

تشخیص خطا با استفاده از شبکه عصبی در روتور تمایل یابنده

علیرضا یعقوبی^۱، محسن محمدی^{*}

۱- دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

^{*}نویسنده مسئول : Mohsen_mohammadi@shirazu.ac.ir

چکیده

خطاهای سیستم که معمولاً منجر به تغییر در پارامترهای حیاتی سیستم یا حتی دینامیک سیستم می‌شوند، ممکن است منجر به کاهش عملکرد و شرایط عملیاتی ناایمن شود. تشخیص خطا نقش مهمی در تضمین ایمنی و قابلیت اطمینان سیستم برای وسایل نقلیه هوایی بدون سرنشین ایفا می‌کند. شبکه‌های عصبی مصنوعی پتانسیل خوبی برای تشخیص و جداسازی خطا در فرایندهای پیچیده را دارند. در این مقاله یک مشاهده‌گر مبتنی بر شبکه عصبی تطبیقی ارائه شده است که در این مطالعه، شبکه عصبی تطبیقی به‌عنوان یک سیستم یادگیری هوشمند برای تشخیص و جداسازی خطای حسگر و عملگر در یک مدل دینامیکی غیرخطی وسیله نقلیه هوایی بدون سرنشین طراحی شده است. به دلیل غیرخطی بودن سیستم، پارامترهای وزن شبکه عصبی با استفاده از کالمن فیلتر توسعه‌یافته به‌روز می‌شوند که این کار باعث افزایش نرخ همگرایی شبکه عصبی می‌شود. مجموعه‌ای از خطاهای ناگهانی، متناوب و اولیه برای ارزیابی روش پیشنهادی به یک مدل دینامیکی غیرخطی مالتی روتور تمایل یابنده اعمال می‌شود. به دلیل نرخ بالای بروزرسانی وزن‌های شبکه عصبی، روش پیشنهادی قادر است خطاهای ناگهانی، متناوب و اولیه را با دقت و سرعت مناسب تشخیص دهد. نتایج شبیه‌سازی عددی نیز برای نشان دادن عملکرد روش پیشنهادی آورده شده است که نشان از عملکرد مناسب روش پیشنهادی دارد.

کلمات کلیدی

تشخیص خطا، روتور تمایل یابنده، شبکه عصبی تطبیقی، کالمن فیلتر توسعه‌یافته، سیستم غیرخطی.

در سال‌های اخیر، مالتی روتورها^۱ به دلیل قابلیت‌های منحصربه‌فرد برخاستن و فرود عمودی و شناور ماندن، به طور گسترده در بسیاری از مناطق مانند گشت امنیتی، نظارت بر آتش‌سوزی جنگل، بازرسی خطوط برق، جستجو، سنجش از دور، مطالعات جغرافیایی و حمل‌ونقل هوایی مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۱]. ضرورت ادغام وسایل نقلیه هوایی بدون سرنشین در سناریوهای شهری مستلزم افزایش قابلیت اطمینان و قابلیت پیش‌بینی خطا است، به‌ویژه زمانی که این وسایل نقلیه بدون سرنشین باید گواهینامه پرواز در مناطق پرجمعیت را داشته باشند. وسایل نقلیه بدون سرنشین^۲ در برابر خطاها آسیب‌پذیرتر هستند و بدیهی است که اجزای پهبادهای مانند حسگرها و عملگرها، ممکن است در مقطعی از زمان دچار خطا شوند که منجر به خسارت مالی و صدمات جبران‌ناپذیری می‌شود، به همین دلیل تشخیص و جداسازی سریع خطاها بدون رابط انسانی نقش مهمی در سیستم کنترل پرواز ایفا می‌کند به همین دلیل تشخیص خطا^۳ یکی از مسائل مهم در مهندسی هوافضا است. در پهبادهای اندازه، وزن و هزینه‌ی ساخت سه عامل مهم در طراحی هستند. به همین دلیل استفاده از افزونگی سخت‌افزاری^۴ برای تشخیص خطا امکان‌پذیر نیست. بنابراین روش افزونگی تحلیلی^۵ به‌عنوان یک راه حل جایگزین پیشنهاد شده است. از آنجایی که رویکرد افزونگی تحلیلی مبتنی بر مدل ریاضی سیستم است، آن‌ها را تکنیک‌های مبتنی بر مدل برای تشخیص خطا می‌نامند. یکی از انواع خطاها که ممکن است در پهبادهای رخ دهد خطای عملگر است. در خطای عملگر، سیستم کنترل نمی‌تواند به درستی دستورات خود را به سیستم اعمال کند، به طوری که ممکن است عملکرد پرواز کاهش یابد. برای طراحی یک کنترل‌کننده مقاوم در برابر خطا، ابتدا باید خطای عملگر شناسایی شود. یکی دیگر از انواع خطاهایی که ممکن است در پهبادهای رخ دهد خطای حسگر است در خطای حسگر، اطلاعات موردنیاز ممکن است به‌درستی توسط سیستم کنترلی اندازه‌گیری، ارسال یا دریافت نشود. بنابراین سیستم کنترل به دلیل اطلاعات نادرست، به‌درستی رفتار نمی‌کند. به همین دلیل، خطای حسگر مشکلات جدی در وسیله ایجاد می‌کند [۲]. چندین الگوریتم برای تشخیص خطا ایجاد شده است. می‌توان این الگوریتم‌ها را به‌طور کلی به دو دسته‌ی خطی [۳، ۴] و غیرخطی [۵، ۶] تقسیم کرد. هنری یک فیلتر H_{∞} ارائه کرد که قادر به تشخیص خطاها در عملگرهای یک ماهواره بر اساس مدل دینامیکی خطی سیستم بود [۷]. این طراحی بر اساس مدل خطی هواپیما می‌تواند خطاهای اولیه را در حضور اغتشاش و عدم قطعیت مدل شناسایی کند. باین حال، در صورت وجود خطاهای ناگهانی عملکرد نامطلوبی دارد. اکثر تکنیک‌های تشخیص خطای مبتنی بر مدل، به مدل‌های خطی غیرمتغیر با زمان وابسته هستند، در حالی که وقتی برای سیستم‌های غیرخطی متغیر با زمان اعمال می‌شوند، نتایج رضایت‌بخشی به‌دست نمی‌آید. چندین روش مانند کالمن فیلتر [۵]، مشاهده‌گر مد لغزشی [۶]، منطق فازی [۸] و شبکه عصبی [۹] برای تخمین پارامترها با عدم قطعیت در سیستم‌های غیرخطی مورد بررسی قرار گرفت [۱۰]. در بین این رویکردها، شبکه عصبی به دلیل ویژگی تخمین تابع غیرخطی و توانایی یادگیری، ابزار ایده‌آلی برای تشخیص خطا است. به همین دلیل علاقه‌ی زیادی برای استفاده از شبکه عصبی وجود داشت اما اشکال عمده‌ی روش شبکه عصبی مرسوم سرعت پایین بروزرسانی وزن‌های یادگیری در مواجهه با خطاهای ناگهانی است. تاو و همکاران [۱۱] یک کنترل‌کننده شبکه عصبی تطبیقی^۶ را معرفی کردند که برای جبران خطاها در سیستم‌های خطی طراحی شده بود. در استراتژی آن‌ها، شناسایی مدل سیستم از طریق یادگیری آفلاین بدست می‌آمد. بنابراین سیستم طراحی شده ممکن بود در برابر رفتارهای پیش‌بینی نشده‌ی غیرخطی آسیب‌پذیر باشد. وو^۷ و همکاران [۱۲] برای حل این

¹ Multi rotor

² Unmanned Aerial Vehicles (UAVs)

³ Fault Detection (FD)

⁴ Hardware redundancy

⁵ Analytical redundancy

⁶ Adaptive neural network

⁷ Wu

مشکل، ایده‌ی به‌روزرسانی وزن‌های شبکه عصبی را به کمک کالمن فیلتر توسعه یافته^۱ معرفی کردند. آن‌ها یک سیستم تشخیص خطای مبتنی بر مشاهده‌گر شبکه عصبی^۲ برای تشخیص خطا در عملگر ماهواره طراحی کردند که وزن‌های شبکه عصبی با کالمن فیلتر توسعه یافته به‌روز می‌شوند. با این حال، طراحی آن‌ها برای نوع خاصی از سیستم‌های غیرخطی بود و این استراتژی برای تشخیص خطای حسگر که نقش مهمی در کاهش عملکرد سیستم ایفا می‌کند، اعمال نشده بود. همچنین برای پهنابندها که نیاز به تشخیص سریع خطا دارند اصلاح نشده بود. هر دیا و اولرو^۳ برای تشخیص خطا در بالگرد بدون سرنشین، روش کالمن فیلتر را توسعه دادند [۱۳] ولی طراحی آن‌ها براساس مدل فضای حالت خطی بالگرد بود که امکان توسعه به سیستم غیرخطی را نداشت. به دلیل رفتار غیرخطی سیستم‌های هواپیما، کالمن فیلتر در ناحیه غیرخطی پرواز به طور دقیق عمل نمی‌کند. یک طراحی تشخیص خطا مبتنی بر شبکه عصبی که تأخیر زمانی بین تشخیص خطا و تطبیق خطا را در نظر می‌گیرد توسط شن و همکاران ارائه شده است [۱۴]. با این حال، این تکنیک فرض می‌کند که زمان وقوع خطا بیشتر از زمان پایداری سیستم است، که این طراحی را در برابر خطاهای ناگهانی آسیب‌پذیر می‌کند. طالبی و همکاران [۱۵] یک مشاهده‌گر مبتنی بر شبکه عصبی بازگشتی^۴ برای تشخیص خطای حسگر یک سیستم ماهواره‌ای توسعه دادند. روش پیشنهادی به دلیل سرعت پایین به‌روزرسانی وزن‌ها و سرعت پایین یادگیری، روش مناسبی برای تشخیص خطاهای ناگهانی نیست.

۲- مدل دینامیکی روتور تمایل یابنده^۵

به‌منظور طراحی یک سیستم تشخیص خطای دقیق، یک مدل دینامیکی دقیق مورد نیاز است. در این بخش مدل دینامیکی غیرخطی یک مالتی روتور تمایل یابنده ارائه شده است. برخلاف مدل‌های مالتی روتور معمولی که تنها دارای چهار ملخ چرخشی به‌عنوان ورودی وسیله هستند، در مالتی روتور تمایل یابنده چهار سرو موتور دیگر به هر بازو متصل است که یک درجه آزادی به هر یک از ملخ‌ها اضافه می‌کند و در نتیجه حرکت تمایل یابنده در امتداد آن‌ها ایجاد می‌شود. شکل ۱ به‌طور شماتیک سیستم مختصات و نیروهای وارد بر یک مالتی روتور تمایل یابنده را نشان می‌دهد. در فضای سه بعدی، فریم (E) نشان دهنده فریم مرجع ثابتی است که با توجه به آن می‌توان به تمام حرکات اشاره کرد و فریم بدنی (B) فریمی است که به بدنه صلب پرنده متصل است. برای هر روتور یک نیروی عمودی وجود دارد که از چرخش روتور ناشی می‌شود. $\theta_i = (i = 1, 2, 3, 4)$ زوایای روتورهای تمایل یابنده هستند [۱۶].

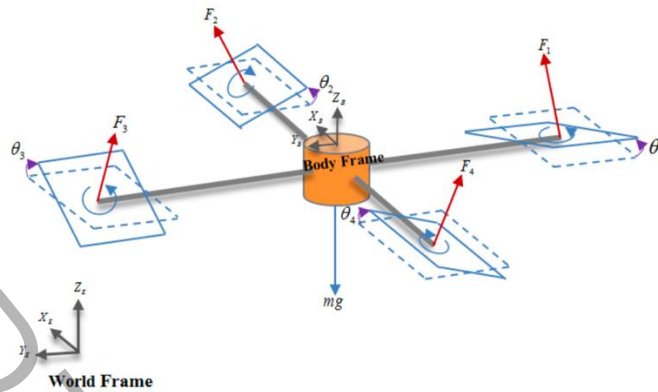
¹ Extended Kalman Filter (EKF)

² Neural Network (NN)

³ Heredia and Ollero

⁴ Recurrent

⁵ Tilting rotor



شکل ۱: شماتیک سیستم مختصات و نیروهای وارد بر کوادکوپتر تمایل یابنده را نشان می‌دهد

Figure 1: Schematic diagram showing the coordinate systems and forces acting on the tilting quadcopter

تبدیل زوایای اوپلر توسط ϕ ، θ و ψ تعریف می‌شوند که به ترتیب به زوایای زول، پیچ و یاو اشاره می‌کنند. ماتریس تبدیل از مختصات جهانی به مختصات بدنی با سه چرخش متوالی به دست می‌آید.

$$T^{EB} = \begin{bmatrix} c\psi c\theta & c\psi s\theta s\phi - s\psi c\phi & c\psi s\theta c\phi + s\psi s\phi \\ s\psi s\theta & s\psi s\theta s\phi + c\psi & s\psi s\theta c\phi - c\psi s\phi \\ -s\theta & c\theta s\phi & c\theta c\phi \end{bmatrix} \quad (1)$$

که $c\psi$ و $s\psi$ به ترتیب نشان دهنده $\cos(\psi)$ ، $\sin(\psi)$ و به همین ترتیب برای زوایای دیگر به همین صورت است. معادلات انتقالی حرکت در امتداد جهات X ، Y و Z در فریم جهانی به صورت زیر است:

$$m \begin{bmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \end{bmatrix} = T^{EB} \begin{bmatrix} F_2 s\theta_2 + F_4 s\theta_4 \\ -F_1 s\theta_1 - F_3 s\theta_3 \\ F_1 c\theta_1 + F_2 c\theta_2 + F_3 c\theta_3 + F_4 c\theta_4 \end{bmatrix} + m \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -g \end{bmatrix} \quad (2)$$

m مجموع جرم مالتی روتور، g شتاب ناشی از گرانش و $F_i = k_f \omega_i^2$ ($i = 1, 2, 3, 4$) به عنوان نیروهای ایجاد شده توسط چهار روتور تعریف می‌شود که ω_i سرعت زاویه‌ای i امین المان روتور و k_f ضریب تراست^۱ است. شتاب‌های زاویه‌ای مالتی روتور تمایل یابنده در فریم بدنی به صورت زیر نوشته می‌شود:

¹ Thrust coefficient

$$\begin{aligned} \ddot{\theta} I_x &= l(F_3 c \theta_3 - F_1 c \theta_1 - C_1' \dot{\phi}) + (M_1 s \theta_1 - M_3 s \theta_3) + (M_2' + M_4') \\ \ddot{\theta} I_y &= l(F_4 c \theta_4 - F_2 c \theta_2 - C_2' \dot{\theta}) + (M_4 s \theta_4 - M_2 s \theta_2) + (M_1' + M_3') \\ \ddot{\psi} I_z &= l(F_1 s \theta_1 + F_2 s \theta_2 + F_3 s \theta_3 + F_4 s \theta_4 - C_3' \dot{\psi}) + (M_1 c \theta_1 - M_2 c \theta_2 + M_3 c \theta_3 - M_4 c \theta_4) \end{aligned} \quad (3)$$

که در آن q و r سرعت‌های زاویه‌ای مالتی روتور در قاب بدنی هستند. l طول بازوی روتور از مرکز جرم وسیله است. I_x ، I_y و I_z به ترتیب ممان‌های اینرسی در راستای X ، Y و Z و C_1' ، C_2' و C_3' ضرایب درگ چرخشی هستند. $M_i = k_M \omega_i^2$ ($i = 1, 2, 3, 4$) گشتاورهای روتور هستند که در اثر حرکت روتور تولید می‌شوند و k_M ضریب گشتاور¹ است.

۲-۱- کوادکوپتر تمایل یابنده با خطا در یک عملگر

هنگامی که تمام پروانه‌های کوادکوپتر تمایل یابنده بدون خطا کار می‌کنند، به دلیل تقارن نیروها و گشتاورها، پیکربندی پایداری به دست می‌آید. فرض می‌شود که عملگر اول که در صفحه رول قرار دارد در حین پرواز کوادکوپتر دچار خطا می‌شود و به درستی کار نمی‌کند. سپس، کوادکوپتر دارای سه عملگر فعال و یک عملگر که به درستی کار نمی‌کند خواهد بود. هنگامی که خطا رخ می‌دهد، پهباد عدم تقارن را تجربه خواهد کرد و این به دلیل این است که ممان‌های M_2 ، M_3 و M_4 به درستی کار می‌کنند در حالی که ممان M_1 دچار خطا است. عدم تقارنی که رخ می‌دهد به دلیل این خواهد بود که F_1 دچار خطا شده است در صورتی که F_3 به درستی کار می‌کند. معادلات حرکتی حاصل را می‌توان با اصلاح معادله (۲) و (۳) به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$\begin{aligned} m\ddot{x} &= F_1 s \theta_1 c \psi c \theta - F_3 s \theta_3 c \psi c \theta - F_4 s \theta_4 c \psi s \theta s \phi + F_4 s \theta_4 c \psi c \phi + F_2 s \theta_2 c \psi s \theta s \phi - F_2 s \theta_2 s \psi c \phi \\ &+ F_1 (c \theta_1 - 1) c \psi s \theta c \phi + F_2 c \theta_2 c \psi s \theta c \phi + F_3 c \theta_3 c \psi s \theta c \phi + F_4 c \theta_4 c \psi s \theta c \phi + \\ &F_1 (c \theta_1 - 1) s \psi s \phi + F_2 c \theta_2 s \psi s \phi + F_3 c \theta_3 s \psi s \phi + F_4 c \theta_4 s \psi s \phi - C_1 \dot{x} \\ m\ddot{y} &= F_1 s \theta_1 c \psi c \theta - F_3 s \theta_3 s \psi c \theta - F_4 s \theta_4 s \psi s \theta s \phi + F_2 s \theta_2 s \psi s \theta s \phi - F_4 s \theta_4 c \psi c \phi - F_2 s \theta_2 c \psi c \phi \\ &+ F_1 (c \theta_1 - 1) s \psi s \theta c \phi + F_2 c \theta_2 s \psi s \theta c \phi + F_3 c \theta_3 s \psi s \theta c \phi + F_4 c \theta_4 s \psi s \theta c \phi \\ &- F_1 (c \theta_1 - 1) c \psi c \phi - F_2 c \theta_2 c \psi s \phi - F_3 c \theta_3 c \psi c \phi - F_4 c \theta_4 c \psi s \phi - C_2 \dot{y} \\ m\ddot{z} &= -F_1 s \theta_1 s \theta + F_3 s \theta_3 s \theta - F_4 s \theta_4 s \phi c \theta + F_2 s \theta_2 s \phi c \theta \\ &+ F_1 (c \theta_1 - 1) c \phi c \theta + F_2 c \theta_2 c \phi c \theta + F_3 c \theta_3 c \phi c \theta + F_4 s \theta_4 c \phi c \theta - mg - C_3 \dot{z} \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \dot{x} &= w (s \phi s \psi + c \phi c \psi s \theta) - v (c \phi s \psi - c \psi s \phi s \theta) + u (c \psi c \theta) \\ \dot{y} &= v (c \phi c \psi + s \phi s \psi s \theta) - w (c \psi s \phi - c \phi s \psi s \theta) + u (c \theta s \psi) \\ \dot{z} &= w (c \phi c \theta) - u (s \theta) + v (c \theta s \phi) \end{aligned} \quad (5)$$

¹ Moment coefficient

$$\ddot{\theta} I_x = l (F_3 c \theta_3 - F_1 (c \theta_1 - 1) - C_1' \dot{\phi}) + (M_1 (s \theta_1 + 1) - M_3 s \theta_3) + (M_2' + M_4')$$

$$\ddot{\theta} I_y = l (F_4 c \theta_4 - F_2 c \theta_2 - C_2' \dot{\theta}) + (M_4 s \theta_4 - M_2 s \theta_2) + (M_1' + M_3')$$

$$\begin{aligned} \ddot{\psi} I_z = l (F_1 (s \theta_1 + 1) + F_2 s \theta_2 + F_3 s \theta_3 + F_4 s \theta_4 - C_3' \dot{\psi}) + \\ (M_1 (c \theta_1 - 1) - (M_2 c \theta_2 + M_3 c \theta_3 - M_4 (c \theta_4 - 1))) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\dot{\phi} = p + r (c \phi \dot{\theta}) + q (s \phi \dot{\theta})$$

$$\dot{\theta} = qc \phi - rs \phi$$

$$\dot{\psi} = (rc \psi + qs \phi) / c \theta \quad (7)$$

که $M_i' (i = 1, 2, 3, 4)$ ممان‌های تمایل یابندگی هستند که توسط چهار موتور سروو متصل به انتهای هر بازو برای ایجاد یک زاویه تمایل ایجاد می‌شوند و u ، v و w به ترتیب سرعت‌های وسیله پرنده در راستای X ، Y و Z هستند.

۳- انواع خطا

موقعیت‌های غیرعادی و غیرمنتظره مانند خطای عملگر، خطای حسگر و آسیب‌های ساختاری ممکن است در طول پرواز مالتی روتور تمایل یابنده رخ دهد و این خطاها در حسگرها یا عملگرها می‌تواند به دلایل مختلفی مانند درست وصل نشدن عملگر و وقفه در ارتباط بین حسگر (عملگر) و کنترل رخ دهد.

۳-۱- خطای ناگهانی

خطاهای ناگهانی را می‌توان به‌عنوان تغییر در مقادیر پارامتر تعریف کرد و از آنجایی که ردیابی تغییرهای سریع برای یک فرایند دشوار است، توانایی تشخیص این تغییرهای ناگهانی چالش بزرگی برای اکثر الگوریتم‌های تشخیص خطا است. دو نوع خطای ناگهانی در شکل ۲ آورده شده است که می‌تواند به دلیل ارتعاشات شدید، جدا شدن ورقه‌های فلزی و اتصال کوتاه رخ دهد [۱۷].

۳-۲- خطاهای اولیه

مشکل خطاهای اولیه، اثرات کوچک آن‌ها بر روی باقیمانده‌ها است که می‌تواند از سیستم تشخیص خطا، پنهان شود که منبع این خطاها، عدم دقت حسگر یا عملگر است. خطای اولیه در نظر گرفته شده در [۶، ۱۸] را می‌توان به صورت زیر توصیف کرد:

$$f_i(t - T_0) = \begin{cases} 0 & , t \leq T_0 \\ 1 - e^{-\omega_i(t - T_0)} & , t > T_0 \end{cases} \quad (8)$$

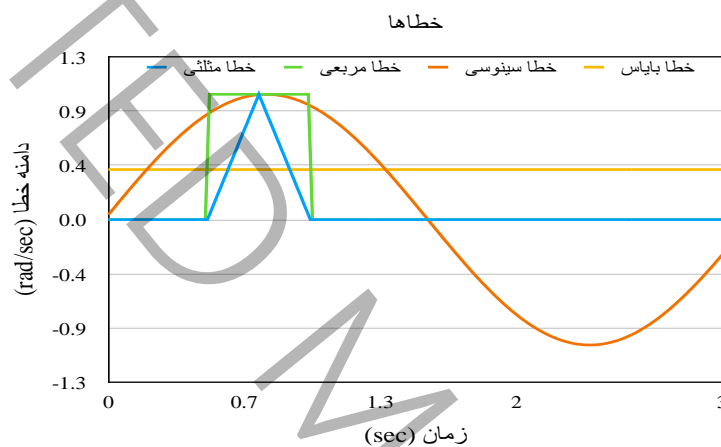
که در آن ω نرخ تکامل خطای ناشناخته است. در این معادله برای مقادیر کوچک ω ، خطاها به‌کندی افزایش می‌یابند که به آن‌ها خطاهای اولیه گفته می‌شود. با این حال، برای مقادیر بزرگ‌تر ω ، خطا به شکل پله‌ای ایجاد می‌شود که به‌عنوان خطای ناگهانی طبقه‌بندی می‌شود.

۳-۳- خطای متناوب

خطای متناوب، خطایی است که می‌تواند در فواصل زمانی نامنظم رخ دهد. این نوع خطا که در اکثر سیستم‌ها رایج است، می‌تواند توسط عوامل مختلف مثل اتصال نامناسب سیم‌های برق به حسگرها، عملگرها و لق زدن عملگر ایجاد شود. یک نمونه از خطای متناوب در شکل ۲ آورده شده است. پیچیدگی سیستم، احتمال وقوع خطاهای متناوب را افزایش می‌دهد. باتوجه به ماهیت ناسازگار خطاهای متناوب، تشخیص آن‌ها یک چالش بزرگ برای اکثر الگوریتم‌های تشخیص خطا است.

۳-۴- خطاهای همزمان

این امکان وجود دارد که خطا در چندین عملگر یا حسگر به طور همزمان رخ دهد؛ بنابراین، توانایی تشخیص چندین خطا می‌تواند برای سیستم‌های تشخیص خطا چالش برانگیز باشد. خطاهای همزمان رخ داده در عملگر و حسگر در نظر گرفته شده است.



شکل ۲: خطاهای وارد شده به سیستم

Figure 2 : faults inserted into the system

۴- ساختار شبکه عصبی تطبیقی^۱ برای تشخیص خطا

در این بخش، استراتژی پیشنهادی برای تشخیص خطا در حسگر و عملگر معرفی شده است. یک سیستم غیرخطی را به صورت زیر در نظر بگیرید:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x(t)) + g(x(t))u(t) + D(x, t) + F_{ta}(x, t) \\ y &= h(x(t)) + f_{ts}(x, t) \end{aligned} \quad (9)$$

که $u(t) \in R^m$ بردار ورودی، $y(t) \in R^r$ بردار خروجی، $x(t) \in R^n$ بردار حالت، $f: R^n \rightarrow R^n$ تابع حالت، $g: R^n \rightarrow R^{n \times m}$ تابع ورودی، $D(t) \in R^n$ عدم قطعیت سیستم و اغتشاش، $h: R^n \rightarrow R^r$ تابع خروجی، $F_{ta}(x, t)$ و $f_{ts}(x, t)$ به ترتیب بردار خطای عملگر و بردار خطای حسگر هستند که عناصر آن‌ها خطاهای سیستم را توصیف می‌کنند. این مقاله از ساختار تطبیقی شبکه عصبی برای تشخیص خطای حسگر و عملگر استفاده می‌کند. مشاهده‌گر مبتنی بر مدل غیرخطی، خروجی

¹ Neural Network Adaptive Structure (NNAS)

مورد نظر را به دست می‌آورد، در حالی که ساختار شبکه عصبی تطبیقی خطا را با استفاده از خروجی واقعی و خروجی مورد نظر شناسایی می‌کند.

۴-۱- طراحی ساختار شبکه عصبی تطبیقی

خطاهای سیستم ممکن است غیرخطی و یا غیرقابل پیش‌بینی باشند از این رو شبکه عصبی می‌تواند روش مناسبی برای تشخیص خطا باشد. یک ساختار شبکه عصبی تطبیقی خطاها را براساس خروجی مشاهده‌گر غیرخطی و خروجی حسگر و عملگر با استفاده از معادلات زیر تخمین می‌زند.

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}} &= f(\hat{x}(t)) + g(\hat{x}(t))u(t) + N_a(t) \\ \hat{y}(t) &= h(\hat{x}(t)) + N_s(t)\end{aligned}\quad (10)$$

که $\hat{x}(t)$ بردار حالت مشاهده‌گر غیرخطی و $N_a(t)$ و $N_s(t)$ مشاهده‌گرهای شبکه عصبی در زمان t هستند که به صورت زیر تعریف می‌شوند.

$$\begin{aligned}N_{s_i}(t) &= W_i(t) \sigma(V_i(t) \rho_i(t)) \\ N_{a_i}(t) &= W_i(t) \sigma(V_i(t) \rho_i(t))\end{aligned}\quad (11)$$

که در آن $N_{s_i}(t)$ و $N_{a_i}(t)$ آمین‌المان بردار N_s و N_a برای $i=1, \dots, n$ هستند. $W_i(t)$ و $V_i(t) = [V_{i,1}(t), \dots, V_{i,m+n}(t)]$ وزن‌های مرتبط با آمین‌المان خروجی ساختار شبکه عصبی تطبیقی در زمان t هستند و $\rho_i(t)$ را می‌توان به صورت $\rho_i(t) = [N_{a_i}(t-\tau), \dots, N_{a_i}(t-r\tau), e_i(t-\tau), \dots, e_i(t-s\tau)]^T$ تعریف کرد. در اینجا τ نشان دهنده دوره برداری است. $\sigma(\bullet)$ تابع فعال‌سازی سیگموئید^۱ است و در شبکه عصبی به آن تابع فعال‌سازی تانژانت^۲ یا تابع فعال‌سازی لگاریتم^۳ می‌گویند. در اینجا r و s بر اساس سرعت پاسخ مورد نیاز سیستم انتخاب می‌شوند. در انتخاب مقادیر برای r و s دو عامل باید در نظر گرفته شود: ۱) مقادیر r و s باید به اندازه کافی بزرگ باشند تا همگرایی آموزش شبکه عصبی را تضمین کند. مقادیر بزرگ r و s ممکن است زمان محاسبات را افزایش داده و تاخیرهای غیرضروری را اضافه کند یا حتی سیستم را ناپایدار کند. $e_i(t)$ آمین متغیر خطای تخمینی خروجی $e_i(t) = h(x(t)) - h(\hat{x}(t))$ و تابع فعال‌سازی سیگموئید به صورت

$$\sigma(x) = \frac{(1 - \exp(-x))}{(1 + \exp(-x))}$$

۴-۲- قانون بروز رسانی وزن شبکه عصبی

به منظور دستیابی به عملکرد آنلاین، وزن‌های شبکه عصبی باید به طور مؤثر تنظیم شوند. در اینجا، یک الگوریتم تطبیقی تنظیم پارامتر بر اساس کالمن فیلتر توسعه یافته معرفی شده است. کالمن فیلتر توسعه یافته به بروز رسانی پارامترهای وزن شبکه عصبی به صورت

¹ Sigmoid

² Tansig

³ Logsig

آنلاین کمک می کند، به طوری که نرخ همگرایی سریع یادگیری شبکه عصبی تضمین می شود. اگر i امین المان از ساختار شبکه عصبی تطبیقی را در نظر بگیریم سپس پارامتر به روزرسانی کالمن فیلتر توسعه یافته را می توان به صورت زیر توصیف کرد [۱۲]:

$$\theta_i(k) = [W_i(k), V_{i,1}(k), \dots, V_{i,r+s}(k)]^T \quad (12)$$

که k امین المان لحظه نمونه برداری است و رابطه k و t به صورت $k = \lceil t/\tau \rceil$ است. پارامترها در هر زمان نمونه برداری با استفاده از الگوریتم کالمن فیلتر توسعه یافته با قوانین زیر به روز می شوند.

$$\begin{aligned} \theta_i(k) &= \theta_i(k-1) + \eta_i k_i(k) [y_i(k) - \hat{y}_i(k)] \\ k_i(k) &= P_i(k) H_i(k) [H_i(k)^T P_i(k) H_i(k) + R_i(k)]^{-1} \\ P_i(k+1) &= P_i(k) - k_i(k) H_i(k)^T P_i(k) \\ R_i(k) &= R_i(k-1) - [e_i(k)^2 - R_i(k-1)] / k \end{aligned} \quad (13)$$

که η_i ضریب یادگیری، $k_i(k)$ وزن کالمن، $P_i(k)$ ماتریس کوواریانس خطای تخمین حالت و $R_i(k)$ ماتریس کوواریانس تخمین نویز، $e_i(k)$ خطا مشاهده گر غیرخطی است. که برای تشخیص خطا در حسگر به صورت $e_i(k) = y_i(k) - \hat{y}_i(k)$ و برای تشخیص خطا در عملگر به صورت $e_i(k) = x_i(k) - \hat{x}_i(k)$ تعریف شده است [۱۹]. همچنین $H_i(k)$ مشتق خروجی مشاهده گر غیرخطی نسبت به θ است. بر اساس ورودی مشاهده گر در مرجع [۲۰]، $H_i(k)$ را برای تشخیص خطا می توان به صورت زیر تعریف کرد:

$$\begin{cases} \sigma(Z_i(k)) & \theta_i = W_i \\ W_i(k) N_{a_i}(k-j) \sigma(Z_i(k)) & \theta_i = V_{i,j} \\ W_i(k) e_i(k-j) \sigma(Z_i(k)) & \theta_i = V_{i,r+j} \end{cases} \quad H_i(k) = \frac{\partial \hat{y}_i(k)}{\partial \theta_i(k)} \Big|_{\theta_i(k) = \theta_i(k-1)} = \quad (14)$$

که

$$Z_i(k) = \sum_{j=1}^r V_{i,j}(k) N_{a_i}(k-j) + \sum_{j=1}^s V_{i,r+j}(k) e_i(k-j) \quad (15)$$

۵- طراحی تشخیص خطا در سیستم مالتی روتور تمایل یابنده

در این بخش، فرایند طراحی روش تشخیص خطای پیشنهادی برای خطاهای عملگر و حسگر در مالتی روتور تمایل یابنده به طور جداگانه نشان داده شده است.

۵-۱- تشخیص خطای عملگر

روتورها، عملگرهای اصلی مالتی روتور هستند که برای کنترل وضعیت مالتی روتور تمایل یابنده استفاده می‌شوند. در این بخش روش طراحی پیشنهادی برای تشخیص خطا در عملگر توضیح داده شده است. معادله وضعیت غیرخطی مالتی روتور با خطای عملگر را می‌توان به صورت زیر توصیف کرد:

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u + D(x, t) + f_{ta}(x, t)$$

$$x = [p, q, r]^T$$

$$f(x) = [f_p \quad f_q \quad f_r]^T$$

$$g(x) = \begin{bmatrix} 0 & -1/I_x & 0 \\ 1/I_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & K/I_x \end{bmatrix} \quad (16)$$

که $D(x, t)$ عدم قطعیت سیستم و $f_{ta}(x, t)$ خطای عملگر است. f_p ، f_q و f_r را می‌توان به صورت زیر تعریف کرد:

$$f_p = rql_y - qrl_z$$

$$f_q = prl_z - prl_x$$

$$f_r = qpl_x - pql_y$$

(17)

باتوجه به روش ذکر شده در بخش ۴، طراحی تشخیص خطا برای عملگرهای مالتی روتور تمایل یابنده به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\hat{u} = g(x)^{-1}(\dot{x} - f(x))$$

$$\tilde{u} = u - (\hat{u} + N_{a_i}(t))$$

(18)

که $N_{a_i}(t) = W_i(t) \sigma \left(\sum_{j=1}^3 V_{i,j}(t) N_{a_i}(t - j\tau) + V_{i,4}(t) \hat{u}_i(t - \tau) \right)$ و \hat{u} مدل مشاهده‌گر غیرخطی را نشان می‌دهد.

مقدار $N_{a_i}(t)$ در هر زمان نمونه‌برداری به صورت زیر بروز می‌شود

$$N_{a_i}(k+1) = W_i(t) \sigma \left(\sum_{j=1}^r V_{i,j}(t) N_{a_i}(k-j+1) + \sum_{j=1}^s V_{i,j+r}(t) \hat{u}_i(k-j+1) \right) \quad (19)$$

۵-۲- تشخیص خطا حسگر

در این بخش خطای حسگر در نظر گرفته شده است. مشابه بخش ۴-۱ یک مشاهده‌گر تطبیقی شبکه عصبی برای تشخیص خطای حسگر طراحی شده است.

$$\begin{aligned}\hat{y} &= \hat{x} + N_{s_i}(t) \\ \tilde{y} &= y - \hat{y}\end{aligned}\quad (20)$$

که $\hat{x} = [\hat{p}, \hat{q}, \hat{r}]^T$ ، $y = [p \ q \ r]^T$ و $N_{s_i}(t)$ به صورت زیر محاسبه می‌شود

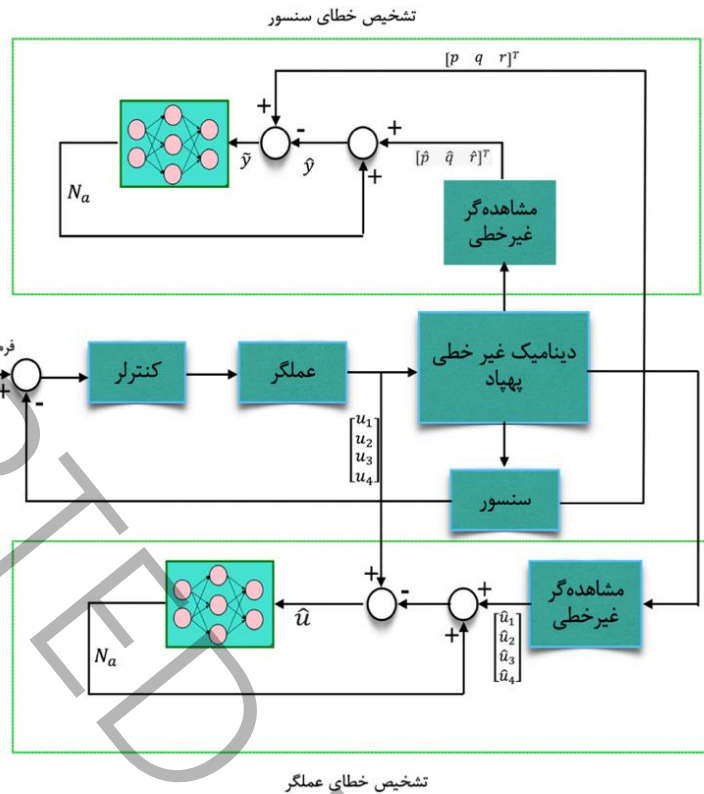
$$N_{s_i}(t) = W_i(t) \sigma \left(\sum_{j=1}^3 V_{i,j}(t) N_{s_i}(t - j\tau) + V_{i,4}(t) \hat{y}_i(t - \tau) \right) \quad (21)$$

مقدار $N_{s_i}(t)$ در هر زمان نمونه‌برداری بروز می‌شود و به صورت زیر تعریف می‌شود

$$N_{s_i}(k+1) = W_i(t) \sigma \left(\sum_{j=1}^r V_{i,j}(t) N_{s_i}(k-j+1) + B_i(k) \right) \quad (22)$$

$$B_i(k) = \sum_{j=1}^s V_{i,j+r}(t) e_i(k-j+1)$$

ساختار کلی سیستم پیشنهادی برای تشخیص خطای عملگر و حسگر در شکل ۳ نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، برای تشخیص خطا در عملگر، مشاهده‌گر غیرخطی را می‌توان با استفاده از معادلات (۲)، (۳)، (۱۱) و (۱۲) به دست آورد. در همان زمان شبکه عصبی با استفاده از روش پیشنهادی، خطای احتمالی را تشخیص می‌دهد. تشخیص خطای حسگر را می‌توان با مراحل مشابه انجام داد. یک مشاهده‌گر غیرخطی، خروجی حسگر موردنظر را بر اساس معادله (۲) و (۳) تخمین می‌زند. ساختار کلی سیستم پیشنهادی برای تشخیص خطای عملگر و حسگر در شکل ۳ نشان داده شده است.



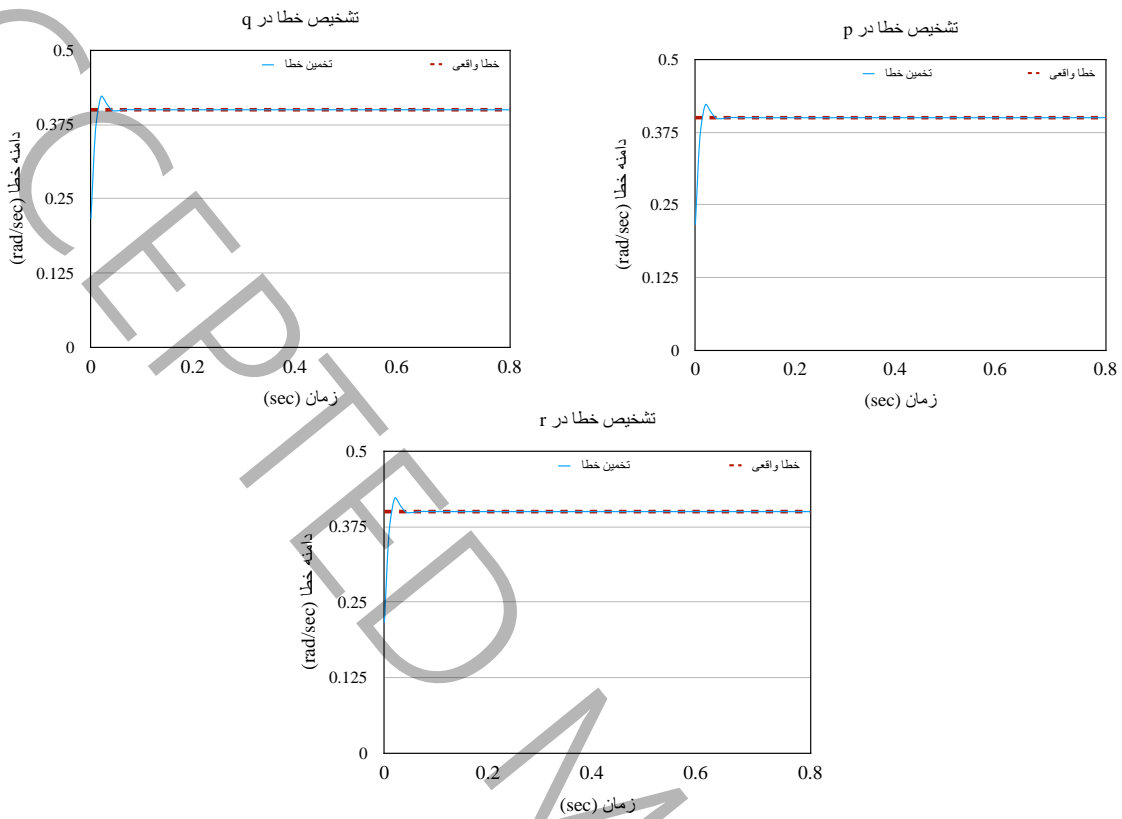
شکل ۳: نمایی کلی از روش تشخیص خطای پیشنهادی برای عملگر و حسگر

Figure 3: An overall diagram of proposed FD technique for actuators and sensors

۶- شبیه‌سازی عددی

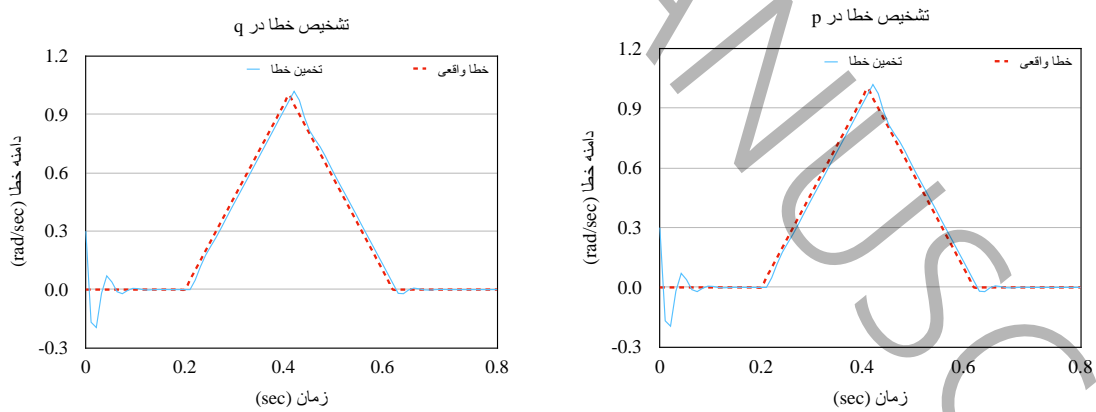
این بخش نشان می‌دهد که طرح پیشنهادی قادر است خطای عملگرها و حسگرهای مالتی روتور را شناسایی و جداسازی کند. یک کوادکوپتر با روتورهای تمایل یابنده به عنوان بستر آزمایش انتخاب شده است و مشخصات دقیق در رفرنس [۲۱] آمده است. شرایط اولیه شبکه عصبی براساس دینامیک سیستم و اهداف طراح انتخاب شده است. براساس پیچیدگی سیستم، آن‌ها را می‌توان از طریق تنظیم دستی پس از چند شبیه‌سازی یا با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی آفلاین مانند الگوریتم ژنتیک تنظیم کرد [۲۲]. به منظور نشان دادن مزایای تکنیک معرفی شده سناریوهای مختلف شبیه‌سازی آزمایش شده است. در شبیه‌سازی‌ها، خطاهای ناگهانی، بایاس، خطای اولیه و خطای سینوسی در حسگر و عملگر مالتی‌روتور در نظر گرفته شده است. این نوع خطاها می‌تواند به دلایل مختلفی مانند افت ولتاژ منبع تغذیه یا جریان عملگر (زیرا آنها معمولاً به منبع تغذیه جداگانه نیاز دارند)، وقفه در ارتباط بین عملگر و کنترلر، اثر نویز بر روی عملگر و محرومیت از سرویس برای مدتی به دلیل سرعت پردازنده و پهنای باند شبکه رخ دهد [۲۳، ۲۴]. نتایج شبیه‌سازی در شکل ۴-۱۱ آورده شده است. به دلیل سرعت انطباق بالا، روش پیشنهادی توانایی تشخیص خطاهای ناگهانی را با دقت بالا دارد. شکل ۴-۱۱ توانایی تشخیص خطا در حسگرها و عملگرها را برای خطای بایاس نشان می‌دهد. این نوع خطا مانند داده‌های سیگنال از یک مدار است که یک خطای ثابت با دامنه‌ی کوچک است. شکل‌های ۵ و ۱۰ تشخیص خطای ناگهانی (مثلی) برای حسگرها و عملگرها را نشان می‌دهد. به دلیل انطباق سریع روش پیشنهادی، عملکرد خوبی را در تشخیص این نوع خطا از خود نشان می‌دهد. شکل‌های ۶ و ۹ قابلیت تشخیص خطای حسگر و عملگر را برای یک خطای مستطیلی نشان می‌دهد. این خطا دارای دو لبه تیز است که نیاز به تشخیص سریع دارد. که روش پیشنهادی با دقت مناسبی لبه‌های تیز را پوشش می‌دهد. شکل‌های ۷ و ۸ قابلیت تشخیص خطای عملگر و حسگر را

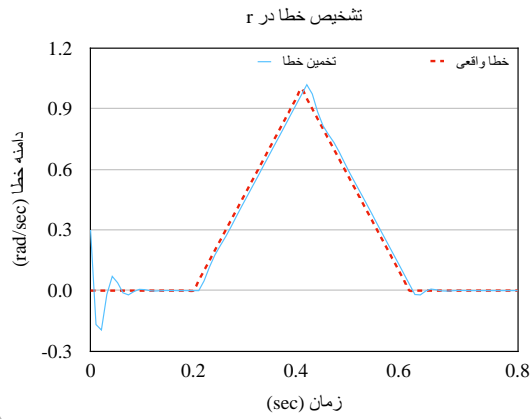
برای یک خطای سینوسی نشان می‌دهند. این خطا متناوب بوده و دارای قله‌ها و دره‌های متعدد است که نیاز به تشخیص سریع و دقیق دارد. که روش پیشنهادی با دقت مناسبی قله‌ها و دره‌ها را پوشش می‌دهد.



شکل ۴: توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای بایاس در سنسور

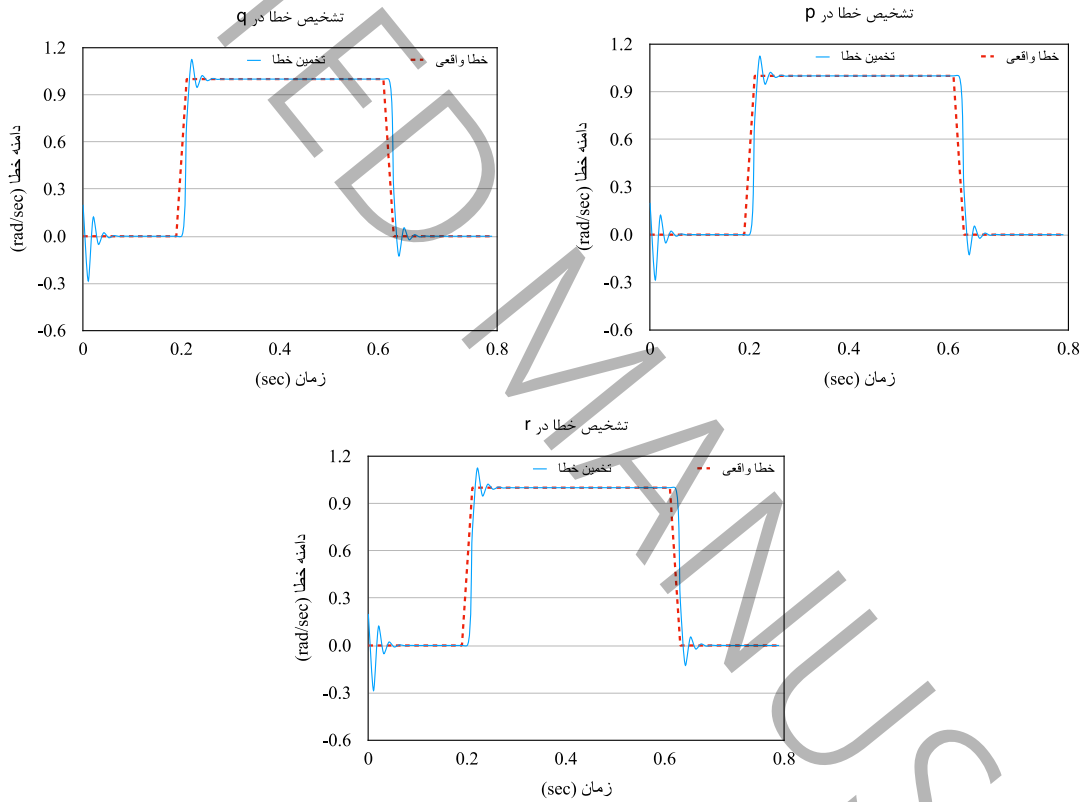
Figure 4: Ability of proposed method for detect bias fault in sensor





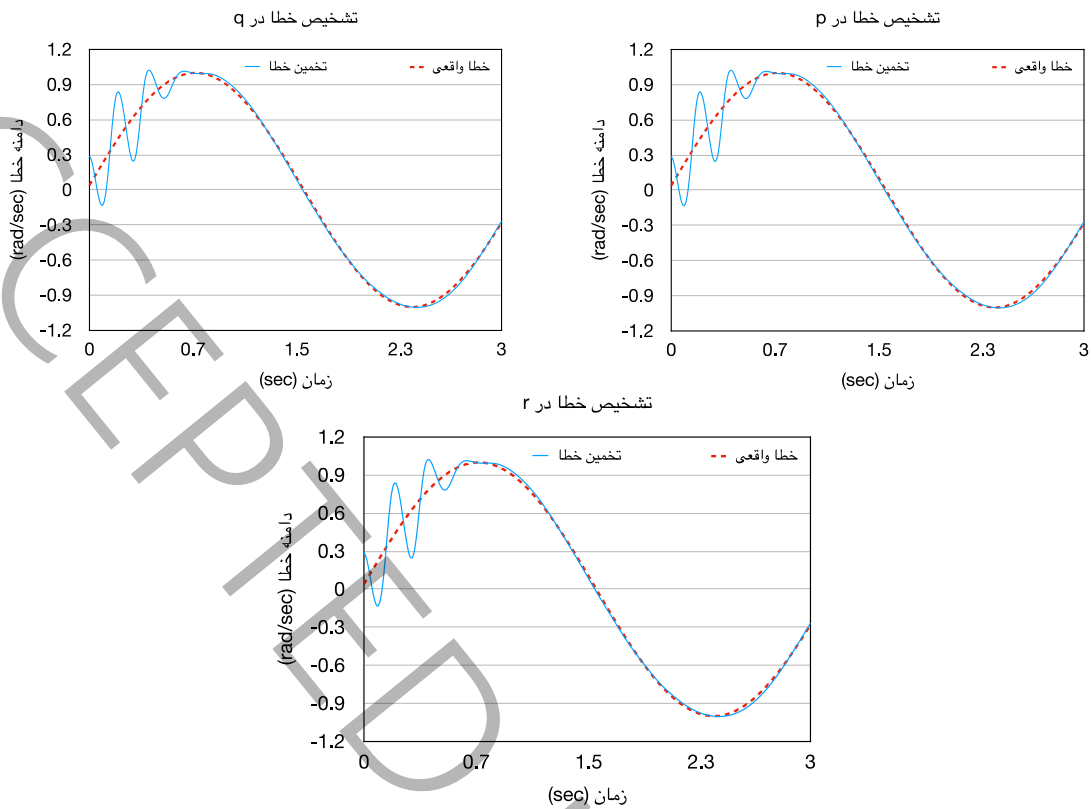
شکل ۵: توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای ناگهانی (مثلثی) در سنسور

Figure 5: Ability of proposed method for detect abrupt fault (triangular) in sensor



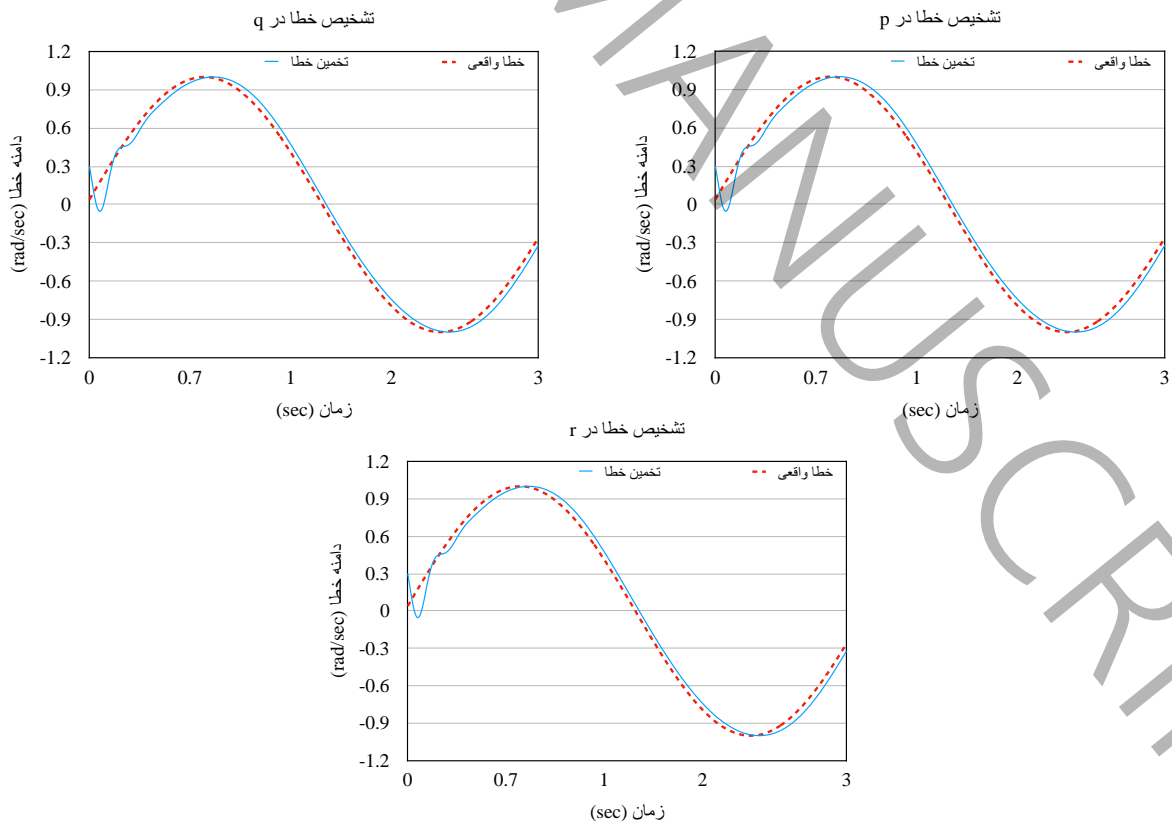
شکل ۶: توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای ناگهانی (مربعی) در سنسور

Figure 6: Ability of proposed method for detect abrupt fault (rectangular) in sensor



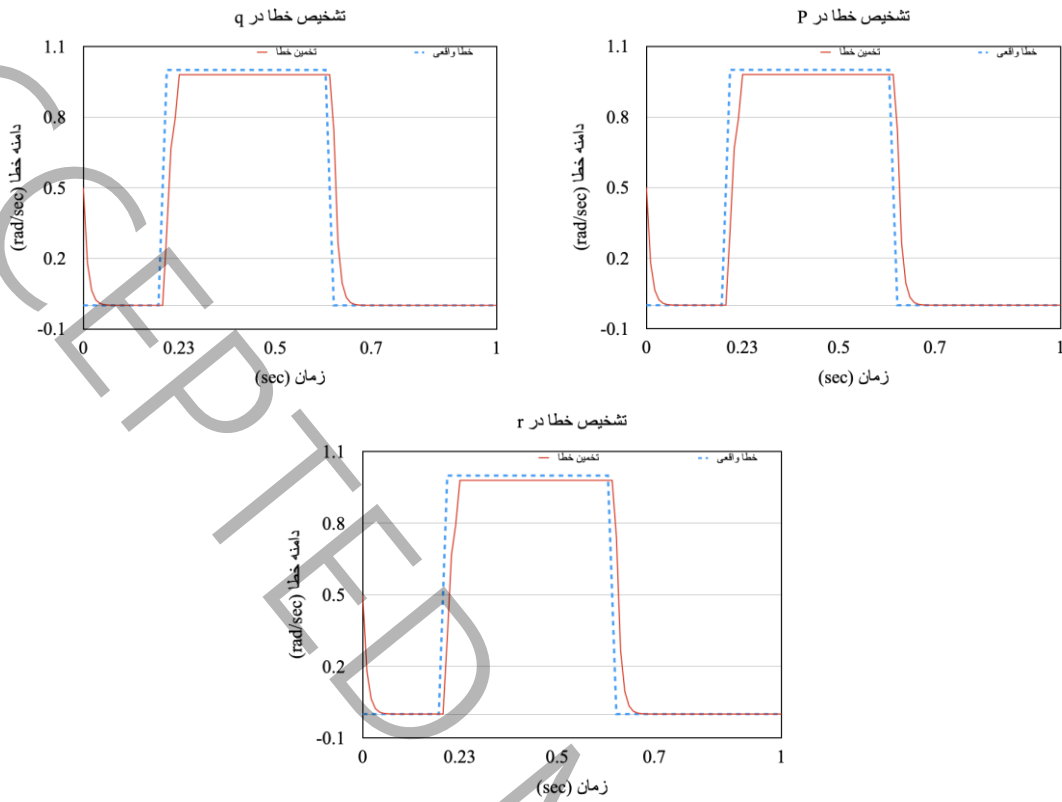
شکل ۷: توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای سینوسی در سنسور

Figure 7: Ability of proposed method for detect sinusoidal fault in sensor



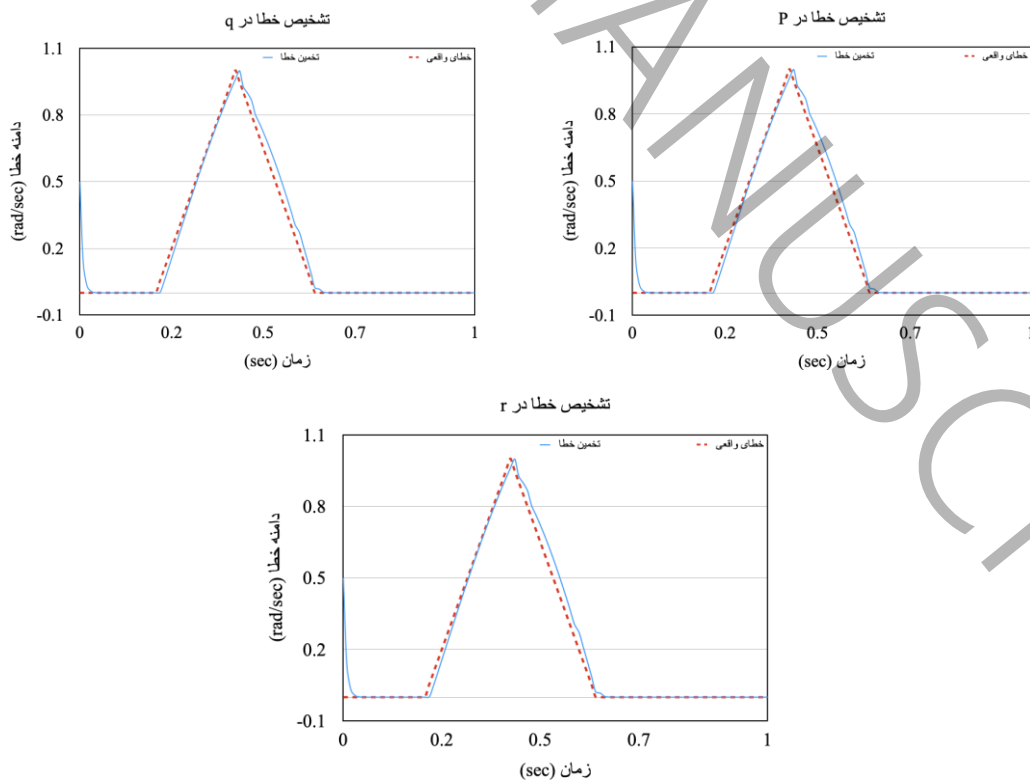
شکل ۸: توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای سینوسی در عملگر

Figure 8: Ability of proposed method for detect sinusoidal fault in actuator



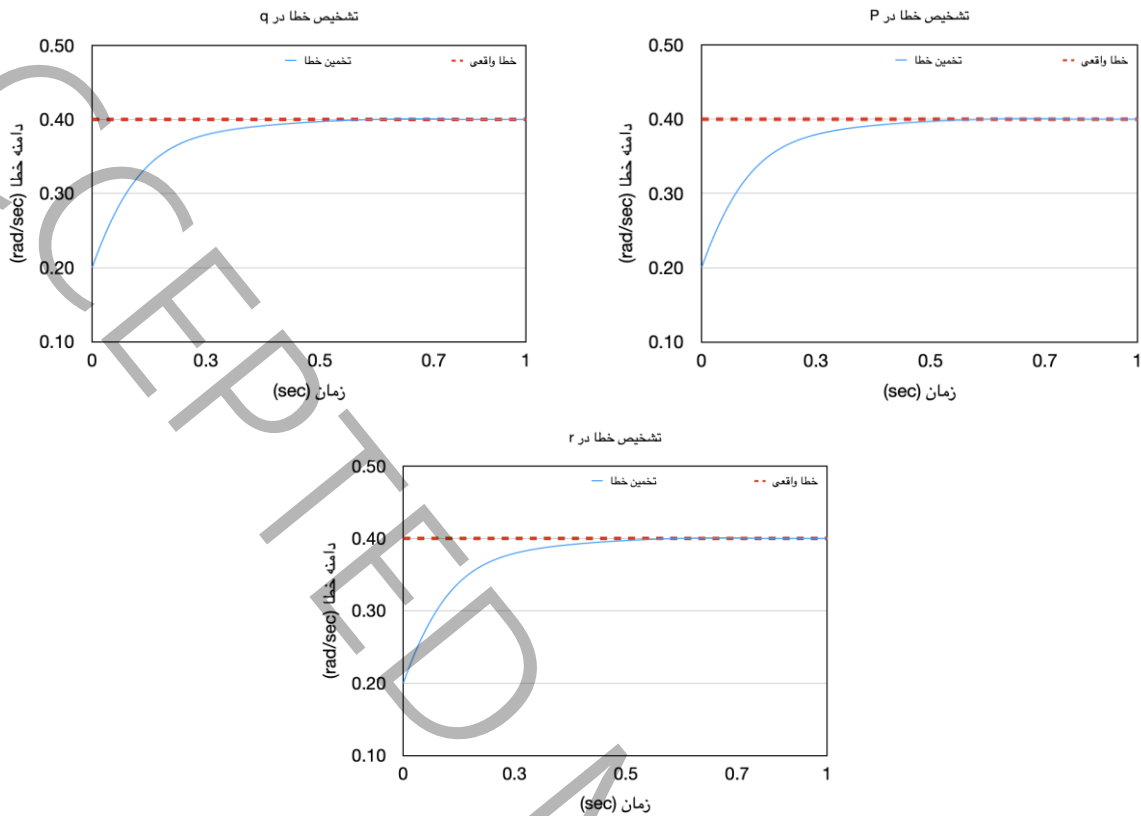
شکل ۹: توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای ناگهانی (مربعی) در عملگر

Figure 9: Ability of proposed method for detect abrupt fault (rectangular) in actuator



شکل ۱۰: توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای ناگهانی (مثلثی) در عملگر

Figure 10: Ability of proposed method for detect abrupt fault (triangular) in actuator



شکل ۱۱: توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای بایاس در عملگر

Figure 11: Ability of proposed method for detect bias fault in actuator

به منظور ارزیابی کمی مزایای استراتژی پیشنهادی نسبت به شبکه عصبی خالص [۱۵] جذر میانگین مربعات خطای^۱ هر دو استراتژی تشخیص خطا، محاسبه و در جداول ۱ و ۲ ارائه شده است. جذر میانگین مربعات خطا را می توان با استفاده از فرمول زیر بدست آورد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (F_{D_i} - F_i)^2}{N}} \quad (23)$$

که F_{D_i} خطای شناسایی شده، F_i خطای واقعی و N تعداد نمونه های شبیه سازی است. جداول ۱ و ۲ نشان می دهد که طرح پیشنهادی، جذر میانگین مربعات خطای بسیار کمتری در مقایسه با استراتژی تشخیص مبتنی بر شبکه عصبی معمولی دارد. از این نتایج، می توان نتیجه گرفت که بروزرسانی وزن شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم کالمن فیلتر توسعه یافته عملکرد سیستم تشخیص خطا را برای خطاهای ناگهانی بهبود می بخشد، درحالی که در تشخیص خطا مبتنی بر شبکه عصبی معمولی به دلیل سرعت پایین بروزرسانی وزن های بر شبکه عصبی سیستم را در برابر خطاهای ناگهانی آسیب پذیر می کند. خطاهای ناگهانی سیستم های کنترل وسیله پرنده را به شدت تحت تاثیر قرار می دهند، جایی که یک خطا کوچک در حسگر و عملگر می تواند منجر به عواقب جدی برای وسیله پرنده شود [۲۵]. بنابراین لازم است این پهنیها دارای یک الگوریتم تشخیص خطا باشند که بتواند در کمترین زمان، خطا را با حداکثر دقت تشخیص دهد.

¹ Root Mean Square Error (RMSE)

جدول ۱: مقایسه جذر میانگین مربعات خطا در تشخیص خطا عملگر

Table 1: Root mean square error value comparison in sensor fault detection

خطای سینوسی		خطای مربعی		خطای مثلثی		
NN	NN+EKF	NN	NN+EKF	NN	NN+EKF	
۰/۰۴۵۴	۰/۰۴۱۳	۰/۲۴۸۹	۰/۰۵۵	۰/۰۴۲	۰/۰۱۹۱	u_2
۰/۱۵۲۴	۰/۰۳۹۹	۰/۱۵۷۱	۰/۰۴۵	۰/۱۴۸۴	۰/۰۱۴۱	u_3
۰/۰۹۳۴	۰/۰۴	۰/۲۲۳۰۲	۰/۰۴۹	۰/۰۸۸	۰/۰۱۳۳	u_4

جدول ۲: مقایسه جذر میانگین مربعات خطا در تشخیص خطا سنسور

Table 2: Root mean square error value comparison in actuator fault detection

خطای سینوسی		خطای بایاس		خطای مربعی		خطای مثلثی		
NN	NN+EKF	NN	NN+EKF	NN	NN+EKF	NN	NN+EKF	
۰/۲۸۵	۰/۰۳۹۷	۰/۰۶۵	۰/۰۶۰	۰/۱۴۵۲	۰/۰۱۵	۰/۰۲۶۴	۰/۰۱۴	p
۰/۰۲۹۸	۰/۰۳۶	۰/۰۵۴	۰/۰۳۸	۰/۵۸۹۵	۰/۰۲	۰/۰۴۶۳	۰/۰۰۹	q
۰/۰۳۴۷	۰/۰۳۷	۰/۰۴۴	۰/۰۳	۰/۱۲۰۶	۰/۰۲۲	۰/۰۳۰۳	۰/۰۰۷	r

۷- نتیجه

در این مقاله، یک تکنیک تشخیص خطا معرفی شده است. در این تکنیک از یک شبکه عصبی که با کالمن فیلتر توسعه یافته ترکیب شده است برای تشخیص خطا استفاده می شود، در حالی که پارامترهای وزنی آن توسط کالمن فیلتر توسعه یافته بروز می شوند. این روش بر روی یک مدل مالتی روتور تمایل یابنده آزمایش شده است. خطاهای ناگهانی و متناوب به مالتی روتور تمایل یابنده اعمال شده است تا روش پیشنهادی مورد ارزشیابی قرار گیرد. باتوجه به جذر میانگین مربعات خطای، روش پیشنهادی به دلیل نرخ بالای به روزرسانی وزن های شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی خالص (معمولی) دارد. نتایج شبیه سازی ارائه شده نشان می دهد که روش پیشنهادی می تواند به طور مؤثر انواع مختلف خطاهای رخ داده در حسگرها و عملگرهای پهپاد را شناسایی کند. این تکنیک تشخیص خطا را می توان برای بهبود ایمنی و قابلیت اطمینان پهپادها استفاده کرد، به ویژه زمانی که محدودیت هایی در هزینه و وزن آنها اعمال می شود.

فهرست علائم

		علائم انگلیسی	
Nm	گشتاورهای ایجاد شده توسط روتورها	M_i	ضرایب درگ چرخشی
Nm	ممان‌های تمایل یابندگی	M'_i	عدم قطعیت سیستم و اغتشاش
	مشاهده‌گر شبکه عصبی برای عملگر	N_a	خطای تخمین خروجی
	مشاهده‌گر شبکه عصبی برای حسگر	N_s	تابع حالت
rad/s	سرعت زاویه‌ای	P	N نیروهای ایجاد شده توسط چهار روتور
	ماتریس کوواریانس خطای تخمین	P_i	
	ماتریس کوواریانس تخمین نویز	R_i	بردار خطای عملگر
rad/s	سرعت زاویه‌ای	r	بردار خطای حسگر
	ماتریس دوران	T^{EB}	شتاب گرانشی
rad/s	سرعت زاویه‌ای	u	تابع ورودی سیستم
	بردار ورودی سیستم	$u(t)$	تابع خروجی
	مدل مشاهده‌گر غیرخطی	$\hat{u}(t)$	ممان اینرسی در راستای X
	وزن شبکه عصبی	V_i	ممان اینرسی در راستای Y
	وزن شبکه عصبی	W_i	ممان اینرسی در راستای Z
	بردار حالت سیستم	$x(t)$	وزن کالمن
	بردار حالت مشاهده‌گر	$\hat{x}(t)$	ضریب تراست
			ضریب گشتاور
		m	طول بازوی روتور تمایل یابنده
		kg	جرم روتور تمایل یابنده
			علائم یونانی
			η ضریب یادگیری
		rad	θ زاویه پیچ
			σ تابع فعالسازی
			τ اندازه گام مشاهده‌گر
		rad	ϕ زاویه رول
		rad	ψ زاویه پیچ
		rad/s	ω_i سرعت زاویه‌ای

- [1] H. Lim, J. Park, D. Lee, H.J. Kim, Build Your Own Quadrotor: Open-Source Projects on Unmanned Aerial Vehicles, IEEE Robotics & Automation Magazine, 19(3) (2012) 33-45.
- [2] I. Samy, I. Postlethwaite, D.-W. Gu, Survey and application of sensor fault detection and isolation schemes, Control Engineering Practice, 19(7) (2011) 658-674.
- [3] R.J. Patton, P.M. Frank, R.N. Clark, Issues of fault diagnosis for dynamic systems, Springer Science & Business Media, 2013.
- [4] D. Du, B. Jiang, Actuator fault estimation and accommodation for switched systems with time delay: Discrete-time case, ISA Transactions, 62 (2016) 137-144.
- [5] P. Lu, E.-J. van Kampen, C. de Visser, Q. Chu, Nonlinear aircraft sensor fault reconstruction in the presence of disturbances validated by real flight data, Control Engineering Practice, 49 (2016) 112-128.
- [6] K. Zhang, B. Jiang, X.-G. Yan, Z. Mao, Sliding mode observer based incipient sensor fault detection with application to high-speed railway traction device, ISA Transactions, 63 (2016) 49-59.
- [7] D. Henry, Fault Diagnosis of Microscope Satellite Thrusters Using H-infinity/H_∞ Filters, Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 31(3) (2008) 699-711.
- [8] H. Ballesteros-Moncada, E.J. Herrera-López, J. Anzures-Marín, Fuzzy model-based observers for fault detection in CSTR, ISA Transactions, 59 (2015) 325-333.
- [9] M. Chen, P. Shi, C.C. Lim, Adaptive Neural Fault-Tolerant Control of a 3-DOF Model Helicopter System, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 46(2) (2016) 260-270.
- [10] A. Abbaspour, P. Aboutalebi, K.K. Yen, A. Sargolzaei, Neural adaptive observer-based sensor and actuator fault detection in nonlinear systems: Application in UAV, ISA Transactions, 67 (2017) 317-329.
- [11] G. Tao, S. Chen, S.M. Joshi, An adaptive actuator failure compensation controller using output feedback, IEEE Transactions on Automatic Control, 47(3) (2002) 506-511.
- [12] W. Qing, M. Saif, Neural adaptive observer based fault detection and identification for satellite attitude control systems, in: Proceedings of the 2005, American Control Conference, 2005., 2005, pp. 1054-1059 vol. 1052.
- [13] G. Heredia, A. Ollero, Detection of sensor faults in small helicopter UAVs using observer/Kalman filter identification, Mathematical Problems in Engineering, (2011).
- [14] Q. Shen, B. Jiang, P. Shi, C.C. Lim, Novel Neural Networks-Based Fault Tolerant Control Scheme With Fault Alarm, IEEE Transactions on Cybernetics, 44(11) (2014) 2190-2201.
- [15] H.A. Talebi, K. Khorasani, S. Tafazoli, A Recurrent Neural-Network-Based Sensor and Actuator Fault Detection and Isolation for Nonlinear Systems With Application to the Satellite's Attitude Control Subsystem, IEEE Transactions on Neural Networks, 20(1) (2009) 45-60.
- [16] A. Nemati, M. Kumar, Modeling and control of a single axis tilting quadcopter, in: 2014 American Control Conference, 2014, pp. 3077-3082.
- [17] B. Safarinejadian, E. Kowsari, Fault detection in non-linear systems based on GP-EKF and GP-UKF algorithms, Systems Science & Control Engineering, 2(1) (2014) 610-620.
- [18] M. Namdari, H. Jazayeri-Rad, Incipient fault diagnosis using support vector machines based on monitoring continuous decision functions, Engineering Applications of Artificial Intelligence, 28 (2014) 22-35.
- [19] L. Ljung, T. Söderström, Theory and practice of recursive identification, MIT press, 1983.
- [20] J. Chen, R.J. Patton, Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems, Springer Science & Business Media, 2012.
- [21] S. Sridhar, G. Gupta, R. Kumar, M. Kumar, K. Cohen, Tilt-Rotor Quadcopter Xplored: Hardware based Dynamics, Smart Sliding Mode Controller, Attitude Hold & Wind Disturbance Scenarios, in: 2019 American Control Conference (ACC), 2019, pp. 2005-2010.
- [22] A. Abaspour, S.H. Sadati, M. Sadeghi, Nonlinear optimized adaptive trajectory control of helicopter, Control Theory and Technology, 13(4) (2015) 297-310.
- [23] A. Sargolzaei, K.K. Yen, M.N. Abdelghani, Preventing Time-Delay Switch Attack on Load Frequency Control in Distributed Power Systems, IEEE Transactions on Smart Grid, 7(2) (2016) 1176-1185.

[24] G. Ducard, H.P. Geering, Efficient Nonlinear Actuator Fault Detection and Isolation System for Unmanned Aerial Vehicles, *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 31(1) (2008) 225-237.

[25] Z. Gao, C. Cecati, S.X. Ding, A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques—Part I: Fault Diagnosis With Model-Based and Signal-Based Approaches, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 62(6) (2015) 3757-3767.

Fault detection using neural network for tilting rotor

Alireza Yaghoubi^a, Mohsen Mohammadi^{a1}

^a Department of Mechanical Engineering, University of Shiraz, Shiraz, Iran

ABSTRACT

System faults, usually lead to changes in critical system parameters or even system dynamics, may lead to reduced performance and unsafe operating conditions. Fault detection plays an important role in ensuring system safety and reliability for unmanned aerial vehicles. Artificial neural networks have a good potential to detect and isolate faults in complex processes. In this paper, an observer based on adaptive neural network is presented. In this study, the adaptive neural network is designed as an intelligent learning system to detect and isolate sensor and actuator error in a nonlinear dynamic model of an unmanned aerial vehicle. Due to the nonlinearity of the system, the weighting parameters of the neural network are updated using the extended Kalman filter, which increases the convergence rate of the neural network. A set of sudden and intermittent faults is applied to a nonlinear dynamic model of a tilting multicopter to evaluate the method. Due to the high rate of updating the neural network weightings, the proposed method is able to detect sudden and intermittent faults with appropriate accuracy and speed. Numerical simulation results are also given to show the performance of the proposed method. which shows the proper performance of this design.

KEYWORDS

Fault Detection, Tilting Rotor, Adaptive Neural Network, Extended Kalman Filter, Nonlinear System.

¹ Corresponding Author: Email: Mohsen_mohammadi@shirazu.ac.ir