



Performance Enhancement of Homing Missiles in Air Defense Systems through Model Predictive Control Integrated with Neural Networks

Mohamad Mahdi Soori¹ , Kazem Imani^{2*}

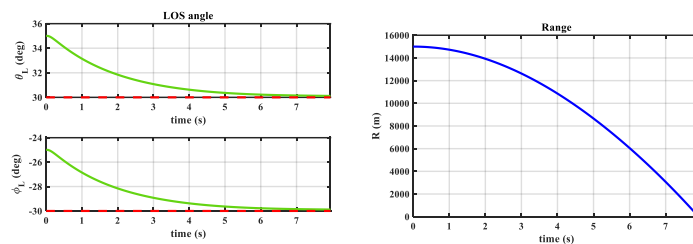
¹ PhD Student, Khajeh Nasir University, Tehran, Iran.(Email: mmsoorimech@yahoo.com)

² Assistant Professor, Imam Ali Officer University, Tehran, Iran .(*Correspondence: kaimani@mail.kntu.ac.ir)

HIGHLIGHTS

- Development of a neural network-based model predictive control algorithm for enhancing the performance of missile guidance systems.
- An integrated three-dimensional modeling of the missile and target combined with trajectory optimization, aimed at minimizing guidance errors and reducing flight time.

GRAPHICAL ABSTRACT



ARTICLE INFO

Article history:

Article Type: Research paper

Received: 09 October 2025

Received in revised form: 13 November 2025

Accepted: 13 November 2025

Available online: 22 December 2025

*Correspondence:

kaimani@mail.kntu.ac.ir

Keywords:

Neural Network-Based Model

Predictive Control

Intelligent Missile Control

Simulation and Analysis of Air

Defense Systems

Guidance System Performance

Optimization

ABSTRACT

Achieving high precision and optimal performance in missile guidance systems necessitates a unified design framework with simultaneous optimization of multiple system components and constraints. This paper presents an innovative and effective approach to improving the overall performance of missile guidance by employing a Model Predictive Controller (MPC) integrated with a neural network-based identifier. The proposed method focuses on accurate three-dimensional modeling and real-time trajectory optimization between the missile and its maneuvering target, aiming to minimize guidance errors and reduce total flight time. By leveraging a neural network to learn the nonlinear dynamics of the system, the controller eliminates the need for an exact analytical model, significantly decreasing dependency on traditional modeling techniques. This not only enhances modeling flexibility and adaptability but also contributes to lower development and implementation costs in practical scenarios. Simulation results confirm that the proposed MPC-based controller significantly outperforms conventional strategies such as PID & SMC in terms of miss distance reduction and faster interception under dynamic conditions.

Cite this article: Soori M. M[®], Imani K[®]. Performance Enhancement of Homing Missiles in Air Defense Systems through Model Predictive Control Integrated with Neural Networks. Journal of Aerospace Mechanics. 2025; 21 (4): 1-16. DOI: <https://doi.org/10.47176/MAJ.2025.1519>

© Author(s) retain the copyright and full publishing rights

Publisher: Imam Hossein Comprehensive University.





بهبود عملکرد موشک آشیانه یاب در سامانه های پدافند با کنترل پیش بین و شبکه عصبی

محمد مهدی سوری^۱، کاظم ایمانی^{۲*}

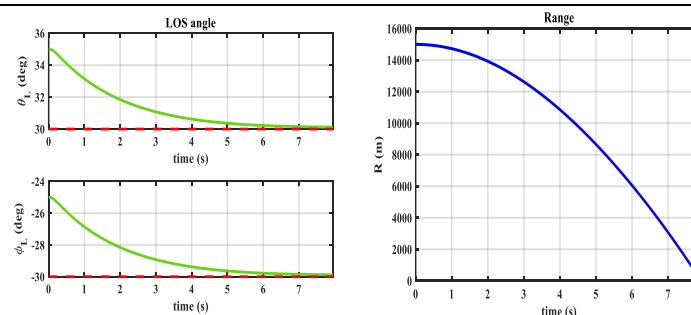
^۱ دانشجوی دکتری دانشگاه صنعتی خواجه نصیر، تهران، ایران (mmsoorimech@yahoo.com)

^۲ استادیار دانشگاه افسری امام علی (ع)، تهران، ایران (نویسنده مسئول: kaimani@mail.kntu.ac.ir)

برجسته ها

- ارائه الگوریتم کنترل پیش بین مبتنی بر شبکه عصبی برای بهبود عملکرد سامانه هدایت موشک
- مدلسازی سه بعدی یکپارچه موشک و هدف به همراه فرآیند بهینه سازی مسیر حرکت، برای کاهش خطای هدایت و زمان پرواز

چکیده گرافیکی



مشخصات مقاله

تاریخچه مقاله:

نوع مقاله: علمی پژوهشی

دریافت: ۱۷ مهر ۱۴۰۴

بازنگری: ۲۲ آبان ۱۴۰۴

پذیرش: ۰۸ آذر ۱۴۰۴

ارائه آنلاین: ۰۱ دی ۱۴۰۴

*نویسنده مسئول:

kaimani@mail.kntu.ac.ir

کلید واژه ها:

کنترل پیش بین مدل عصبی
کنترل هوشمند موشک
شبیه سازی و تحلیل سیستم های پدافند هوایی
بهینه سازی عملکرد سیستم هدایت

چکیده

در سامانه های هدایت موشکی، دستیابی به دقت بالا و عملکرد مطلوب مستلزم طراحی یکپارچه و بهینه سازی هم زمان اجزای مختلف سیستم است. این پژوهش روشی نوین برای ارتقای کارایی سیستم هدایت موشک ارائه می دهد که مبتنی بر کنترل کننده پیش بین مدل (MPC) با بهره گیری از یک شناساگر عصبی است. در این روش، با هدف کاهش خطای هدایت و مدت زمان پرواز، مسیر حرکت موشک نسبت به هدف به صورت دقیق شبیه سازی و بهینه سازی می شود. کنترل کننده طراحی شده با تکیه بر یادگیری دینامیک سیستم از طریق شبکه عصبی، قادر است مدل سازی دقیقی از سیستم بدون نیاز به در اختیار داشتن مدل تحلیلی دقیق انجام دهد. این ویژگی نه تنها موجب کاهش وابستگی به مدل های سنتی می شود، بلکه هزینه های طراحی و پیاده سازی سیستم را نیز به طور محسوسی کاهش می دهد. نتایج شبیه سازی ها نشان می دهد که کنترل کننده پیشنهادی در مقایسه با روش های مرسوم PID، و کنترل کننده مقاوم مود لغزشی در کاهش فاصله عدم برخورد و کاهش زمان رسیدن به هدف عملکرد مؤثرتری از خود نشان می دهد.

استناد: سوری، محمد مهدی^۱، ایمانی، کاظم^۲. بهبود عملکرد موشک آشیانه یاب در سامانه های پدافند با کنترل پیش بین و شبکه عصبی. مکانیک هوا فضا. (۱۴۰۴)؛ ۲۱ (۴): ۱۶-۱.

<https://doi.org/10.47176/MAJ.2025.1519>

© نویسنده (گان) حق نشر و حقوق کامل انتشار را برای خود محفوظ می دارند.

ناشر: دانشگاه جامع امام حسین (ع).



۱- مقدمه

در رویکرد هدایت و کنترل یکپارچه، فرآیندهای هدایت و کنترل به‌جای آنکه به‌صورت جداگانه عمل کنند، در یک چارچوب هماهنگ و یکپارچه ادغام می‌شوند. این رویکرد با ایجاد ارتباط مستقیم میان داده‌های کلیدی، مانند سرعت نسبی بین وسیله پروازی و هدف، زاویه خط دید و زاویه برخورد، امکان بهینه‌سازی هم‌زمان مسیر و عملکرد کنترلی را فراهم می‌کند. در سیستم‌های سنتی، هدایت و کنترل به‌صورت مستقل توسعه می‌یابند و معمولاً از طریق یک اتوپایلووت واسطه به یکدیگر متصل می‌شوند. این ساختار به دلیل عدم هماهنگی کامل میان فرآیندهای هدایت و کنترل، در شرایطی که تغییرات مسیر ناگهانی رخ می‌دهد یا فاصله تا هدف کاهش می‌یابد، کارایی کمتری دارد. علاوه بر این، سیستم‌های مرسوم برای پایداری بیشتر، نیازمند تنظیمات خاصی هستند که ممکن است انعطاف‌پذیری عملکرد را کاهش دهد. در مقابل، رویکرد یکپارچه نه تنها تطبیق‌پذیری بیشتری با تغییرات سریع مسیر دارد، بلکه از هم‌افزایی بین فرآیندهای هدایت و کنترل برای بهینه‌سازی عملکرد و افزایش دقت بهره می‌برد. این هماهنگی به سیستم اجازه می‌دهد تا تصمیمات کنترلی را بر اساس وضعیت لحظه‌ای هدف و وسیله پروازی اتخاذ کند، که در نهایت منجر به بهبود کارایی و دقت مانور می‌شود. [۲۰۱].

تحقیقات اخیر در حوزه هدایت و کنترل یکپارچه (IGC) رویکردهای نوینی را برای بهبود عملکرد وسایل پروازی ارائه کرده‌اند. در سال ۲۰۱۰، هارل و بالاکریشن [۳] روشی مبتنی بر کنترل مود لغزشی درجه دوم ترمینال را معرفی کردند. در ادامه، ونگ و همکاران [۴] در سال ۲۰۲۰، یک مدل IGC با زاویه برخورد محدود برای بهبود انعطاف‌پذیری حمله ارائه دادند. در همان سال، تیان و همکاران [۵] برای مقابله با چالش‌هایی مانند محدودیت میدان دید، یک مدل جدید طراحی کردند که با اشباع ورودی، این محدودیت را جبران می‌کرد. در سال ۲۰۲۱، سینه‌ها و همکاران [۶] مدل هدایت و کنترل یکپارچه‌ای را توسعه دادند که از یک مشاهده‌گر اغتشاش غیرخطی با زمان محدود برای تخمین مانور هدف استفاده می‌کرد. همچنین، ژیانگو ژیو و همکاران [۷] یک قانون جدید IGC را برای موشک‌های هدایت‌شونده با پرتو لیزر ارائه کردند که به محدودیت‌های زاویه انحراف خط و زمان همگرایی پاسخ می‌داد. در همان سال، بین ژائو و همکاران [۸] نیز مدلی را با استفاده از انتگرال لیاپانوف و تئوری کنترل مود لغزشی پیشنهاد دادند تا هدایت و کنترل یکپارچه را برای موشک‌هایی با محدودیت میدان دید بهینه کنند. تحقیقات در این حوزه در سال ۲۰۲۲ ادامه یافت؛ لی [۹] مدلی را برای موشک‌های مافوق صوت ارائه کرد که با کنترلر مود لغزشی، اهداف پرسرعت را با دقت بالا رهگیری می‌کرد. ژنهورا فوا [۱۰] نیز مدلی را پیشنهاد داد که علاوه بر محدودیت زاویه خط دید، اشباع ورودی و سایر محدودیت‌های دینامیکی را در نظر می‌گرفت. این مدل با طراحی یک مشاهده‌گر

اغتشاش همگرا با زمان ثابت، تأثیر اختلالات ناشناخته را کاهش می‌داد. در همان سال، هوان ژائو [۱۱] یک کنترل‌کننده تطبیقی برای تنظیم زاویه دید و زاویه حمله طراحی کرد که با در نظر گرفتن محدودیت‌های دینامیکی، دقت هدایت را افزایش می‌داد. در سال ۲۰۲۳، ژیاو لیانگ و همکاران [۱۲] روشی مبتنی بر شبکه عصبی تطبیقی برای مقابله با عدم قطعیت‌ها و اختلالات خارجی ارائه کردند. این روش با استفاده از مشاهده‌گر اغتشاش و قوانین یادگیری تطبیقی، عملکرد سیستم را در شرایط پیچیده بهبود بخشید. ژیبینگ لی و همکاران [۱۳] نیز یک مدل سه‌بعدی تقریبی هدایت و کنترل را پیشنهاد کردند که از کنترل بازگشت به عقب و کنترل مود لغزشی برای بهبود دقت هدایت بهره می‌برد. همچنین، دنگ و همکاران [۱۴] طراحی جدیدی برای IGC ارائه دادند که محدودیت زاویه حمله را در نظر می‌گرفت و با ترکیب مفاهیم تئوری کنترل مدرن، بهینه‌سازی عملکرد سیستم را ممکن می‌ساخت. در سال ۲۰۲۴، ژوانگژیو و همکاران [۱۵] مدلی را توسعه دادند که محدودیت‌های زاویه برخورد و میدان دید را در یک چارچوب یکپارچه بررسی می‌کرد. این روش با استفاده از حل معادله ریکاتی و برنامه‌ریزی درجه دوم، هدایت دقیق‌تری را فراهم می‌کرد. در ادامه، ژوانگژیو [۱۶] مدل دیگری را برای موشک‌های آشیانه‌یاب با جبران خطا ارائه داد که با ادغام دینامیک موشک و سینماتیک درگیری، عملکرد هدایت را بهبود می‌بخشید. این پژوهش‌ها نشان می‌دهند که توسعه روش‌های IGC با تمرکز بر افزایش دقت، کاهش تأخیر و مقابله با محدودیت‌های فیزیکی، مسیر روشنی برای پیشرفت سامانه‌های هدایت و کنترل آینده فراهم می‌کند.

در این پژوهش، یک رویکرد نوین برای طراحی کنترل‌کننده پیش‌بین مدل خطی در چارچوب هدایت و کنترل یکپارچه (IGC) ارائه شده است. این روش با استفاده از یک شناساگر عصبی، بهبود دقت و کارایی سیستم را هدف قرار می‌دهد. در گام نخست، مدل‌سازی دینامیکی موشک و هدف در فضای سه‌بعدی انجام شده و تأثیر عوامل کلیدی مانند زاویه دید، سرعت نسبی، و محدودیت‌های حرکتی مورد بررسی قرار گرفته است. در ادامه، کنترل‌کننده پیشنهادی توسعه داده شده که بر پایه یادگیری تطبیقی شبکه‌های عصبی، دینامیک سامانه را شناسایی و بهینه‌سازی می‌کند. برای ارزیابی عملکرد این کنترل‌کننده، شبیه‌سازی‌های گسترده‌ای صورت گرفته و نتایج آن با کنترل‌کننده‌های کلاسیک نظیر PID مقایسه شده است. تحلیل داده‌ها نشان می‌دهد که این رویکرد، زمان پرواز را کاهش داده، دقت اصابت را افزایش داده و مسیر موشک را بهینه می‌کند. افزون بر این، عملکرد کنترل‌کننده پیشنهادی در مواجهه با عدم قطعیت‌ها، اغتشاشات و تغییرات ناگهانی مسیر هدف مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که این روش،

در معادلات ۱ الی ۳ ($a_{mR}, a_{m\theta}, a_{m\phi}$) نشان دهنده مولفه‌های شتاب موشک و ($a_{tR}, a_{t\theta}, a_{t\phi}$) نشان دهنده مولفه‌های شتاب هدف است. همچنین θ زاویه مسیر پرواز است.

از آنجایی که شتاب موشک معمولاً توسط نیروی آیرودینامیکی در بخش هدایت پایانی تامین می‌شود، رابطه بین شتاب موشک و نیروی آیرودینامیکی باید بیشتر مورد توجه قرار گیرد. نیروی آیرودینامیکی روی موشک در سیستم مختصات سرعت بصورت معادله‌های ۴ الی ۷ محاسبه می‌شود.

$$a_{mz} = \frac{Z}{m} \quad (4)$$

$$a_{my} = \frac{Y}{m} \quad (5)$$

$$Y = qS (c_y^\alpha \alpha + c_y^\beta \beta + c_y^{\delta_z} \delta_z) \quad (6)$$

$$Z = qS (c_z^\alpha \alpha + c_z^\beta \beta + c_z^{\delta_y} \delta_y) \quad (7)$$

در معادلات ۴ الی ۷، (a_{mz}, a_{my}) شتاب موشک در امتداد مختصات سیستم سرعت هستند. (m) نشان دهنده جرم موشک، (ρ) چگالی هوا، (Y, Z) نیروهای برآ و جانبی، ($q = \frac{1}{2} \rho V_m^2$) فشار دینامیکی، (S) منطقه مرجع آیرودینامیک موشک، (α) زاویه حمله، (β) زاویه لغزش جانبی، ($\delta_x, \delta_y, \delta_z$) زوایای انحراف بالک‌های موشک، و ($c_z^\beta, c_z^\alpha, c_z^{\delta_y}$) مشتقات جزئی ضریب نیروی لیفت، ($c_z^\beta, c_z^\alpha, c_z^{\delta_y}$) مشتقات جزئی ضریب نیروی جانبی خواهند بود.

با ترکیب معادلات ۲، ۳، ۶ و ۷ معادلات زوایای خط دید بصورت معادلات ۸ و ۹ می‌شود.

$$\ddot{\theta}_L \quad (8)$$

$$= -\dot{\phi}_L^2 \sin \theta_L \cos \theta_L - \frac{2R\dot{\theta}_L}{R} - M_1 Y \cos(\gamma_V) - \frac{\sin \theta_L \sin(\phi_L - \varphi_V)}{mR} (Y \cos(\gamma_V) + Z \sin(\gamma_V)) + M_1 (mg \cos \theta + Z \sin(\gamma_V)) + d_{\theta L}$$

$$\ddot{\phi}_L = -\frac{2R\dot{\phi}_L}{R} + 2\dot{\theta}_L \dot{\phi}_L \tan \theta_L - M_2 Y \cos(\gamma_V) \quad (9)$$

$$+ \frac{\cos(\phi_L - \varphi_V)}{mR \cos \theta_L} (Y \cos(\gamma_V) + Z \sin(\gamma_V)) + M_2 (mg \cos \theta + Z \sin(\gamma_V)) + d_{\phi L}$$

در معادلات ۸ و ۹ پارامترهای M_1 و M_2 بصورت روابط ۱۰ و ۱۱ تعریف می‌شود.

$$M_1 = \frac{\cos \theta \cos \theta_L + \sin \theta \sin \theta_L \cos(\phi_L - \varphi_V)}{mR} \quad (10)$$

$$M_2 = \frac{\sin \theta \cos(\phi_L - \varphi_V)}{mR \cos \theta_L} \quad (11)$$

در معادلات ۸ الی ۱۱ پارامترهای (φ_V) زاویه بالستیک، (γ_V) زاویه چرخش، ($d_{\phi L}, d_{\theta L}$) خطاهای تقریبی از θ_L و ϕ_L خواهند بود. معادلات سینماتیک زاویه مسیر پرواز و زاویه بالستیک به صورت معادلات ۱۲ و ۱۳ نشان داده شده است.

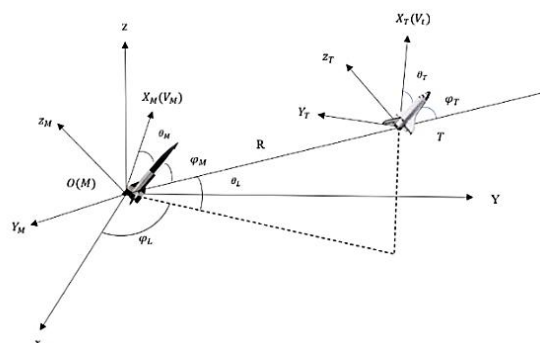
$$\dot{\theta} = \frac{Y \cos \gamma_V - Z \sin \gamma_V - mg \cos \theta}{mV_m} \quad (12)$$

استحکام بیشتری نسبت به رویکردهای سنتی داشته و قابلیت اطمینان سیستم را در شرایط عملیاتی گوناگون بهبود می‌بخشد.

۲- مدلسازی ریاضی

سناریوی درگیری موشک-هدف شامل تلاش موشک برای رهگیری یک هدف از طریق تغییر جهت مسیر است. در حین هدایت آشیانه یابی، از حسگرهای داخل موشک برای هدایت تا زمانی که برخورد رخ دهد استفاده می‌شود. شرایط اولیه این سناریو شامل سه فرض اصلی است. یک: هدایت میانه مسیر موفقیت آمیز است. دو: سرعت موشک و هدف در مسیر برخورد نزدیک به هم است. سه: به منظور رهگیری و انهدام کامل هدف زاویه ضربه برخورد موشک و هدف محدود قرار داده شده است. هندسه این سناریو درگیری در شکل ۳ نشان داده شده است.

هدف کلی از این مقاله طراحی کنترل کننده‌ای مناسب به منظور رهگیری دقیق هدف خواهد بود. از این رو به بیان مسئله درگیری موشک-هدف که شامل تمام موضوعات مورد نیاز برای مدل سازی دقیق از جمله سینماتیک درگیری، دینامیک موشک، و مدل هدایت و کنترل یکپارچه می باشد پرداخته می‌شود.



شکل ۱: سینماتیک درگیری

در شکل ۱ (O-XYZ) نشان دهنده سیستم مختصات اینرسی است. ($M - x_M y_M z_M, T - x_T y_T z_T$) سیستم مختصات سرعت موشک و هدف، (R) برد موشک هدف است. (V_M, V_T) سرعت موشک و هدف، (θ_M, ϕ_M) و (θ_T, ϕ_T) زاویه موشک و هدف نسبت به مختصات سرعت و سیستم مختصات خط دید، (θ_L, ϕ_L) زاویه ارتفاع و زاویه سمت است.

معادلات سینماتیک نسبی موشک و هدف بصورت معادله ۱ الی ۳ نوشته می‌شود [۱۷].

$$\ddot{R} - R\dot{\theta}_L^2 - R\dot{\phi}_L^2 \cos^2 \theta_L = a_{tR} - a_{mR} \quad (1)$$

$$R\ddot{\theta}_L + 2R\dot{\theta}_L + R\dot{\phi}_L^2 \sin \theta_L \cos \theta_L = a_{t\theta} - a_{m\theta} \quad (2)$$

$$-R\ddot{\phi}_L^2 \cos \theta_L - 2R\dot{\phi}_L \cos \theta_L + 2R\dot{\theta}_L \dot{\phi}_L \sin \theta_L = a_{t\phi} \quad (3)$$

در معادله ۱۹، ماتریس‌های b_i و f_i بصورت روابط ۲۰ الی ۲۵ نشان داده شده است.

$$b_1 = \begin{bmatrix} -M_1 q S c_y^\alpha & -\frac{q S c_z^\beta \sin \theta_L \sin(\phi_L - \phi_V)}{mR} \\ -M_2 q S c_y^\alpha & \frac{q S c_z^\beta \cos(\phi_L - \phi_V)}{mR \cos \theta_L} \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$b_2 = \begin{bmatrix} -\tan \beta \cos \alpha & \tan \beta \sin \alpha & 1 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ \cos \alpha \sec \beta & -\sin \alpha \sec \beta & 0 \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$b_3 = \begin{bmatrix} \frac{q S L m_x^{\delta_x}}{J_x} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{q S L m_y^{\delta_y}}{J_y} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{q S L m_z^{\delta_z}}{J_z} \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$f_1 = \begin{bmatrix} -\frac{2\dot{R}}{R} \dot{\theta}_L - \dot{\phi}_L^2 \sin \theta_L \cos \theta_L + M_1 mg \cos \theta \\ -\frac{2\dot{R}}{R} \dot{\phi}_L + 2\dot{\theta}_L \dot{\phi}_L \tan \theta_L + M_2 mg \cos \theta \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$f_2 = \begin{bmatrix} -\frac{q S Y_y}{mV \cos \beta} + \frac{g}{V \cos \beta} \cos \gamma \\ -\frac{q S Z_z}{mV} + \frac{g}{V} \cos \theta \sin \gamma \\ -\frac{F_{YZ}}{mV} - \frac{g}{V} \cos \theta \cos \gamma \tan \beta \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$f_3 = \begin{bmatrix} \frac{J_y - J_z}{J_x} \omega_z \omega_y + \frac{q S L (m_x^\alpha \alpha + m_x^\beta \beta)}{J_x} \\ \frac{J_z - J_x}{J_y} \omega_x \omega_z + \frac{q S L m_x^\beta \beta}{J_y} \\ \frac{J_x - J_y}{J_z} \omega_y \omega_x + \frac{q S L m_z^\alpha \alpha}{J_z} \end{bmatrix} \quad (25)$$

۳- طراحی کنترل‌کننده PID

کنترل‌کننده PID یکی از ساختارهای متداول در سامانه‌های کنترلی است که به دلیل سادگی و سهولت پیاده‌سازی، در کاربردهای عملی مختلف به کار گرفته می‌شود. در این پژوهش، به منظور انجام یک مقایسه منصفانه میان PID و کنترل‌کننده پیش‌بین مدل (MPC)، ضرایب بهره تناسبی (K_p) بهره انتگرالی (T_i) و بهره مشتقی (T_d) از روش کلاسیک زیگلر-نیکولز استخراج نشده و به جای آن از الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات (PSO) استفاده گردیده است. استفاده از PSO باعث می‌شود که ساختار PID نیز مانند MPC بر پایه یک فرآیند بهینه‌سازی طراحی شود و در نتیجه ارزیابی عملکرد دو کنترل‌کننده از نظر علمی معتبرتر باشد. اختلاف بین بردار موقعیت نسبی موشک-هدف و محور

$$\phi_V = \frac{-Y \sin \gamma_V - Z \cos \gamma_V}{m V_m \cos \theta} \quad (13)$$

معادلات سینماتیکی و دینامیکی موشک در حال چرخش به دور مرکز جرم در فضای سه بعدی بصورت معادلات ۱۴ الی ۱۶ آورده شده است.

$$\dot{\alpha} = -\omega_x \tan \beta \cos \alpha + \omega_y \tan \beta \sin \alpha + \omega_z \quad (14)$$

$$\dot{\beta} = \omega_x \sin \alpha + \omega_y \cos \alpha + \frac{Y}{m V_m \cos \theta} + \frac{g \cos \theta \cos \gamma_V}{V_m \cos \theta} + \frac{Z + mg \cos \theta \sin \gamma_V}{m V_m} \quad (15)$$

$$\dot{\gamma}_V = \cos \alpha \sec \beta \omega_x - \sin \alpha \sec \beta \omega_y + \frac{Y(\tan \theta \sin \gamma_V + \tan \beta) + Z \tan \theta \cos \gamma_V}{m V_m} - \frac{\cos \theta \cos \gamma_V \tan \beta}{V_m} g \quad (16)$$

در معادلات ۱۴ الی ۱۶، (ω_x) سرعت زاویه‌ای کانال چرخش، (ω_y) سرعت زاویه‌ای کانال سمت، (ω_z) سرعت زاویه‌ای کانال فراز است. معادلات وضعیت دینامیکی موشک بصورت معادله ۱۷ بدست می‌آید.

$$\begin{cases} \dot{\omega}_x = \frac{J_y - J_z}{J_x} \omega_z \omega_y + \frac{M_x}{J_x} \\ \dot{\omega}_y = \frac{J_z - J_x}{J_y} \omega_x \omega_z + \frac{M_y}{J_y} \\ \dot{\omega}_z = \frac{J_x - J_y}{J_z} \omega_y \omega_x + \frac{M_z}{J_z} \end{cases} \quad (17)$$

در معادله ۱۷، (J_x) ممان اینرسی کانال چرخش، (J_y) ممان اینرسی کانال انحراف، (J_z) ممان اینرسی کانال فراز است. همچنین (M_x, M_y, M_z) بصورت معادله ۱۸ تعریف می‌شود.

$$\begin{cases} M_x = q S L (m_x^\alpha \alpha + m_x^\beta \beta + m_x^{\delta_x} \delta_x) \\ M_y = q S L (m_y^\beta \beta + m_y^{\delta_y} \delta_y) \\ M_z = q S L (m_z^\alpha \alpha + m_z^{\delta_z} \delta_z) \end{cases} \quad (18)$$

در معادله ۱۸، (L) طول مرجع، $(m_x^{\delta_x}, m_x^\beta, m_x^\alpha)$ مشتقات جزئی ضریب گشتاور کانال چرخش، $(m_y^{\delta_y}, m_y^\beta)$ مشتقات جزئی ضریب گشتاور کانال انحراف، $(m_z^{\delta_z}, m_z^\alpha)$ مشتقات جزئی ضریب گشتاور کانال فراز است.

با ترکیب روابط ۸ و ۹ الی ۱۴ می‌توان معادله سه بعدی هدایت و کنترل یکپارچه موشک را بصورت معادله ۱۹ نوشت.

$$\begin{cases} \dot{x}_0 = x_1 \\ \dot{x}_1 = f_1 + b_1 \bar{x}_2 + d_1 \\ \dot{x}_2 = f_2 + b_2 x_3 + d_2 \\ \dot{x}_3 = f_3 + b_3 u + d_3 \end{cases} \quad (19)$$

در معادله ۱۹، $x_0 = \begin{bmatrix} \theta_L - \theta_{Lf} \\ \phi_L - \phi_{Lf} \end{bmatrix}$ ، $x_1 = \begin{bmatrix} \dot{\theta}_L \\ \dot{\phi}_L \end{bmatrix}$

$x_2 = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}$ ، $x_3 = \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}$ ، $u = \begin{bmatrix} \delta_x \\ \delta_y \\ \delta_z \end{bmatrix}$ خواهد بود. و همچنین

d_i ($i = 1, 2, 3$) خطاهای تقریبی سیستم را نشان می‌دهد.

واقعی و کاهش هزینه‌های پیاده‌سازی، همواره یکی از گزینه‌های ارجح در کاربردهای صنعتی و عملیاتی بوده است [۱۸]. این کنترل‌کننده به‌ویژه در صناعی که نیاز به واکنش سریع و اطمینان‌پذیری بالا دارند، مانند هوافضا، سامانه‌های هدایت و کنترل، و فرآیندهای خودکار، به طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته است.

یکی از رویکردهای نوین در بهبود عملکرد کنترل مدل پیش‌بین، استفاده از شناساگرهای عصبی در طراحی کنترل‌کننده است. در این روش، کنترل‌کننده مدل پیش‌بین خطی به یک شبکه عصبی مجهز می‌شود که وظیفه شناسایی و مدل‌سازی دینامیک سیستم را بر عهده دارد. این رویکرد، یک نوع کنترل مدل پیش‌بین ضمنی محسوب می‌شود که در آن، معادلات مدل کنترلی مستقیماً از طریق فرآیند یادگیری شبکه عصبی استخراج می‌شود. تفاوت اساسی این روش با کنترل مدل پیش‌بین سنتی در این است که در روش‌های کلاسیک، مدل سیستم معمولاً از طریق معادلات تحلیلی و خطی‌سازی حلقه باز استخراج می‌شود، درحالی‌که در این روش، مدل‌سازی به‌طور خودکار و مبتنی بر داده‌های تجربی انجام می‌گیرد.

مزیت کلیدی استفاده از شبکه‌های عصبی در کنترل مدل پیش‌بین، کاهش وابستگی کنترل‌کننده به مدل‌های تحلیلی سیستم است. این امر به‌ویژه در سیستم‌هایی که دارای دینامیک‌های پیچیده، غیرخطی و متغیر با زمان هستند، اهمیت زیادی دارد. به‌عبارت دیگر، در روش پیشنهادی، مدل مورد نیاز کنترل‌کننده پیش از اجرای فرآیند کنترلی، توسط شبکه عصبی شناساگر تخمین زده می‌شود که این امر انعطاف‌پذیری و قابلیت انطباق سیستم را به میزان قابل‌توجهی افزایش می‌دهد. با این حال، عملکرد صحیح کنترل‌کننده کاملاً به دقت و کارایی شبکه عصبی شناساگر بستگی دارد، به‌طوری که هرگونه نقص در فرآیند یادگیری و شناسایی می‌تواند دقت و کارایی کنترل را تحت تأثیر قرار دهد. بنابراین، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی و روش‌های یادگیری عمیق برای بهبود عملکرد شناساگر عصبی، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

کنترل‌کننده مدل پیش‌بین معمولاً به‌صورت زمان گسسته در سیستم‌های کنترلی پیاده‌سازی می‌شود. از این‌رو معادلات حالت را با استفاده از نگه‌دارنده مرتبه صفر زمان نمونه‌برداری T_s به فرم معادله فضای حالت زمان گسسته تبدیل می‌کنیم.

$$x(k+1) = A_d x(k) + B_d u(k) \quad (35)$$

بنابراین معادلات خروجی سیستم زمان گسسته نیز به فرم زیر خواهند بود.

$$y(k) = C_d x(k) \quad (36)$$

روابط (۳۵) و (۳۶) بیان‌گر مدلی هستند که کنترل‌کننده مدل پیش‌بین بر اساس آن توسعه می‌یابد. از این‌رو این مدل، اصطلاحاً

مرجع تعریف می‌شود. خطای زاویه خط دید به شکل معادله ۲۶ قابل بیان است:

$$e_{LOS} = \lambda_{ref}(t) - \lambda(t) \quad (26)$$

صورت کلی کنترل‌کننده PID به صورت معادله (۲۷) می‌باشد:

$$u = K_p e + T_i \int e dt + T_d \left(\frac{de}{dt} \right) \quad (27)$$

تابع هدف J به‌گونه‌ای تعریف می‌شود که بتواند کیفیت رهگیری را با تمرکز بر سرعت برخورد، دقت زاویه خط دید (LOS) و محدودبودن تلاش کنترلی ارزیابی کند:

$$J = w_1 T_{impact} + w_2 e_{LOS \max} + w_3 E_u \quad (28)$$

که در آن:

T_{impact} مدت‌زمان از آغاز شلیک تا لحظه برخورد؛

$e_{LOS \max}$ بیشینه خطای زاویه LOS در طی فاز رهگیری؛

E_u انرژی یا تلاش کنترلی مصرف‌شده در کل مسیر که از رابطه ۲۹ قابل استفاده است.

وزن‌های w_i در مرحله اول برابر واحد انتخاب شده‌اند تا هیچ‌یک از شاخص‌ها نسبت به دیگری برتری پیش‌فرض نداشته باشد. این وزن‌ها بسته به نیاز مأموریتی می‌توانند تغییر کنند.

۴- طراحی کنترل‌کننده مود لغزشی

معادله سیستم به صورت $\dot{x}_3 = f_3 + g_3 u + d_3$ را در نظر گرفته می‌شود. برای طراحی کنترلر از سطح لغزش ۳۰ استفاده می‌شود.

$$S_3 = x_{3d} - x_3 \quad (30)$$

در معادله ۳۰، x_{3d} مقدار مرجع x_3 است که برابر با $[0,0,0]^T$ می‌باشد. با صفر قرار دادن مشتق ۳۰، قسمت معادل ورودی کنترلی مود لغزشی به دست خواهد آمد.

$$\dot{S}_3 = \dot{x}_{3d} - \dot{x}_3 = \dot{x}_{3d} - f_3 - b_3 u = 0 \quad (31)$$

در نتیجه ورودی کنترلی معادل برابر است با:

$$u_{eq} = (b_3^{-1})(\dot{x}_{3d} - f_3) \quad (32)$$

این کنترلر یک بخش دیگر به نام سوئیچ هم دارد که با معادله ۳۲ قابل محاسبه می‌باشد:

$$u_{sw} = (b_3^{-1})(K_3 \tanh(s)) \quad (33)$$

ورودی کنترلی مود لغزشی نهایی از جمع دو معادله (۳۲) و (۳۳) به دست می‌آید:

$$u_{smc} = u_{eq} + u_{sw} \quad (34)$$

۵- طراحی کنترل‌کننده مدل پیش‌بین آنالین

در بسیاری از سیستم‌های کنترلی که به دقت، پایداری و عملکرد بهینه نیاز دارند، استفاده از کنترل مدل پیش‌بین به یک راهکار استاندارد تبدیل شده است. در این میان، کنترل‌کننده مدل پیش‌بین خطی به دلیل سادگی محاسباتی، قابلیت اجرا در زمان

گذشته و خروجی‌های قبلی مرتبط می‌سازند. به طور کلی، یک مدل ARMA را می‌توان به صورت زیر نمایش داد:

$$y(k) = a_1 y(k-1) + \dots + a_n y(k-n) + b_0 x(k) + \dots + b_m x(k-m) \quad (44)$$

$$= \sum_{j=1}^n a_j y(k-j) + \sum_{i=0}^m b_i x(k-i)$$

با اعمال تبدیل $\Xi(z) = Z\{\xi[k]\} = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \xi[k] z^{-n}$ می‌توان معادلات تفاضلی سیستم را از فضای گسسته k به فضای پیوسته z منتقل کرد.

$$Y(z) = a_1 z^{-1} Y(z) + \dots + a_n z^{-n} Y(z) + b_0 X(z) + \dots + b_m X(z) \quad (45)$$

با فاکتورگیری از عوامل مشترک، تابع تبدیل سیستم را می‌توان به شکل زیر بیان کرد.

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_m z^{-m}}{1 - a_1 z^{-1} - \dots - a_n z^{-n}} \quad (46)$$

$$= \frac{b_0 z^n + b_1 z^{n-1} + \dots + b_m z^{n-m}}{z^n - a_1 z^{n-1} - \dots - a_n}$$

فرم برداری رابطه (46) به شکل زیر است.

$$y(k) = \theta^T \phi(k) \quad (47)$$

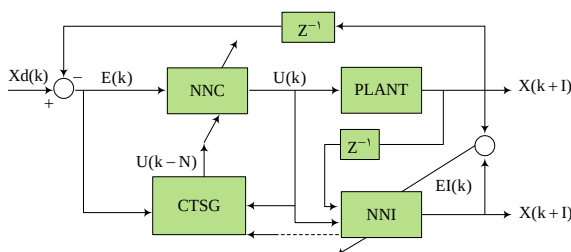
که در آن $\theta = [a_1, \dots, a_n, b_0, \dots, b_m]^T$ و $\phi(k) = [y(k-1), \dots, y(k-n), x(k), \dots, x(k-m)]^T$ به ترتیب بردار پارامترهای سیستم و بردار اندازه‌گیری هستند. در شناسایی پارامتریک سیستم، هدف شناساگر دستیابی به تخمینی از بردار پارامترهای سیستم به صورت $\hat{\theta} = [\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_n, \hat{b}_0, \dots, \hat{b}_m]^T$ است به نحوی که با استفاده از بتوان خروجی سیستم را از طریق رابطه 48 در هر لحظه تخمین زد.

$$\hat{y}(k) = \hat{\theta}^T \phi(k) \quad (48)$$

طبیعتاً هدف شناساگر کمینه کردن خطای شناسایی است.

$$\lim_{k \rightarrow \infty} e(k) = \lim_{k \rightarrow \infty} (y(k) - \hat{y}(k)) = 0 \quad (49)$$

دیگرام بلوکی کلی چنین شناساگری در شکل ۱ نشان داده شده است [۱۹].



شکل ۲: نمایش بلوکی یک شناساگر پارامتریک سیستم.

در مطالعه [۲۰]، ساختاری مشابه شکل ۲ برای شناسایی پارامتریک سیستم ارائه شده است. در این روش، مقادیر ورودی فعلی پلنت به همراه نسخه‌های تأخیری آن و همچنین تأخیرهای خروجی پلنت به عنوان داده‌های ورودی به یک شبکه عصبی ارسال می‌شوند. فرآیند یادگیری شبکه بر اساس کاهش اختلاف بین خروجی واقعی پلنت و خروجی پیش‌بینی‌شده شبکه انجام می‌گیرد، که این اختلاف به عنوان سیگنال خطا در فرآیند آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرد. پس از تکمیل فرآیند آموزش و

مدل کنترل محور نامیده می‌شود. با هدف لحاظ کردن قید تعریف‌شده روی نرخ تغییرات شتاب در معادلات کنترلی و نیز ایجاد رفتار انتگرال‌گیری در کنترل‌کننده جهت کاهش خطای حالت ماندگار، ورودی کنترلی را با ارتباط دادن به مقدار افزایش آن در هر زمان نمونه‌برداری به صورت $u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$ ، در قالب متغیرهای حالت جدید به معادلات مدل کنترل محور قبلی اضافه می‌کنیم.

$$x_a(k+1) = A_a x_a(k) + B_a \Delta u(k) \quad (37)$$

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ u(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_d & B_d \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_d \\ I \end{bmatrix} \Delta u(k)$$

به این مدل کنترل محور جدید در اصطلاح مدل افزوده گفته می‌شود. معادلات خروجی مدل افزوده به صورت زیر قابل بیان است.

$$y(k) = C_a x_a(k) \quad (38)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} C_a & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix}$$

با تعریف N_p و N_c به عنوان افق‌های پیش‌بینی و کنترلی، معادلات ورودی خروجی مدل پیش‌بینی را می‌توان به کمک رابطه ۳۹ محاسبه نمود.

$$Y = F \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix} + \phi \Delta U \quad (39)$$

در معادله مدل پیش‌بینی ۳۹ می‌توان بردار Y را از رابطه ۴۰،

$$Y = \begin{bmatrix} y(k+1|k) \\ y(k+2|k) \\ \vdots \\ y(k+N_p|k) \end{bmatrix} \quad (40)$$

برداری ΔU را از رابطه (۴۱)،

$$\Delta U = \begin{bmatrix} \Delta u(k|k) \\ \Delta u(k+1|k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_c-1|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta a_h(k|k) \\ \Delta a_h(k+1|k) \\ \vdots \\ \Delta a_h(k+N_c-1|k) \end{bmatrix} \quad (41)$$

ماتریس F را از رابطه (۴۲)،

$$F = \begin{bmatrix} C_a A_a \\ C_a A_a^2 \\ \vdots \\ C_a A_a^{N_p} \end{bmatrix} \quad (42)$$

و نهایتاً ماتریس ϕ را از رابطه (۴۳) به دست آورد.

$$\phi = \begin{bmatrix} C_a B_a & \dots & 0 \\ C_a A_a B_a & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C_a A_a^{N_p} B_a & \dots & C_a A_a^{N_p-N_c} B_a \end{bmatrix} \quad (43)$$

۵-۱- شناسایی سیستم توسط شبکه عصبی

شناسایی سیستم فرآیندی است که در آن مدل‌های ریاضی مناسب و الگوریتم‌های یادگیری برای تطبیق داده‌های تجربی به کار گرفته می‌شوند. این فرآیند با هدف کمینه‌سازی معیار خطا بین خروجی سیستم واقعی و خروجی مدل انجام می‌شود [۱۹]. در این زمینه، مدل‌های میانگین متحرک رگرسیون خودکار (ARMA) به عنوان یکی از روش‌های پرکاربرد در شناسایی سیستم مطرح هستند. این مدل‌ها بر اساس معادلات تفاضلی کار می‌کنند و خروجی فعلی سیستم را به ورودی‌های کنونی، ورودی‌های

با توجه به شکل، لایه خروجی تنها از یک نورون تشکیل شده است.

$$net_{out}(k) = \sum_{h=1}^H w_{out_h}(k) o_h(k) \quad (52)$$

در رابطه فوق w_{out_h} وزن بین سیگنال $o_h(k)$ یعنی خروجی نورون h ام لایه پنهان و نورون لایه خروجی است. در ساختار پیشنهادی، از تابع فعال‌ساز خطی در لایه خروجی استفاده شده است. لذا خروجی شبکه به فرم زیر قابل بیان است.

$$\hat{y}_{net}(k) = net_{out}(k) \quad (53)$$

خطای شبکه در هر گام زمانی اختلاف بین مقدار خروجی پلنت و خروجی شبکه می‌باشد.

$$e(k) = y(k) - \hat{y}_{net}(k) \quad (54)$$

برای محاسبه گرادیان خطا می‌توان از معیار مجموع مربعات خطا استفاده کرد.

$$E(k) = \frac{1}{2} e^2(k) \quad (55)$$

آموزش شبکه به یکی از روش‌های مرسوم مبتنی بر گرادیان مانند گرادیان نزولی قابل دستیابی است (در بخش پیاده‌سازی الگوریتم و تست روش‌های متنوعی مورد استفاده و ارزیابی قرار گرفته‌اند). برای آموزش وزن‌های لایه خروجی می‌توان نوشت.

$$w_{out_h}(k+1) = w_{out_h}(k) - \eta^2 \frac{\partial E(k)}{\partial w_{out_h}(k)} \quad (56)$$

$$= w_{out_h}(k) + \eta^2 e(k) o_h(k)$$

در رابطه فوق η^2 نرخ آموزش وزن‌های لایه خروجی است. برای آموزش وزن‌های بین خروجی‌های گام‌های قبلی و نورون‌های لایه پنهان می‌توان از رابطه زیر استفاده کرد.

$$v_{hj}(k+1) = v_{hj}(k) - \eta^1 \frac{\partial E(k)}{\partial v_{hj}(k)} \quad (57)$$

$$= v_{hj}(k) + \eta^1 w_{out_h}(k) e(k) f'(net_h(k)) y(k-j)$$

که در این رابطه η^1 نرخ آموزش وزن‌های لایه پنهان است. در آخر برای آموزش وزن‌های بین ورودی فعلی و تاخیرهای آن و نورون‌های لایه پنهان می‌توان نوشت.

$$w_{hi}(k+1) = w_{hi}(k) - \eta^1 \frac{\partial E(k)}{\partial w_{hi}(k)} \quad (58)$$

$$= w_{hi}(k) + \eta^1 w_{out_h}(k) e(k) f'(net_h(k)) x(k-i)$$

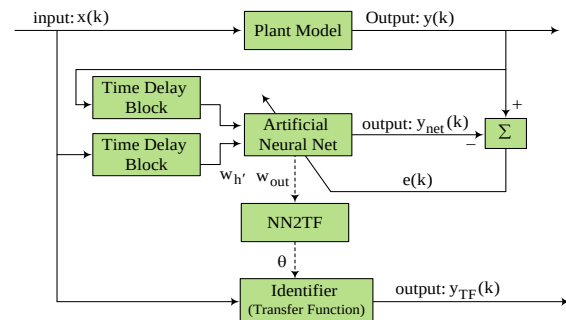
پیشتر اشاره شد که ضروری است تابع فعال‌ساز به کار رفته در این مساله تحلیلی باشد تا بتوان سری تیلور آنرا محاسبه کرد. با توجه به این‌که دامنه توابع فعال‌ساز متداول معمولاً یک همسایگی به مرکز نقطه صفر است، در صورتی که این تابع در یک همسایگی صفر تحلیلی باشد، با استفاده از سری تیلور تابع فعال‌ساز نورون h ام لایه پنهان می‌توان نوشت.

$$\forall net_h(k) \approx 0: f(net_h(k))$$

$$= \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} f^{(n)}(0) (net_h(k))^n \quad (59)$$

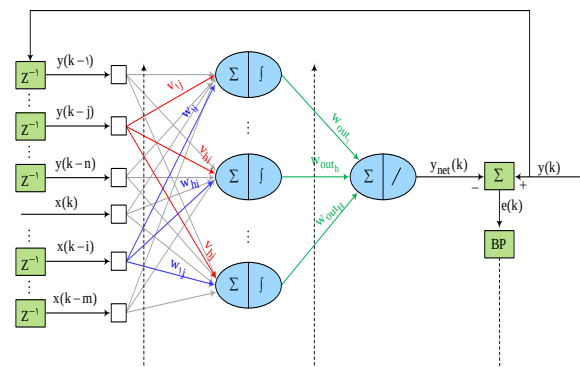
$$= f(0) + f'(0)(net_h(k)) + \dots$$

همگرایی مقادیر وزن‌های شبکه، این ضرایب به الگوریتم تبدیل شبکه عصبی به تابع تبدیل (NN2TF) منتقل می‌شوند. در ادامه، این الگوریتم از مقادیر به‌دست‌آمده برای تعیین پارامترهای مدل شناسایی ARMA استفاده کرده و در نهایت، تابع تبدیل معادل شناساگر استخراج می‌شود.



شکل ۳: نمایش بلوکی شناساگر پارامتریک پیشنهادی مرجع [۲۰].

برای محاسبه معادلات ساختار شناساگر شکل ۳ ابتدا معادلات شبکه عصبی را به‌دست می‌آوریم. شکل ۴ ساختار کلی این شبکه عصبی را نمایش می‌دهد.



شکل ۴: ساختار شبکه استفاده شده بر اساس مقاله مرجع [۲۰].

همان‌طور که در شکل مشخص است، این شبکه از خروجی‌های تاخیر شده پلنت در کنار ورودی و تاخیرهای آن برای یادگیری استفاده می‌کند و در واقع یک شبکه عصبی پیش‌رو با ورودی‌های تاخیر شده است. معادلات پیش‌رو شبکه به صورت زیر قابل بیان است.

$$net_h(k) = \sum_{j=1}^n v_{hj}(k) y(k-j) \quad (60)$$

$$+ \sum_{i=0}^m w_{hi}(k) x(k-i)$$

که در آن v_{hj} وزن بین سیگنال $y(k-j)$ و نورون h ام لایه پنهان و w_{hi} وزن بین سیگنال $x(k-i)$ و نورون h ام لایه پنهان است. خروجی این نورون را می‌توان به شکل زیر محاسبه کرد.

$$o_h(k) = f(net_h(k)) \quad (61)$$

در این رابطه f تابع فعال‌ساز لایه پنهان می‌باشد که در مساله مورد بحث می‌توان از هر تابع تحلیلی در این قسمت استفاده کرد.

$$\begin{aligned}\hat{a}_j &= f'(0) \sum_{h=1}^H w_{out_h}(k) v_{hj}(k) \\ \hat{b}_i &= f'(0) \sum_{h=1}^H w_{out_h}(k) w_{hi}(k) \\ dc\ offset &= f(0) \sum_{h=1}^H w_{out_h}(k)\end{aligned}\quad (65)$$

در مقاله حاضر از سه روش یادگیری گرادیان نزولی، عاطفی و لونبرگ مارکوارت برای هر شبکه‌های عصبی استفاده شده و برای مقاردهی اولیه وزن‌های شبکه و نیز تنظیم بهینه نرخ‌های یادگیری از روش بهینه‌سازی اجتماع ذرات استفاده شده است. لازم به ذکر است که در پیاده‌سازی الگوریتم‌های این بخش از هیچ جعبه ابزار یا کد آماده‌ای استفاده نشده است. شکل ۵ فلوچارت برنامه توسعه داده شده برای استخراج تابع تبدیل زمان گسسته سیستم را به نمایش می‌گذارد.

این برنامه با دریافت داده‌های ورودی و خروجی پلنت شروع به کار می‌نماید. در این مرحله کاربر باید حدس اولیه خود را در مورد مرتبه سیستم مورد ارزیابی تعیین کند (دقت نتایج به این انتخاب وابسته است). تعیین تعداد ورودی‌های شبکه و مرتب‌سازی داده‌های ورودی متناسب با این انتخاب تغییر خواهند کرد. سپس لازم است تعیین شود که داده‌های ورودی نرمال‌سازی شوند یا خیر. در مرحله بعد لازم است کاربر یکی از روش‌های آموزش شبکه را از بین گزینه‌های گرادیان نزولی، عاطفی و لونبرگ-مارکوارت انتخاب نموده و تعیین نماید توابع فعال‌ساز در لایه پنهان و خروجی از چه نوعی باشند (برای الگوریتم تبدیل وزن‌های شبکه به تابع تبدیل ضروری است که تابع فعال‌ساز لایه خروجی خطی باشد). سپس کاربر تعیین می‌نماید برای مقاردهی اولیه به وزن‌های شبکه از الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات استفاده شود یا خیر. در صورت تمایل به استفاده از این الگوریتم لازم است که تعداد ذرات و تعداد تکرارهای الگوریتم تعیین شود. پس از تعیین پارامترهای الگوریتم اجتماع ذرات، معادلات پیش‌رو با استفاده از داده‌های آموزش توسط این الگوریتم بهینه‌سازی اجرا شده و روند بهینه‌سازی به کاربر نمایش داده می‌شود. در مرحله بعد، کاربر تعیین می‌نماید که برای انتخاب نرخ‌های آموزش وزن‌های هر لایه از الگوریتم بهینه‌سازی استفاده شود یا خیر. در صورتی که کاربر تمایل به انتخاب بهینه نرخ آموزش داشته باشد، لازم است مجدداً جمعیت ذرات و تعداد تکرارهای الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات را تعیین نماید تا این الگوریتم این بار با اجرای الگوریتم پیش‌رو و آموزش با استفاده از داده‌های آموزش مقدار بهینه نرخ‌های آموزش را تعیین نماید. با تعیین مقدار اولیه وزن‌های شبکه و نرخ‌های یادگیری، شبکه وارد بخش آموزش شده و خروجی‌ها را در هر ایپاک نمایش می‌دهد. پس از اتمام فرایند آموزش شبکه، وزن‌های شبکه مطابق با معادلات بیان شده در بخش قبل به ضرایب تابع تبدیل تخمین‌گر تبدیل شده و بررسی می‌شود آیا تابع تبدیل

با حذف ترم‌های غیرخطی سری تیلور تابع فعال‌ساز می‌توان خروجی نوروں لایه پنهان را در اطراف نقطه صفر به شکل زیر تقریب زد.

$$\forall net_h(k) \approx 0: f(net_h(k)) \approx f(0) + f'(0)(net_h(k)) \quad (60)$$

حال با جایگزینی مقدار $net_h(k)$ می‌توان نوشت.

$$o_h(k) \approx f(0) + f'(0) \left(\sum_{j=1}^n v_{hj}(k) y(k-j) + \sum_{i=0}^m w_{hi}(k) x(k-i) \right) \quad (61)$$

و با استفاده از روابط فوق خروجی شبکه را می‌توان به شکل زیر تقریب زد.

$$\begin{aligned}\hat{y}_{net}(k) &= \sum_{h=1}^H w_{out_h}(k) o_h(k) \\ &\approx \sum_{h=1}^H w_{out_h}(k) \left[f(0) + f'(0) \left(\sum_{j=1}^n v_{hj}(k) y(k-j) + \sum_{i=0}^m w_{hi}(k) x(k-i) \right) \right]\end{aligned}\quad (62)$$

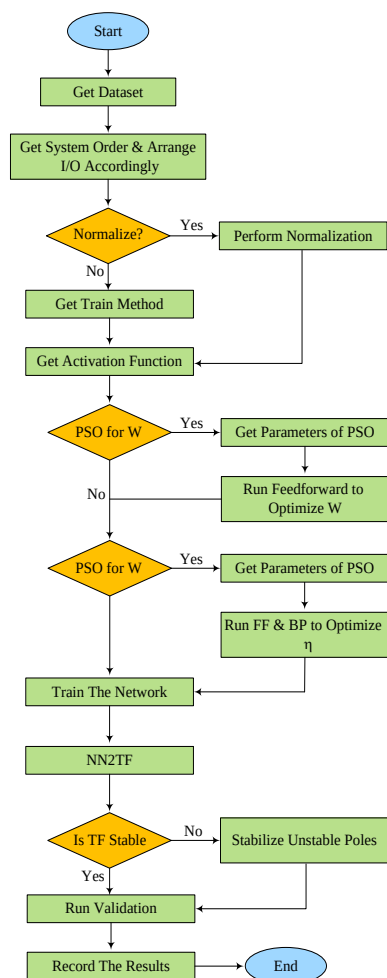
با جداسازی جملات سری در رابطه ۶۳ داریم.

$$\begin{aligned}\hat{y}_{net}(k) &\approx \sum_{h=1}^H w_{out_h}(k) f(0) \\ &+ \sum_{h=1}^H w_{out_h}(k) f'(0) \sum_{j=1}^n v_{hj}(k) y(k-j) \\ &+ \sum_{h=1}^H w_{out_h}(k) f'(0) \sum_{i=0}^m w_{hi}(k) x(k-i)\end{aligned}\quad (63)$$

و نهایتاً با جایابی تقدم سری‌های دوگانه و بازنویسی معادله ۶۴ می‌توان نوشت.

$$\begin{aligned}\hat{y}_{net}(k) &\approx \underbrace{\sum_{h=1}^H f(0) w_{out_h}(k)}_{dc\ offset} \\ &+ \underbrace{\sum_{j=1}^n \sum_{h=1}^H f'(0) w_{out_h}(k) v_{hj}(k) y(k-j)}_{\hat{a}_j} \\ &+ \underbrace{\sum_{i=0}^m \sum_{h=1}^H f'(0) w_{out_h}(k) w_{hi}(k) x(k-i)}_{\hat{b}_i}\end{aligned}\quad (64)$$

از مقایسه تقریب خطی خروجی شبکه با معادله تفاضلی شناساگر پارامتریک می‌توان تخمینی از پارامترهای مدل تفاضلی به‌دست آورد.



شکل ۵: فلوچارت برنامه توسعه داده شده برای مقاله

تخمین گر پایدار است یا خیر. اگر تابع تبدیل دارای قطب‌های ناپایدار باشد، ضرایب معادله مشخصه سیستم با استفاده به گونه‌ای تغییر می‌کند که تابع تبدیل پایدار گردد. پس از آن توانایی دو شناساگر عصبی و شناساگر پارامتریک در تخمین خروجی‌های پلنت با استفاده از یک دیتاست جدید (دیتاست صحه‌گذاری) مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج ذخیره می‌شود. در پایان تابع تبدیل پایدار سیستم از به معادلات حالت خطی پیوسته تبدیل شده و با کمک ماتریس‌های معادلات حالت، تنظیم‌کننده خطی مرتبه دو مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی کنترل‌کننده در ساختار کنترلی شبکه عصبی بهینه ایجاد می‌شود.

۶- بررسی پایداری کنترل‌کننده

پایداری کنترل‌کننده مدل پیش‌بین به‌طور ذاتی تضمین‌شده نیست و ممکن است کنترل‌کننده متغیرهای حالت را به ناحیه‌ای از فضای حالت هدایت کند که در آن هیچ راه‌حل بهینه‌ای که تمامی قیود مسئله را برآورده سازد، در زمان محدود قابل محاسبه نباشد. از این‌رو، برای پیاده‌سازی عملی و کارآمد این کنترل‌کننده، ضروری است که شرایط پایداری و امکان‌پذیری پاسخ به‌طور جامع در کل فضای مسئله مورد بررسی قرار گیرد تا از عملکرد صحیح آن در شرایط مختلف اطمینان حاصل شود.

پایداری حلقه بازخورد در کنترل‌کننده مدل پیش‌بین موضوعی است که توسط بسیاری از محققان مورد مطالعه قرار گرفته است. بیشتر روش‌های اثبات پایداری در این حوزه مبتنی بر تحلیل‌های کرشنی و گیلبرت هستند که نشان می‌دهند، تحت شرایط خاص، تابع هزینه بهینه در واقع می‌تواند نقش یک تابع لیپانوف را ایفا کند. در چنین کنترل‌کننده‌هایی، پایداری به‌شدت به پارامترهای تنظیمی نظیر P ، Q ، N_c ، N_p و R وابسته است. اگر افق کنترلی بیش از حد کوتاه انتخاب شود، کنترل‌کننده مستعد ناپایداری خواهد بود. به‌منظور جلوگیری از این مشکل، می‌توان افق پیش‌بینی را بسیار طولانی (و در حالت ایده‌آل، بی‌نهایت) در نظر گرفت. با این حال، این انتخاب باعث افزایش چشمگیر حجم محاسبات و پردازش مورد نیاز کنترل‌کننده خواهد شد که ممکن است اجرای آن را در سیستم‌های واقعی با محدودیت‌های پردازشی دشوار کند. یکی از روش‌های تضمین پایداری کنترل‌کننده برای یک افق پیش‌بینی مشخص، اعمال یک قید نهایی بر روی آخرین بردار حالت در این افق است [۲۱]. این رویکرد موجب می‌شود که سیستم در انتهای افق پیش‌بینی به یک بردار حالت مشخص همگرا شود. با این حال، یکی از معایب این روش آن است که تحمیل قید تساوی نهایی می‌تواند عملکرد کنترل‌کننده را تحت

تأثیر قرار داده و در برخی موارد کارایی آن را کاهش دهد. علاوه بر این، برای اجرای موفقیت‌آمیز این رویکرد، سیستم حلقه باز نه تنها باید پایدارپذیر باشد، بلکه خاصیت دسترس‌پذیری نیز داشته باشد [۲۲]. از آنجا که سیستم مورد بررسی در این پژوهش از کنترل‌پذیری کامل برخوردار نیست، امکان دسترسی به تمامی بردارهای فضای حالت در این مسئله وجود ندارد. بنابراین، استفاده از این روش برای تضمین پایداری کنترل‌کننده در این شرایط امکان‌پذیر نخواهد بود.

با این حال، تحقیقات نشان داده‌اند که حتی در صورت عدم وجود قید نهایی، پایداری کنترل‌کننده با افق پیش‌بینی محدود همچنان امکان‌پذیر است. به‌طور خاص، در [۲۳] اثبات شده است که یک سیستم کنترل حلقه بسته مجهز به کنترل‌کننده مدل پیش‌بین زمانی به‌صورت مجانبی پایدار خواهد بود که مسئله بهینه‌سازی مربوطه همواره دارای یک جواب شدنی باشد. بنابراین، در صورتی که بتوان ثابت کرد که مسئله بهینه‌سازی مقید در تمامی شرایط امکان‌پذیر است، می‌توان به‌طور ضمنی پایداری کنترل‌کننده را نیز تضمین کرد.

۳-۲-۱- بررسی پایداری مدل شناسایی شده توسط شبکه عصبی

جهت استفاده از مدل شبکه عصبی در ساختار MPC، لازم بود از پایداری مدل شناسایی شده اطمینان حاصل شود. برای این منظور، پس از استخراج تابع تبدیل زمان‌گسسته از شبکه عصبی، از الگوریتم پایداری قطب‌ها استفاده شده است. در این فرآیند، قطب‌هایی که خارج از دایره واحد قرار داشتند، به‌گونه‌ای اصلاح شدند که مدل در فضای z پایدار گردد. این مرحله، مقدمه‌ای ضروری برای تضمین پایداری کنترل‌کننده در حلقه بسته است. نتایج ارائه‌شده در بخش شبیه‌سازی‌های عددی نیز مؤید پایداری حلقه بسته در حضور کنترل‌کننده پیشنهادی است. رفتار فاصله نسبی بین موشک و هدف نشان می‌دهد که این فاصله بدون نوسانات واگرا و با نرخ مناسب به سمت صفر میل می‌کند. مسیرهای زاویه پرواز و ورودی کنترلی نیز نشان‌دهنده همگرایی مناسب و نبود ناپایداری عددی یا جهش‌های ناگهانی در فرمان کنترلی است. در نهایت، نمودار مسیر حرکت موشک نشان می‌دهد که سامانه از لحاظ عملیاتی نیز رفتاری پایدار و هدف‌مند دارد. در مجموع، ساختار کنترل‌کننده مدل پیش‌بین به‌گونه‌ای طراحی شده است که از طریق تضمین امکان‌پذیری، پایداری مدل شناسایی شده و اعتبارسنجی تجربی، پایداری حلقه بسته به‌صورت غیرمستقیم اما مؤثر تضمین گردد.

۷- شبیه سازی

پس از تکمیل فرآیند طراحی کنترل‌کننده‌های مورد استفاده، در این بخش به بررسی عملکرد آن‌ها از منظر ورودی کنترلی، تغییرات زاویه خط دید (LOS)، و رفتار دینامیکی مسیر موشک و هدف پرداخته می‌شود. ابتدا تغییرات زاویه LOS در طول مسیر رهگیری بررسی شده سپس، تأثیر ورودی کنترلی بر اصلاح مسیر موشک و دستیابی به مسیر بهینه برای رهگیری هدف بررسی می‌شود. علاوه بر این، تغییرات فاصله نسبی موشک و هدف در طول زمان شبیه‌سازی شده و دقت کنترل‌کننده در کاهش این فاصله و هدایت موشک به نقطه برخورد ارزیابی می‌شود. در نهایت، عملکرد کنترل‌کننده پیشنهادی با کنترل‌کننده کلاسیک مقایسه شده و میزان کارایی آن در بهینه‌سازی مسیر و تضمین موفقیت مأموریت مورد تجزیه و تحلیل قرار خواهد گرفت.

پارامترهای پلنت و شرایط اولیه در تمام این شبیه‌سازی‌ها یکسان و مطابق جدول ۱ و ۲ است.

جدول ۱: پارامترهای موشک [۱۷]

متغیر	مقدار	متغیر	مقدار	متغیر	مقدار
S	0.42 m^2	m_z^α	-28.16	c_y^α	57.16
L	0.68 m	$m_z^{\delta_z}$	-27.92	c_y^β	0.08
m	1200 kg	m_y^β	-27.31	$c_y^{\delta_z}$	5.74
ρ	1.1558 kg/m^3	$m_y^{\delta_y}$	-26.57	c_z^α	-56.31
J_x	$100 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$	m_x^α	0.46	c_z^β	-5.62
J_y	$5700 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$	m_x^β	-0.37	$c_z^{\delta_y}$	0.09
J_z	$5600 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$	$m_x^{\delta_x}$	2.12		

جدول ۲: پارامترهای اولیه درگیری موشک و هدف [۱۷]

متغیر	مقدار	متغیر	مقدار	متغیر	مقدار
$\theta(0)$	0	$V_m(0)$	600 m/s	$V_t(0)$	600 m/s
$\phi_c(0)$	0	$x_t(0)$	1136 m	$y_t(0)$	8603 m
ω_x	0	$z_t(0)$	5192.8 m	θ_{Lf}	30 (deg)
ω_y	0	ϕ_{Lf}	-30 (deg)	a_T	19.6*cos(t)
ω_z	0	$x_m(0)$	0		
		$y_m(0)$	0		
		$z_m(0)$	0		

۷-۱ معادلات خطی حرکت موشک و رهگیری در فضای سه بعدی

برای یک مسیر خطی ۷-درجه‌ای کلی زیر را در نظر بگیرید:

$$\dot{x} = f(x, u) \quad (66)$$

برای به دست آوردن سیستم خطی $\dot{x} = Ax + Bu$ متناظر با سیستم غیرخطی از روابط زیر استفاده می‌نماییم:

$$A = \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \bigg|_{x=x_0, u=u_0} \quad (67)$$

$$B = \frac{\partial f(x, u)}{\partial u} \bigg|_{x=x_0, u=u_0}$$

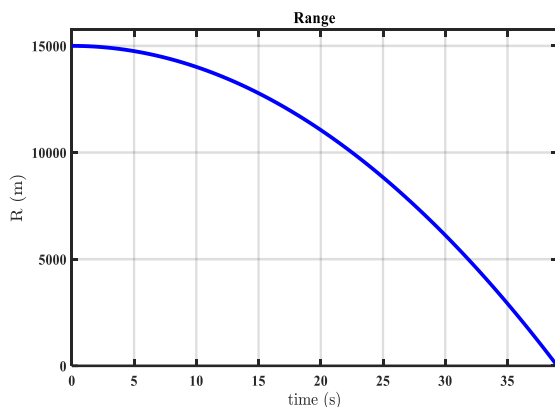
در رابطه ۶۷، x_0 و u_0 نقاط کاری خطی‌سازی می‌باشند. طبق این رابطه، برای یافتن دو ماتریس A و B باید ژاکوبین f را به ترتیب نسبت به x و u بیابیم.

اکنون، سیستم خطی جدیدی را به صورت رابطه ۶۸ تعریف می‌نماییم:

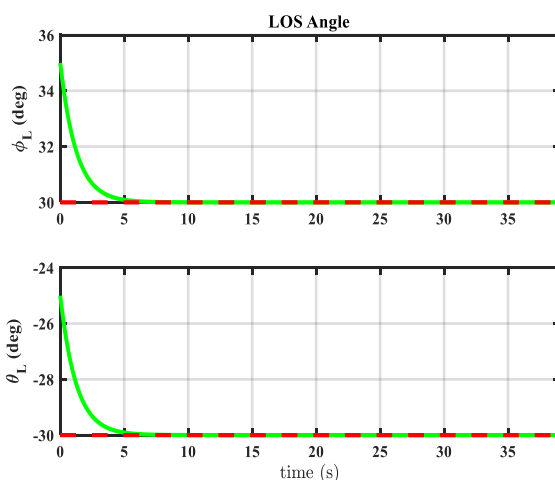
$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (68)$$

در رابطه ۶۸، $x = [x_0^T, x_1^T, x_2^T, x_3^T, \theta, \phi, R, \dot{R}]^T$ و $u = [\delta_x, \delta_y, \delta_z]^T$ می‌باشند. در واقع یک سیستم خطی را به گونه‌ای تعریف می‌کنیم که شامل تمام متغیرهای حالت تعریف شده در قسمت‌های قبلی است. با توجه به معادلات فوق، مقادیر عددی داده شده در جدول ۱ و ۲ در نهایت استفاده از رابطه فوق خواهیم داشت:

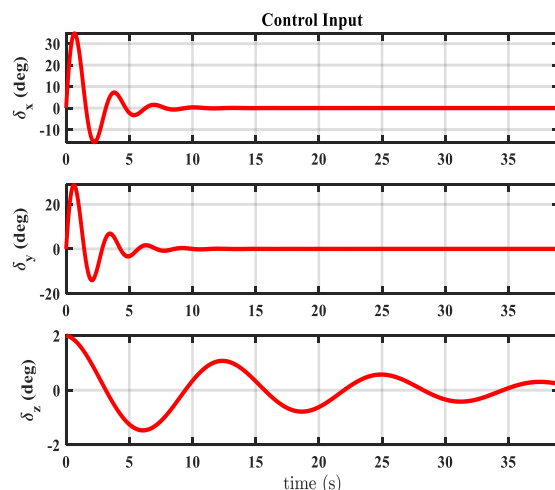
$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -6.67 & 7.23 & 0 & 0 & -6.7 & -204.6 & 0 & 0 \\ 2.41 & 2.41 & 0 & 0 & -3.46 & 0.682 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.0116 & 0.0003 & -0.0003 & -0.0175 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0114 & 0.0011 & 0.0142 & 0.0175 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0063 & -0.0137 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.45 & -0.36 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.47 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.49 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0118 & 0 & 0.0002 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0112 & 0.0013 & -0.0002 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.1672 & -0.0609 & 0 & 0 \end{bmatrix} \dots \dots$$



شکل ۶: فاصله نسبی موشک و هدف - کنترل کننده PID



شکل ۷: تغییرات زوایای فراز و سمت با کنترل کننده PID



شکل ۸ - ورودی کنترلی موشک - کنترل کننده PID

نمودارهای ارائه شده در شکل‌های ۶ و ۷ نشان می‌دهند که پس از گذشت تقریباً ۳۹ ثانیه، فاصله نسبی بین موشک و هدف به صفر می‌رسد. همچنین، زوایای ارتفاع و سمت در لحظه آغاز پرواز به مقادیر اولیه مطلوب خود می‌رسند. باین حال، عملکرد کنترل کننده PID با چالش‌های متعددی مواجه است که بر کارایی آن تأثیر منفی گذاشته‌اند. بر اساس نمودار شکل ۸، ورودی کنترلی

در بدست آوردن مقادیر عددی این ماتریس‌ها، نقاط کاری به صورت زیر در نظر گرفته شده‌اند (در واقع باید تمام نقاط کاری صفر در نظر گرفته می‌شد، ولی از آن جا که مخرج برخی از معادلات صفر می‌شد و در نتیجه مقادیر بی‌نهایت به دست می‌آمد، مقادیر کوچک نزدیک برای برخی از نقاط کاری در نظر گرفته شده است):

$$x_0^0 = [0,0]^T, \quad x_1^0 = [0,0]^T, \quad x_2^0 = \left[\frac{\pi}{180}, \frac{\pi}{180}, \frac{\pi}{180} \right]^T, \quad x_3^0 = [0,0,0]^T, \quad \theta^0 = \frac{\pi}{6}, \quad \phi_v^0 = 0, \quad R^0 = 1, \quad dR^0 = 0$$

۷-۲- شبیه‌سازی عملکرد کنترل کننده PID

برای ارزیابی هر ترکیب پیشنهادی از ضرایب، مدل شش درجه آزادی موشک-هدف اجرا شده و شاخص‌های تابع هدف محاسبه می‌شوند. این محاسبات در همان حلقه بیرونی PSO تکرار می‌گردند تا مقادیر بهینه بهره‌های کنترلی حاصل شود. در صورت بروز مقادیر غیرمجاز (مثلاً منجر به ناپایداری یا اشباع شدید عملگر)، جریمه‌ای به تابع هدف اضافه می‌شود تا این حالات از فضای جستجو حذف شوند.

جدول ۳: پارامترهای الگوریتم PSO

مقدار	پارامتر
30	تعداد ذرات (N_p)
70	حداکثر تکرار
0.7 کاهشی به 0.4	(ω)
1.5	شتاب شناختی C_1
1.5	شتاب اجتماعی C_2

موقعیت هر ذره با قانون به‌روزرسانی سرعت-موقعیت استاندارد PSO اصلاح شده و بهترین وضعیت فردی (p_{Best}) و بهترین وضعیت جمعی (g_{Best}) در هر نسل لحاظ می‌گردد. پس از ۷۰ تکرار، الگوریتم PSO به مجموعه ضرایب زیر همگرا شده است:

جدول ۴: پارامترهای کنترلر PID

مقدار	پارامتر
30	K_p^*
70	K_i^*
0.7 کاهشی به 0.4	K_d^*
1.5	J^*

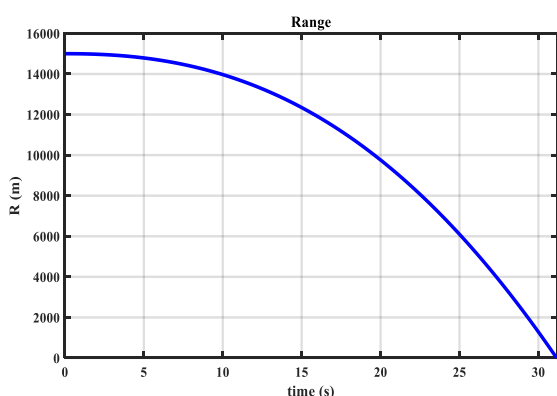
مقدار K_i^* بیانگر این است که در شرایط تست شده، جزء انتگرالی نقشی در بهیود عملکرد نداشته و صرفاً سبب افزایش تاخیر و ریسک ناپایداری می‌شده است. برعکس، ترکیب بهره تناسبی بالا و مشتقی مؤثر باعث افزایش میرایی و پاسخ سریع شده است.

موارد، افزایش بیش از حد بهره‌های PID ممکن است موجب افزایش تلاش کنترلی شده و سیستم را به اشباع بکشاند که این امر می‌تواند پایداری کنترل را به خطر بیندازد.

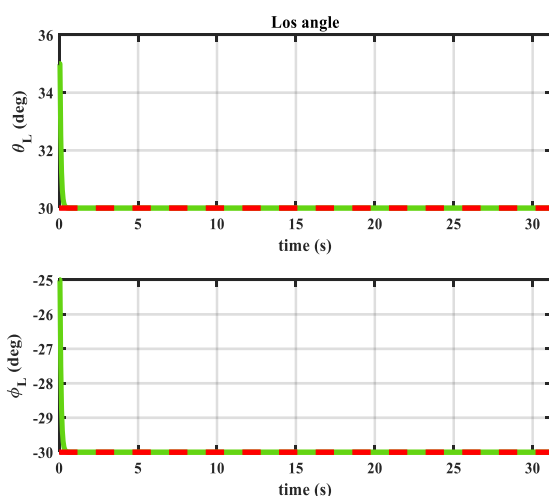
در نهایت، می‌توان نتیجه گرفت که کنترل کننده PID، با وجود سادگی پیاده‌سازی، برای این سامانه کنترلی پیچیده عملکرد رضایت‌بخشی ندارد. زمان برخورد در این روش بیش از حد طولانی است که از نظر عملیاتی غیرقابل قبول محسوب می‌شود. از آنجا که در مسائل رهگیری و انهدام اهداف، زمان یک پارامتر کلیدی است، روش‌های کنترلی پیشرفته‌تر که بتوانند عملکرد بهینه‌ای در شرایط غیرخطی ارائه دهند، گزینه‌های مطمئن‌تری خواهند بود. بنابراین، استفاده از کنترل کننده‌های تطبیقی، پیش‌بین یا مبتنی بر یادگیری ماشین می‌تواند جایگزین‌های مناسبی برای بهبود کارایی سیستم هدایت و کنترل موشک باشد.

۷-۳- شبیه‌سازی عملکرد کنترل کننده مودل‌گزشی

در این قسمت شبیه‌سازی کنترل کننده مودل‌گزشی متداول بحث و بررسی می‌شود. نتایج حاصل از شبیه‌سازی در شکل‌های ۱۰ الی ۱۳ ملاحظه می‌شود.

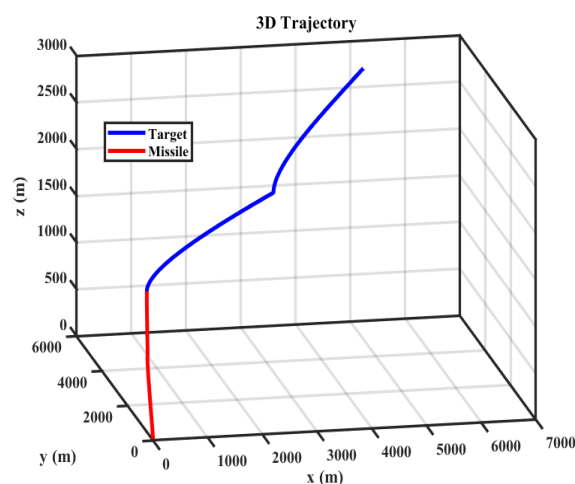


شکل ۱۰: فاصله نسبی موشک و هدف- کنترل کننده SMC



شکل ۱۱: تغییرات زوایای فراز و سمت با کنترل کننده SMC

اعمال شده سبب شده است که موشک طبق مسیر مشخص شده در شکل ۹ حرکت کرده و در ارتفاعی حدود ۵۳۰ متری به هدف برخورد کند. این ارتفاع برای مأموریت‌های پدافندی مناسب نیست، زیرا در سامانه‌های پدافندی مطلوب است که رهگیری و انهدام اهداف در ارتفاعات بالاتر انجام شود تا از رسیدن تهدید به مواضع حساس جلوگیری گردد. علاوه بر این، کنترل کننده PID موجب افزایش بیش از حد زمان پرواز شده است که از نظر عملیاتی یک ضعف مهم محسوب می‌شود. یکی دیگر از مشکلات کنترل کننده PID، نوسانات زوایای پرواز در طول مسیر است. اگرچه در لحظه شروع پرواز این زوایا به مقادیر مرجع خود دست می‌یابند، اما در طول پرواز دچار همگرایی مناسب نمی‌شوند. این امر سبب می‌شود که مسیر موشک برای هدف قابل‌شناسایی گردد و احتمال انجام مانورهای گریز توسط هدف افزایش یابد که در نهایت ممکن است منجر به عدم برخورد موشک با هدف شود. ضرایب کنترل کننده PID در این پژوهش بر اساس روش بهینه‌سازی PSO تعیین شده‌اند. این روش معمولاً نتایج مناسبی ارائه می‌دهد، اما همچنان با محدودیت‌هایی همراه است. در روش‌های بهینه‌سازی عددی تعیین ضرایب بهینه برای PID فرآیندی زمان‌بر بوده و ممکن است به دلیل پیچیدگی‌های سیستم، حتی پس از صرف زمان زیاد، به نتیجه مطلوب منجر نشود. علاوه بر این، طراحی کنترل کننده PID مستلزم خطی‌سازی مدل دینامیکی موشک است که این خطی‌سازی تنها در محدوده‌های کاری خاصی معتبر خواهد بود. با توجه به ماهیت غیرخطی دینامیک موشک، روش‌های مبتنی بر خطی‌سازی حتی در صورت استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر شبکه عصبی یا منطق فازی برای تنظیم ضرایب PID در تمامی شرایط عملیاتی قابل اطمینان نخواهند بود.



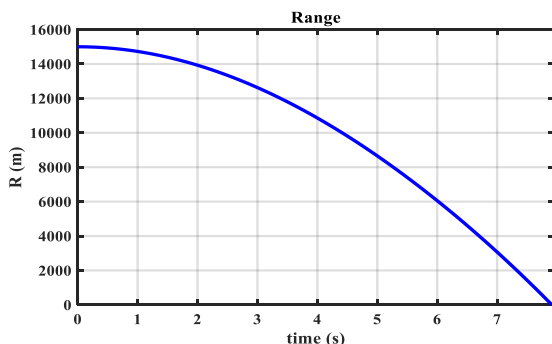
شکل ۹: مسیر حرکت موشک و هدف- کنترل کننده PID

از سوی دیگر، حتی در صورت اعمال تنظیمات پیشرفته‌تر برای ضرایب کنترل کننده PID، نتایج نهایی همچنان بهبود قابل‌توجهی در مقایسه با سایر روش‌های کنترلی نشان نمی‌دهند. در برخی

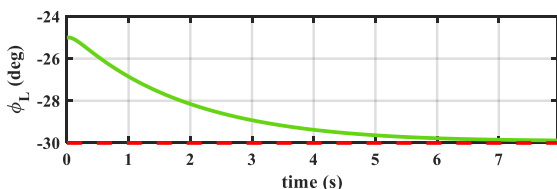
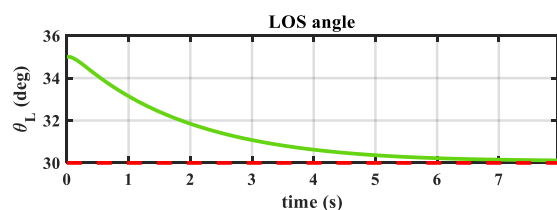
۳-۴- شبیه‌سازی عملکرد کنترل‌کننده مدل پیش‌بین

خطی با شناساگر عصبی

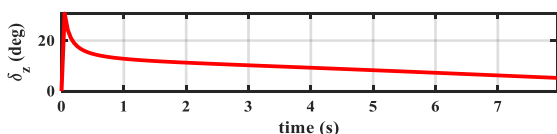
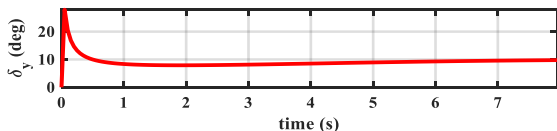
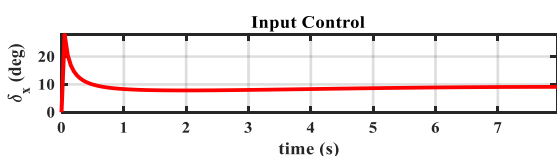
این ساختار کنترل ترکیبی شامل یک شبیه‌ساز شبکه عصبی و یک کنترلر مدل پیش‌بینی خطی ضمنی است که معادلات مدل کنترل توسط شبکه عصبی تعیین می‌شود. بنابراین، اگر فرآیند شناسایی سیستم توسط شبکه عصبی به درستی انجام شود، رفتار کنترلر می‌تواند به سیستم اعمال گردد.



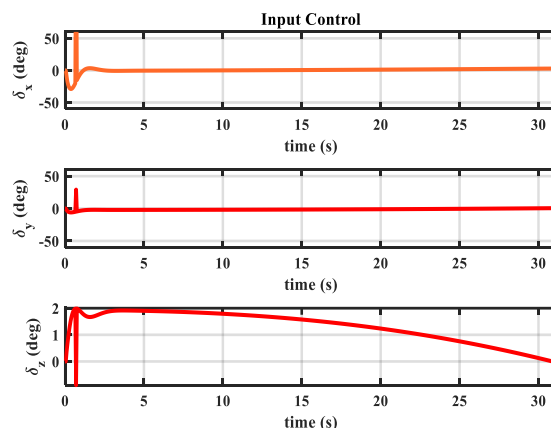
شکل ۱۴: فاصله نسبی موشک و هدف- کنترل‌کننده پیش‌بین مدل عصبی



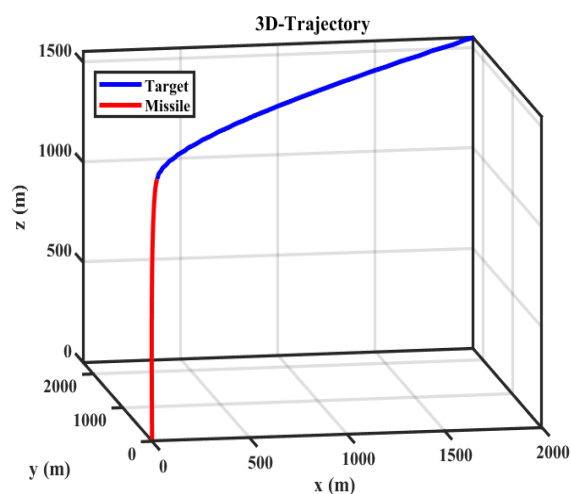
شکل ۱۵: تغییرات زوایای فراز و سمت با کنترل‌کننده پیش‌بین مدل عصبی



شکل ۱۶: ورودی کنترلی موشک- کنترل‌کننده پیش‌بین مدل عصبی



شکل ۱۷: ورودی کنترلی موشک- کنترل‌کننده SMC



شکل ۱۸: مسیر حرکت موشک و هدف- کنترل‌کننده SMC

نمودارهای شکل‌های ۱۰ و ۱۱ نشان می‌دهد که در زمانی حدود ۳۲ ثانیه، فاصله نسبی موشک و هدف به صفر می‌رسد. همچنین زوایای ارتفاع و سمت در شروع پرواز به مقدار هدف خود می‌رسند. ورودی کنترلی در نمودار شکل ۱۲ موجب شده موشک طبق مسیر حرکت رسم شده در شکل ۱۳ به سمت هدف حرکت کرده و در ارتفاع ۸۲۳ متری به هدف برخورد کند. همانطور که مشخص است این کنترل‌کننده عملکرد بهتری نسبت به کنترل‌کننده PID داشته باشد ولی در کل می‌توان گفت عملکرد کنترل‌کننده مودل‌غزشی متداول متوسط ارزیابی می‌شود، چرا که زمان پرواز در این کنترل‌کننده بازمی‌آید، و ارتفاع برخورد موشک و هدف در ارتفاع پایینی اتفاق افتاده است و مناسب برای پدافندهای هوایی نیست. چرا که در پدافندهای هوایی بهتر است برخورد موشک و هدف در ارتفاع بالاتری صورت گیرد و هدف به مواضع نزدیک نشود. همچنین در کنترل‌کننده مودل‌غزشی متداول زوایای شروع پرواز موشک به مقادیر مرجع خود می‌رسند و در طی پرواز همگرا نمی‌شوند. و این امر باعث می‌شود، هدف مسیر موشک را تشخیص بدهد و برخورد موشک و هدف صورت نگیرد.

۵- نتیجه گیری

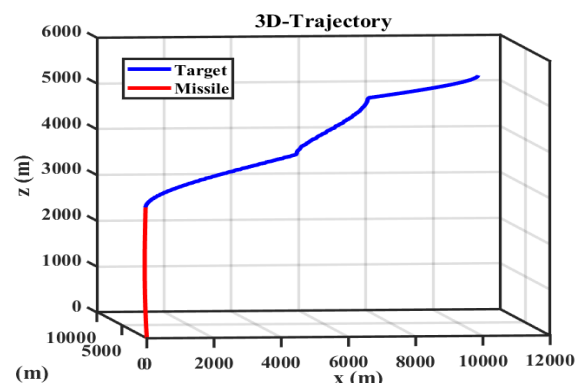
در این پژوهش، یک سامانه کنترل پیش‌بین مدل (MPC) برای هدایت موشک‌های پدافند هوایی برد کوتاه طراحی و مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان داد که این کنترلر در مقایسه با کنترلر PID و SMC عملکرد بهتری از خود نشان داده است. از جمله مهم‌ترین مزایای کنترلر MPC می‌توان به دقت بالاتر در هدایت موشک، زمان واکنش سریع‌تر، و بهینه‌سازی مسیر رهگیری اشاره کرد. نتایج حاصل از تحلیل‌ها نشان می‌دهند که در مدت‌زمانی حدود ۷/۷۸ ثانیه، فاصله بین موشک و هدف به صفر می‌رسد و برخورد صورت می‌گیرد. این مدت‌زمان برای سامانه‌های پدافند هوایی برد کوتاه ایده‌آل است، زیرا به هدف اجازه نمی‌دهد فرصت کافی برای انجام مانورهای فرار و گریز داشته باشد. همچنین، برخورد در ارتفاع ۲۳۶۰ متری رخ داده است که برای درگیری‌های هوایی کوتاه‌برد سطح‌به‌هوا کاملاً مناسب است. این موضوع از نزدیک شدن بیش از حد هدف به مواضع دفاعی جلوگیری کرده و کارایی سامانه پدافندی را افزایش می‌دهد.

از سوی دیگر، همگرایی مناسب زوایای پروازی و اعمال دقیق ورودی کنترلر، نشان‌دهنده هماهنگی بهینه بین سامانه هدایت و کنترل است. استفاده از روش خطی‌سازی آنالین در طراحی کنترلر MPC نیز نقش مهمی در بهبود عملکرد آن داشته است. این روش امکان سازگاری آنی کنترلر با تغییرات شرایط پروازی را فراهم کرده و موجب شده است که موشک مسیر بهینه‌ای را برای رهگیری هدف طی کند.

در مجموع، یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که بهره‌گیری از کنترلر MPC در سامانه‌های دفاع هوایی برد کوتاه، به‌ویژه در شرایطی که زمان واکنش سریع و دقت بالا در هدایت مورد نیاز است، می‌تواند به افزایش اثربخشی سامانه‌های پدافندی منجر شود. پیشنهاد می‌شود که در تحقیقات آینده، تأثیر شرایط محیطی نظیر بادهای شدید، تداخلات الکترونیکی، و ویژگی‌های مانورپذیری اهداف مختلف نیز مورد بررسی قرار گیرد تا عملکرد این کنترلر در شرایط عملیاتی پیچیده‌تر نیز ارزیابی شود.

۷- مراجع

- [1] Zarchan, P. , *Tactical and strategic missile guidance*. 2012: American Institute of Aeronautics and Astronautics, Inc.
- [2] Palumbo, N. F. , R. A. Blauwkamp, and J. M. Lloyd, *Basic principles of homing guidance*. Johns Hopkins APL Technical Digest, 2010. 29(1): p. 25-41.
- [3] Harl, N. and S. Balakrishnan, *Reentry terminal guidance through sliding mode control*. Journal of guidance, control, and dynamics, 2010. 33(1): p. 186-199. doi.org/10.2514/1.42654
- [4] Wang, X. H. , C. P. Tan, and L. P. Cheng, *Impact time and angle constrained integrated guidance and control with application to salvo attack*. Asian Journal of



شکل ۱۷: مسیر حرکت موشک و هدف- کنترل کننده پیش‌بین

مدل عصبی

نمودار ارائه‌شده در شکل ۱۴ فاصله نسبی بین موشک و هدف را نشان می‌دهد. این فاصله در حدود ۷/۷۸ ثانیه به صفر می‌رسد و برخورد رخ می‌دهد. این بازه زمانی برای سامانه‌های پدافند هوایی در بردهای کوتاه، زمان مناسبی محسوب می‌شود، زیرا پس از شلیک، موشک به سرعت به سمت هدف حرکت می‌کند و فرصتی برای انجام مانورهای گریز توسط هدف باقی نمی‌گذارد. همچنین، شکل ۱۵ نشان می‌دهد که زوایای پروازی در زمان مناسبی به هم همگرا می‌شوند. مطابق با داده‌های ارائه‌شده در شکل ۱۶، ورودی کنترلر نیز به‌طور مؤثری اعمال شده است. این ورودی کنترلر موجب هدایت دقیق موشک به سمت هدف بر اساس مسیر مشخص‌شده در شکل ۱۷ شده و در نهایت، رهگیری و برخورد موشک با هدف در ارتفاع ۲۳۶۰ متری صورت گرفته است.

در طراحی کنترلر MPC، از روش خطی‌سازی آنالین استفاده شده است و بر اساس نتایج شبیه‌سازی، این کنترلر عملکرد بهتری نسبت به کنترلرهای PID نشان داده است. می‌توان گفت که عملکرد کنترلر MPC برتر ارزیابی می‌شود، زیرا زمان پرواز موشک در این کنترلر برای یک درگیری سطح‌به‌هوا در برد کوتاه کاملاً مناسب است و ارتفاع برخورد موشک و هدف نیز برای اهداف دفاع هوایی کوتاه‌برد مطلوب ارزیابی می‌شود.

همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، در شرایط پدافند هوایی برد کوتاه، بهتر است برخورد بین موشک و هدف در ارتفاعات نسبتاً بالاتری رخ دهد تا از نزدیک شدن بیش از حد هدف به مواضع دفاعی جلوگیری شود. این موضوع باعث افزایش کارایی سامانه‌های پدافندی و کاهش تهدیدات ناشی از اهداف متخاصم خواهد شد. در انتها، مقایسه کمی بین نتایج حاصل از کنترل کننده‌های مورد بررسی در این مقاله در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳: مقایسه کمی کنترل کننده‌های مقاله

MPC-NN	SMC	PID	
7.78	32	39.2	زمان برخورد موشک (s)
2360	823	532	ارتفاع برخورد موشک (m)

- [14] Dong, Y. , et al. , *Research on the Integrated Design of Missile Guidance Control Considering the Angle of Attack Constraint*. Academic Journal of Engineering and Technology Science, 2023. 6(2): p. 7-16. DOI: 10. 25236/AJETS. 2023. 060202
- [15] Tang, X. , et al. , *Integrated guidance and control with impact angle and general field-of-view constraints*. Aerospace Science and Technology, 2024. 144: p. 108809. <https://doi.org/10.1016/j.ast.2023.108809>
- [16] Guo, J. , Y. Zhou, and M. Zhou, *Adaptive control law based integrated guidance and control design for missile with the radome error compensation*. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2024. 238(4): p. 361-371. <https://doi.org/10.1177/0954410023122407>
- [17] S. Ma, A. Li و Z. Wang, "Integrated Guidance and Control for Homing Missiles with Terminal Angular Constraint in Three Dimension Space", IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Information Systems, Dalian, China, 2020. DOI: 10. 1109/ICAIIIS49377. 2020. 9194808
- [18] A. Bemporad, "Recent advances in embedded model predictive control," Michigan Engineering, 14 July 2016. [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=uGeCx1sytNU>. [Accessed 1 June 2019].
- [19] Y. Li and F. Yang, "Optimal neural network control," in *Control Problems*, Toronto, Springer, 2009, pp. 37-42.
- [20] T. A. Tutunji, "Parametric system identification using neural networks," Applied Soft Computing, vol. 47, p. 251–261, 2016.
- [21] J. L. Garriga and M. Soroush, "Model predictive control tuning methods: A review," Industrial & Engineering Chemistry Research, vol. 49, no. 8, pp. 3505-3515, 2010.
- [22] R. Rajamani, "Vehicle dynamics and control," in Mechanical Engineering Series, Springer, 2012, pp. 87-109 & 241-162.
- [23] J. H. Lee, "Model predictive control: review of the three decades of development," International Journal of Control, Automation and Systems, vol. 9, p. 415–424, 2011.
- [24] A. Zheng and M. Morari, "Stability of model predictive control with mixed constraints," IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 40, no. 10, pp. 1818-1823, 1995.
- [5] Tian, J. , et al. , *Integrated guidance and control for missile with narrow field-of-view strapdown seeker*. ISA transactions, 2020. 106: p. 124-137. <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2020.06.012>
- [6] Sinha, A. , S. R. Kumar, and D. Mukherjee. *Integrated guidance and control for dual control interceptors under impact time constraint*. in AIAA Scitech 2021 Forum. 2021. <https://doi.org/10.2514/6.2021-1463>
- [7] Guo, J. , Q. Peng, and Z. Guo, *SMC-based integrated guidance and control for beam riding missiles with limited LBPU*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021. 57(5): p. 2969-2978. 10. 1109/TAES. 2021. 3069035
- [8] Zhao, B. , Z. Feng, and J. Guo, *Integral barrier Lyapunov functions-based integrated guidance and control design for strap-down missile with field-of-view constraint*. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2021. 43(6): p. 1464-1477. <https://doi.org/10.1177/014233122098132>
- [9] Li, Z. , et al. , *Field-to-View Constrained Integrated Guidance and Control for Hypersonic Homing Missiles Intercepting Supersonic Maneuvering Targets*. Aerospace, 2022. 9(11): p. 640. <https://doi.org/10.3390/aerospace9110640>
- [10] Fu, Z. , K. Zhang, and S. Yang, *Research on three-dimensional integrated guidance and control design with multiple constraints*. International Journal of Aerospace Engineering, 2022. 2022(1): p. 6296770. <https://doi.org/10.1155/2022/6296770>
- [11] Zhou, H. and X. Zhao, *Robust Integrated Guidance and Control Design for Angle Penetration Attack of Multimissiles*. International Journal of Aerospace Engineering, 2022. 2022(1): p. 9391236. <https://doi.org/10.1155/2022/9391236>
- [12] Liang, X. , et al. , *Adaptive NN control of integrated guidance and control systems based on disturbance observer*. Journal of the Franklin Institute, 2023. 360(1): p. 65-86. <https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2022.11.040>
- [13] Li, Z. , et al. , *Three-dimensional approximate cooperative integrated guidance and control with fixed-impact time and azimuth constraints*. Aerospace Science and Technology, 2023. 142: p. 108617. <https://doi.org/10.1016/j.ast.2023.108617>

