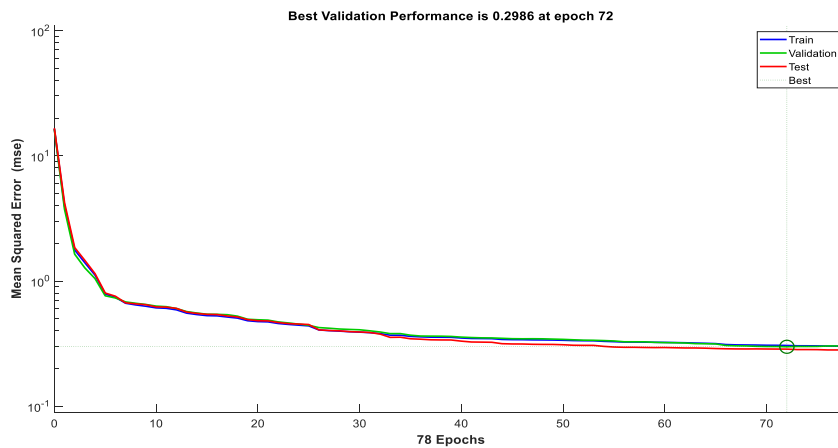
همچنین در شکل شماره ۷ نمودار میزان خطا در پایان فرایند شبیه‌سازی به ازاء تعداد دوره آموزش نشان داده شده است. در این نمودار می‌توان مشاهده کرد که در دوره هفتاد و هشتم میزان خطا به ۰.۲۹ درجه رسیده است و با ثابت بودن مقدار خطا، آموزش متوقف شده است.

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 می‌باشد.

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



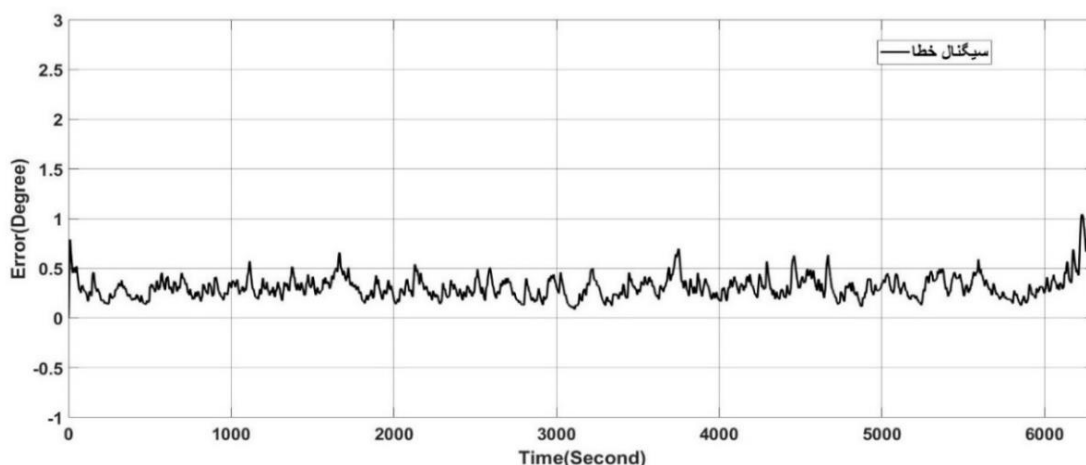
شکل ۶: ورودی‌ها و خروجی‌ها و خروجی مدل برای داده شماره ۷



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.



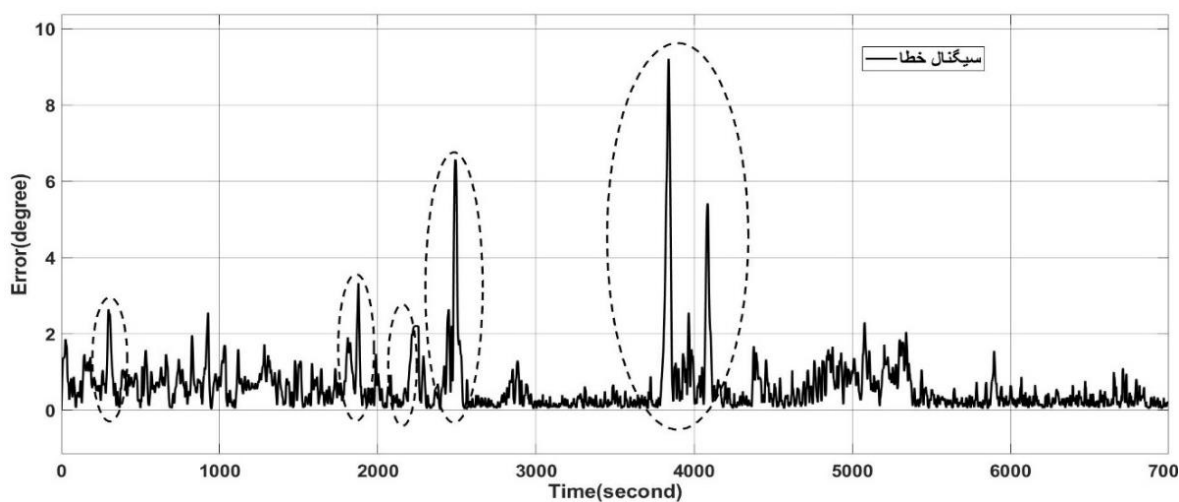
شکل ۸: ارزیابی مدل - سیگنال خطا.

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.

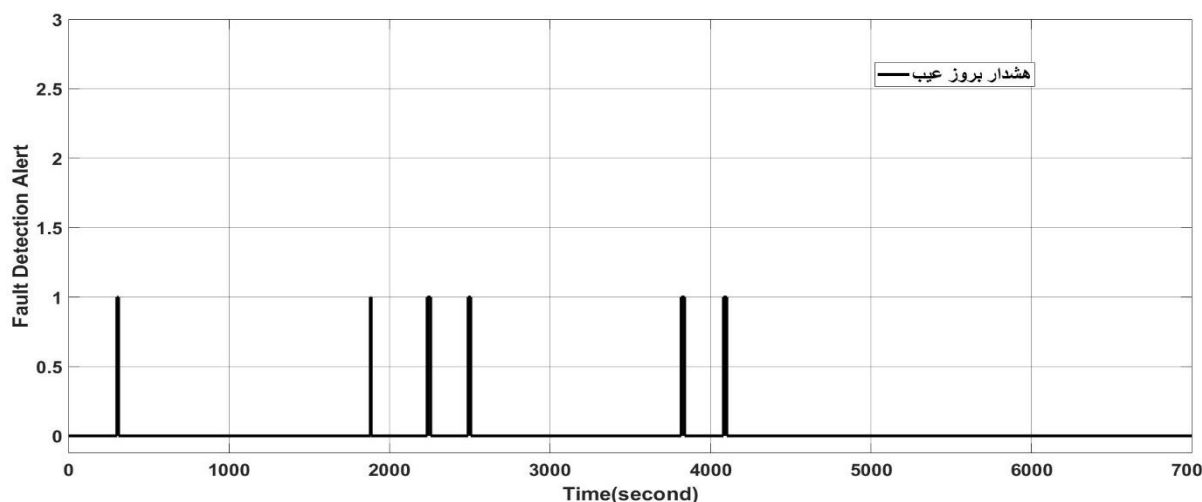
۳-۲ ارزیابی سیستم تشخیص عیب

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.

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



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 سطر آخر هر ستون، میانگین مقادیر آن ستون نوشته شده است. جدول ۸ قابل مشاهده می‌باشد.

جدول ۸: 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

از دست‌رفته 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 دست‌رفته 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

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

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

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

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

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. and Demuth, “Neural Network Toolbox™ User’s Guide R2017a,” *MathWorks*, p. 446, 2017.

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

- [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