



Fault Detection Using Neural Network in Tilt Rotor

Alireza Yaghoubi, Mohsen Mohammadi *

School of Mechanical Engineering, Shiraz University, Shiraz, Iran

ABSTRACT: System faults, which usually lead to changes in critical system parameters or even system dynamics, may lead to degraded 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 an excellent potential to detect and isolate faults in complex processes. In this paper, an observer based on an 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 faults in a nonlinear dynamic model of an unmanned aerial vehicle. Due to the system's nonlinearity, the neural network's weighting parameters are updated using the extended Kalman filter, which increases the convergence rate of the neural network. A set of abrupt, intermittent and incipient faults are applied to a nonlinear dynamic model of a tilt rotor to evaluate the method. Due to the high update rate of neural network weighting, the proposed method can detect abrupt, intermittent and incipient faults accurately and quickly. Numerical simulation results are also given to show the performance of the proposed method, which shows the proper performance of this design.

Review History:

Received: Jan. 13, 2024

Revised: Apr. 26, 2024

Accepted: Jul. 05, 2024

Available Online: Jul. 17, 2024

Keywords:

Fault Detection

Tilt Rotor

Adaptive Neural Network

Extended Kalman Filter

Nonlinear Dynamic

1- Introduction

In recent years, the quadrotor drone has received much attention as a particular type of drone. Due to the unique capabilities of vertical take-off and landing and hovering, this vehicle has been widely used in many areas, for example, security patrol, forest fire monitoring, search and rescue, power line inspection, remote sensing, geographical studies, recognition, and **aerial** transportation [1]. Integrating unmanned aerial vehicles in urban scenarios requires increased reliability and fault predictability, especially when these unmanned vehicles must be certified to fly in densely populated areas. Considering that faults in aviation systems can cause irreparable financial losses, early detection plays a vital role in the flight control system. Unmanned aerial vehicles (UAVs) are more vulnerable to faults because they need to detect and compensate for faults without a human interface. Fault detection is one of the most critical problems in aerospace engineering. In UAVs, size, weight, and cost are the three critical factors in their design. For these reasons, hardware redundancy is not a tangible solution for designing fault-tolerant systems for small UAVs, which should be lightweight and cost-effective. Therefore, the idea of analytical redundancy has been proposed as an alternative solution. Since the analytical redundancy approach is based on a mathematical model of the system, they are called

model-based techniques for fault detection (FD). Actuator and sensor faults are two major faults that should be detected and isolated in UAVs. In actuator malfunction, the control system cannot correctly apply its commands to the system so the flight performance may degrade. Actuator faults mean partial loss or malfunction of the actuator's control actions. Thus, the actuator fault should be detected first to design an effective fault-tolerant controller. In sensor malfunction, the needed information may not be correctly measured, transmitted, or received correctly by the control system; therefore, the control system does not behave appropriately due to false information. For this reason, sensor failure may cause more severe problems in the UAV control system [2]. In this paper, we have developed a nonlinear model-based fault detection strategy for aircraft sensors and actuators. This strategy includes an adaptive NN in which its learning coefficient is updated by EKF. This strategy includes an adaptive NN, the learning coefficient updated by EKF.

2- Tilt rotor dynamic model

To design an accurate fault detection system, an accurate dynamic model is needed; unlike traditional quad-rotor models, which have only four rotatory propellers as the vehicle's inputs, in tilting rotor quadcopters, there are four more servo motors attached to each arm that adds one degree

*Corresponding author's email: Mohsen_Mohammadi@shirazu.ac.ir



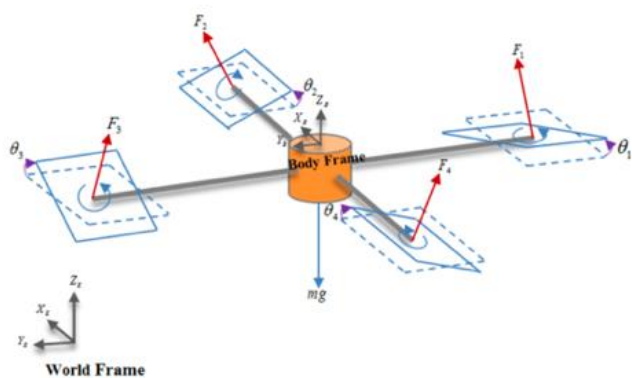


Fig. 1. Schematic diagram showing the coordinate systems and forces acting on the tilting quadcopter

of freedom to each of the propellers, resulting in the tilting motion along their axes. This section presents the equations of motion of a tilting rotor quadcopter. “Figure 1” schematically shows the coordinate system and forces acting on a tilting quadcopter [2].

3- Tilting Rotor with One Propeller Failure

When all the propellers of the tilt-rotor quadcopter are working then it yields a stable configuration as a result of symmetry of forces and moments. Without loss of generality, we assume that the first propeller/motor which is located in the roll plane fails during the hovering flight of the quadcopter. Then, the quadcopter would possess three working propellers and one failed propeller. Once the failure occurs the UAV will experience asymmetry about the roll axis. When all the propellers of the tilt-rotor quadcopter are working, it yields a stable configuration due to the symmetry of forces and moments. However, if the first propeller/motor, located in the roll plane, were to fail during the hovering flight, the quadcopter would be left with three working propellers and one failed propeller. This asymmetry about the roll axis would significantly impact the UAV’s stability.

4- Neural Network Adaptive Structure

Faults in a system may be nonlinear and unpredictable; hence, an NN can be a suitable candidate for fault estimation. Unlike the direct NN modeling procedures, an NNAS estimates faults based on the nonlinear observer and sensor/actuator output.

4- 1- Neural network weight update law

To have fast fault detection, neural network weights should be tuned [3]. Neural network weights should be tuned to achieve fast fault detection. An adaptive parameter tuning algorithm based on the Extended Kalman Filter (EKF) is introduced. This filter helps to update the NN weighting parameters online with a fast convergence rate of learning.

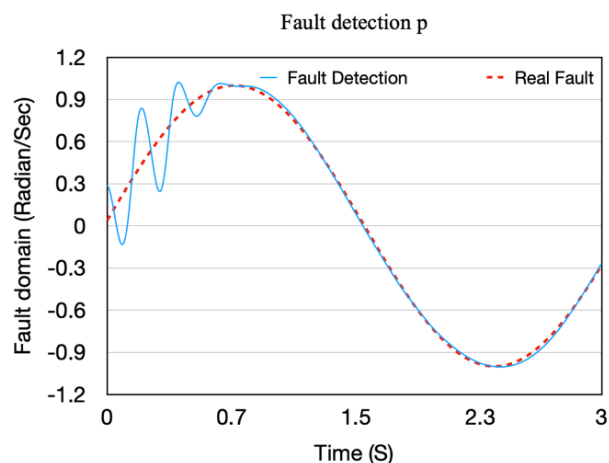


Fig. 2. Ability of the proposed method to detect the sinusoidal fault in sensor

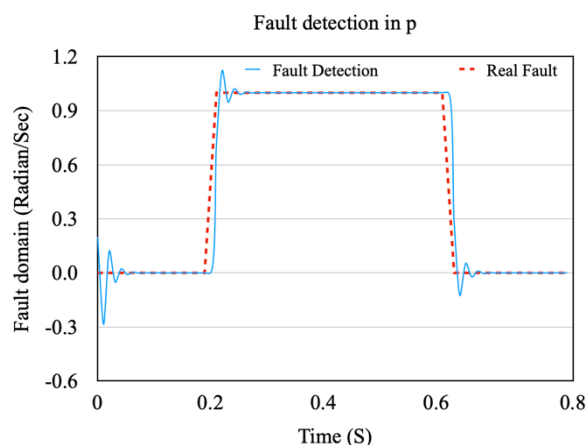


Fig. 3. Ability of the proposed method to detect abrupt fault (rectangular) in sensor

5- Results and Discussion

This section shows that the proposed scheme is able to detect and isolate the faults of tilt-rotor actuators and sensors. A quadcopter with tilting rotors is chosen as the test bed; detailed specifications are given in reference [4]. The initial conditions of the neural network are selected based on the dynamic of the system and designer objectives. Based on the system’s complexity, they can be tuned through manual tuning after a few simulations or using offline optimization algorithms like genetic algorithms [3]. In order to show the advantages of the introduced technique, various simulation scenarios have been tested. The simulation results are presented in “Figure 2-4”. Due to the speed of adaptation, the proposed method has high accuracy in fault detection. In order to evaluate the advantages of the proposed strategy over the pure neural network quantitatively, the root-mean-square errors (RMSE) of both detection strategies are calculated. The

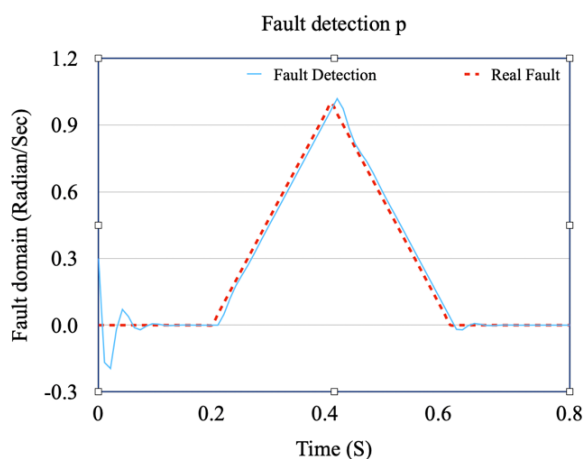


Fig. 4. Ability of the proposed method to detect abrupt fault (triangular) in the sensor

proposed design has much less RMSE than the conventional pure NN-based detection strategy.

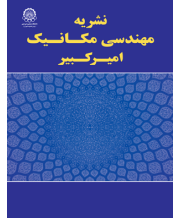
6- Conclusions

In this paper, a fault detection technique has been introduced. In this technique, a neural network is used for fault detection, while its weighting parameters are updated by an extended Kalman filter. This technique uses a neural network

for fault detection while an extended Kalman filter updates its weighting parameters. The root-mean-square error shows that the proposed method can efficiently detect and identify faults in UAV sensors and actuators. Moreover, its ability has been compared with one of the recent neural network-based fault detection methods, and the simulation results show that the proposed method has better performance in detecting faults. This accurate and efficient technique can be used for UAV fault detection to improve safety and reliability, especially when restrictions on their cost and weight are imposed.

References

- [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] A. Abaspour, S.H. Sadati, M. Sadeghi, Nonlinear optimized adaptive trajectory control of helicopter, *Control Theory and Technology*, 13 (2015) 297-310.
- [4] 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.



تشخیص خطا با استفاده از شبکه عصبی در روتور تمایل یابنده

علیرضا یعقوبی، محسن محمدی*

دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران.

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۴۰۲/۱۰/۲۳
بازنگری: ۱۴۰۲/۰۲/۰۷
پذیرش: ۱۴۰۳/۰۴/۱۵
ارائه آنلاین: ۱۴۰۳/۰۴/۲۷

کلمات کلیدی:

تشخیص خطا
روتور تمایل یابنده
شبکه عصبی تطبیقی
کالمن فیلتر توسعه یافته
سیستم غیرخطی

خلاصه: 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 نایمن 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 توسعه یافته 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 بروزسانی 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.

۱- مقدمه

و جداسازی سریع خطاها بدون رابط انسانی نقش مهمی در سیستم کنترل پرواز ایفا می‌کند به همین دلیل تشخیص خطا^۱ یکی از مسائل مهم در مهندسی هوافضا است. در پهپادها اندازه، وزن و هزینه‌ی ساخت سه عامل مهم در طراحی هستند. به همین دلیل استفاده از افزونگی سخت‌افزاری^۲ برای تشخیص خطا امکان‌پذیر نیست. بنابراین روش افزونگی تحلیلی^۳ به‌عنوان یک راه‌حل 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 پهپادها 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 کنترل کننده مقاوم در برابر خطا، ابتدا باید خطای عملگر شناسایی شود. یکی دیگر از انواع خطاهایی که ممکن است در پهپادها رخ دهد خطای حسگر است در خطای

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 پهپادها، 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

1 Multi rotor

2 Unmanned Aerial Vehicles (UAVs)

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: Mohsen_mohammadi@shirazu.ac.ir



بود. همچنین برای پهبادهای که نیاز به تشخیص سریع خطا دارند اصلاح نشده بود. هردیا و اولرو^۵ 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^۶ 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^۷

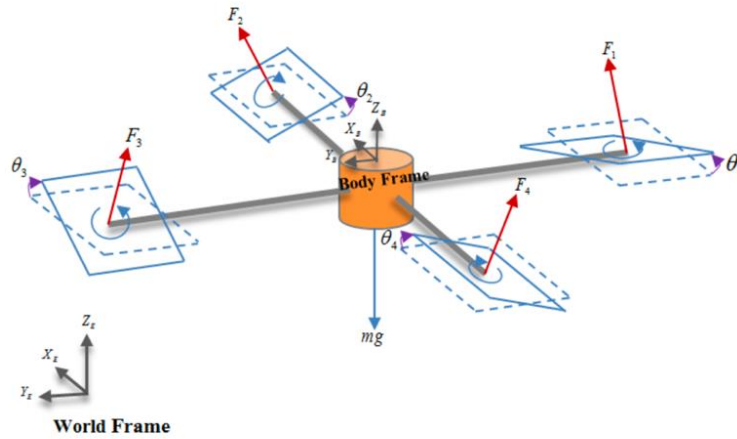
به‌منظور طراحی یک سیستم تشخیص خطای دقیق، یک مدل دینامیکی دقیق موردنیاز است. در این بخش مدل دینامیکی غیرخطی یک مالتی روتور تمایل یابنده ارائه شده است. برخلاف مدل‌های مالتی روتور معمولی که تنها دارای چهار ملخ چرخشی به‌عنوان ورودی وسیله هستند، در مالتی روتور تمایل یابنده چهار سروو موتور دیگر به هر بازو 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].

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

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. با این حال، در صورت وجود خطاهای ناگهانی عملکرد نامطلوبی دارد. اکثر تکنیک‌های تشخیص خطای مبتنی بر مدل، به مدل‌های خطی غیر متغیر 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 به‌روزرسانی وزن‌های یادگیری در مواجهه با خطاهای ناگهانی است. تاو و همکاران [۱۱] یک کنترل‌کننده شبکه عصبی تطبیقی^۱ را معرفی کردند که برای جبران خطاها در سیستم‌های خطی طراحی شده بود. در استراتژی آن‌ها، شناسایی مدل سیستم از طریق یادگیری آفلاین بدست می‌آید. بنابراین سیستم طراحی شده ممکن بود در برابر رفتارهای پیش‌بینی نشده‌ی غیرخطی آسیب‌پذیر باشد. وو^۲ و همکاران [۱۲] برای حل این مشکل، ایده‌ی به‌روزرسانی وزن‌های شبکه عصبی را به کمک کالمن فیلتر توسعه یافته^۲ معرفی کردند. آن‌ها یک سیستم تشخیص خطای مبتنی بر مشاهده‌گر شبکه عصبی^۴ 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

- 1 Adaptive neural network
- 2 Wu
- 3 Extended Kalman Filter (EKF)
- 4 Neural Network (NN)

- 5 Heredia and Ollero
- 6 Recurrent
- 7 Tilting rotor



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

Fig. 1. Schematic diagram showing the coordinate systems and forces acting on the tilting quadcopter

$$\ddot{\phi} I_x = l (F_3 c \theta_3 - F_1 c \theta_1 - C'_1 \dot{\phi}) + (M_1 s \theta_1 - M_3 s \theta_3) + (M_2' + M_4')$$

$$\ddot{\theta} I_y = l (F_4 c \theta_4 - F_2 c \theta_2 - C'_2 \dot{\theta}) + (M_4 s \theta_4 - M_2 s \theta_2) + (M_1' + M_3') \quad (3)$$

$$\ddot{\psi} I_z = l (F_1 s \theta_1 + F_2 s \theta_2 + F_3 s \theta_3 + F_4 s \theta_4 - C'_3 \dot{\psi}) + (M_1 c \theta_1 - M_2 c \theta_2 + M_3 c \theta_3 - M_4 c \theta_4)$$

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

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:

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

که در آن q ، p 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 گشتاور^۲ است.

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:

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

هنگامی که تمام پروانه‌های کوادکوپتر تمایل یابنده بدون خطا کار

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

$$\begin{aligned} \ddot{I}_x &= l (F_3 c\theta_3 - F_1 (c\theta_1 - 1) - C_1' \dot{\phi}) \\ &+ (M_1 (s\theta_1 + 1) - M_3 s\theta_3) + (M_2' + M_4') \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \ddot{I}_y &= l (F_4 c\theta_4 - F_2 c\theta_2 - C_2' \dot{\theta}) \\ &+ (M_4 s\theta_4 - M_2 s\theta_2) + (M_1' + M_3') \end{aligned}$$

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

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

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

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

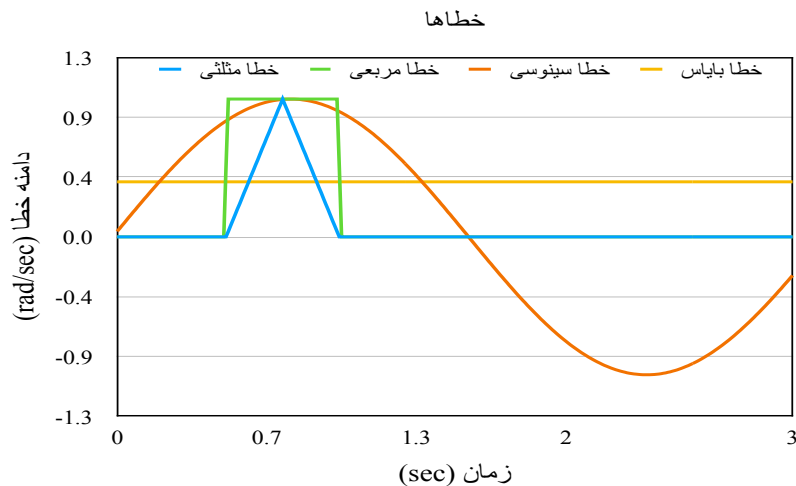
که $M_i' (i = 1, 2, 3, 4)$ ممان‌های تمایل یابندگی هستند که توسط چهار موتور سروو متصل به انتهای هر بازو برای ایجاد یک زاویه تمایل ایجاد می‌شوند و u ، v و w به ترتیب سرعت‌های وسیله پرنده در راستای X ، Y و Z هستند.

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:

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

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

$$\begin{aligned} m\ddot{z} &= -F_1 s\theta_1 s\theta + F_3 s\theta_3 s\theta \\ &- F_4 s\theta_4 s\phi c\theta + F_2 s\theta_2 s\phi c\theta \\ &+ F_1 (c\theta_1 - 1) c\phi c\theta + F_2 c\theta_2 c\phi c\theta \\ &+ F_3 c\theta_3 c\phi c\theta + F_4 s\theta_4 c\phi c\theta - mg - C_3 \dot{z} \end{aligned} \quad (8)$$



شکل ۲. خطاهای وارد شده به سیستم

Fig. 2. faults inserted into the system

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

که در آن ω نرخ تکامل خطای ناشناخته است. در این معادله برای مقادیر کوچک ω ، خطاها به کندی افزایش می‌یابند که به آن‌ها خطاهای اولیه گفته می‌شود. با این حال، برای مقادیر بزرگ‌تر ω ، خطا به شکل پله‌ای ایجاد می‌شود که به عنوان 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 لقی زدن عملگر ایجاد شود. یک نمونه از خطای متناوب در شکل ۲ آورده شده است. پیچیدگی سیستم، احتمال وقوع خطاهای متناوب را افزایش می‌دهد. با توجه 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

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- خطا ناگهانی

خطاهای ناگهانی را می‌توان به عنوان 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:

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 $V_i(t) = [V_{i,1}(t), \dots, V_{i,m+n}(t)]$ و $W_i(t)$ هستند. $i = 1, \dots, n$ 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 نمونه برداری است. $\sigma(\bullet)$ تابع فعال‌سازی سیگموئید^۲ است و در شبکه عصبی به آن تابع فعال‌سازی تانژانت^۳ یا تابع فعال‌سازی لگاریتم^۴ 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. $e_i(t)$ آمین‌متغیر خطای تخمینی خروجی یا حتی سیستم را ناپایدار کند. $e_i(t) = h(x(t)) - h(\hat{x}(t))$ و تابع فعال‌سازی سیگموئید به صورت $\sigma(x) = \frac{1 - \exp(-x)}{1 + \exp(-x)}$ است.

۴-۲- قانون بروز رسانی وزن شبکه عصبی

به‌منظور دستیابی به عملکرد آنلاین، وزن‌های شبکه عصبی باید به طور مؤثر تنظیم شوند. در اینجا، یک الگوریتم تطبیقی تنظیم پارامتر بر اساس کالمن فیلتر توسعه‌یافته معرفی شده است. کالمن فیلتر توسعه یافته به بروز رسانی پارامترهای وزن شبکه عصبی به‌صورت آنلاین کمک می‌کند، به طوری که نرخ همگرایی سریع یادگیری شبکه عصبی تضمین می‌شود. اگر آمین‌المان از ساختار شبکه عصبی تطبیقی را در نظر بگیریم سپس پارامتر به‌روز رسانی کالمن فیلتر توسعه یافته را می‌توان به‌صورت زیر توصیف کرد [۱۲]:

رخ دهد؛ بنابراین، توانایی تشخیص چندین خطا می‌تواند برای سیستم‌های تشخیص خطا چالش‌برانگیز باشد. خطاهای هم‌زمان رخ داده در عملگر و حسگر در نظر گرفته شده است.

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 به‌صورت زیر در نظر بگیرید:

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

که $\dot{x} \in R^n$ بردار ورودی، $u(t) \in R^m$ بردار خروجی، $y(t) \in R^n$ بردار حالت، $f: R^n \rightarrow R^{n \times m}$ 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، $F_{ts}(x, t)$ و $F_{ta}(x, t)$ 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 مورد نظر را به‌دست 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 این‌رو شبکه عصبی می‌تواند روش مناسبی برای تشخیص خطا باشد. یک ساختار شبکه عصبی تطبیقی خطاها را بر اساس خروجی مشاهده‌گر غیرخطی و خروجی حسگر و عملگر با استفاده از معادلات زیر تخمین می‌زند.

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

که $\hat{x}(t)$ بردار حالت مشاهده‌گر غیرخطی و $N_a(t)$ و $N_s(t)$

1 Neural Network Adaptive Structure (NNAS)

2 Sigmoid
3 Tansig
4 Logsig

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

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:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) + g(x)u + D(x,t) + f_{ta}(x,t) \\ x &= [p, q, r]^T \\ f(x) &= [f_p \quad f_q \quad f_r]^T \end{aligned} \quad (16)$$

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

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:

$$\begin{aligned} f_p &= rql_y - qrl_z \\ f_q &= prl_z - prl_x \\ f_r &= qpl_x - pql_y \end{aligned} \quad (17)$$

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

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

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

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 مشاهده‌گر 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 مشتق خروجی مشاهده‌گر غیرخطی نسبت به θ بر اساس ورودی مشاهده‌گر در مرجع [۲۰]، $H_i(k)$ را برای تشخیص خطا می‌توان به صورت زیر تعریف کرد:

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

که

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

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

ساختار کلی سیستم پیشنهادی برای تشخیص خطای عملگر و حسگر در شکل ۳ نشان داده شده است. همان طور که در شکل ۳ مشاهده می شود، برای تشخیص خطا در عملگر، مشاهده گر غیرخطی را می توان 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 می دهد. تشخیص خطای حسگر را می توان با مراحل مشابه انجام داد. یک مشاهده گر غیرخطی، خروجی حسگر مورد نظر را بر اساس معادله (۲) و (۳) تخمین می زند. ساختار کلی سیستم پیشنهادی برای تشخیص خطای عملگر و حسگر در شکل ۳ نشان داده شده است.

۶- شبیه سازی عددی

این بخش نشان می دهد 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، آن ها را می توان از طریق تنظیم دستی پس از چند شبیه سازی یا با استفاده از الگوریتم های بهینه سازی آفلاین مانند الگوریتم ژنتیک تنظیم کرد [۲۲]. به منظور نشان دادن مزایای تکنیک معرفی شده سناریوهای مختلف شبیه سازی آزمایش شده است. در شبیه سازی ها، خطاهای ناگهانی، بایاس، خطای اولیه و خطای سینوسی در حسگر و عملگر مالتی روتور در نظر گرفته شده است. این نوع خطاها می تواند 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 کنترل، اثر نویز بر روی عملگر و محرومیت از سرویس برای مدتی به دلیل سرعت پردازنده و پهنای باند شبکه رخ دهد [۲۳، ۲۴]. نتایج شبیه سازی 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 و ۱۱ توانایی تشخیص خطا در حسگرها و عملگرها را برای خطای بایاس نشان می دهد. این نوع خطا مانند داده های سیگنال از یک مدار است که یک خطای ثابت با دامنه ی کوچک است. شکل های ۵ و ۱۰ تشخیص خطای ناگهانی (مثلی) برای حسگرها و عملگرها را نشان می دهد. به دلیل انطباق سریع روش پیشنهادی، عملکرد خوبی را در تشخیص این

$$\hat{u} = g(x)^{-1}(\dot{x} - f(x)) \quad (18)$$

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

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 مشاهده گر غیرخطی را نشان می دهد.

مقدار $N_{a_i}(t)$ در هر زمان نمونه برداری به صورت زیر بروز می شود

$$N_{a_i}(k+1) = W_i(t) \sigma \left(\sum_{j=1}^3 V_{i,j}(t) N_{a_i}(k-j+1) + \sum_{j=1}^s V_{i,j+r}(t) \hat{u}_i(k-j+1) \right) \quad (19)$$

۵-۲- تشخیص خطا حسگر

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

$$\hat{y} = \hat{x} + N_{s_i}(t) \quad (20)$$

$$\tilde{y} = y - \hat{y}$$

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

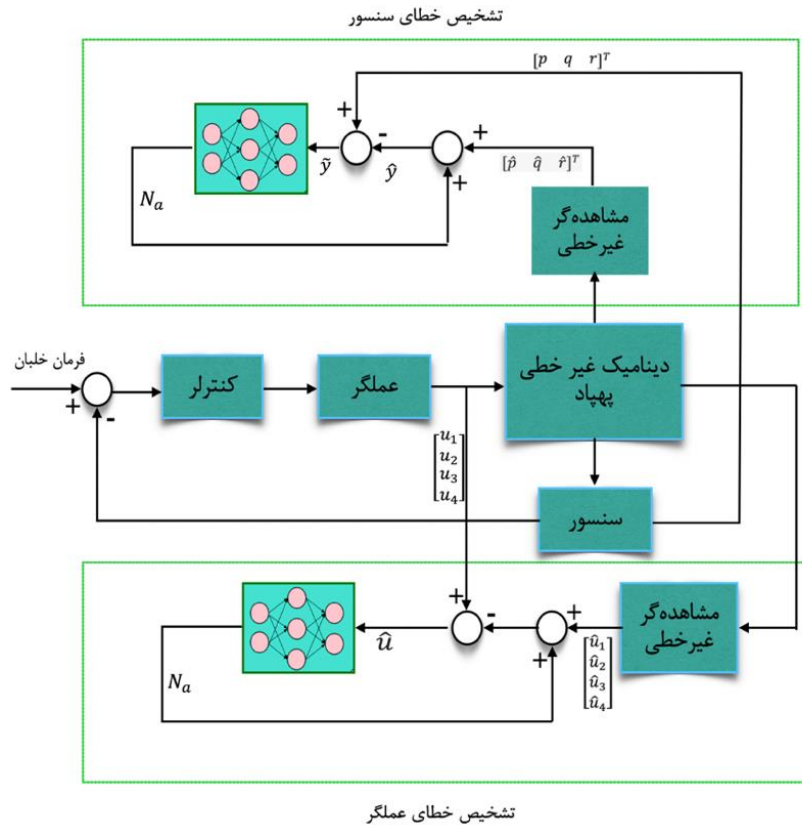
زیر محاسبه می شود

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

مقدار $N_{s_i}(t)$ در هر زمان نمونه برداری بروز می شود و به صورت زیر

تعریف می شود

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



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

Fig. 3. An overall diagram of proposed FD technique for actuators and sensors

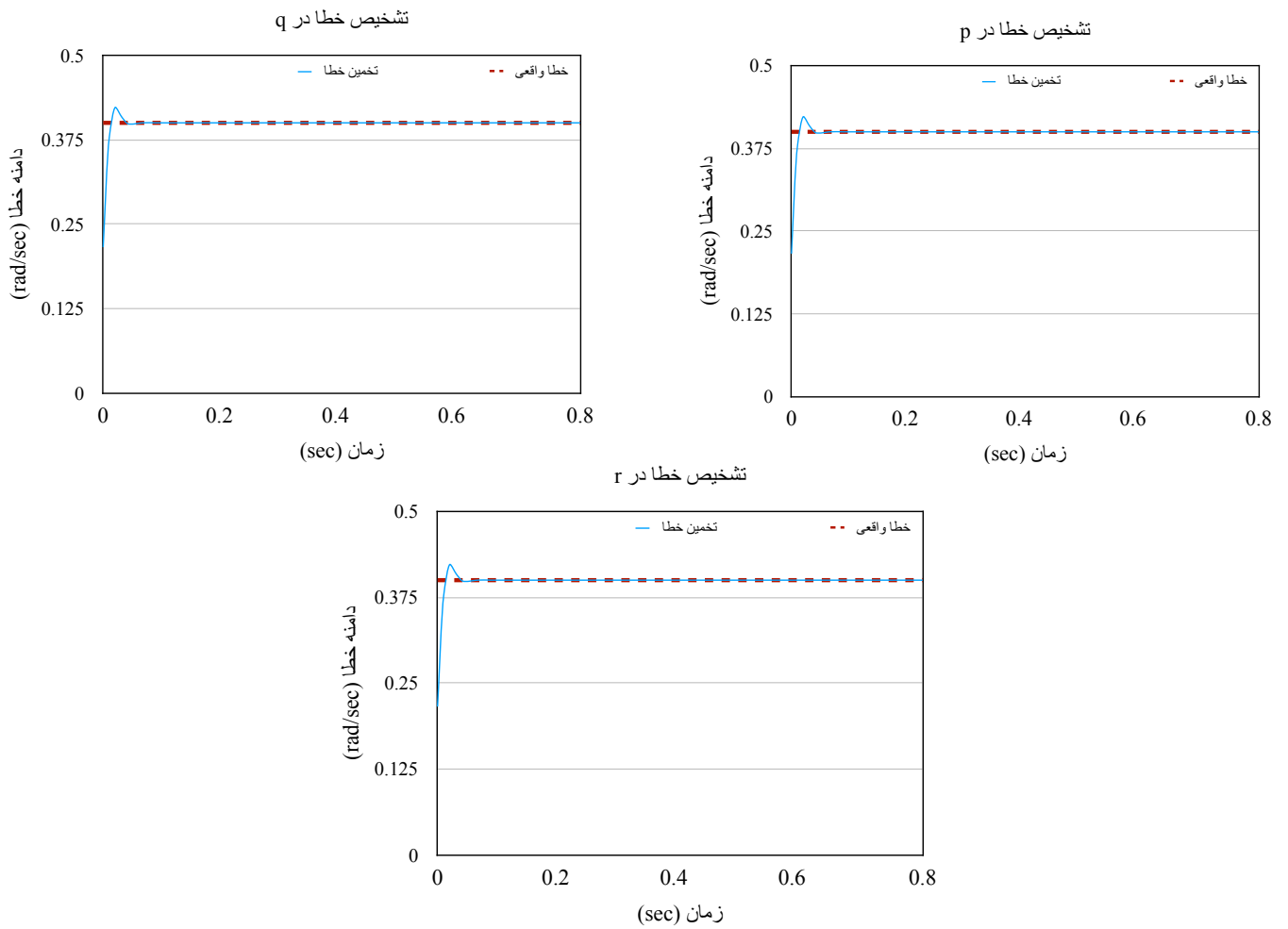
نوع خطا از خود نشان می‌دهد. شکل‌های ۶ و ۹ قابلیت تشخیص خطای حسگر و عملگر را برای یک خطای مستطیلی نشان می‌دهد. این خطا دارای دو لبه تیز است که نیاز به تشخیص سریع دارد. که روش پیشنهادی با دقت مناسبی لبه‌های تیز را پوشش می‌دهد. شکل‌های ۷ و ۸ قابلیت تشخیص خطای عملگر و حسگر را برای یک خطای سینوسی نشان می‌دهند. 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.

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

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.

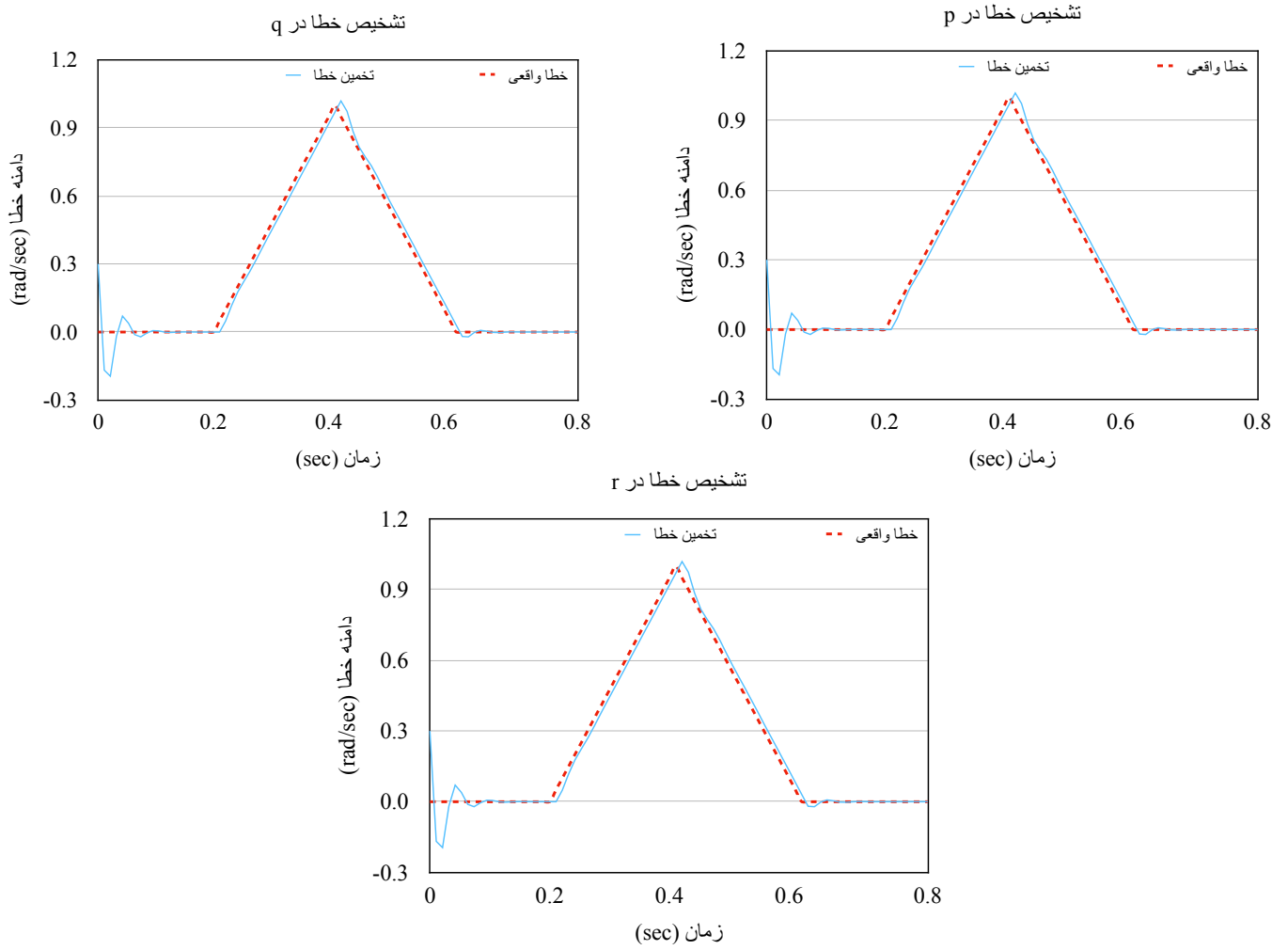
به منظور ارزیابی کمی مزایای استراتژی پیشنهادی نسبت به شبکه عصبی خالص [۱۵] جذر میانگین مربعات خطای^۱ هر دو استراتژی تشخیص

1 Root Mean Square Error (RMSE)



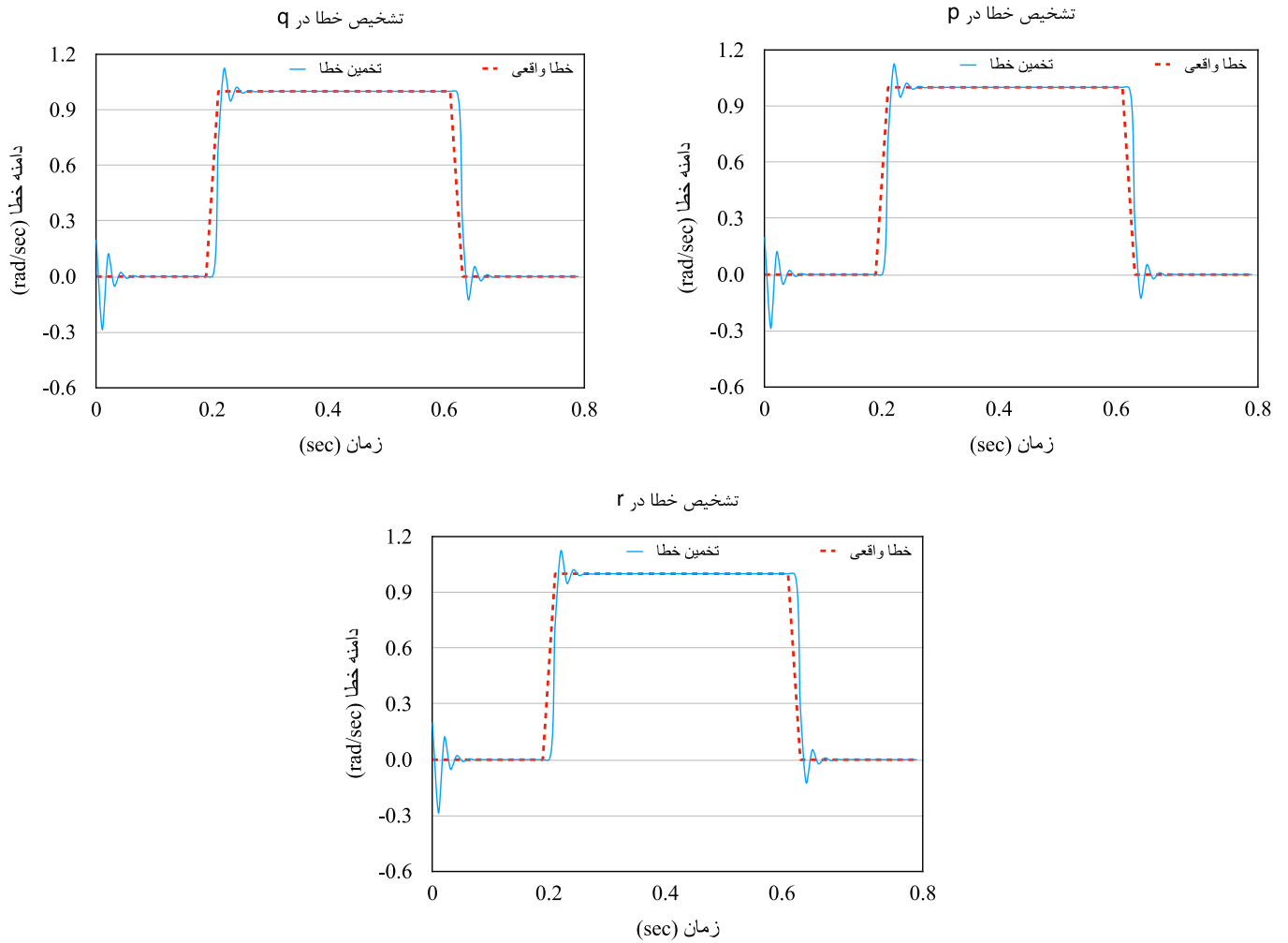
شکل ۴. توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای بایاس در سنسور

Fig. 4. Ability of proposed method for detect bias fault in sensor



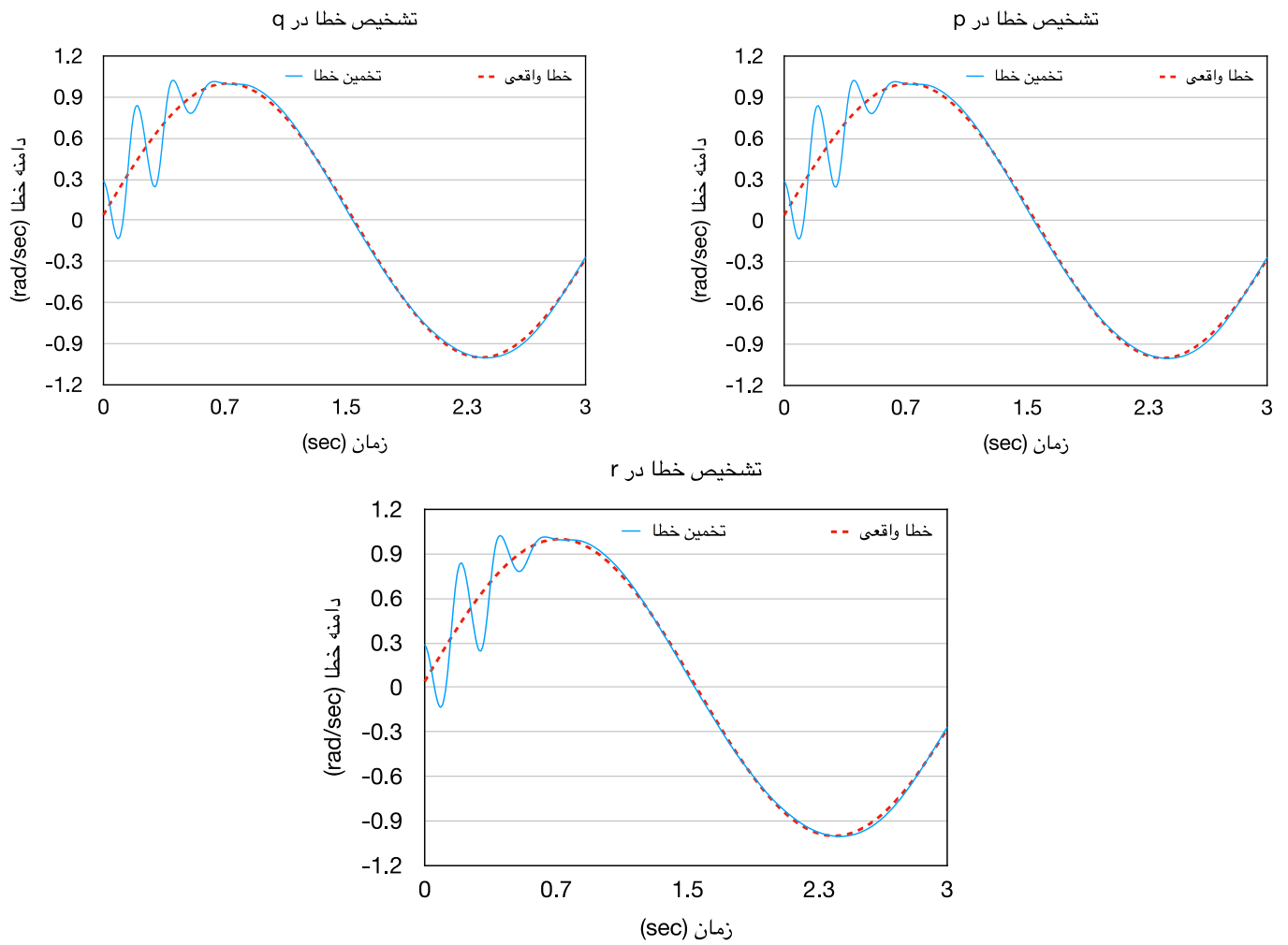
شکل ۵. توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای ناگهانی (مثلی) در سنسور

Fig. 5. Ability of proposed method for detect abrupt fault (triangular) in sensor



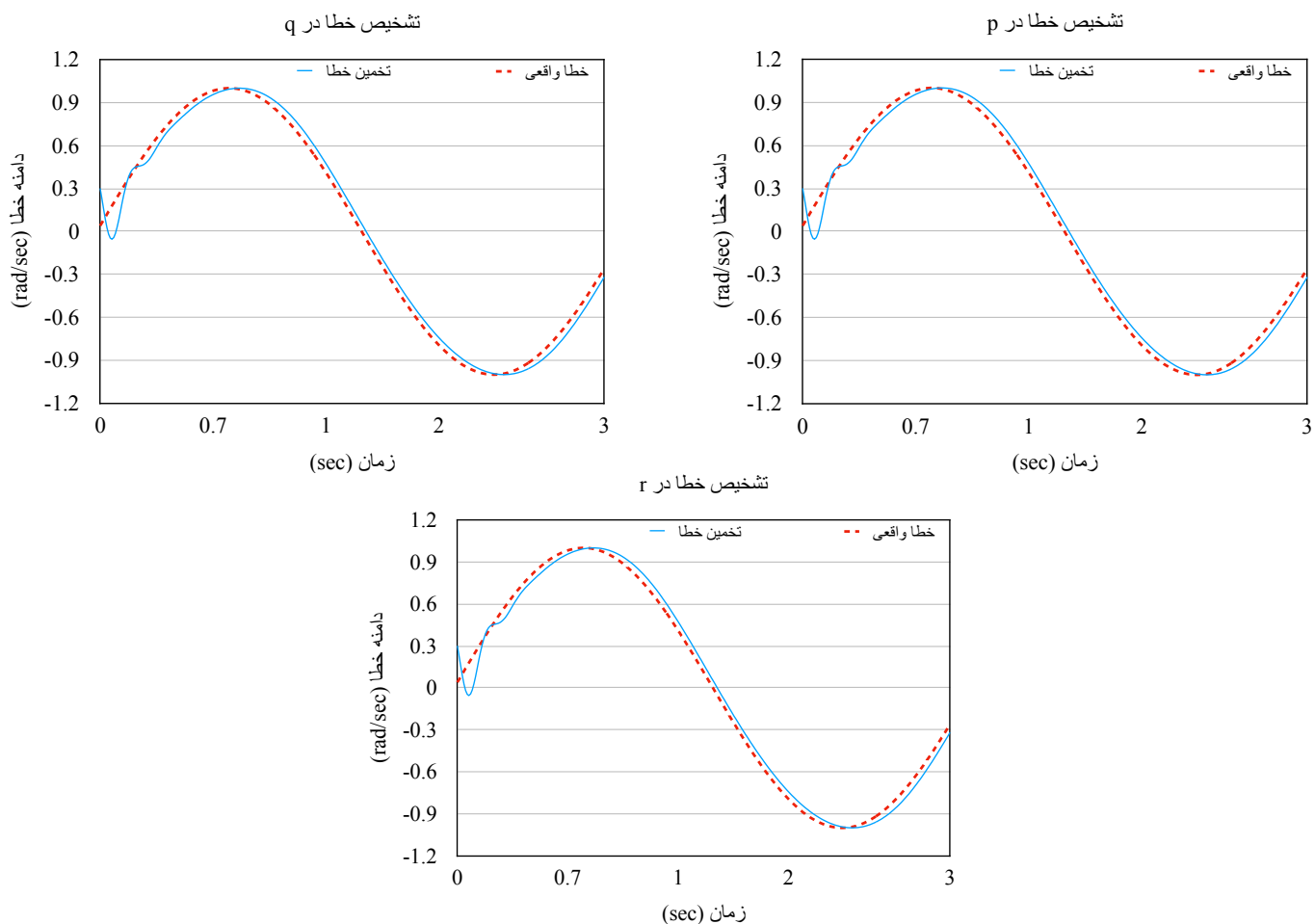
شکل ۶. توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای ناگهانی (مربعی) در سنسور

Fig. 6. Ability of proposed method for detect abrupt fault (rectangular) in sensor



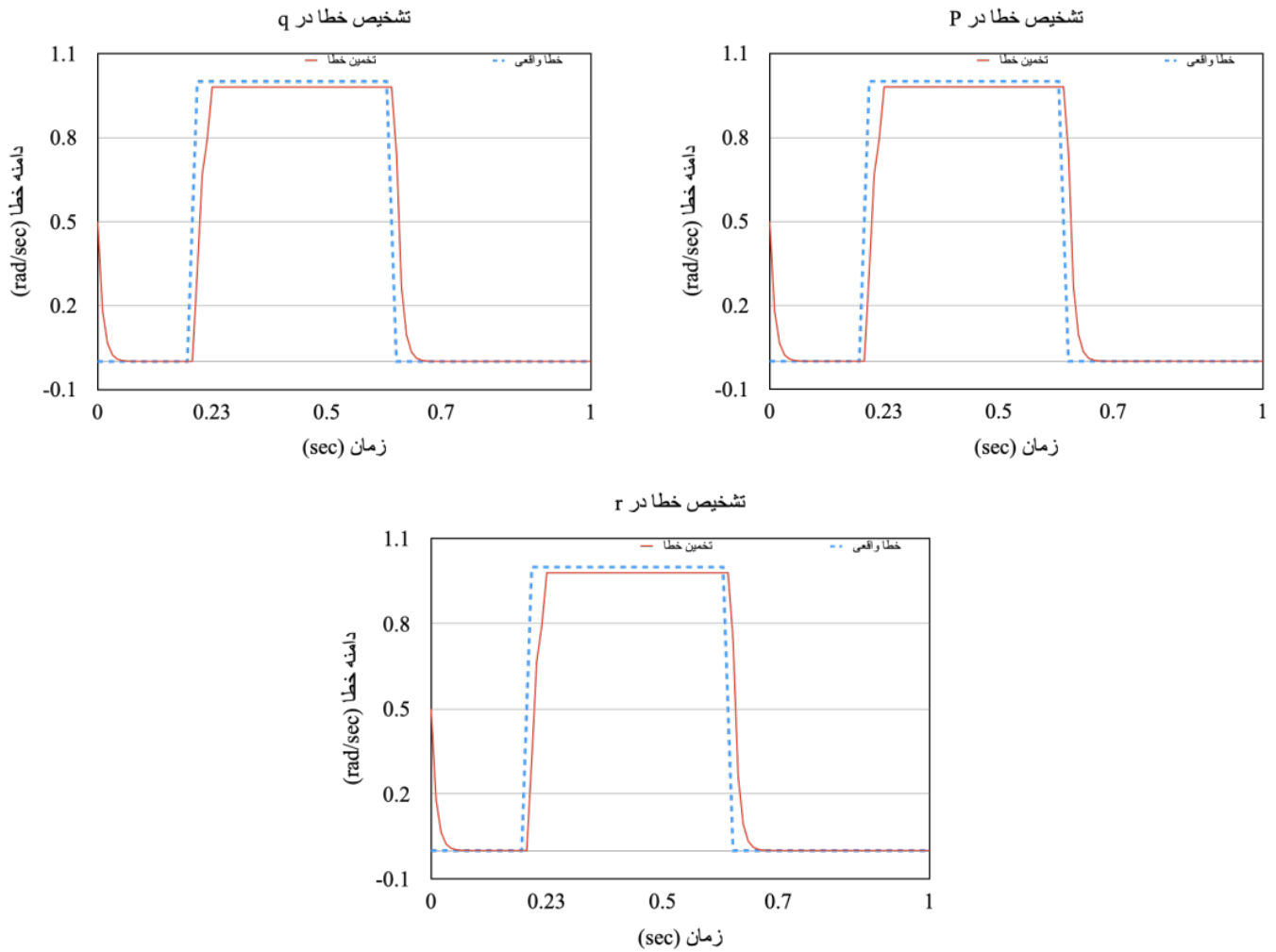
شکل ۷. توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای سینوسی در سنسور

Fig. 7. Ability of proposed method for detect sinusoidal fault in sensor



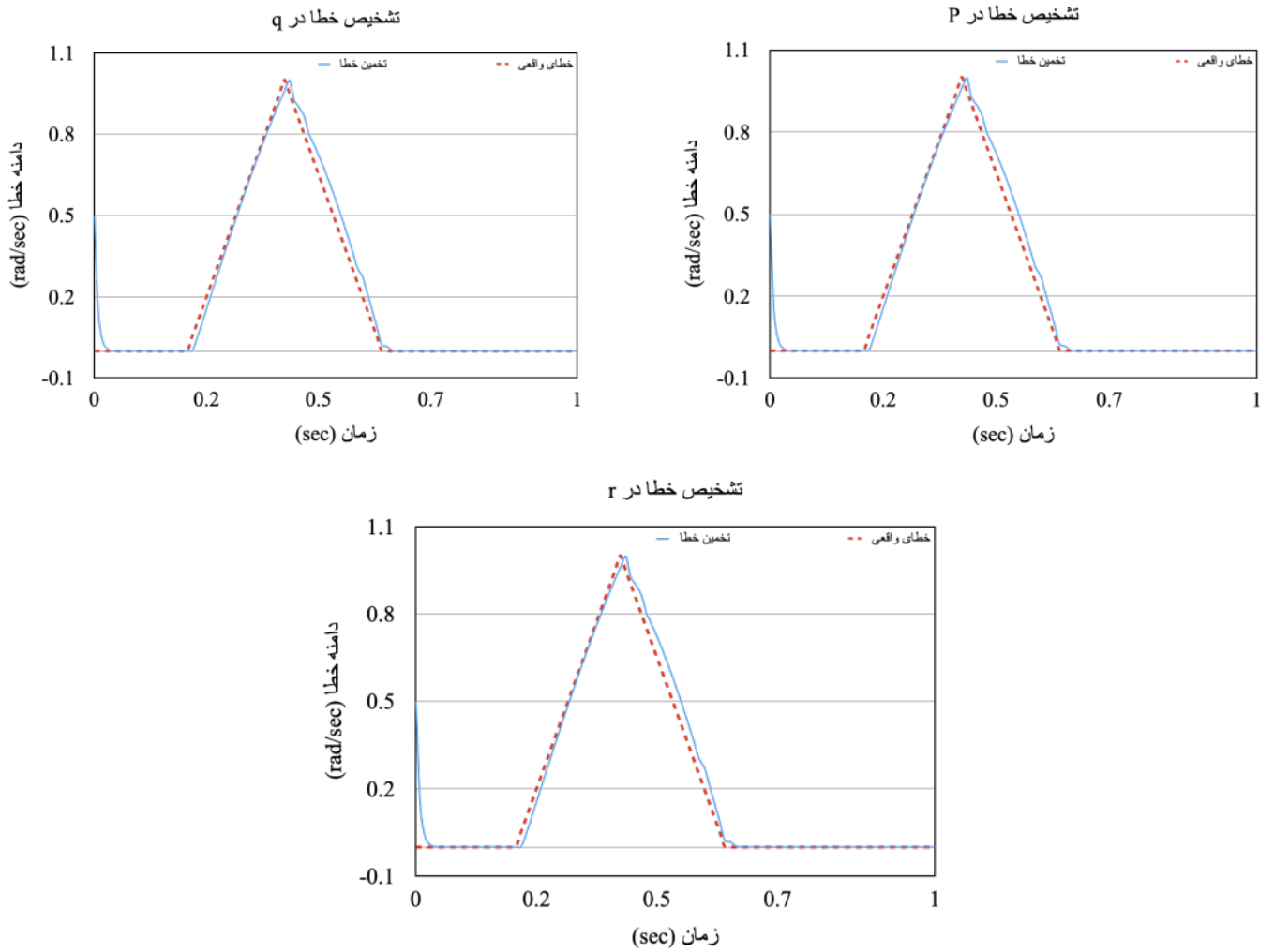
شکل ۸. توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای سینوسی در عملگر

Fig. 8. Ability of proposed method for detect sinusoidal fault in actuator



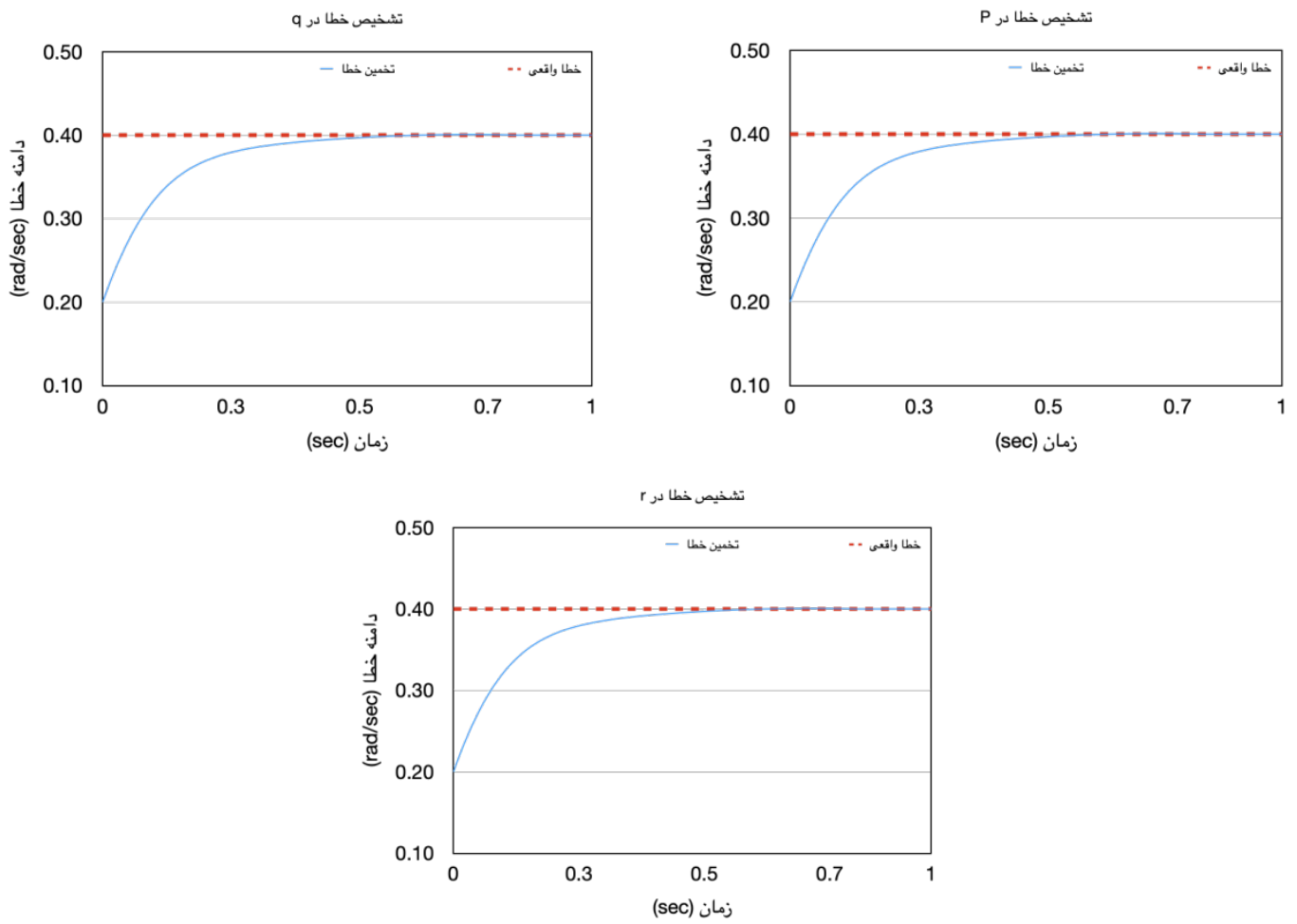
شکل ۹. توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای ناگهانی (مربعی) در عملگر

Fig. 9. Ability of proposed method for detect abrupt fault (rectangular) in actuator



شکل ۱۰. توانایی تشخیص خطای روش پیشنهادی برای خطای ناگهانی (مربعی) در سنسور

Fig. 10. Ability of proposed method for detect abrupt fault (rectangular) in sensor



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

Fig. 11. Ability of proposed method for detect bias fault in actuator

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

۸- فهرست علائم

	ضرایب درگ چرخشی	C'_i
	عدم قطعیت سیستم و اغتشاش	$D(t)$
	خطای تخمین خروجی	$e(t)$
	تابع حالت	$f(t)$
N	نیروهای ایجاد شده توسط چهار روتور	F_i
	بردار خطای عملگر	f_{ta}
	بردار خطای حسگر	f_{ts}
	شتاب گرانشی	g
	تابع ورودی سیستم	$g(t)$
	تابع خروجی	h
kgm^2	ممان اینرسی در راستای X	I_x
kgm^2	ممان اینرسی در راستای Y	I_y
kgm^2	ممان اینرسی در راستای Z	I_z
	وزن کالمن	k_i
	ضریب تراست	k_f
	ضریب گشتاور	k_m
m	طول بازوی روتور تمایل یابنده	l
kg	جرم روتور تمایل یابنده	m

عملکرد سیستم تشخیص خطا را برای خطاهای ناگهانی بهبود می‌بخشد، درحالی‌که در تشخیص خطا مبتنی بر شبکه عصبی معمولی به دلیل سرعت پایین بروزرسانی وزن‌های شبکه عصبی سیستم را در برابر خطاهای ناگهانی آسیب‌پذیر می‌کند. خطاهای ناگهانی سیستم‌های کنترل وسیله‌پرنده را به شدت تحت تاثیر قرار می‌دهند، جایی که یک خطا کوچک در حسگر و عملگر می‌تواند منجر به عواقب جدی برای وسیله‌پرنده شود [۲۵]. بنابراین لازم است این پهنادهای دارای یک الگوریتم تشخیص خطا باشند که بتواند در کمترین زمان، خطا را با حداکثر دقت تشخیص دهد.

۷- نتیجه

در این مقاله، یک تکنیک تشخیص خطا معرفی شده است. در این تکنیک از یک شبکه عصبی که با کالمن فیلتر توسعه‌یافته ترکیب شده است برای تشخیص خطا استفاده می‌شود، درحالی‌که پارامترهای وزنی آن توسط کالمن فیلتر توسعه‌یافته بروز می‌شوند. 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 بروزرسانی وزن‌های شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی خالص (معمولی) دارد. نتایج شبیه‌سازی ارائه شده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی می‌تواند به طور مؤثر انواع مختلف خطاهای رخ داده در حسگرها و عملگرهای پهپاد را شناسایی کند. این تکنیک تشخیص خطا را می‌توان برای بهبود ایمنی و قابلیت اطمینان پهپادها استفاده کرد، به‌ویژه زمانی که محدودیت‌هایی در هزینه و وزن آن‌ها اعمال می‌شود.

منابع

- [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. Anzurez-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:

علائم یونانی

	ضریب یادگیری	η
rad	زاویه پیچ	θ
	تابع فعالسازی	σ
	اندازه گام مشاهده‌گر	τ
rad	زاویه رول	ϕ
rad	زاویه پیچ	ψ
rad/s	سرعت زاویه‌ای	ω_i
Nm	گشتاورهای ایجاد شده توسط روتورها	M_i
Nm	ممان‌های تمایل یابندگی	M'_i
	مشاهده‌گر شبکه عصبی برای عملگر	N_a
	مشاهده‌گر شبکه عصبی برای حسگر	N_s
rad/s	سرعت زاویه‌ای	P
	ماتریس کوواریانس خطای تخمین	P_i
rad/s	ماتریس کوواریانس تخمین نویز	R_i
	سرعت زاویه‌ای	r
	ماتریس دوران	T^{EB}
rad/s	سرعت زاویه‌ای	u
	بردار ورودی سیستم	$u(t)$
	مدل مشاهده‌گر غیرخطی	$\hat{u}(t)$
	وزن شبکه عصبی	V_i
	وزن شبکه عصبی	W_i
	بردار حالت سیستم	$x(t)$
	بردار حالت مشاهده‌گر	$\hat{x}(t)$

- 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.
- 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

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

A. R. Yaghoubi, M. Mohammadi, *Fault Detection Using Neural Network in Tilt Rotor, Amirkabir J. Mech Eng.*, 56(3) (2024) 321-344.

DOI: [10.22060/mej.2024.22924.7692](https://doi.org/10.22060/mej.2024.22924.7692)



