

کنترل مبتنی بر شبکه عصبی همراه با تخمین اغتشاش با استفاده از فیلتر کالمن برای خلبان خودکار کانال طولی یک رهگیر: آزمون پردازنده در حلقه

سعید نصرالهی*، مصطفی عمویی^۲

۱- استادیار، مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران
۲- دانشجوی دکتری، مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران
(دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۰۲/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۰/۰۹)

چکیده

در این مقاله، طراحی و شبیه‌سازی خلبان خودکار کانال طولی موشک مبتنی بر شبکه عصبی و تخمین اغتشاش با استفاده از فیلتر کالمن ارائه شده است. در مسائل کنترلی، رویکردهای متفاوتی به منظور برخورد با اغتشاش وجود دارد که رویکرد تخمین و جبران اغتشاش یکی از آنها است. در این مقاله با فرض علم به دینامیک اغتشاش و با تکیه بر تئوری اغتشاش معادل، ابتدا اغتشاش مورد نظر به بردار حالت اضافه و توسط فیلتر کالمن تخمین زده شده و سپس جبران می‌شود. مطابق با تئوری اغتشاش معادل، اغتشاش مورد نظر، معادل با تمامی اغتشاش‌هایی است که به سیستم وارد می‌شود. پس از جبران اغتشاش، خلبان خودکار کانال طولی موشک توسط کنترل‌کننده مبتنی بر شبکه‌ی عصبی انجام می‌شود. شبکه‌ی عصبی مورد نظر، ابتدا آموزش داده شده و مورد آزمون قرار می‌گیرد و سپس به عنوان کنترل‌کننده برای خلبان خودکار کانال طولی موشک استفاده می‌شود. روش پیشنهادی با استفاده از آزمون پردازنده در حلقه مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. نتایج شبیه‌سازی و آزمون پردازنده در حلقه نشان می‌دهند که روش پیشنهاد شده قادر است اثر اغتشاش را در سیستم کنترل جبران کرده و عملکرد مطلوبی داشته باشد.

واژه‌های کلیدی خلبان خودکار، فیلتر کالمن، شبکه عصبی، تخمین اغتشاش، اغتشاش معادل

Neural network-based control with disturbance estimation using Kalman filter for missile longitudinal channel autopilot

Saeid Nasrollahi, Mostafa Amuei

Abstract

In this paper, the design and simulation of the longitudinal channel missile autopilot based on the neural network and disturbance estimation using Kalman filter is presented. It is assumed that the dynamics of this disturbance is equal to zero and its value is constant over time. After the disturbance compensation, a neural network based controller is used for the longitudinal channel autopilot of the missile. One of the advantages of the proposed method is the use of the Kalman filter to estimate the disturbance, which is an optimal estimator. Also, the neural network is used as an autopilot and there is no need to design a controller.

Key words: *Autopilot, Kalman Filter, Neural network, Disturbance estimation, Equivalent disturbance*

مقدمه

در علم یادگیری ماشین^۱، شبکه‌های عصبی برای اهداف مختلفی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در علم کنترل نیز استفاده از آن‌ها برای اهداف کنترلی متداول است. برای استفاده از شبکه عصبی ابتدا باید آن را آموزش داده و مورد ارزیابی قرار داد و در صورتی که شبکه عصبی، عملکرد مطلوب را داشته باشد، از آن در کاربرد مورد نظر استفاده کرد. نکته‌ی حائز اهمیت آن است که آموزش شبکه عصبی بر اساس داده‌های آن است و در صورتی که داده‌ها در اثر عوامل مختلف مانند اغتشاش تغییر کنند، خروجی شبکه عصبی قابل قبول نخواهد بود. یکی از راه حل‌های موجود برای رفع این مشکل، جبران اثر اغتشاش مورد نظر در داده‌ها است. یکی از رویکردهای جبران اغتشاش، تخمین آن بوده که برای آن از روش‌های مختلفی مانند تخمینگرها استفاده می‌شود. در پژوهش [۱] یک کنترل کننده‌ی PID به منظور کنترل وضعیت یک چهارپره^۲ بر پایه‌ی شبکه عصبی ارائه شده است. در این پژوهش، هدف تامین دقت قابل قبول در حضور اغتشاش از نوع باد مورد نظر است. در [۲] یک سیستم کنترل حرکت^۳ حلقه بسته با استفاده از کنترل کننده‌ی PID بر پایه‌ی شبکه عصبی پس انتشار^۴ ارائه می‌شود. این کنترل کننده به کمک مدار مجتمع دیجیتال برنامه‌پذیر^۵ راه‌اندازی شده که طراحی آن بر اساس ایده‌ی طراحی ماژولار^۶ به چند زیرقسمت تقسیم شده است. در تحقیق [۳]، به بررسی مدل غیرخطی سه کانال^۷ یک موشک بالستیک پرداخته شده است که در آن کوپلینگ^۸ المان‌ها به عنوان یک اغتشاش افزوده شده به همه‌ی کانال‌ها در نظر گرفته می‌شود. با این کار طراحی برای هر کانال به صورت جداگانه انجام شده و ساختار سیستم کنترل ساده می‌شود. لازم بذکر است که ساختار کنترل مورد نظر، یک کنترل کننده‌ی مود لغزشی^۹ بر پایه‌ی شبکه عصبی تابع پایه شعاعی^{۱۰} برای بردار

تراست^{۱۱} موشک است. در [۴] ابتدا یک طراحی کنترل بر پایه‌ی مدل معکوس دینامیکی وسیله انجام شده و سپس یک شبکه عصبی پیشخور^{۱۲} با آموزش در لحظه^{۱۳} برای آن در نظر گرفته شده است. در تحقیق [۵]، به منظور بهبود عملکرد مقاوم کنترل کننده، یک کنترل کننده‌ی مود لغزشی مبتنی بر شبکه عصبی فازی طراحی شده است. در این پژوهش، کنترل کننده‌ی مود لغزشی برای کنترل خروجی شبکه‌ی عصبی فازی استفاده می‌شود. در [۶]، به منظور افزایش دقت شبکه‌ی عصبی BPNN، تعداد لایه‌های پنهان^{۱۴} و تعداد گره‌های پنهان^{۱۵} لایه‌ها افزایش داده شده است. در پژوهش [۷] نیز یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^{۱۶} به صورت در لحظه و با استفاده از الگوریتم پس انتشار آموزش داده می‌شود. در آموزش این شبکه‌ها از دو نوع تابع فعالساز^{۱۷} استفاده شده و عملکرد آن‌ها با یکدیگر مقایسه می‌شود. در پژوهش [۸] از یک رویکرد تخمین حالت به نام GESOBC^{۱۸} به منظور تخمین اغتشاش استفاده می‌شود که در آن پس از تخمین اغتشاش با استفاده از یک کنترل کننده‌ی پس‌خورده حالت، اثر آن در فرآیند کنترل جبران می‌شود. به صورت مشابه در پژوهش [۹] یک روش مقاوم بر پایه‌ی اغتشاش ورودی معادل و رویکرد حالت افزوده برای خلبان خودکار یک موشک دم-کنترل^{۱۹} پیشنهاد شده است. در این پژوهش نیز مشابه پژوهش [۸] ابتدا اغتشاش مورد نظر به بردار حالت افزوده شده و توسط یک رویکرد تخمین حالت، تخمین زده می‌شود. سپس، از یک کنترل کننده‌ی فیدبک حالت برای کنترل محور طولی موشک دم-کنترل استفاده شده است. پژوهش [۱۰] یک فرمول‌بندی فضای حالت برای تلفیق تنظیم کننده خطی-مربع^{۲۰}، رویکرد لوانبرگر^{۲۱} و الگوریتم‌های ناوبری تناسبی مورد استفاده قرار گرفته است. هدف روش پیشنهادی این پژوهش، حداقل کردن تابع هزینه مربعی و برآورده کردن اهداف عملکردی است.

¹¹ Thrust vector

¹² Feedforward

¹³ On-line

¹⁴ Hidden layers

¹⁵ Hidden nodes

¹⁶ Multilayer Perceptron Neural Network (MPNN)

¹⁷ Activation function

¹⁸ Generalized Extended State Observer Based Control

¹⁹ Tail-controlled

²⁰ LQR

²¹ Luenberger observer

¹ Machine Learning

² Quad-rotor

³ Motion

⁴ Back Propagation Neural Network (BPNN)

⁵ Field Programmable Gate Array (FPGA)

⁶ Modular

⁷ Channel

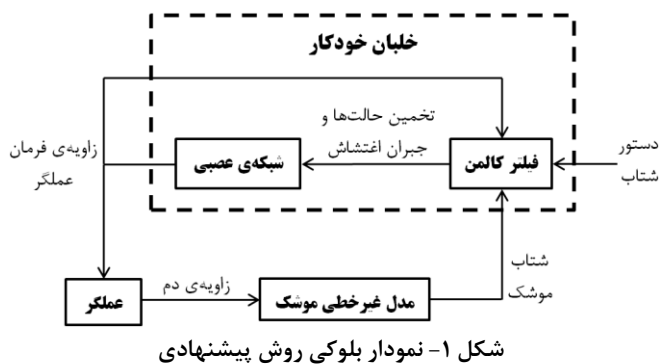
⁸ Coupling

⁹ Sliding mode

¹⁰ Radial Basis Function (RBF)

بیان مسئله

در این مقاله یک کنترل کننده بهره پسخورد^{۲۶}، با استفاده از شبکه‌ی عصبی طراحی می‌شود که از آن برای کنترل شتاب یک موشک در حضور اغتشاش استفاده می‌شود. لازم بذکر است که اغتشاش مورد نظر با استفاده از یک فیلتر کالمن تخمین زده شده و جبران می‌شود. در واقع شبکه‌ی عصبی مورد نظر ابتدا با استفاده از مجموعه‌ی داده‌ها، آموزش داده شده و مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و سپس از آن در حلقه‌ی کنترل استفاده می‌شود. ورودی‌های شبکه‌ی عصبی، حالت‌های موشک هستند که همراه با اغتشاش اضافه شده به آن‌ها به عنوان بردار تخمین، توسط فیلتر کالمن تخمین زده شده و به شبکه وارد می‌شوند. خروجی شبکه‌ی عصبی نیز زاویه‌ی فرمان عملگر است. نمودار بلوکی روش پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده می‌شود.



شکل ۱- نمودار بلوکی روش پیشنهادی

مدل دینامیکی سیستم

مدل دینامیکی موشک شامل مدل دینامیکی سرعت خطی (V) ، زاویه حمله (α) ، مشتق نرخ زاویه‌ی فراز $(\dot{\omega}_z)$ و مدل دینامیکی زاویه‌ی مسیر پرواز (θ) بوده که با روابط (۱) بیان شده است [۱۳].

$$\begin{cases} \dot{V} = \frac{\rho V^2 S}{2m} (C_A \cos \alpha - C_N \sin \alpha) - g \sin \theta \\ \dot{\alpha} = -\frac{\rho V S}{2m} (C_A \sin \alpha + C_N \cos \alpha) + \omega_z + \frac{g}{V} \cos \theta \\ \dot{\omega}_z = \frac{\rho V^2 S D}{2I_y} C_M \\ \dot{\theta} = \frac{\rho V S}{2m} (C_A \sin \alpha + C_N \cos \alpha) - \frac{g}{V} \cos \theta \end{cases} \quad (1)$$

پژوهش [۱۱]، روشی برای ثابت^{۲۲} سطوح عملگر^{۲۳} همراه با رویکرد حالت و بخش اصلاحی کانارد-کنترل^{۲۴}، برای رهگیر ضد هواپیما ارائه کرده است. پژوهش [۱۲]، به کمک روش کنترل سطوح دینامیک، یک خلبان خودکار برای کنترل موشک در حالت وجود عدم قطعیت در پارامترهای دینامیکی و وجود اغتشاش، طراحی کرده است.

در این مقاله از تئوری اغتشاش ورودی معادل^{۲۵} استفاده می‌شود. به این صورت که فرض می‌شود مجموع تمامی اغتشاش‌های وارد شده به سیستم، برابر با یک اغتشاش بوده که به آن اغتشاش ورودی معادل گفته می‌شود. همچنین، فرض می‌شود که دینامیک این اغتشاش برابر با صفر بوده و مقدار آن در طول زمان ثابت است. مدلسازی دقیق‌تر اغتشاش، منجر به افزایش دقت و کارایی روش پیشنهادی می‌شود. اما؛ مدلسازی دقیق‌تر، افزایش پیچیدگی و هزینه پیاده‌سازی را به همراه دارد. از طرفی، فرض صفر بودن دینامیک اغتشاش، منجر به بروز خطا نسبت به حالت واقعی می‌شود؛ اما، این خطا قابل صرف نظر کردن است. برای تخمین این اغتشاش، از فیلتر کالمن استفاده می‌شود. در این حالت، ابتدا اغتشاش مورد نظر به عنوان یک حالت افزوده به بردار تخمین فیلتر اضافه شده و سپس به تخمین آن پرداخته می‌شود. پس از تخمین اغتشاش، می‌توان آن را در فرآیند کنترل جبران کرد. پس از جبران اغتشاش، از یک کنترل کننده مبتنی بر شبکه‌ی عصبی برای خلبان خودکار کانال طولی موشک استفاده می‌شود. از مزیت‌های روش پیشنهادی در این مقاله نسبت به روش پیشنهادی در پژوهش‌های بررسی شده استفاده از فیلتر کالمن برای تخمین اغتشاش بوده که یک تخمینگر بهینه است. همچنین، از شبکه‌ی عصبی به عنوان خلبان خودکار استفاده شده که روشی هوشمند محسوب می‌شود و نیازی به طراحی کنترل کننده نیست.

ادامه‌ی این مقاله در قالب بخش‌های زیر می‌گنجد. در بخش ۲ به بیان مسئله پرداخته می‌شود. روش طراحی کنترل کننده و نتایج شبیه‌سازی به ترتیب در بخش ۳ و ۴ مورد بررسی قرار می‌گیرند. بخش ۵ نیز به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری اختصاص دارد.

²² stabilization²³ airframe²⁴ canard-controlled²⁵ Equivalent Input Disturbance (EID)²⁶ Feedback gain

$$\begin{cases} \dot{\alpha} = \dot{\phi} + b_{\alpha}\alpha + b_{\delta}\delta \\ \ddot{\phi} = a_{\omega}\dot{\phi} + a_{\alpha}\alpha + a_{\delta}\delta \end{cases} \quad (5)$$

در روابط (۵)، ضرائب دینامیکی به صورت روابط (۶) قابل بیان هستند [۱۳].

$$\begin{cases} b_{\alpha} = -\frac{\rho VS}{2m}c_n \left(2 - \frac{M}{3}\right) \\ b_{\delta} = -\frac{\rho VS}{2m}d_n \\ a_{\omega} = -\frac{\rho V^2 SD}{2I_y}e_n \\ a_{\alpha} = \frac{\rho V^2 SD}{2I_y}c_m \left(-7 + \frac{8M}{3}\right) \\ a_{\delta} = \frac{\rho V^2 SD}{2I_y}d_m \end{cases} \quad (6)$$

همچنین، شتاب در کانال فراز (a_y) با استفاده از رابطه (۷) قابل بیان است.

$$a_y = V\dot{\theta} + c\ddot{\phi} \quad (7)$$

در رابطه (۷)، c فاصله‌ی بین شتاب‌سنج و مرکز جرم^{۳۲} است. ذکر این نکته ضروری است که شتاب جاذبه توسط شتاب‌سنج موشک حس نمی‌شود. بنابراین، در رابطه (۷) $\dot{\theta}$ شامل المان‌های شتاب جاذبه‌ای نیست. با استفاده از روابط (۴) و روابط (۵)، شتاب در کانال فراز به صورت رابطه (۸) قابل بازنویسی است.

$$\begin{aligned} a_y &= V(\dot{\phi} - \dot{\alpha}) + c\ddot{\phi} \\ &= -V(b_{\alpha}\alpha + b_{\delta}\delta) + c(a_{\omega}\dot{\phi} + a_{\alpha}\alpha + a_{\delta}\delta) \\ &= (ca_{\alpha} - Vb_{\alpha})\alpha + ca_{\omega}\dot{\phi} + (ca_{\delta} - Vb_{\alpha})\delta \end{aligned} \quad (8)$$

با در نظر گرفتن مدل عملگر (رابطه (۳))، مدل دینامیکی خطی‌شده‌ی موشک (رابطه (۵)) و شتاب در کانال فراز (رابطه (۸)) مدل دینامیکی خطی موشک به صورت رابطه (۹) بدست می‌آید.

در روابط بالا، S سطح مقطع، D فاصله‌ی مرجع^{۲۷}، m وزن موشک، I_y ممان اینرسی، ρ چگالی هوا و g شتاب جاذبه‌ای هستند که پارامترهای ساختاری^{۲۸} نامیده می‌شوند. همانطور که مشاهده می‌شود، مدل دینامیکی موشک، غیرخطی است. از طرفی، بازای $|\alpha| < 20^\circ$ ، ضرایب آئرو‌دینامیکی C_A ، C_M و C_N به صورت روابط (۲) هستند [۱۴].

$$\begin{cases} C_A = a_{\alpha} \\ C_N = a_n\alpha^3 + b_n\alpha|\alpha| + c_n \left(2 - \frac{M}{3}\right)\alpha + d_n\delta \\ C_M = a_m\alpha^3 + b_m\alpha|\alpha| + c_m \left(-7 + \frac{8M}{3}\right)\alpha + d_m\delta + e_m\omega_z \end{cases} \quad (2)$$

در روابط (۲)، a_k ، b_k ، c_k ، d_k و e_k ضرائب چندجمله‌ای آئرو‌دینامیکی ثابت و M عدد ماخ است. همچنین، δ زاویه‌ی انحراف عملگر بوده که در بخش بعد، مدل دینامیکی آن بررسی شده است. همچنین، مدل دینامیکی عملگر به صورت رابطه (۳) است [۱۵].

$$\ddot{\delta} = -\omega_a^2\delta - 2\xi\omega_a\dot{\delta} + \omega_a^2\delta_c \quad (3)$$

در رابطه (۳)، ξ ، نرخ میرایی و ω_a فرکانس طبیعی است. δ_c زاویه‌ی فرمان عملگر بوده که همان ورودی کنترلی است که مقدار آن در بازه‌ی $\pm 30^\circ$ درجه تغییر کرده و حداکثر نرخ تغییر آن 200° درجه بر ثانیه است. در صورتی که موشک، زاویه‌ی غلت، زاویه‌ی سُرش^{۲۹}، نرخ زاویه‌ی فراز و نرخ زاویه‌ی سمت نداشته باشد، روابط (۴) برای کانال فراز برقرار هستند.

$$\begin{cases} \phi = \theta + \alpha \\ \dot{\phi} = \omega_z \end{cases} \quad (4)$$

اگر پرواز موشک در ارتفاع ثابت 6096 متر و ماخ اولیه‌ی ۳ در نظر گرفته شود، با استفاده از روش فریزینگ ضرائب^{۳۰} و یک جبران‌سازی محدود^{۳۱}، مدل دینامیکی زاویه‌ی حمله و نرخ زاویه‌ی فراز (روابط (۱)) به صورت روابط (۵) قابل خطی‌سازی هستند [۱۳].

²⁷ Reference Distance

²⁸ Structural parameters

²⁹ Side slip angle

³⁰ Coefficient freezing method

³¹ Small perturbation

³² Center of mass

1. $Input(\mu_{t-1}, \Sigma_{t-1}, u_t, y_t)$

Prediction :

2. $\tilde{\mu}_t = \bar{A}_t \mu_{t-1} + (\bar{B}_u)_t u_t$ 3. $\tilde{\Sigma}_t = \bar{A}_t \Sigma_{t-1} \bar{A}_t^T + R_t$

Correction :

4. $K_t = \tilde{\Sigma}_t \bar{C}_t^T (\bar{C}_t \tilde{\Sigma}_t \bar{C}_t^T + Q_t)^{-1}$ 5. $\mu_t = \tilde{\mu}_t + K_t (y_t - \bar{C}_t \tilde{\mu}_t)$ 6. $\Sigma_t = (I - K_t \bar{C}_t) \tilde{\Sigma}_t$ 7. $Return(\mu_t, \Sigma_t)$

(۱۲)

در روابط (۱۲)، t بیانگر زمان فعلی و $t-1$ بیانگر زمان قبلی است و \sim بیانگر مرحله‌ی پیش‌بینی تخمین مورد نظر در الگوریتم فیلتر کالمن است. همچنین، μ تخمین بردار حالت، Σ تخمین ماتریس کوواریانس بردار حالت، R ماتریس عدم قطعیت مدل حالت و Q عدم قطعیت مدل اندازه‌گیری است.

$$\mu = [x \quad d]^T, \quad \bar{A} = \begin{bmatrix} A & B \\ \mathbf{0}_{1 \times 4} & 0 \end{bmatrix}$$

$$\bar{B}_u = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \bar{C} = [C \quad 0]^T$$

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_\alpha^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\phi^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\delta^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_\delta^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_d^2 \end{bmatrix}, \quad Q = \sigma_{a_y}^2 \quad (۱۳)$$

در روابط (۱۳)، σ_α^2 واریانس عدم قطعیت زاویه‌ی حمله، σ_ϕ^2 واریانس عدم قطعیت نرخ زاویه‌ی فراز، σ_δ^2 واریانس عدم قطعیت زاویه‌ی انحراف عملگر، σ_δ^2 واریانس عدم قطعیت زاویه‌ی انحراف عملگر و σ_d^2 واریانس عدم قطعیت اغتشاش است. با توجه به روابط (۱۲) مشاهده می‌شود که بردار تخمین فیلتر کالمن شامل زاویه‌ی حمله، نرخ زاویه‌ی فراز، زاویه‌ی عملگر، نرخ زاویه‌ی عملگر و اغتشاش ورودی است.

در شبکه‌ی عصبی ابتدا با استفاده از مجموعه‌ی داده‌ها، شبکه آموزش^{۳۳} داده شده و سپس مورد ارزیابی^{۳۴} قرار می‌گیرد و در صورتی که عملکرد مطلوب را داشته باشد، از آن استفاده می‌شود. در مرحله آموزش شبکه عصبی، درصد بیشتری از

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx \end{cases} \quad (۹)$$

در رابطه (۹)، $u = \delta_c$ ، $x = [\alpha \quad \dot{\phi} \quad \delta \quad \dot{\delta}]^T$ و $y = a_y$ است. ماتریس‌های نیز به صورت روابط (۱۰) هستند.

$$A = \begin{bmatrix} b_\alpha & 1 & b_\delta & 0 \\ a_\alpha & a_\omega & a_\delta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\omega_a^2 & -2\xi\omega_a \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \omega_a^2 \end{bmatrix} \quad (۱۰)$$

$$C = [ca_\alpha - Vb_\alpha \quad ca_\omega \quad ca_\delta - Vb_\delta \quad 0]$$

با توجه به رابطه (۱۰)، مشاهده می‌شود که برای تعیین ماتریس‌های A و B به سرعت خطی موشک (V) نیاز است که از مدل غیرخطی موشک (روابط (۱)) بدست می‌آید. با اضافه کردن اغتشاش مورد نظر به بردار x ، بردار حالت و مدل حالت افزوده شده به صورت روابط (۱۱) بدست می‌آیند.

$$\bar{x} = [x \quad d]^T, \quad \bar{A} = \begin{bmatrix} A & B \\ \mathbf{0}_{1 \times 4} & 0 \end{bmatrix}$$

$$\bar{B}_u = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \bar{C} = [C \quad 0]$$

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_\alpha^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\phi^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\delta^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_\delta^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_d^2 \end{bmatrix}, \quad Q = \sigma_{a_y}^2 \quad (۱۱)$$

دینامیک اغتشاش مورد نظر برابر با صفر است که این مسئله با توجه به ماتریس‌های \bar{A} و \bar{B}_u نیز مشهود است. این اغتشاش معادل تمامی اغتشاش‌هایی در نظر گرفته می‌شود که به ورودی سیستم (δ_c) وارد می‌شوند.

روش طراحی کنترل‌کننده

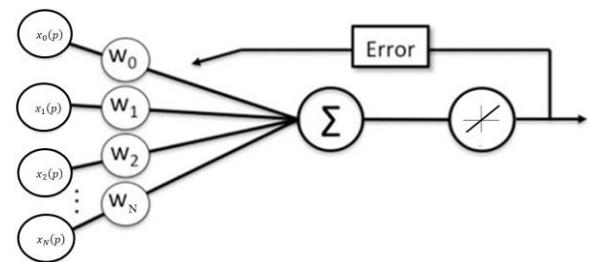
در این بخش بخش به روش طراحی کنترل‌کننده پرداخته می‌شود که شامل بررسی الگوریتم فیلتر کالمن و شبکه عصبی مربوطه است.

الگوریتم فیلتر کالمن به صورت روابط (۱۲) قابل بیان است [۱۶].

33 Train

34 Test

داده‌ها برای آموزش شبکه و بقیه‌ی داده‌ها برای آزمون شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرند. داده‌های آموزش شبکه نیز شامل داده‌های زاویه‌ی حمله، نرخ زاویه‌ی فراز، زاویه‌ی انحراف عملگر، نرخ زاویه‌ی انحراف عملگر و زاویه‌ی فرمان عملگر هستند. داده‌های زاویه‌ی حمله، نرخ زاویه‌ی فراز، زاویه‌ی انحراف عملگر و نرخ زاویه‌ی انحراف عملگر به عنوان داده‌های ورودی و داده‌های زاویه‌ی فرمان عملگر به عنوان داده‌های خروجی به شبکه اعمال می‌شوند. همچنین، شبکه عصبی مورد نظر، تک لایه است که شماتیک آن در شکل ۲ نشان داده می‌شود.

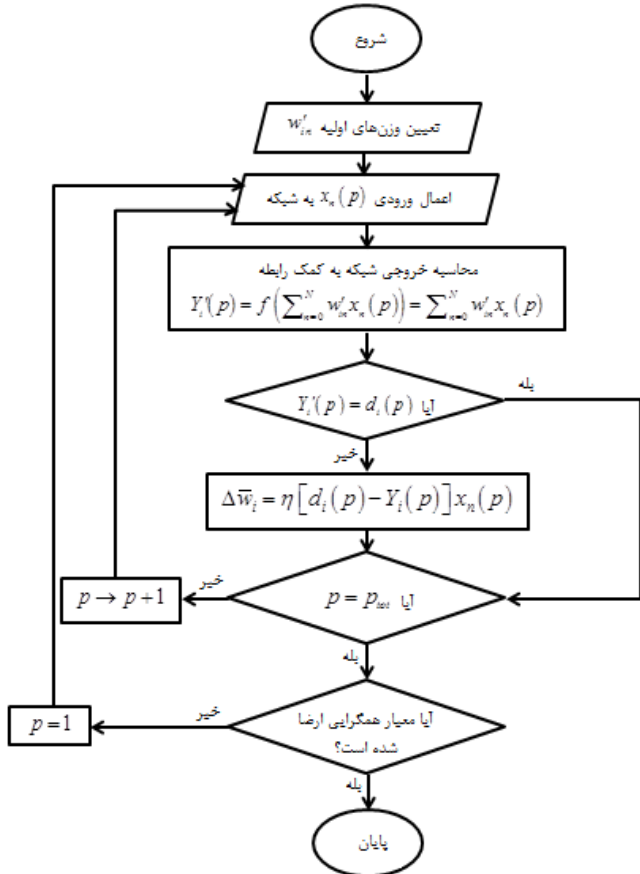


شکل ۲- شماتیک شبکه عصبی

پس از فرآیند آموزش شبکه عصبی، از آن استفاده می‌شود که ورودی‌های شبکه، تخمین بردار حالتی است که توسط فیلتر کالمن بدست می‌آید و خروجی آن نیز زاویه‌ی فرمان عملگر (δ_e) است. خروجی شبکه عصبی به صورت رابطه (۱۴) قابل بیان است.

$$Y_i(p) = \sum_{n=0}^N x_n(p) w'_n(p) \quad (14)$$

در رابطه (۱۴)، $Y_i(p)$ خروجی شبکه عصبی، $x_n(p)$ داده آموزشی و $w'_n(p)$ وزن مربوط به هر داده است. در ادامه الگوریتم مورد استفاده برای آموزش شبکه عصبی، به صورت فلوجارت بیان شده است [۱۴].



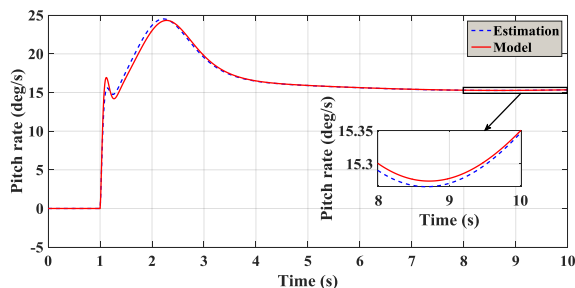
نتایج شبیه‌سازی

در این بخش، نتایج شبیه‌سازی شامل تخمین زاویه‌ی حمله، زاویه‌ی فراز، زاویه‌ی انحراف عملگر، سه برابر انحراف معیار تخمین‌ها و خروجی کنترل‌کننده همراه با آزمون‌های نرم‌افزار در حلقه ارائه می‌شوند. همچنین، مقادیر پارامترها و ضرائب آئرودینامیکی مورد استفاده در شبیه‌سازی به ترتیب در جدول ۱ و ۲ بیان شده‌اند. این مقادیر مربوط به مدل عمومی رهگیر هستند که در پژوهش‌های متفاوتی مانند [۹] و [۱۷] مورد استفاده قرار گرفته‌اند. نتایج شبیه‌سازی زاویه‌ی حمله در شکل ۲ نشان داده شده است.

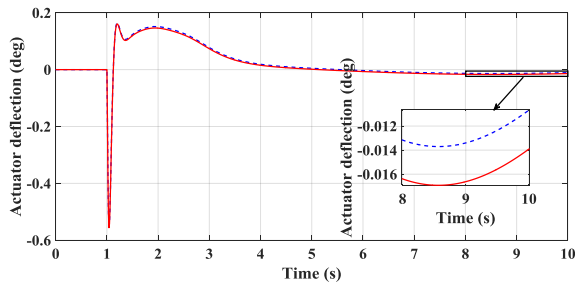
با توجه به شکل ۳، مشاهده می‌شود که در لحظات اولیه مقادیر تخمین به مقادیر مدل همگرا نشده‌اند. اما، فیلتر کالمن توانایی تعقیب رفتار زاویه‌ی حمله را در ثانیه‌های ابتدایی دارد. همچنین، همگرایی دقیق مقادیر تخمین به مقادیر شبیه‌سازی، تا حدی منوط به تنظیم دقیق ماتریس‌های R و Q رابطه (۱۲) است (در حالیکه، برای نرخ زاویه‌ی فراز (شکل ۴) و زاویه‌ی انحراف عملگر (شکل ۵) از لحظات اول، همگرایی

با توجه به شکل ۴، مشاهده می‌شود که مقادیر تخمین زاویه‌ی فراز تقریباً در ثانیه‌ی سوم شبیه‌سازی به مقادیر مدل همگرا می‌شود. در نهایت خطای تخمین زاویه‌ی حمله کمتر از ۰/۰۲۵ درجه است. شکل ۵ نتایج شبیه‌سازی زاویه‌ی انحراف عملگر را نشان می‌دهد.

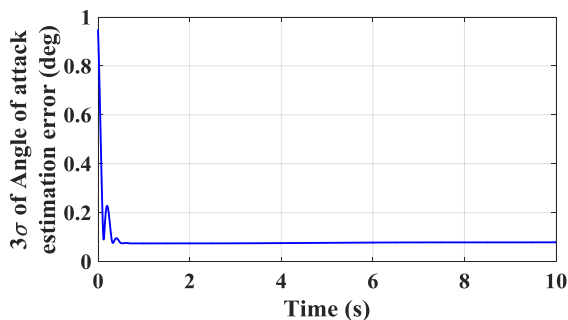
روند همگرایی مقادیر تخمین به مقادیر مدل برای زاویه‌ی انحراف عملگر، سریع تر از روند همگرایی مقادیر تخمین به مقادیر مدل برای نرخ زاویه‌ی فراز و زاویه‌ی حمله است. خطای تخمین زاویه‌ی انحراف عملگر تقریباً برابر با ۰/۰۱۲ درجه است. در ادامه به ارائه‌ی نتایج شبیه‌سازی سه برابر انحراف معیار تخمین‌ها پرداخته می‌شود. شکل ۶، نتایج شبیه‌سازی سه برابر انحراف معیار تخمین زاویه‌ی حمله را نشان می‌دهد.



شکل ۴- شبیه‌سازی مقادیر مدل و تخمین نرخ زاویه‌ی فراز



شکل ۵- شبیه‌سازی مقادیر مدل و تخمین زاویه‌ی انحراف عملگر



شکل ۶- شبیه‌سازی سه برابر انحراف معیار تخمین زاویه‌ی حمله

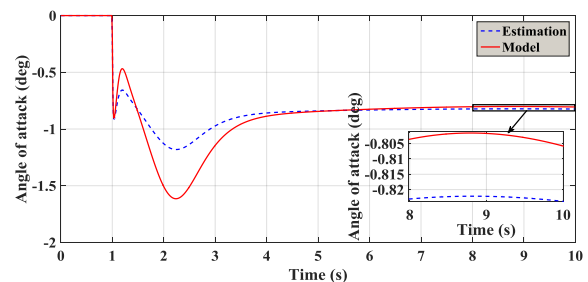
مقادیر تخمین به مقادیر شبیه‌سازی اتفاق می‌افتد). با این حال، در ثانیه‌ی پنجم شبیه‌سازی مقادیر تخمین به مقادیر مدل همگرا می‌شوند. در نهایت خطای تخمین زاویه‌ی حمله تقریباً ۰/۰۲ درجه است. در ادامه به بررسی نتایج شبیه‌سازی نرخ زاویه‌ی فراز پرداخته می‌شود.

جدول ۱- مقادیر پارامترهای ساختاری استفاده‌شده در شبیه‌سازی [۹] و [۱۷]

پارامترهای ساختاری		
نماد	تعریف	مقدار (واحد)
S	سطح مقطع	$۰/۰۴۰۸۷۷ (m^2)$
D	فاصله‌ی مرجع	$۰/۲۲۸۶ (m)$
m	وزن موشک	$۲۰۴/۰۲۳ (kg)$
I_y	ممان اینرسی	$۲۴۷/۴۴ (kg.m^2)$
g	شتاب جاذبه	$۹/۸ (\frac{m}{s^2})$
ξ	نرخ میرایی عملگر	$۰/۷$
ω_a	فرکانس طبیعی عملگر	$۵۰ (\frac{rad}{s})$

جدول ۲- مقادیر ضرائب چندجمله‌ای آنرودینامیکی استفاده‌شده در شبیه‌سازی

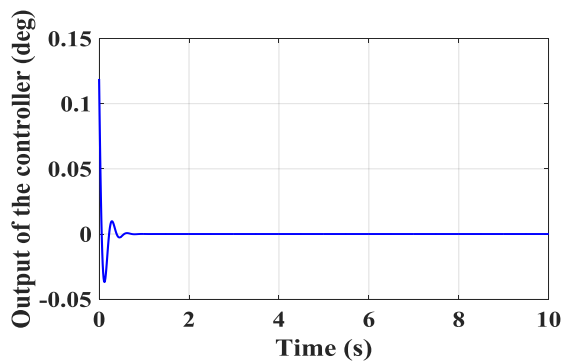
ضرائب چندجمله‌ای آنرودینامیکی	
$a_n = -19.373 (rad^{-3})$	$a_m = 40.440 (rad^{-3})$
$b_n = 31.023 (rad^{-2})$	$b_m = -64.015 (rad^{-2})$
$c_n = 9.717 (rad^{-1})$	$c_m = 2.922 (rad^{-1})$
$d_n = 1.948 (rad^{-1})$	$d_m = -11.803 (rad^{-1})$
$a_\alpha = -0.3$	$e_m = -1.719 (rad^{-1}s)$



شکل ۳- شبیه‌سازی مقادیر مدل و تخمین زاویه‌ی حمله

در شکل ۹، نتایج شبیه‌سازی خروجی کنترل‌کننده نشان داده شده است. لازم به یادآوری است که خروجی کنترل‌کننده زاویه‌ی فرمان عملگر (δ_c) است. در ادامه نتایج آزمون پردازنده در حلقه ارائه می‌شوند.

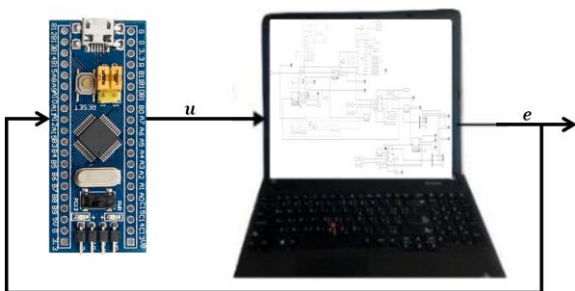
آزمون پردازنده در حلقه به کمک برد blue pill که دارای یک پردازنده‌ی STM32f103c8t6 بوده، همراه با پروگرامر ST-LINK V2 انجام گرفته است. به منظور برقراری ارتباط پردازنده و نرم افزار سیمولینک متلب، از ماژول ارتباط سریال cp2102 استفاده می‌شود. این ماژول، یک ارتباط سریال با سه سیم بوده که یکی از آن‌ها سیم زمین^{۳۵}، یک سیم دارای ولتاژ صفر ولت و سیم دیگر دارای ولتاژ ۵ ولت است. مشخصات پروتکل ارتباط سریال به صورت جدول ۳ است. نحوه انجام آزمون پردازنده در حلقه، در شکل ۱۰ نشان داده می‌شوند.



شکل ۹- شبیه‌سازی خروجی کنترل‌کننده

جدول ۳- مشخصات پروتکل ارتباط سریال

۱۱۵۲۰۰ (Bits / s)	نرخ ارسال داده
ندارد	بیت Parity
دارد	بیت شروع و بیت توقف

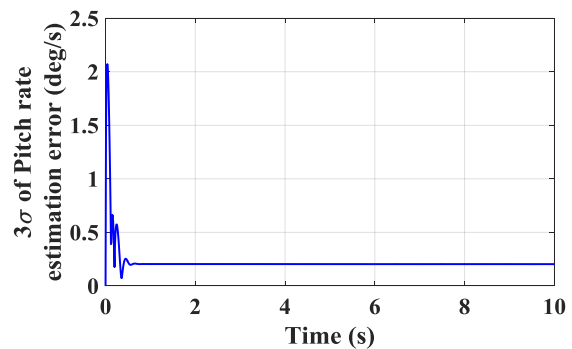


شکل ۱۰- انجام آزمون پردازنده در حلقه با استفاده از برد blue pill

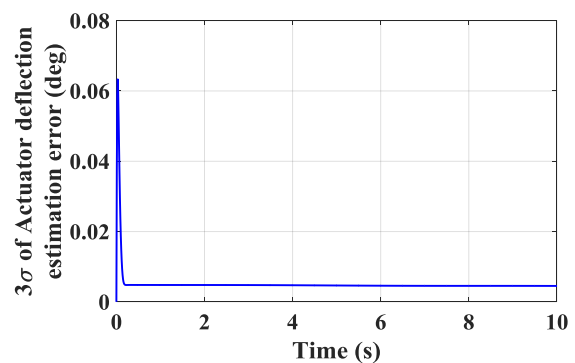
با توجه به شکل ۶، مقدار اولیه‌ی سه برابر انحراف معیار تخمین تقریباً برابر با ۱ درجه بوده و تقریباً پس از ۱ ثانیه به مقدار ۰/۱ درجه همگرا می‌شود. در واقع، دقت تخمین زاویه‌ی حمله توسط فیلتر کالمن برابر با ۰/۱ درجه است. شکل ۷، نتایج شبیه‌سازی سه برابر انحراف معیار تخمین نرخ زاویه‌ی فراز را نشان می‌دهد.

مقدار اولیه‌ی سه برابر انحراف معیار تخمین نرخ زاویه‌ی فراز تقریباً برابر با ۲ بوده و تقریباً پس از ۱ ثانیه به مقدار ۰/۲۵ درجه همگرا می‌شود. بنابراین، دقت تخمین زاویه‌ی حمله برابر با ۰/۲۵ درجه است. شکل ۸، نتایج شبیه‌سازی سه برابر انحراف معیار تخمین زاویه‌ی انحراف عملگر را نشان می‌دهد.

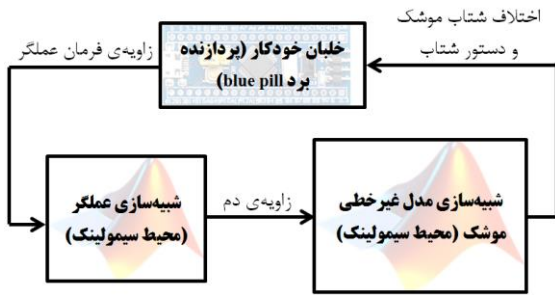
با توجه به شکل ۸، مقدار اولیه‌ی سه برابر انحراف معیار تخمین تقریباً برابر با ۰/۰۶ درجه بوده و تقریباً پس از ۰/۵ ثانیه به مقدار ۰/۰۰۵ درجه همگرا می‌شود. در واقع، دقت تخمین زاویه‌ی حمله توسط فیلتر کالمن برابر با ۰/۰۰۵ درجه است.



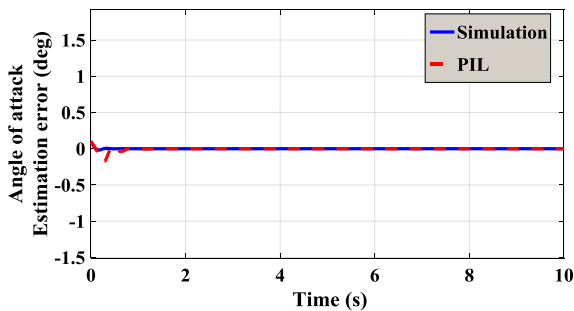
شکل ۷- شبیه‌سازی سه برابر انحراف معیار تخمین نرخ زاویه‌ی فراز



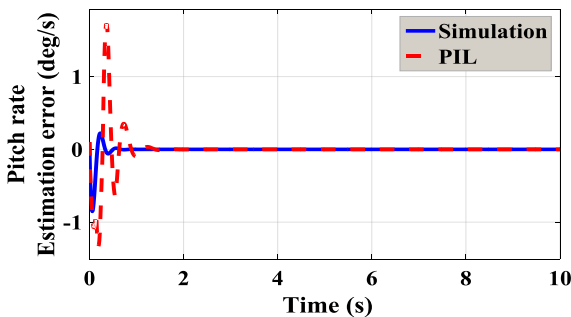
شکل ۸- شبیه‌سازی سه برابر انحراف معیار تخمین زاویه‌ی انحراف عملگر



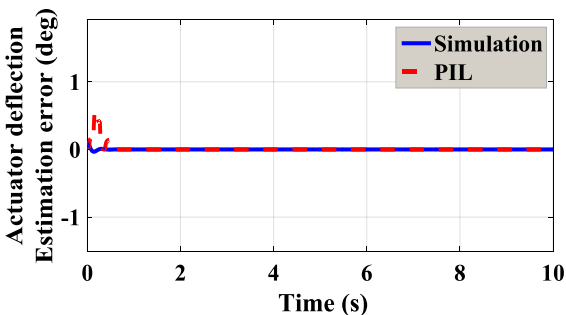
شکل ۱۱- نمودار بلوکی شبیه‌سازی انجام‌شده



شکل ۱۲- نتایج آزمون پردازنده در حلقه و شبیه‌سازی خطای تخمین زاویه‌ی حمله



شکل ۱۳- نتایج آزمون پردازنده در حلقه و شبیه‌سازی خطای تخمین نرخ زاویه‌ی فراز



شکل ۱۴- نتایج آزمون پردازنده در حلقه و شبیه‌سازی خطای تخمین زاویه‌ی انحراف عملگر

به منظور انجام آزمون، به صورت زمان واقعی در نرم‌افزار متلب، بایستی هسته زمان واقعی سیمولینک^{۳۶} نصب شود که این کار با اجرای دستور `sldrtkernel` در پنجره Command Window متلب قابل انجام است.

نمودار بلوکی آزمون پردازنده در حلقه که شامل شبیه‌سازی در محیط سیمولینک متلب و پیاده‌سازی خلبان خودکار در برد `blue pill` است، به صورت شکل ۱۱ است. با توجه به شکل ۱۱، مدل عملگر و مدل موشک در محیط سیمولینک متلب شبیه‌سازی شده و خلبان خودکار نیز در پردازنده برد `blue pill` به کمک کدنویسی با زبان C پیاده‌سازی می‌شود. در ادامه نتایج آزمون پردازنده در حلقه و شبیه‌سازی خطای تخمین حالت‌ها و خروجی کنترل‌کننده ارائه می‌شوند.

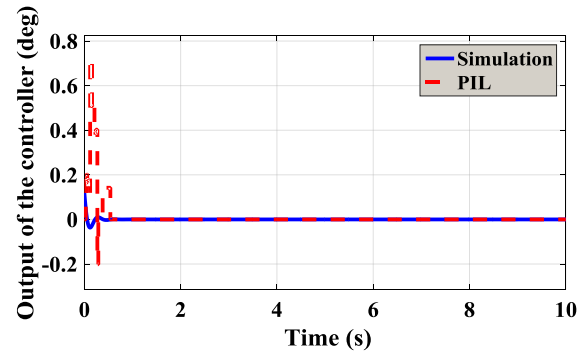
شکل ۱۲، شکل ۱۳ و شکل ۱۴ به ترتیب نتایج آزمون پردازنده در حلقه و شبیه‌سازی زاویه‌ی حمله، نرخ زاویه‌ی فراز و زاویه‌ی انحراف عملگر را نشان می‌دهند. نتایج آزمون پردازنده در حلقه و شبیه‌سازی خروجی کنترل‌کننده نیز در شکل ۱۵ نشان داده شده است. با توجه به شکل ۱۳، مشاهده می‌شود که نتایج شبیه‌سازی و آزمون پردازنده در حلقه، در لحظات اولیه با یکدیگر متفاوت است که این امر می‌تواند بدلیل تفاوت‌های نرم‌افزاری مانند تفاوت در کد C اجرا شده در شبیه‌سازی متلب و کد C نوشته شده در برد `blue pill` و تفاوت‌های سخت‌افزاری مانند تفاوت ویژگی‌های پردازنده‌ی کامپیوتر (که متلب بر روی آن اجرا می‌شود) و ویژگی‌های پردازنده `stm32f103c8t6` (پردازنده برد `blue pill`) باشد.

با این حال، در تمامی موارد، نتایج آزمون پردازنده در حلقه و شبیه‌سازی دارای رفتار مشابه یکدیگر بوده و خطای تخمین‌ها حداکثر پس از ۲ ثانیه به صفر همگرا می‌شود. با توجه به شکل ۱۵، مشاهده می‌شود که سیگنال کنترلی حاصل از آزمون پردازنده در حلقه به نرمی سیگنال حاصل از شبیه‌سازی نیست. دلیل آن کوانتیزاسیون انجام‌شده برای کاهش حجم اطلاعات است تا بتوان اطلاعات را از طریق ارتباط سریال منتقل کرد. اما، همانطور که بیان شد رفتار هر دو سیگنال مشابه یکدیگر است.

³⁶ Simulink desktop Real Time Kernel

Rotor". *Journal of Robotics and Control (JRC)*, vol. 3, no. 1, pp. 62-72, 2022.

- [2] Wang, J., Li, M., Jiang, W., Huang, Y., & Lin, R., "A Design of FPGA-Based Neural Network PID Controller for Motion Control System". *Sensors*, vol. 22, no. 3, pp. 889, 2022.
- [3] Zhao, H., Gu, W., & Zhang, R., "RBF neural network-based sliding mode control for a ballistic missile". *International Journal of Modelling, Identification and Control*, vol. 8, no. 2, pp. 107-113, 2009.
- [4] McFarland, M. B., & Calise, A. J., "Adaptive nonlinear control of agile anti-air missiles using neural networks". *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 8, no. 5, pp. 749-756, 2000.
- [5] McFarland, M. B., & Calise, A. J., "Adaptive nonlinear control of agile anti-air missiles using neural networks". *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 8, no. 5, pp. 749-756, 2000.
- [6] Peng, W., Lv, Z., & He, C., "Research on Ground-to-Air Missile Fitting Algorithm Based on Deep BP Neural Network". In *International Conference on Cyber-Physical Social Intelligence (ICCSI)*, 2022, pp. 6-11.
- [7] Vandana, A., Chaturvedi, I., Jaikumar, S., & Chandar, T. S., "Neural Network based Robust Integrated Autopilot for an Aircraft". In *IEEE 6th International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA)*, 2021, pp. 231-236.
- [8] Li, S., Yang, J., Chen, W. H., & Chen, X., "Generalized extended state observer based control for systems with mismatched uncertainties". *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 59, no. 12, pp. 4792-4802, 2011.
- [9] Li, T., Zhang, S., Yang, H., Zhang, Y., & Zhang, L., "Robust missile longitudinal autopilot design based on equivalent-input-



شکل ۱۵- نتایج آزمون پردازنده در حلقه و شبیه‌سازی خروجی کنترل‌کننده

جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این مقاله به طراحی و شبیه‌سازی خلبان خودکار مبتنی بر شبکه‌ی عصبی برای کانال طولی یک موشک با استفاده از فیلتر کالمن پرداخته شد. مطابق با تئوری اغتشاش معادل، تمامی اغتشاش‌های ورودی به سیستم معادل با یک اغتشاش در نظر گرفته شده و به تخمین آن پرداخته شد. به این منظور اغتشاش معادل به عنوان یک حالت به بردار حالت سیستم اضافه شد و توسط فیلتر کالمن تخمین زده شد. سپس، اثر آن در ورودی کنترلی اعمالی به سیستم جبران شد. پس از آن، از شبکه عصبی به عنوان کنترل‌کننده استفاده شد که ورودی آن بردار تخمین فیلتر کالمن و خروجی آن زاویه‌ی فرمان عملگر است. نتایج شبیه‌سازی و آزمون پردازنده در حلقه نشان می‌دهند که مقادیر تخمین به مقادیر مدل همگرا شده‌اند. خطای تخمین زاویه‌ی حمله، نرخ زاویه‌ی فراز و زاویه‌ی فرمان عملگر به ترتیب برابر با 0.02 درجه، 0.025 درجه بر ثانیه و 0.012 درجه است. در تمامی موارد، نتایج آزمون پردازنده در حلقه و شبیه‌سازی، رفتار مشابه دارند. با استفاده از روش ارائه‌شده و با علم بر دینامیک اغتشاش، می‌توان آن را به سیستم اعمال کرده و تاثیر دینامیک اغتشاش را بر روش پیشنهادی مورد بررسی قرار داد. بعنوان کار آتی، دینامیک متغیر با زمان به سیستم اعمال شده و عملکرد روش پیشنهادی مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

منابع و مراجع

- [1] Jabeur, C. B., & Seddik, H., "Optimized Neural Networks-PID Controller with Wind Rejection Strategy for a Quad-

observer for nonlinear systems with fast dynamics", *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, vol. 230, no. 10, pp. 1943-1963, 2016.

disturbance and generalized extended state observer approach", *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, vol. 229, no. 6, pp. 1025-1042, 2015.

- [10] Ashraf, M., Safwat, E., Abozied, M. A. H., & Kamel, A. M. , "Design and simulation of a longitudinal autopilot system for flying vehicles based on LQR and Luenberger observer", In *International Conference on Aerospace Sciences and Aviation Technology*, 2023, vol. 20, pp. 1-11.
- [11] Buzantowicz, W. , "An Airframe Stabilization System with State Observer and Correction Part for Terminal-Phase Missile Guidance", *Advances in Military Technology*, vol. 19, no. 1, pp. 91-118, 2024.
- [12] Zhou, J., Li, W., Xia, Q., & Jiang, H. , "Robust missile autopilot design based on dynamic surface control", *Journal of Systems Engineering and Electronics*, vol. 34, no. 1, pp. 160-171, 2023.
- [13] Tian, J., Zhang, S., & Yang, H. , "Enhanced extended state observer based control for missile acceleration autopilot", *ISA transactions*, vol. 96, pp. 143-154, 2020.
- [14] Li, H., Liu, Z., & Shao, J. , "A Model Predictive Current Control Based on Adaline Neural Network for PMSM", *Journal of Electrical Engineering & Technology*, pp. 1-8, 2022.
- [15] Zuo, J., Liu, Q., Meng, W., Ai, Q., & Xie, S. Q., "Enhanced compensation control of pneumatic muscle actuator with high-order modified dynamic model", *ISA transactions*, 2022.
- [16] Kim, Y., & Bang, H., "Introduction to Kalman filter and its applications", in *Introduction and Implementations of the Kalman Filter*, 2018, pp. 1-16.
- [17] Tian, J., Zhang, S., Zhang, Y., Li, T., & Yang, H., "Enhanced predictive functional control based on equivalent input disturbance and generalized extended state