

کنترل پیش بین مبتنی بر مدل هوشمند برای اصلاح موقعیت یک ماهواره ارتفاع پایین

جعفر روشنی‌بان^۱، طه یاسینی^۲، شاهین درویش پور^۳

۱ و ۲ - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

چکیده

در این مقاله به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی و کنترل پیش بین مبتنی بر مدل و رگولاتور خطی مرتبه دوم به طراحی کنترلی برای اصلاح مدار و موقعیت ماهواره مدار پایین پرداخته ایم، در این روش از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای یادگیری رفتار سیستم در مواجهه با اغتشاشات استفاده شده است و به کمک مدل عصبی مصنوعی به دست آمده، پس از تخمین برخط مدل خطی سیستم در هر لحظه، کنترل سیستم را به دو روش پیش بین مبتنی بر مدل و رگولاتور خطی مرتبه دوم محاسبه کرده شده است.

واژه‌های کلیدی: کنترل مدار-کنترلر پیش بین مبتنی بر مدل-شبکه‌های عصبی مصنوعی-ماهواره ارتفاع پایین-رگولاتور درجه دوم خطی

۱- مقدمه

ماهواره‌ها در مدارهای ارتفاع پایین تحت تاثیر نیروهای اغتشاشی قرار می‌گیرند که باعث می‌شود ماهواره از مداری که برای آن طراحی شده است فاصله بگیرد [۱]. برای مقابله با این اغتشاشات، ماهواره‌های ارتفاع پایین مجهز به تراسترهای کنترلی برای جبران اغتشاشات و نگهداری ماهواره در مدار می‌باشند. برای آنکه ماهواره به اهداف ماموریتی خود برسد، باید به طور دقیق در مدار طراحی شده قرار بگیرد. وظیفه اصلی تراسترهای کنترلی جبران و حذف نیروهای اغتشاشی و نگهداری ماهواره در مدار اصلی است تا اهداف ماموریتی ماهواره به درستی انجام شود [۲].

به طور کلی، مانورهای اصلاح مدار کوچک می‌باشند، اما به دلیل طول عمر ماهواره که چند سال است در مجموع جرم سوخت زیادی مورد نیاز است که این مسئله اهمیت بهینه‌بودن مصرف سوخت را نمایان می‌کند. یکی دیگر از دلایل مصرف سوخت بهینه هزینه بالای پرتاب ماهواره به ازای جرم است [۲]. همچنین با توجه به محدودیت‌های طراحی، جرم سوخت همراه ماهواره از یک مقدار مشخص نباید بیشتر شود.

در گذشته، برای کنترل مدار ماهواره از دستورات ایستگاه زمینی استفاده می‌شد. بدین صورت که پس از محاسبه تغییر بردار مکان ماهواره نسبت به مدار مرجع یک سری محاسبات تحلیلی برای انجام مانور ماهواره صورت می‌گرفته است و سپس به ماهواره دستور روشن شدن تراستر برای مدت مشخصی صادر می‌شده است [۳]. از معایب این روش می‌توان به خودکار نبودن کنترل مدار و بهینه نبودن آن اشاره کرد. بسیاری از ماهواره‌های کاربردی برای انجام ماموریت‌های مهم مانند سنجش از دور، آب و هوا، نجوم، نظامی و ... در ارتفاعات پایین قرار می‌گیرند، همچنین ایستگاه بین‌المللی فضایی نیز در این ارتفاعات قرار دارد [۴].

مطالعات مختلفی بر روی کنترل خودکار مدار ماهواره براساس خطی‌سازی معادلات حرکت ماهواره حول مدار مرجع انجام شده است. اویشی و همکارانش با خطی‌سازی معادلات حرکت ماهواره حول مدار مرجع دایروی،

یک کنترل پیش‌بین مبتنی بر مدل برای کنترل همزمان موقعیت و وضعیت ماهواره‌های مدار GEO انجام داده‌اند [۵]. یرانگ لیم و همکارانش با خطی‌سازی معادلات حرکت ماهواره‌ها نسبت به یکدیگر، یک کنترل پیش‌بین مقاوم جهت ماکزیمم کردن دقت حرکت ماهواره‌ها نسبت به یکدیگر طراحی کرده‌اند [۶]. توکلی و اسدیان با خطی‌سازی معادلات تغییراتی گاوس حول مدار مرجع یک کنترل پیش‌بین جهت کمینه‌سازی مصرف سوخت طراحی کرده‌اند و برتری آنرا نسبت به رگولاتور خطی مرتبه دوم نشان داده‌اند [۲]. پری‌تو و زهیر از روش کنترل پیش‌بین برای معادلات خطی حرکت ماهواره حول مدار مرجع ارتفاع پایین، جهت جبران نیروی اغتشاشی پسای جو استفاده کرده‌اند [۷].

کنترل پیش‌بین یک استراتژی کنترلی بهینه است که با استفاده از پیش‌بینی آینده مدل دینامیکی سیستم، تابع هزینه در نظر گرفته شده برای سیستم را کمینه می‌کند [۵]. این کنترل قادر است به صورت همزمان چندین هدف کنترلی را با در نظر گرفتن قیود سخت بر روی ورودی و خروجی سیستم تحقق بخشد و بهینگی را تضمین کند [۲]. این روش کنترلی را می‌توان به صورت برخط پیاده‌سازی کرد. با توجه به محدودیت‌های سوخت همراه ماهواره که منجر به مصرف سوخت بهینه می‌شود و همچنین قیودی که بر روی میزان نیروی تراست خروجی سیستم وجود دارد، کنترل پیش‌بین مبتنی بر مدل یک انتخاب مناسب برای کنترل خودکار مدار ماهواره است. یادگیری به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی کلی برای یادگیری از داده‌های موجود است، در این روش محدودیتی در نوع و تعداد ورودی و خروجی‌ها وجود ندارد و برخلاف روش‌های یادگیری عمیق به داده‌های زیادی نیز احتیاج نمی‌باشد. همچنین در بین روش‌های یادگیری ماشین شبکه‌های عصبی روشی مقاوم در برابر نویز محسوب می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی در نهایت به کمک ماتریس‌های وزنی نسبتاً پیچیده ای رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را تعیین می‌کنند [۸]. از شبکه‌های عصبی مصنوعی به سختی می‌توان به عنوان کنترلر استفاده کرد زیرا تنها در محدوده کوچک یادگیری شده با مقادیر ورودی و وضعیت‌های محدود قابل استفاده است و اثبات پایداری این نوع کنترل کننده‌ها نیز بسیار دشوار است. [۹] به همین دلیل در اینجا به ایده استفاده از آنها برای شناسایی مدل سیستم در مواجهه با اغتشاشات و نامعینی‌ها پرداخته ایم.

مطالعات محدودی جهت استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت یادگیری رفتار سیستم انجام شده است. آکسون و تونن از شبکه عصبی مصنوعی جهت به حداکثر رساندن عملکرد یک سیستم استفاده کرده‌اند [۱۰]. پیچ و همکارانش یک شبکه عصبی مصنوعی ارائه داده‌اند که با استفاده از داده‌های تجربی به توسعه مدل‌های غیرخطی کمک خواهد کرد و با استفاده از کنترل پیش‌بین به کنترل فرآیندها و اصلاح آن‌ها می‌پردازد [۱۱]. رانکوویچ و همکارانش با استفاده از شبکه عصبی فازی مدل غیرخطی یک سیستم ناشناخته را جهت کنترل با استفاده از روش کنترل پیش‌بین مبتنی بر مدل محاسبه کرده‌اند [۱۲].

در این پژوهش، از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای یادگیری دینامیک ماهواره و اغتشاشات وارد بر آن و استفاده از مدل یادگیری شده برای استفاده

۱- استاد دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، roshanian@kntu.ac.ir

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی هوافضا، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی هوافضا، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

یادگیری به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی کلی برای یادگیری از داده‌های موجود است، در این روش محدودیتی در نوع و تعداد ورودی و خروجی‌ها نداریم و برخلاف روش‌های یادگیری عمیق به داده‌های زیادی نیز احتیاج نداریم همچنین در بین روش‌های یادگیری ماشین شبکه‌های عصبی روشی مقاوم در برابر نویز محسوب می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی در نهایت به کمک ماتریس‌های وزنی نسبتاً پیچیده‌ای رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را تعیین می‌کنند. [۸]

دینامیک حرکت ماهواره در مدار در نزدیکی مدار مرجع به صورت خطی در نظر گرفته می‌شود. هدف در این پژوهش این است که با توجه به داده‌های ورودی و خروجی ماهواره، با استفاده از روش هوشمند یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی، دینامیک خطی رفتار ماهواره برای طراحی کنترلر محاسبه شود. طبق روش هنریکسن، بردار حالت، به صورت زیر قابل محاسبه خواهد بود:

$$x_{k+1} = x_k + \int_{t_k}^{t_{k+1}} \underbrace{f(x(t), u(t))}_{f(x_k, u_k)} dt \quad (3)$$

که x بردار حالت ماهواره، u بردار کنترل اعمالی بر ماهواره و $f(x(t), u(t))$ دینامیک غیرخطی حرکت ماهواره در مدار است. با فرض خطی بودن سیستم و ثابت بودن بردار کنترل در یک گام زمانی خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \underline{f}(x_k, u_k) &= x_k + \int_{t_k}^{t_{k+1}} [Ax(t) + Bu(t)] dt \\ &+ \int_{t_k}^{t_{k+1}} \delta dt \\ &= \underline{A}x(t) + \underline{B}u(t) + \underline{\delta} \end{aligned} \quad (4)$$

که δ در آن اغتشاشات خارجی را نمایش می‌دهد، و داریم:

$$\begin{bmatrix} \underline{A} & \underline{B} \\ 0 & I \end{bmatrix} = \expm \left(\Delta t \begin{bmatrix} A & B \\ 0 & I \end{bmatrix} \right) \quad (5)$$

$$\underline{\delta} = \Delta t \delta$$

که در آن \expm تابع نمایی ماتریس است، بدین ترتیب ماتریس‌های \underline{A} و \underline{B} به صورت زیر به روزرسانی خواهند شد [۱۳]:

$$\begin{aligned} \underline{A} &= \left(I + \frac{\Delta t}{n} A \right) \underline{A} + \underline{B} \\ &= \left(I + \frac{\Delta t}{n} A \right) \underline{B} \\ &+ \frac{\Delta t}{n} B \end{aligned} \quad (6)$$

با توسعه روش هنریکسن، با توجه به ثابت بودن ماتریس \underline{B} ، ما ماتریس \underline{A} را به صورت زیر محاسبه می‌کنیم:

$$X_{k+1} = X_k + \tau (AX_k + BU_k) + X_d \quad (7)$$

که در آن τ گام زمانی کوچکی در نظر گرفته شده است، خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= X_k + \tau (AX_k + BU_k) + A'X_k \\ &= X_k + A_e X_k + BU_k \end{aligned} \quad (8)$$

که در آن A' برابر X_d/X_k در نظر گرفته شده است، بدین ترتیب می‌توان دینامیک سیستم و اغتشاشات وارد بر آن را به صورت معادل A_e در نظر گرفت، بنابراین ماتریس \underline{A} ماهواره (که اغتشاشات نیز در آن در نظر گرفته شده اند) در هر لحظه به صورت زیر قابل محاسبه خواهد بود:

$$A_{e,k+1} = \frac{X_{k+1} - X_k - BU_k}{X_k} \quad (9)$$

در کنترل پیش‌بین مبتنی بر مدل و رگولاتور خطی مرتبه دوم استفاده شده است. همانطور که گفته شد مدل به دست آمده از روش یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی مدلی بر مبنای ماتریس‌های وزنی نسبتاً پیچیده است، این در حالی است که ما نیاز به مدل خطی یا غیرخطی سیستم برای طراحی کنترلر به روش پیش‌بین مدل یا رگولاتور خطی مرتبه دوم داریم. برای حل این مشکل از روش خطی سازی برخط یا بازخطی سازی^۱ استفاده می‌کنیم، این روش در سال ۲۰۱۰ توسط هنریکسن و همکارانش ارائه شد [۱۳]. در این روش در هر لحظه مدلی خطی برای سیستم استخراج می‌شود و از این مدل برای طراحی کنترلر پیش‌بین مبتنی بر مدل و رگولاتور خطی مرتبه دوم استفاده می‌شود، در لحظه بعد مجدداً مدل دیگری استخراج می‌شود. در این پژوهش روش هنریکسن با اصلاحات کوچکی برای به دست آوردن مدل خطی از مدل یادگیری شده توسط شبکه عصبی استفاده شده است. در بخش ۲ مدل‌سازی ریاضی حرکت ماهواره در مدار، خطی‌سازی معادلات بیان شده است. در بخش ۳ مسئله کنترل مدار ماهواره با در نظر گرفتن قیود و تابع هزینه فرمول بندی شده است و یک کنترلر پیش‌بین مبتنی بر مدل برای اهداف در نظر گرفته شده طراحی شده است. در بخش ۴ شبیه‌سازی و نتایج کنترلر پیش‌بین و رگولاتور درجه دوم خطی نشان داده شده است و در بخش ۵ نتایج شبیه‌سازی ارائه شده است.

۲- مدل‌سازی ریاضی حرکت ماهواره در مدار

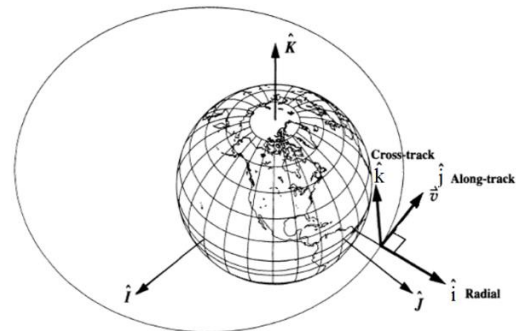
به صورت ساده معادله حرکت ماهواره در دستگاه مختصات اینرسی زمین مرکز^۲ به صورت (۱) بیان می‌شود [۱۴]:

$$\ddot{\vec{r}} = -\mu \frac{\vec{r}}{r^3} + \frac{1}{m} \vec{F} + \vec{a}_p \quad (1)$$

\vec{F} بردار نیروهای کنترلی وارد بر ماهواره توسط تراستر، \vec{a}_p بردار شتاب‌های اغتشاشی وارد بر ماهواره، \vec{r} بردار جابه‌جایی ماهواره از مرکز زمین، $r = |\vec{r}|$ فاصله ماهواره از مرکز زمین، μ ثابت جاذبه زمین و m جرم ماهواره است. بردار جابه‌جایی نسبی بین ماهواره و مدار مرجع به صورت (۲) بیان می‌شود:

$$\delta \vec{r} = \delta x \hat{i} + \delta y \hat{j} + \delta z \hat{k} \quad (2)$$

δx ، δy و δz مولفه‌های بردار مکان ماهواره نسبت به مدار مرجع هستند و \hat{i} ، \hat{j} و \hat{k} بردارهای یکه در دستگاه مختصات هیل هستند؛ در دستگاه مختصات هیل محور y در جهت بردار سرعت ماهواره، محور x در جهت بردار جابه‌جایی از مرکز زمین و محور z در جهت اندازه حرکت زاویه‌ای ماهواره (عمود بر صفحه مداری) می‌باشند. دستگاه مختصات هیل $(\hat{i}, \hat{j}, \hat{k})$ و دستگاه مختصات اینرسی (IJK) زمین مرکز در شکل-۱ نشان داده شده است.



شکل-۱- دستگاه مختصات اینرسی زمین مرکز و دستگاه هیل [۱].

۲-۱- استخراج مدل خطی به کمک یادگیری ماشین

^۱ Earth Centered Inertial Frame

^۲ Re-Linearization

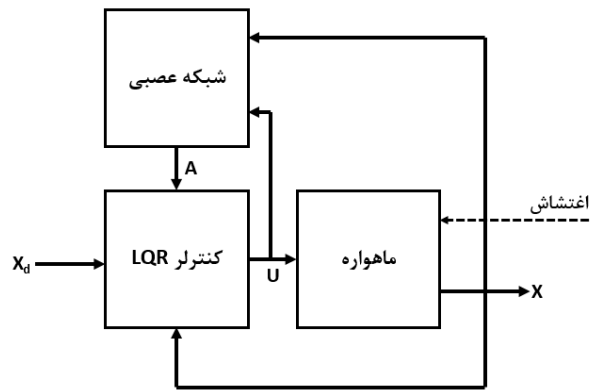
بدین ترتیب در هر لحظه به کمک مدل یادگیری شده به کمک شبکه عصبی قادر خواهیم بود ماتریس A مجموعه سیستم و اغتشاشات را در هر لحظه و وضعیت سیستم را در n گام زمانی پیش رو تخمین بزنیم، از این تخمین‌ها برای طراحی کنترل به کمک پیش بین مدل و رگولاتور خطی مرتبه دوم استفاده خواهد شد.

از رابطه فوق به تنهایی نیز می‌توان در کنترل پیش بین مدل و رگولاتور خطی مرتبه دوم استفاده کرد، بدین ترتیب که در هر لحظه به جای استفاده از شبکه عصبی برای پیش بینی مدل، از خروجی اندازه گیری شده ماهواره استفاده و در هر لحظه مدل خطی را به دست آورد، این روش به خصوص در سیستم‌های غیرخطی به خوبی عمل می‌کند، استفاده از شبکه عصبی اما نتایج بهتری نشان می‌دهد، هرچند بسیار وابسته به میزان داده یادگیری شده دارد. برای یادگیری مدل سیستم و اغتشاشات وارد بر آن، وضعیت سیستم در هر لحظه و ورودی اعمال شده به آن به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی و وضعیت سیستم در لحظه بعد به عنوان خروجی شبکه عصبی در نظر گرفته شده اند.



شکل ۲- ورودی و خروجی شبکه عصبی مورد استفاده

به منظور دستیابی به بهترین نتیجه، داده‌های کنترل رگولاتور مرتبه دوم به عنوان اولین سری داده‌ها توسط شبکه عصبی فراگرفته شده اند. سپس مدل سیستم حذف و به جای آن این مدل یادگیری شده قرار گرفته است، این مدل در هر گام زمانی با داده‌های به دست آمده از کنترلر و ماهواره به صورت برخط به روز می‌شود تا دقیق ترین تخمین از مدل واقعی ماهواره و اغتشاشات وارد بر آن به دست آید.



شکل ۳- روندنمای کنترلر طراحی شده به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی

۳- طراحی کنترلر

هدف از طراحی کنترلر مدار ماهواره ارتفاع پایین به شرح زیر است:

- بازگرداندن ماهواره به مدار اصلی همراه با مصرف سوخت بهینه
- از بین بردن اغتشاشات مداری و نگهداری ماهواره در مدار اصلی با بیشترین دقت

برای تحقق اهداف بیان شده، یک کنترلر پیش‌بین مبتنی بر مدل و یک کنترلر رگولاتور خطی مرتبه دوم طراحی شده است. روش کنترلر پیش‌بین بهینگی را با در نظر گرفتن عملکرد و قیدهای وارد بر سیستم تضمین می‌کند. کنترلر پیش‌بین با حل مسئله کنترل بهینه و پیش‌بینی آینده سیگنال کنترلی را تولید می‌کند که این فرآیند با در نظر گرفتن تابع هزینه و قیدهایی که بر روی ورودی و حالت سیستم است در هر گام زمانی انجام می‌پذیرد؛ بدین صورت که در هر گام زمانی دنباله‌ای از ورودی‌های کنترلر را برای لحظه‌های آینده سیستم محاسبه می‌کند و با استفاده از روش افق کاهنده فقط جمله اول را به عنوان ورودی به سیستم اعمال می‌نماید و پس از اندازه‌گیری خروجی و خطای بین سیستم و حالت مطلوب در گام زمانی بعدی این فرآیند تکرار خواهد شد تا میزان خطا به صفر یا مقدار قابل قبولی برسد [۱۵]. با خطی در نظر گرفتن معادلات و تابع هزینه به صورت مربعی، کنترلر پیش‌بین به صورت یک مسئله مربعی فرمول بندی خواهد شد که حجم محاسبات کمی را برای پیاده‌سازی به صورت برخط^۲ دارد [۵]. این کنترلر قادر است فرضیاتی که در طراحی آن در نظر گرفته نشده را جبران کند و اختلاف بین مدل اصلی و مدل ریاضی در نظر گرفته شده برای طراحی کنترلر را از بین ببرد.

۱-۳- طراحی کنترلر پیش‌بین

با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند ماتریس A که دینامیک ماهواره در نزدیکی مدار مرجع را نشان می‌دهد محاسبه خواهد شد، سپس با استفاده از معادله (۱۰) که دینامیک خطی ماهواره در هر گام زمانی است یک کنترلر مبتنی بر پیش‌بینی مدل طراحی می‌شود. کنترلر پیش‌بین طراحی شده برای اعمال ورودی کنترل در همان گام زمانی است و با توجه به تغییر ماتریس A در گام زمانی بعدی، کنترلر پیش‌بین برای ماتریس جدید طراحی خواهد شد.

$$\begin{aligned} \dot{\vec{X}} &= A\vec{X} + B\vec{U} \\ \vec{Y} &= C\vec{X} \end{aligned} \quad (10)$$

و بردار ورودی کنترلی به صورت (۱۱) خواهد بود:

$$\vec{U} = [F_x \ F_y \ F_z]^T \quad (11)$$

جهت پیاده‌سازی کنترلر پیش‌بین معادلات سیستم باید به صورت گسسته بیان شود. معادلات دینامیکی گسسته سیستم در گام زمانی Δt به صورت (۱۲) است:

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k \quad (12)$$

در گام زمانی $k > 0$ بردار حالت سیستم در گام زمانی k و بردار کنترل در گام زمانی $k > 0$ هستند.

همچنین معادلات گسسته خروجی سیستم به صورت (۱۳) بیان می‌شوند:

$$y_k = C_k x_k \quad (13)$$

با در نظر گرفتن شرایط اولیه برای سیستم در گام k، آینده حالت‌های سیستم برای N_p گام پیش‌بینی خواهد شد که N_p افق پیش‌بینی نامیده می‌شود. بر اساس معادلات فضای حالت گسسته (۱۲) پیش‌بینی حالت سیستم به صورت (۱۴) محاسبه خواهد شد:

$$\begin{aligned} x(k+1|k) &= Ax(k) + B\Delta u(k) \\ x(k+2|k) &= A^2x(k) + AB\Delta u(k) \\ &\quad + B\Delta u(k+1) \end{aligned} \quad (14)$$

جهت بررسی عملکرد کنترل پیش‌بین، یک کنترلر رگولاتور مرتبه دوم در نظر گرفته شده است. تابع هزینه در نظر گرفته شده برای رگولاتور مرتبه دوم به صورت (۱۹) است:

$$J = \sum_{n=0}^{\infty} x_n^T Q x_n + u_n^T R u_n \quad (19)$$

با حل معادله ریکاتی برای تابع هزینه افق نامحدود (۱۹) ورودی کنترلی اعمالی با حل معادله جبری (۲۰) بدست خواهد آمد:

$$A^T P A - P - (A^T P B)(B^T P B + R)^{-1}(B^T P A) + Q = 0 \quad (20)$$

$$K = (B^T P B + R)^{-1} B^T P A$$

$$u = -Kx$$

که ماتریس‌های Q و R وزن‌های حالت و کنترل سیستم، ماتریس‌های A و B از معادله (۱۰) که رفتار دینامیکی سیستم را نشان می‌دهد، ماتریس P ماتریس مجهول معادله ریکاتی است که با حل معادله (۲۰) کنترل اعمالی بدست خواهد آمد.

۴- نتایج شبیه سازی

در این بخش، عملکرد کنترل پیش‌بین مبتنی بر مدل و رگولاتور خطی مرتبه دوم در اصلاح و حفظ ماهواره بر روی مدار با استفاده از روش هوشمند که با اصلاح دینامیک ماهواره کنترلر طراحی شده را اصلاح می‌کند، مورد بررسی قرار گرفته است. مشخصات مدار مرجع ارتفاع پایین جهت پیاده‌سازی کنترلر مدار در جدول (۱) نشان داده شده است.

جدول (۱) المان‌های مداری مدار مرجع

زاویه‌ی صعود حقیقی گره صعود	۷۵ درجه
ارتفاع مدار	۵۰۰ کیلومتر
شیب مدار	۹۷ درجه
آرگومان نقطه حضیض مداری	۵۵ درجه

در ابتدا اصلاح و حفظ موقعیت ماهواره با استفاده از روش کنترل رگولاتور خطی مرتبه دوم انجام شده است تا به کمک آن عملکرد شبکه عصبی مورد بررسی و مقایسه قرار گیرد. در حالت اول فرض شده است که اغتشاشات بروی موقعیت ماهواره تاثیر گذاشته است و ماهواره از مدار خود خارج شده است. در این حالت کنترلر وظیفه بازگرداندن ماهواره به مدار را بر عهده دارد. خطای در نظر گرفته شده ۱ کیلومتر نسبت به مدار مرجع است. ماتریس‌های Q و R جهت استفاده در کنترلر به صورت ماتریس‌های قطری همانی در نظر گرفته شده است. در شکل-۴ و شکل-۵ خطای بین ماهواره و مدار مرجع و ورودی کنترلی اعمالی در هر سه راستای مختصات توسط کنترلر رگولاتور خطی مرتبه دوم نشان داده شده است.

$$\begin{aligned} & \vdots \\ x(k + N_p | k) &= A^{N_p} x(k) \\ & \quad + A^{N_p-1} B \Delta u(k) + \dots \\ & \quad + A^{N_p-N_c} B \Delta u(k) \\ & \quad + N_c - 1 \end{aligned}$$

با توجه به رابطه (۱۳) و (۱۴) پیش‌بینی خروجی سیستم به صورت (۱۵) خواهد بود:

$$Y = [y(k+1|k) \quad \dots \quad y(k+N_p|k)] \quad (15)$$

$$Y = Fx(k) + \phi \Delta u(k)$$

$$F = \begin{bmatrix} CA \\ \vdots \\ CA^{N_p} \end{bmatrix} \quad \phi$$

$$= \begin{bmatrix} CB & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{N_p-1}B & CA^{N_p-2}B & \dots & CA^{N_p-N_c}B \end{bmatrix}$$

N_c افق کنترل نامیده می‌شود که بیانگر این است که سیستم با اعمال N_c ورودی کنترلی به مرجع اصلی در N_p گام خواهد رسید.

کنترل پیش‌بین با حل مسئله بهینه سازی افق محدود ورودی‌های کنترلی را جهت اعمال به سیستم محاسبه خواهد کرد. تابع هزینه در نظر گرفته شده از نوع مربعی و به صورت (۱۵) است که شامل ترم‌های ورودی کنترلی و خروجی سیستم می‌باشد. بدین صورت که با کمینه کردن مصرف سوخت، دقت دنبال کردن مسیر مرجع افزایش یابد و خطای به وجود آمده توسط نیروهای اغتشاشی جبران شود.

$$(16)$$

$$J = \sum_{k=0}^{N_p-1} y_k^T Q y_k + u_k^T R u_k$$

که Q و R ماتریس‌های وزنی برای تنظیم پارامترهای تابع هزینه است. قیود حاکم بر سیستم شامل حداکثر نیروی کنترلی اعمالی از طرف پیشران‌های ماهواره می‌باشد. این قیود به صورت (۱۷) در نظر گرفته می‌شوند.

$$F_{x_{min}} < F_x < F_{x_{max}} \quad (17)$$

$$F_{y_{min}} < F_y < F_{y_{max}}$$

$$F_{z_{min}} < F_z < F_{z_{max}}$$

در نهایت مسئله کنترل پیش‌بین که در هر گام زمانی $k > 0$ مسئله کنترل بهینه افق محدود را حل می‌کند با در نظر گرفتن قیودهای موجود بروی کنترل و خروجی سیستم به صورت (۱۸) در نظر گرفته می‌شود:

$$(18)$$

$$\min \sum_{k=0}^{N_p-1} x_k^T Q x_k + u_k^T R u_k$$

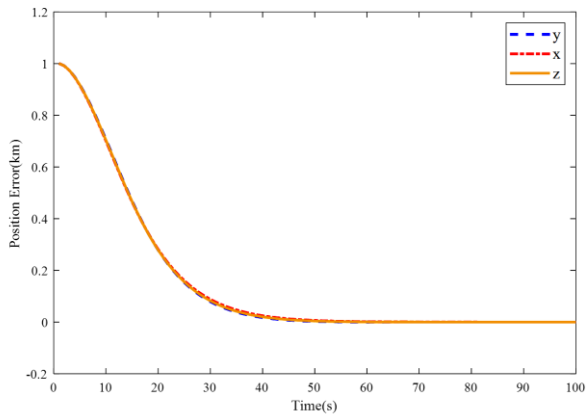
$$st: x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + B_d a_{p,k}$$

$$F_{x_{min}} < F_x < F_{x_{max}}$$

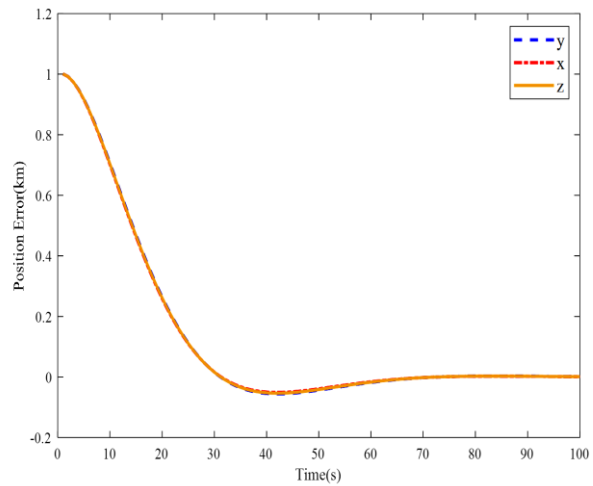
$$F_{y_{min}} < F_y < F_{y_{max}}$$

$$F_{z_{min}} < F_z < F_{z_{max}}$$

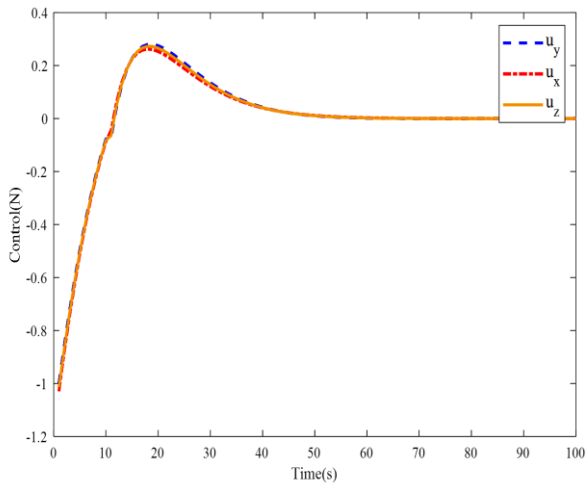
N_p افق کنترل پیش‌بین است که تعداد پیش‌بینی‌های انجام شده از آینده سیستم و اغتشاشات را نشان می‌دهد. Q و R ماتریس‌های مربعی وزنی برای خروجی و کنترل سیستم می‌باشند که با تنظیم این ماتریس‌ها دقت کنترلی افزایش و میزان مصرف انرژی کاهش می‌یابند.



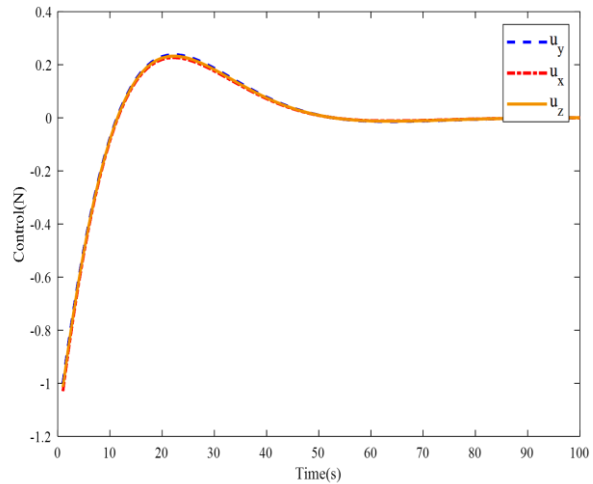
شکل ۶- خطای بین مدار مرجع و ماهواره در روش رگولاتور خطی مرتبه دوم بر اساس مدل یادگیری شده به کمک شبکه عصبی



شکل ۴- خطای بین مدار مرجع و ماهواره در روش رگولاتور خطی مرتبه دوم بر اساس مدل خطی



شکل ۷- کنترل اعمالی در روش رگولاتور خطی مرتبه دوم بر اساس مدل یادگیری شده به کمک شبکه عصبی

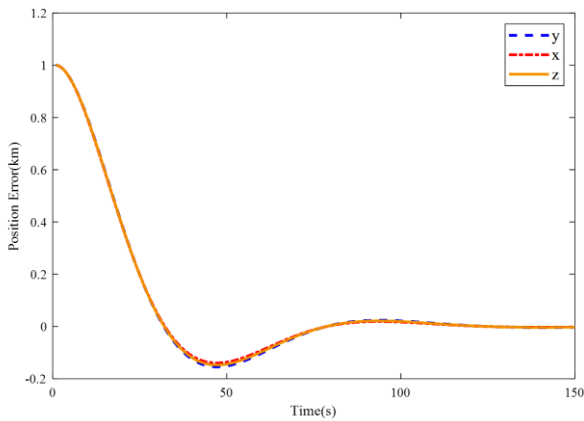


شکل ۵- کنترل اعمالی در روش رگولاتور خطی مرتبه دوم بر اساس مدل خطی

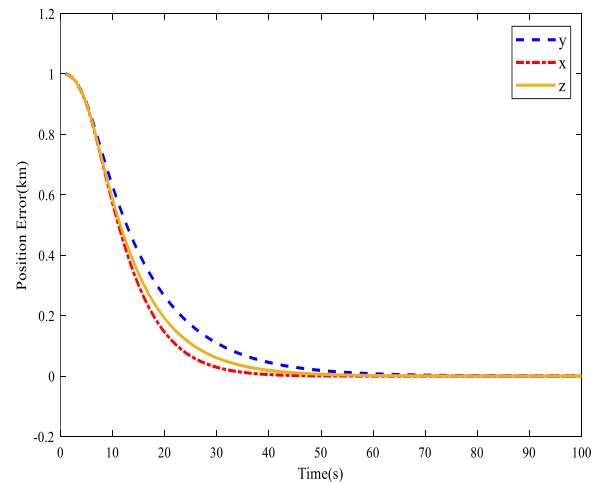
ملاحظه می‌شود که ضمن حذف فراجهدش در کنترلر طراحی شده توسط مدل خطی، زمان نشست نیز از ۷۰ به حدود ۵۵ ثانیه رسیده است، در حالی که کنترل اعمال شده همانند مدل خطی از ۱- تا ۰٫۲ نیوتون بوده است.

در گام بعدی با اضافه کردن اغتشاشات و نامعینی به سیستم میزان مقاوم بودن کنترلر طراحی شده را مورد بررسی قرار داده ایم. نتایج نشان می‌دهند که استفاده از شبکه عصبی مصنوعی جهت یادگیری دینامیک سیستم باعث شده است که رفتار سیستم جدید نیز به خوبی تخمین زده شود و کنترلر به خوبی ماهواره را بر روی مدار نامی قرار دهد. شکل ۸- و شکل ۹- خطای بین ماهواره و مدار مرجع و ورودی‌های کنترلی با در نظر گرفتن اغتشاشات و نامعینی را نشان می‌دهد.

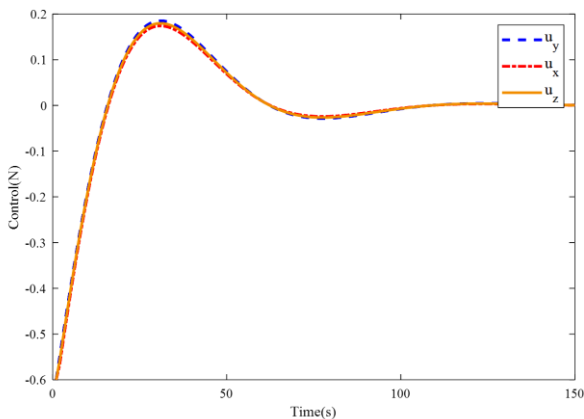
سپس با استفاده از مدل یادگیری شده توسط شبکه عصبی مصنوعی در هر گام زمانی کنترلر رگولاتور خطی مرتبه دوم طراحی شده است. در این مرحله در هر گام زمانی با توجه به دینامیک تخمین زده شده توسط شبکه عصبی مصنوعی یک کنترلر طراحی شده و برای یک گام زمانی به سیستم اعمال خواهد شد سپس با استفاده از مقادیر ورودی و خروجی، شبکه عصبی مصنوعی مجدداً یاددهی شده و یک دینامیک جدید برای سیستم طراحی خواهد کرد و این روند تا رسیدن ماهواره به مدار مرجع ادامه خواهد یافت. شکل ۶- و شکل ۷- خطای بین ماهواره و مدار مرجع و ورودی کنترلی اعمالی در راستای سه محور مختصات توسط کنترلر رگولاتور خطی مرتبه دوم بر اساس مدل خطی فراگرفته شده توسط شبکه عصبی را نشان می‌دهند.



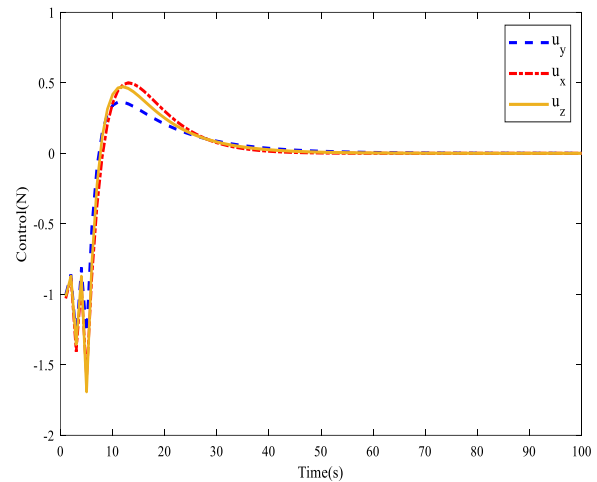
شکل ۱۰- خطای بین مدار مرجع و ماهواره در روش کنترل پیش‌بین مبتنی بر مدل بر اساس مدل خطی



شکل ۸- خطای بین مدار مرجع و ماهواره در روش رگولاتور خطی مرتبه دوم بر اساس مدل یادگیری شده به کمک شبکه عصبی در حضور اغتشاشات و نامعینی



شکل ۱۱- کنترل اعمالی در روش کنترل پیش‌بین مبتنی بر مدل بر اساس مدل خطی

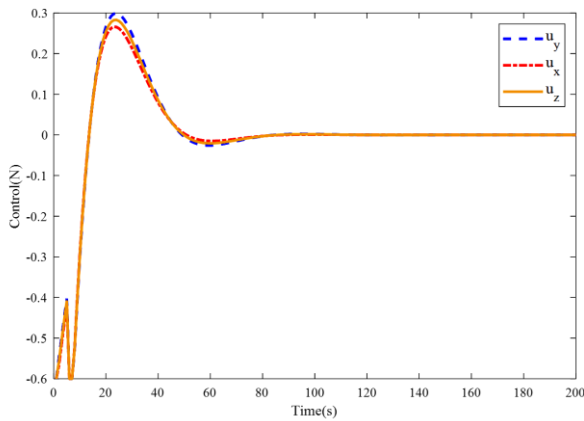


شکل ۹- کنترل اعمالی در روش رگولاتور خطی مرتبه دوم بر اساس مدل یادگیری شده به کمک شبکه عصبی در حضور اغتشاشات و نامعینی

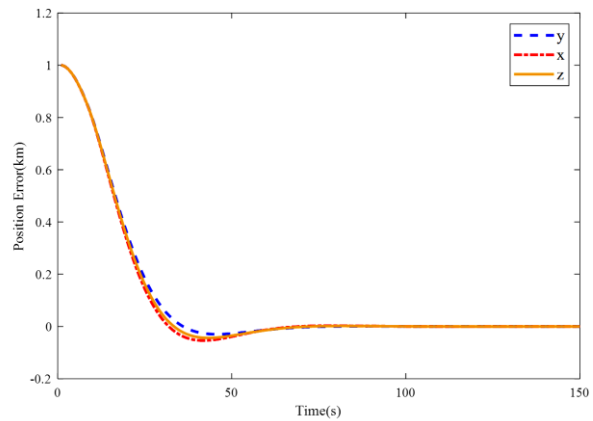
کنترل پیش‌بین مبتنی بر مدل با قیود در نظر گرفته شده، حدود ۲۰۰ متر فرآجهش داشته و زمان نشست آن نیز حدود ۱۳۰ ثانیه بوده است. در گام بعدی با استفاده از یادگیری دینامیک سیستم توسط شبکه عصبی مصنوعی دینامیک خطی ماهواره در هر گام زمانی محاسبه خواهد شد و با استفاده از روش کنترل پیش‌بین مبتنی بر مدل در هر گام زمانی یک کنترلر طراحی خواهد شد. شکل ۱۲ و شکل ۱۳ خطای بین ماهواره و مدار مرجع و کنترل اعمالی توسط پیش‌بین ماهواره در سیستم یادگیری شده توسط شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد.

کنترل طراحی شده بر مبنای مدل به دست آمده از شبکه عصبی، فرآجهش حداکثری نزدیک به ۵۰ متر داشته که تقریباً ۲۵ درصد کنترل طراحی شده بر مبنای مدل خطی است، از نظر زمان نشست نیز نزدیک به ۴۰ درصد بهبود در عملکرد سیستم حاصل شده است و ماهواره در زمان تقریبی ۷۵ ثانیه به مدار نامی خود بازگشته است در حالی که از نظر تلاش کنترلی نیز تغییر قابل توجهی مشاهده نمی‌شود. این در حالی است که با افزایش داده های یادگیری انتظار می‌رود عملکرد شبکه عصبی بیش از این نیز بهبود یابد.

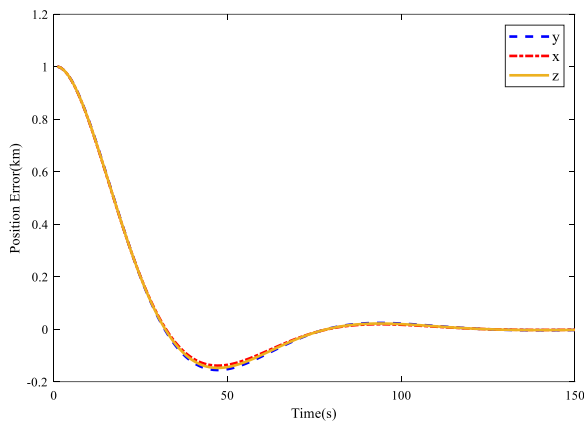
برای بررسی بیشتر، با استفاده از روش کنترل پیش‌بین مبتنی بر مدل نیز ماموریت اصلاح و حفظ موقعیت ماهواره بر روی مدار را انجام خواهیم داد. ابتدا فرض شده است که ماهواره تحت تاثیر اغتشاشات از مدار خارج شده است و با استفاده از کنترل پیش‌بین به مدار اصلی برگردانده خواهد شد. قید در نظر گرفته شده بر روی ورودی سیستم شامل حداکثر نیروی پیش‌بران تولید شده است که ۰٫۶ نیوتن در نظر گرفته شده است. ماتریس‌های Q و R همانند کنترل رگولاتور درجه دوم در نظر گرفته شده اند. شکل ۱۰ و شکل ۱۱ خطای بین ماهواره و مدار مرجع و کنترل اعمالی توسط تراستر را نشان می‌دهد. از آنجایی که قید حداکثر نیرو در مسئله بهینه سازی وجود داشت با توجه به ورودی کنترل واضح است که این کنترلر به خوبی توانسته این قید را رعایت کند و ماهواره را به مدار بازگردانده و بر روی مدار نگه دارد.



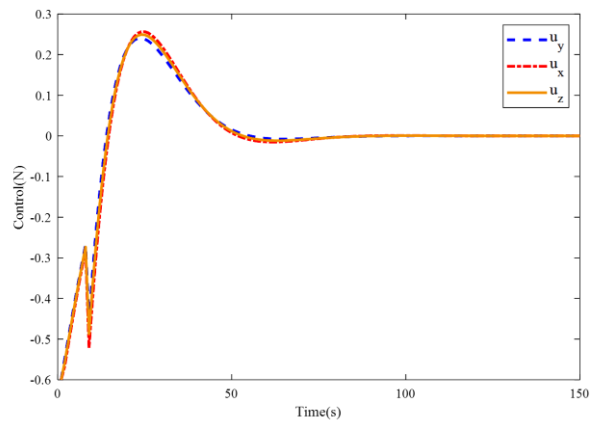
شکل-۱۵ کنترل اعمالی در روش کنترل پیش بین و مدل یادگیری شده به کمک شبکه عصبی در حضور اغتشاشات و نامعینی برای مقایسه می توانیم عملکرد کنترل پیش بین مبتنی بر مدل خطی را در حضور اغتشاشات و نامعینی های مشابه را در شکل ۴-۱۳ بررسی کنیم.



شکل-۱۲ خطای بین مدار مرجع و ماهواره در روش کنترل پیش بین مبتنی بر مدل و مدل یادگیری شده به کمک شبکه عصبی



شکل-۱۶ خطای بین مدار مرجع و موقعیت ماهواره در روش کنترل پیش بین مبتنی بر مدل بر اساس مدل خطی در حضور اغتشاشات و نامعینی ملاحظه می شود که در کنترلر مبتنی بر مدل به دست آمده از شبکه عصبی ضمن بهبود ۱۰۰ متری در فراجاهش، زمان نشست نیز به مدت ۷۰ ثانیه کاهش یافته است که هر دو بهبود ۱۰۰ درصدی را نشان می دهند.

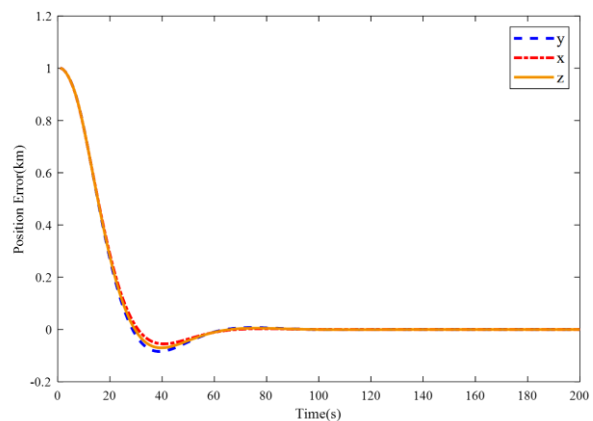


شکل-۱۳ کنترل اعمالی در کنترل پیش بین مبتنی بر مدل و مدل یادگیری شده به کمک شبکه عصبی

۵- نتیجه گیری

در این مقاله به کمک شبکه های عصبی مصنوعی اقدام به یادگیری دینامیک حاکم بر ماهواره ای ارتفاع پایین و اغتشاشات وارد به صورت برخط (آنلاین) کردیم، مدل به دست آمده به کمک یادگیری ماشین به خوبی توانست در محدوده عملیات مدل خطی مناسبی از پرنده به دست دهد، نتایج حاصل از پیاده سازی کنترل پیش بین مبتنی بر مدل و رگولاتور مرتبه دوم خطی بر اساس این مدل یادگیری شده نتایج بسیار مناسبی را نشان می دهند، در مقایسه با مدل خطی سازی شده، کنترل مبتنی بر مدل یادگیری شده فراجاهش و زمان نشست کمتری داشته و در مواجهه با نامعینی در سیستم نیز به خوبی توانست با نامعینی های موجود به خوبی مقابله کند و با خطای کمی سیستم را کنترل کند.

در اینجا با اضافه کردن اغتشاشات و نامعینی به سیستم میزان مقاوم بودن شبکه عصبی مصنوعی در کنار کنترل پیش بین مبتنی بر مدل را بررسی خواهیم کرد. شکل-۱۴ و شکل-۱۵ خطای بین ماهواره و مدار مرجع و کنترل اعمالی توسط پیشران در حضور اغتشاشات و نامعینی را نشان می دهد. همانطور که مشخص است شبکه عصبی به خوبی توانسته مدل سیستم را فراگیرد و کنترلر با عملکرد بسیار مناسبی سیستم را کنترل می کند.



شکل-۱۴ خطای بین مدار مرجع و ماهواره در روش کنترل پیش بین و مدل یادگیری شده به کمک شبکه عصبی در حضور اغتشاشات و نامعینی

- [1] “[Space technology series] David A Vallado - Fundamentals of astrodynamics and applications (1997, McGraw-Hill).”.
- [2] M. M. Tavakoli and N. Assadian, “Model predictive orbit control of a Low Earth Orbit satellite using Gauss’s variational equations,” Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, vol. 228, no. 13, pp. 2385–2398, 2014.
- [3] “Autonomous orbit control with position and velocity feedback using modern control theory,” Dec. 1997.
- [۴] توکلی، محمد مهدی، “کنترل پیش بین مدل - پایه مدار یک ماهواره ی ارتفاع پایین با استفاده از معادلات تغییراتی گاوس،” پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شریف، ۱۳۹۱.
- [5] A. Weiss, U. V. Kalabić, and S. Di Cairano, “Station keeping and momentum management of low-thrust satellites using MPC,” Aerospace Science and Technology, vol. 76, pp. 229–241, 2018.
- [6] Y. Lim, Y. Jung, and H. Bang, “Robust model predictive control for satellite formation keeping with eccentricity/inclination vector separation,” Advances in Space Research, vol. 61, no. 10, pp. 2661–2672, 2018.
- [7] D. Prieto and Z. Ahmad, “A drag free control based on model predictive technics,” pp. 1527–1532, 2005.
- [8] T. M. Mitchell, Machine Learning. 2012.
- [۹] ش. درویش پور. ج. روشنی یان. ”طراحی و پیاده سازی کنترلر جامع کاملا مبتنی بر یادگیری ماشین برای یک چهارپره بدون سرنشین“، در هفدهمین کنفرانس بین المللی انجمن هوافضای ایران، تهران، ۱۳۹۷.
- [10] B. M. Åkesson and H. T. Toivonen, “A neural network model predictive controller,” Journal of Process Control, vol. 16, no. 9, pp. 937–946, 2006.
- [11] S. Piche, J. Keeler, G. Martin, G. Boe, D. Johnson, and M. Gerules, “Neural network based Model Predictive Control,” Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 1029–1035, 2000.
- [12] V. Rankovi, “Neural Network Model Predictive Control of Nonlinear Systems Using Genetic Algorithms 1 Introduction Neural network for identification of nonlinear dynamic,” vol. 7, no. 3, pp. 540–549, 2012.
- [13] L. C. Henriksen and N. K. Poulsen, “An online re-linearization scheme suited for Model Predictive and Linear Quadratic Control,” pp. 1–13, 2010.
- [14] H. D. Curtis et al., Orbital Mechanics for Engineering Students Third Edition Butterworth-Heinemann is an imprint of Elsevier. 2014.
- [15] E. F. Camacho and C. (Carlos) Bordons, Model predictive control. Springer, 2007.