

کنترل تکرارآموز به منظور افزایش دقت انجام مانورهای تکراری در ربات‌های هوایی

افشین بنازاده* (دانشیار)

حسین سعادت‌منش (کارشناس ارشد)
دانشکده‌ی مهندسی هوافضا، دانشگاه صنعتی شریفمهندسی مکانیک شریف، (پاییز ۱۴۰۱)
دوری ۳-۲، شماره ۲، ص. ۱۹-۹، (پژوهشی)

در این مقاله به منظور بهبود دقت تعقیب مانورهای تکراری در ربات‌های هوایی از روش کنترل‌کننده‌ی آموزش‌پذیر استفاده شده است. بدین منظور کنترل‌کننده‌ی اصلی بر اساس روش کنترل مد لغزشی طراحی شده است. این کنترل‌کننده تا حدودی در مقابل عدم قطعیت سیستم مقاوم است. در کنار این کنترل‌کننده، از روش حافظه محور کنترل تکرارآموز از نوع تناسبی - مشتقی، به صورت موازی و برون خط، استفاده شده است. کنترل‌کننده‌ی تکرارآموز وظیفه‌ی حذف اختلالات تکراری را بر عهده دارد. به منظور افزایش انعطاف‌پذیری سیستم کنترل، از شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه استفاده شده است. این شبکه برای تعمیم سیگنال کنترلی، تولید شده توسط کنترل تکرارآموز، به مانورهای مشابه طراحی شده است. در نهایت عملکرد این روش کنترلی بر دینامیک چهارپره، در حضور عدم قطعیت، بررسی و با روش کنترل مد لغزشی ساده مقایسه شده است. بهبود عملکرد روش کنترلی پیشنهادی در نتایج شبیه‌سازی کاملاً مشهود است.

واژگان کلیدی: کنترل تکرارآموز، کنترل مد لغزشی، روش حافظه محور، عدم قطعیت، شبکه‌ی عصبی پرسپترون، چهارپره.

۱. مقدمه

با پیشرفت علم در حوزه ربات‌های هوایی، کاربرد این ابزار در بسیاری از حوزه‌ها مشاهده می‌شود. از این ربات‌ها می‌توان در صنایع کشاورزی، صنعت نفت و پتروشیمی، پست، حمل و نقل و نقشه‌برداری استفاده کرد. در حوزه‌ی کشاورزی با مأموریت سم‌پاشی، بذر پاشی و پایش محصولات کشاورزی استفاده می‌شود. با استفاده از این ربات‌ها، محصولات کشاورزی در اثر عبور وسایل نقلیه‌ی سنگین، از درون زمین کشاورزی، تخریب نخواهد شد. از طرفی می‌توان برای بررسی بهتر رشد محصولات کشاورزی از پهپادهایی با قابلیت پایش زمین کشاورزی استفاده کرد. همچنین صنایع نفت و گاز یکی از مهم‌ترین مشتری‌های این پرنده‌ها به شمار می‌رود. در صنعت نفت و گاز، بازرسی‌های دوره‌یی از تأسیسات و تعمیر بخش‌های آسیب دیده، با بهره‌گیری از پهپادها، یک دستاورد بزرگ محسوب می‌شود. این بازرسی‌ها با استفاده از این ربات‌ها، کارا تر و کم هزینه‌تر است. همچنین، این پهپادها با بهره‌گیری از دوربین فیلم‌برداری و حسگر، می‌توانند نشست‌های نفتی و گازی را شناسایی کرده و عملکرد مناسب خطوط لوله و دکل‌های حفاری را گزارش دهند. از ربات‌های هوایی در حوزه‌ی حمل و نقل و پست، برای جابه‌جایی مسافر و بار استفاده می‌شود. به عنوان مثال روزانه صدها بسته‌ی پستی از فرودگاه امام خمینی تهران به گمرک تهران منتقل می‌شود. بنابراین می‌توان گفت، در تمامی این موارد که به آنها اشاره شد و در حوزه‌هایی که ذکر نشد،

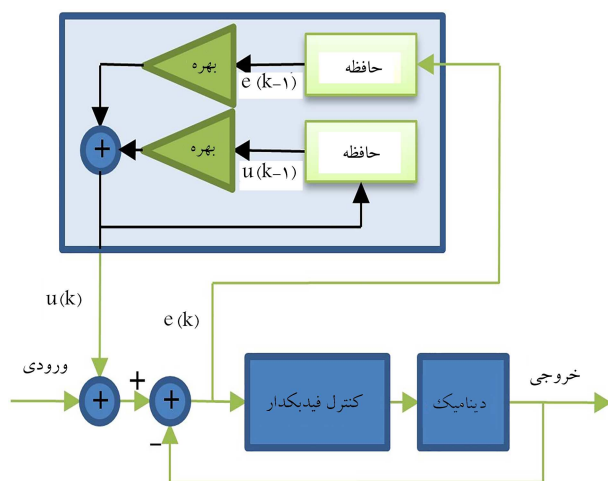
* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۴۰۰/۶/۲۰، اصلاحیه ۱۴۰۱/۱/۲۰، پذیرش ۱۴۰۱/۱/۲۹.

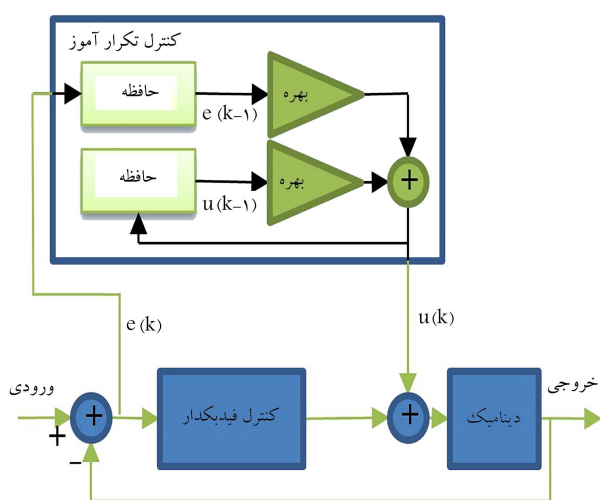
DOI:10.24200/J40.2022.58948.1618

مانورها و مسیرهای تکراری وجود دارد. به همین دلیل می‌توان از همین تکراری بودن مسیر و تکراری بودن مانورها در طول مأموریت استفاده کرد و با برنامه‌ریزی، امنیت حین پرواز را افزایش داد. به منظور اجرای دقیق این مأموریت‌ها و در نتیجه افزایش امنیت حین پرواز، باید یک کنترل‌کننده‌ی مناسب برای سیستم مورد نظر طراحی شود. با توجه به کاربردهای فراوان ربات‌های هوایی که به آنها اشاره شد، چالش اساسی این است که این ربات‌ها بتوانند در طول مأموریت، مسیر مطلوب^۱ را با دقت خوبی دنبال کنند. از طرفی با استفاده از روش‌های کنترلی مرسوم، نمی‌توان عملیات تعقیب را به درستی انجام داد. وقتی مانورهای پیچیده با استفاده از این کنترل‌کننده‌ها اجرا می‌شوند، خطای تعقیب مانور مورد نظر افزایش می‌یابد و مانور به خوبی تعقیب نمی‌شود. از طرفی برای طراحی کنترل‌کننده با چالش به دست آوردن دینامیک پرنده روبه‌رو خواهیم بود و همچنین می‌دانیم که پیچیدگی رفتار دینامیکی پرنده در هنگام اجرای مانور افزایش می‌یابد. بنابراین باید به دنبال طراحی کنترل‌کننده‌یی باشیم که وابستگی کم‌تری به دینامیک سیستم داشته باشد و یا بتواند خطاهای ناشی از عدم قطعیت سیستم را در طول مأموریت جبران کند. در نهایت اگر دقت تعقیب مسیر مطلوب افزایش یابد، اطمینان از اجرای مانور و امنیت حین پرواز حاصل خواهد شد.

در نوشتار حاضر، طراحی کنترل‌کننده‌یی با ساختار آموزش‌پذیر، برای افزایش دقت تعقیب مانورهای یک چهارپره، مد نظر است. بدین منظور از ابزارهایی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲ و همچنین روش‌های حافظه محور در ساختار سیستم



شکل ۱. معماری سری. [۸]

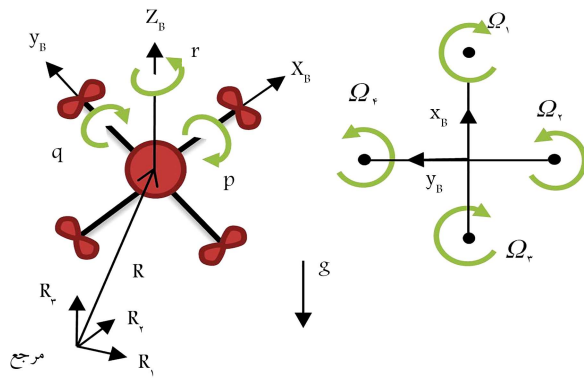


شکل ۲. معماری موازی. [۸]

شده و عملکرد بهتری در کنترل سیستم ایجاد شده است. در مطالعات بعدی، [۱۳] از روش کنترل تکرارآموز تناسبی - مشتقی به صورت موازی با کنترل تطبیقی، برای افزایش دقت تعقیب مانورهای مرسوم و برکاربرد استفاده شده است. در این نوشتار، دینامیک مورد نظر مربوط به یک پهپاد بال ثابت است. محققان از روش کنترل تکرارآموز تناسبی - برون خط به صورت سری در کنار یک کنترل فیدبک دار برای جبران خطای مرحله‌ای اتصال میله‌ای دریافت‌کننده‌ی سوخت به مخروط معلق از تانکر حامل سوخت، در عملیات سوخت‌گیری هوایی خودکار یک پهپاد بال ثابت، استفاده کرده‌اند. [۱۴] این کنترل‌کننده به صورت سری در کنار خلبان خودکار^۸ پهپاد قرار گرفته است. با استفاده از یک روش کنترل تکرارآموز بهینه، که بر مبنای دینامیک خطی سیستم استخراج شده، عملکرد ردیابی موقعیت یک بازوی روباتیک، در عکس‌العمل‌های سریع، بهبود یافته است. [۱۵] کنترل تکرارآموز به صورت موازی با یک سیستم کنترل فیدبک دار از نوع تناسبی - مشتقی - انتگرالی عمل می‌کند. محققان روش تابع انرژی مرکب^۹ را به عنوان یک رویکرد جدید برای طراحی کنترل‌کننده‌ی آموزش‌پذیر ارائه کرده‌اند. [۱۶] برای انجام این کار از قضیه‌ی لیاپانوف استفاده شده است. تابع لیاپانوف از دو بخش اصلی تشکیل شده است؛ یک بخش همگرایی در محور زمان و بخش دیگر همگرایی از یک تکرار به تکرار دیگر را مورد بررسی قرار می‌دهد. در مطالعه‌ی دیگر، [۱۷] با استفاده از روش تابع انرژی مرکب، کنترل‌کننده‌ی

کنترل چهارپره استفاده خواهد شد. همچنین انعطاف‌پذیر کردن ساختار کنترل‌کننده، در مانورهایی که خصوصیات آن با مانور آموزش دیده تفاوت دارد، مورد نظر است. استفاده از کنترل‌کننده‌های آموزش‌پذیر در سال‌های اخیر برای افزایش دقت تعقیب مسیر مطلوب، در سیستم‌های دینامیکی، که مأموریت‌های تکراری انجام می‌دهند، افزایش یافته است. کنترل تکرارآموز^۳ با روش‌های کنترل تطبیقی، شبکه‌ی عصبی و کنترل تکراری^۴ تفاوت دارد. در کنترل تطبیقی پارامترهای کنترلی اصلاح می‌شوند، در حالی که کنترل تکرارآموز ورودی کنترلی را اصلاح می‌کند. [۱] همچنین کنترل تطبیقی از اطلاعات سیگنال کنترلی، که در گذشته تولید شده، استفاده نمی‌کند. شاید بتوان گفت که کنترل تکرارآموز شباهت زیادی به روش کنترل تکراری دارد، با این تفاوت که در روش کنترل تکرارآموز بعد از هر بار پایان مأموریت، سیستم به حالت اولیه باز می‌گردد و شرایط اولیه یکسان خواهد بود. ولی در روش کنترل تکراری شرایط اولیه در تکرار مأموریت، شرایط نهایی مرحله‌ی قبل است. [۲] اگر در روش کنترل تکرارآموز، از اطلاعات چند تکرار قبل، حداقل دو تکرار، برای تولید سیگنال کنترلی استفاده شود، به آن روش کنترل تکرارآموز مرتبه بالا می‌گویند. [۲] همچنین اگر از اطلاعات اجرای فعلی سیستم برای تولید سیگنال کنترلی استفاده شود، آن را کنترل تکرارآموز برخط^۵ می‌نامند، [۴] در غیر این صورت به آن کنترل تکرارآموز برون خط^۶ می‌گویند. [۱۵] از طرفی، اگر برای ساختن سیگنال کنترلی در زمان t ، از اطلاعات همان زمان یا زمان گذشته استفاده شود، آن را روش عملی^۷ گویند، [۶] در غیر این صورت به آن غیرعملی می‌گویند. [۷] از روش غیرعملی در سیستم‌هایی با دینامیک مشخص و بدون اغتشاش استفاده می‌شود. انواع مختلفی از روش‌ها در منطق کنترل تکرارآموز وجود دارد، از جمله می‌توان به روش‌های تناسبی، مشتقی، مشتقی - تناسبی و تناسبی - مشتقی - انتگرالی اشاره کرد. [۸] همچنین باید گفت در کنترل تکرارآموز از پارامتر انتگرال‌گیر به ندرت استفاده می‌شود، زیرا خود این روش به نوعی از گذشته سیستم استفاده می‌کند. [۸] دو نوع معماری اصلی برای استفاده از روش کنترل تکرارآموز در کنار سیستم کنترل فیدبک دار وجود دارد. از روش کنترل تکرارآموز می‌توان به صورت معماری سری در کنار کنترل‌کننده‌ی فیدبک دار استفاده کرد. [۹] این معماری معمولاً در سیستم‌هایی به کار می‌رود که دسترسی به کنترل‌کننده‌ی اصلی وجود ندارد و فقط مقدار مسیر مطلوب در دسترس است. معماری دیگری که می‌توان برای بلوک کنترل تکرارآموز در نظر گرفت، معماری موازی است. در این روش دسترسی به سیگنال کنترل ورودی به سیستم وجود دارد. [۸] در شکل ۱ و ۲ نمای از این دو معماری مشاهده می‌شود. در واقع می‌توان گفت، کنترل‌کننده‌ی فیدبک دار وظیفه‌ی حذف اختلالات غیرتکراری را بر عهده داشته و کنترل تکرارآموز وظیفه‌ی حذف اختلالات تکراری را عهده‌دار است. محققان با استفاده از روش کنترل تکرارآموز تناسبی - مشتقی - انتگرالی برون خط، توانستند دقت رهگیری مسیر مطلوب در یک سیستم غیرخطی را افزایش دهند. [۱۱] در این روش تغییرات مسیر مطلوب به آهستگی انجام شده است.

همچنین روش کنترل تکرارآموز تناسبی - مشتقی غیرعملی خطی مرتبه اول، با یک سیستم کنترل فیدبک دار از نوع تناسبی - مشتقی و به صورت موازی به کار رفته است. [۱۱] این ساختار، برای کاهش خطای موجود در ردیابی مقدار مطلوب وضعیت یک ماهواره، که در حال انجام یک مأموریت تکراری است، استفاده شده است. ماهواره باید در هر تکرار، از نقاط مشخص و تحت زوایای مشخصی تصویر برداری کند. محققان دیگری، از روش کنترل تکرارآموز تناسبی برای تخمین عدم قطعیت کران‌دار استفاده کرده‌اند. [۱۲] عدم قطعیت به دلیل نبود مدل‌سازی دقیق از مقاومت ناشی از هوا و ریل است. بعد از تخمین عدم قطعیت سیستم، با استفاده از روش کنترل تکرارآموز بهینه، یک کنترل‌کننده بر مبنای دینامیک سیستم طراحی



شکل ۳. دستگاه‌های مختصات.

کنترلی برای حالت‌های $[z \ \psi \ \theta \ \varphi]$ وجود دارد. بنابراین دو حالت $[x \ y]$ تحت تأثیر سایر ورودی‌های کنترلی خواهد بود. اگر مقدار حالت ψ تقریباً برابر صفر باشد، با تغییر حالت θ و φ ، می‌توان به ترتیب حالت‌های x و y را کنترل کرد. بنابراین اختلاف بین خروجی سیستم و مسیر مطلوب، در کانال‌های x و y ، به مقادیر مطلوب θ و φ تبدیل شده و این مقادیر مطلوب وارد الگوریتم کنترل خواهد شد.

$$\begin{aligned}\ddot{x} &= (\sin(\theta) \cos(\varphi) \cos(\psi) + \sin(\varphi) \sin(\psi)) \left(\frac{1}{m}\right) u_1 \\ \ddot{y} &= (\sin(\theta) \cos(\varphi) \sin(\psi) - \sin(\varphi) \cos(\psi)) \left(\frac{1}{m}\right) u_1 \\ \ddot{z} &= -g + \cos(\varphi) \cos(\theta) \left(\frac{1}{m}\right) u_1 \\ \ddot{\varphi} &= \dot{\theta} \dot{\psi} \left(\frac{I_{yy} - I_{zz}}{I_{xx}}\right) + \frac{1}{I_{xx}} u_2 \\ \ddot{\theta} &= \dot{\varphi} \dot{\psi} \left(\frac{I_{zz} - I_{xx}}{I_{yy}}\right) + \frac{1}{I_{yy}} u_2 \\ \ddot{\psi} &= \dot{\varphi} \dot{\theta} \left(\frac{I_{xx} - I_{yy}}{I_{zz}}\right) + \frac{1}{I_{zz}} u_2\end{aligned}\quad (1)$$

همچنین رابطه‌ی ۲ نشان‌دهنده‌ی ورودی‌های کنترلی است.

$$\begin{aligned}u_1 &= b(\omega_1^2 + \omega_2^2 + \omega_3^2 + \omega_4^2) \\ u_2 &= Lb(-\omega_2^2 + \omega_4^2) \\ u_3 &= Lb(-\omega_1^2 + \omega_3^2) \\ u_4 &= d(\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2)\end{aligned}\quad (2)$$

۳. کنترل مد لغزشی

سیستمی را به صورت رابطه‌ی ۳ در نظر بگیرید:

$$\dot{x}^{(n)} = f(\mathbf{x}, t) + b(\mathbf{x}, t)u(t) \quad (3)$$

که در آن، بردار $\mathbf{x} = [x \ \dot{x} \ \dots \ x^{(n-1)}]^T$ است. حال کنترل‌کننده‌ی طراحی خواهد شد که $x(t)$ مسیر مطلوب $x_d(t)$ را دنبال کند. بدین منظور ابتدا e به صورت $e = x_d - x$ تعریف می‌شود. سپس یک خمینه (منحنی) به صورت $S(e, \dot{e}, \dots) = 0$ طراحی خواهد شد، به این خمینه «سطح لغزش» گویند. رابطه‌ی ۴ این سطح لغزش را معرفی می‌کند:

$$S = \left(\frac{d}{dt} + \lambda\right)^{n-1} e(t) = 0 \quad (4)$$

تکرارآموز طراحی شده و دقت تعقیب مسیر مطلوب برای یک دینامیک غیرخطی افزایش داده شده است. در این روش مسیر مطلوب می‌توانست، از تکراری به تکرار دیگر، اندکی تغییر کند. پژوهش‌گران با استفاده از روش کنترل تکرارآموز بر مبنای مد لغزشی،^[۱۹] مقدار خطای تعقیب مسیر مطلوب را در یک بازوی رباتیک، کاهش داده‌اند.^[۱۸] مشکل این روش این است که باید مقدار اولیه سیستم با مقدار اولیه مسیر مطلوب یکسان باشد. در مطالعه‌ی دیگری،^[۱۹] با ترکیب کنترل تکرارآموز بهینه^[۲۰] و کنترل پسگام^[۱۱] - مد لغزشی با سطح لغزش انتگرالی، خطای تعقیب مسیر مطلوب در یک چهارپره، کاهش یافته است. همچنین از روش کنترل تکرارآموز به منظور افزایش دقت پرواز گروهی چهارپره‌ها هنگام تعقیب مسیرهای تکراری استفاده شده است.^[۲۱] در مطالعه‌ی یاد شده، هر پرنده تنها به اطلاعات خود و همسایگانش دسترسی خواهد داشت و مسیر مورد نظر به منظور تعقیب، تنها در دسترس یک یا چند پرنده قرار خواهد گرفت. محققان از روش کنترل تکرارآموز در کنار یک روش کنترلی PID فازی،^[۲۲] برای بهبود عملکرد کنترل یک چهارپره در تعقیب مسیر مطلوب استفاده کرده‌اند. آنان همچنین از روش کنترل تکرارآموز برای انجام پرواز گروهی چهارپره بهره‌گرفته‌اند.^[۲۳] در این‌جا کنترل تکرارآموز عهده‌دار وظیفه‌ی حفظ آرایش دقیق این پرواز گروهی و همچنین ایجاد مسیر مطلوب پروازی خواهد بود. از طرفی حلقه‌ی کنترل دومی هم وجود دارد که به منظور دنبال کردن مسیر مطلوب ایجاد شده توسط حلقه‌ی اول، کنترل تکرارآموز طراحی شده است. در مطالعه‌ی دیگر،^[۲۴] با پیاده‌سازی ترکیب کنترل مد لغزشی تطبیقی و روش کنترل تکرارآموز تناسبی - مشتقی، خطای تعقیب مسیر مطلوب در یک پاندول وارون دورانی کاهش داده شده است.

در نوشتار حاضر، از ابزارهای حافظه محور مانند کنترل تکرارآموز، به صورت موازی با کنترل‌کننده‌ی مد لغزشی، در ساختار کنترلی یک چهارپره استفاده خواهد شد. هدف از این کار، افزایش دقت تعقیب مانورهای قابل انجام با این روبات پرنده است. این مانورها، مانورهای مرسوم و پرکاربردی مانند گردش هم‌سطح^[۱۲] و حلقه‌ی عمودی^[۱۳] هستند. در این روش سیستم به صورت هوشمند خطای تعقیب مسیر مطلوب را تشخیص داده و آن را کاهش خواهد داد. بدین‌منظور کنترل تکرارآموز به صورت موازی برای بهبود عملکرد کنترل‌کننده‌ی اصلی، کنترل مد لغزشی، در کنار آن قرار می‌گیرد. سپس برای این که سیستم بتواند انعطاف‌پذیری بیشتری در انجام مانور، با ویژگی‌های متفاوت داشته باشد، از شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه استفاده خواهد شد.

۲. مدل دینامیک غیرخطی چهارپره

دینامیک چهارپره یک دینامیک غیرخطی با ارتباط دینامیکی بین کانال‌های مختلف است. موقعیت و وضعیت چهارپره در دستگاه مختصات اینرسی، به ترتیب به صورت، $\mathbf{a} = [\varphi \ \theta \ \psi]^T$ و $\mathbf{R} = [x \ y \ z]^T$ است، که φ ، θ و ψ به ترتیب نشان‌دهنده‌ی زوایای اوایلر رول، پیچ و یاو هستند. بنابراین مدل دینامیک غیرخطی چهارپره، با فرض کوچک بودن زوایای اوایلر و ناچیز بودن ممان اینرسی ملخ‌ها، به صورت رابطه‌ی ۱ خواهد بود.^[۲۴،۲۵] که در آن I_{xx} ، I_{yy} ، I_{zz} و m ، g ، به ترتیب نشان‌دهنده‌ی ممان‌های اینرسی چهارپره، جرم چهارپره و شتاب گرانش است. در شکل ۳ دستگاه مختصات مرجع و بدنی نمایه شده است. در رابطه‌ی ۲ نیز L ، d ، b و ω به ترتیب نشان‌دهنده‌ی بازوی چهارپره تا مرکز جرم، ضریب تراست، ضریب گشتاور و سرعت دورانی موتور است. چنان که در رابطه‌ی ۱ مشاهده می‌شود، دینامیک سیستم شامل شش حالت است، در حالی که تنها چهار ورودی

که در آن، λ عدد ثابت مثبت و n مرتبه سیستم است. با بسط رابطه ی ۴، به رابطه ی ۵ دست می یابیم:

$$S = e(t)^{(n-1)} + \lambda \binom{n-1}{1} e(t)^{(n-2)} + \dots + \lambda^{(n-1)} \binom{n-1}{n-1} e(t) = 0 \quad (5)$$

توجه داشته باشید که در ساختار سطح لغزش S ، مقدار λ ، در کیفیت همگرایی e به سمت صفر تأثیر دارد. در ادامه باید u به گونه یی طراحی شود تا سطح لغزش ایجاد شده، جاذب باشد. برای جاذب کردن سطح لغزش، با استفاده از u ، می توان از قضیه ی لیپانوف استفاده کرد.^[۲۷] به همین دلیل تابع لیپانوف به صورت رابطه ی ۶ روی سطح لغزش تعریف می شود. این تابع مثبت معین است.

$$V = \frac{1}{2} S^2 \quad (6)$$

با مشتق گیری از رابطه ی ۶، رابطه ی ۷ حاصل می شود.

$$\dot{V} = \dot{S}S = (e^{(n)} + \lambda \binom{n-1}{1} e^{(n-1)} + \dots + \lambda^{(n-1)} \binom{n-1}{n-1} \dot{e})S \quad (7)$$

که با قرار دادن رابطه ی ۳ در رابطه ی ۷، رابطه ی ۸ حاصل می شود:

$$\dot{V} = ((x_d^{(n)} - (f + bu)) + \lambda \binom{n-1}{1} e^{(n-1)} + \dots + \lambda^{(n-1)} \binom{n-1}{n-1} \dot{e})S \quad (8)$$

برای منفی معین شدن رابطه ی ۸، u به صورت رابطه ی ۹ طراحی می شود:

$$u = \frac{1}{b}(-f + x_d^{(n)} + \lambda \binom{n-1}{1} e^{(n-1)} + \dots + \lambda^{(n-1)} \binom{n-1}{n-1} \dot{e} + \eta \text{sign}(S)) \quad (9)$$

که در آن، η عدد ثابت و بزرگ تر از صفر است. با قرار دادن رابطه ی ۹ در رابطه ی ۸، رابطه ی ۱۰ به دست می آید.

$$\dot{V} = -\eta S \text{sign}(S) = -\eta |S| \quad (10)$$

رابطه ی ۱۰ نشان می دهد که مشتق تابع لیپانوف منفی معین است. بنابراین با کنترل کننده ی طراحی شده در رابطه ی ۹، سطح لغزش S جاذب خواهد شد.

۱.۳. نوسان شدید سیگنال کنترل

گاهی وقتی حالت های سیستم به سطح لغزش می رسند، روی آن سطح باقی نمی مانند. این پدیده به دلیل وجود عدم قطعیت، اغتشاش، مشکلات حل عددی یا اینرسی ایجاد می شود. این جدایش ها از سطح لغزش، باعث نوسان شدید سیگنال کنترل می شود. نوسان شدید سیگنال کنترل باعث نوسانی شدن خروجی سیستم خواهد شد. حال اگر به رابطه ی ۹ برگردیم، عامل اصلی ورود نوسان شدید به معادله کنترلی، عبارت $\text{sign}(S)$ است. برای کاهش اثر این عامل، می توان از $\tanh(S)$ به جای $\text{sign}(S)$ استفاده کرد. بنابراین رابطه ی ۹ به صورت رابطه ی ۱۱ بازنویسی می شود.

$$u = \frac{1}{b}(-f + x_d^{(n)} + \lambda \binom{n-1}{1} e^{(n-1)} + \dots + \lambda^{(n-1)} \binom{n-1}{n-1} \dot{e} + \eta \tanh(S)) \quad (11)$$

۲.۳. عدم قطعیت

در مدل سازی سیستم های دینامیکی، به دلیل خطا در محاسبات، صرف نظر کردن از برخی جزئیات و عدم دسترسی به برخی پارامترها، به صورت دقیق، مدل استخراج شده با خطا همراه است. این خطا همان عدم قطعیت است. در صورت وجود عدم قطعیت در دینامیک داخلی، رابطه ی ۳ به صورت رابطه ی ۱۲ بازنویسی می شود.

$$x^{(n)} = \tilde{f}(\mathbf{x}, t) + b(\mathbf{x}, t)u(t) \quad (12)$$

در این صورت معادله ی کنترلی موجود در رابطه ی ۱۱ به صورت رابطه ی ۱۳ بازنویسی خواهد شد.

$$u = \frac{1}{b}(-\tilde{f} + x_d^{(n)} + \lambda \binom{n-1}{1} e^{(n-1)} + \dots + \lambda^{(n-1)} \binom{n-1}{n-1} \dot{e} + \eta \tanh(S)) \quad (13)$$

عبارت \tilde{f} موجود در روابط ۱۲ و ۱۳، نشان دهنده ی عدم قطعیت موجود در دینامیک داخلی سیستم است. این عدم قطعیت باعث کاهش عملکرد الگوریتم کنترل خواهد شد.

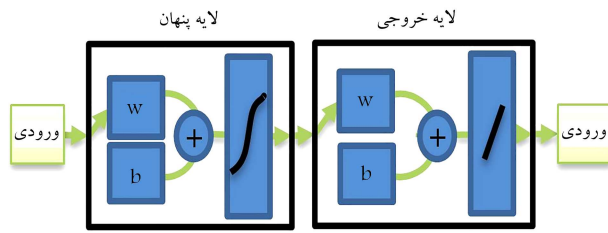
۴. ترکیب کنترل تکرارآموز - کنترل مد لغزشی

کنترل تکرارآموز روشی برای مقابله با اختلالات تکراری و عدم قطعیت هایی است که در مدل سازی سیستم وجود دارد. از این روش در مأموریت های تکراری یک سیستم به خوبی می توان استفاده کرد. از طرفی، مد لغزشی روشی مقاوم و بسیار قدرتمند برای مقابله با اغتشاشات غیرتکراری و تعقیب ورودی مطلوب است. حال با ترکیب این دو روش می توان به کنترل کننده ی بهتری دست یافت که می تواند در هر اجرا، عمل تکراری، عملکرد خود را بهبود بخشد.

بنابراین از کنترل مد لغزشی به عنوان کنترل کننده ی اصلی، برای تعقیب مسیر مطلوب، استفاده می شود. همچنین کنترل کننده ی تکرارآموز به روش تناسبی - مشتقی برای اصلاح سیگنال کنترلی، از یک تکرار به تکرار بعد استفاده خواهد شد. این کنترل کننده از خطا و نرخ خطای ایجاد شده در مرحله ی قبل استفاده خواهد کرد و سیگنال کنترلی ورودی به سیستم را اصلاح می کند. برای انجام این کار، در هر تکرار، مقدار خطای حالت های سیستم، نسبت به مقدار مطلوب، ذخیره شده و در مرحله ی بعد به عنوان ورودی کنترل تکرارآموز استفاده می شود. از روش کنترل تکرارآموز به صورت موازی و برون خط در کنار کنترل کننده ی مد لغزشی استفاده خواهد شد. رابطه ی ۱۴ نحوه ی تولید سیگنال کنترلی در این روش، برای یک سیستم مرتبه دوم را نشان می دهد. در این رابطه، زیرنویس k نشان دهنده ی تکرار k ام است و اندیس t نشان دهنده ی زمان t ام در شبیه سازی است.

$$\begin{aligned} u_{SMC,k}(t) &= \frac{1}{b}(-f + \ddot{x}_d(t) + \lambda \dot{e}(t) + \eta \tanh(S)) \\ u_{ILC,k}(t) &= (Pe_{k-1}(t) + D\dot{e}_{k-1}(t) + u_{ILC,k-1}(t)) \\ u_{total,k}(t) &= u_{SMC,k}(t) + u_{ILC,k}(t) \end{aligned} \quad (14)$$

در ابتدا کنترل مد لغزشی در غیاب کنترل تکرارآموز به سیستم اعمال می شود و در تکرارهای بعدی کنترل تکرارآموز نیز به آن اضافه خواهد شد. توجه داشته باشید که $u_{ILC,0}(t) = 0$ است. در شکل ۴ نحوه ی ارتباط موازی کنترل تکرارآموز و کنترل مد لغزشی نمایه شده است.

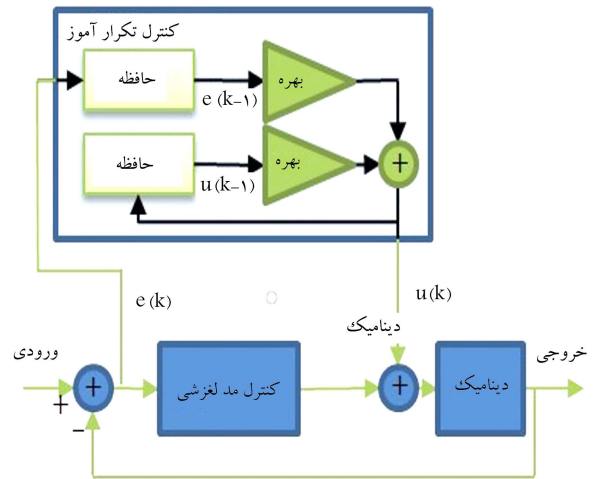


شکل ۵. ساختار شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه مورد نظر.

عصبی هستند. برای تنظیم این وزن‌ها و بایس‌ها از الگوریتم‌های آموزش شبکه‌ی عصبی استفاده می‌شود. برای آموزش این شبکه از الگوریتم لونیگ - مارکواریت استفاده شده است. در این روش از همان الگوریتم گرادینان نزولی^{۱۷} استفاده می‌شود با این تفاوت که ضریب یادگیری به صورت تطبیقی در حین فرایند آموزش تغییر می‌کند. بدین منظور برای آموزش با ناظر^{۱۸} این شبکه‌ی عصبی، از شعاع مانور و سرعت اولیه شروع مانور، به عنوان ورودی‌های شبکه و بهره‌ی مورد نیاز، به عنوان خروجی شبکه استفاده شده است. بنابراین شبکه‌ی عصبی در چند شعاع مختلف با سرعت‌های اولیه مختلف آموزش می‌یابد تا بتواند بهره مناسب برای مانورهای مشابه را تولید کند. خروجی این شبکه‌ی عصبی، که همان بهره مناسب است، در سیگنال کنترلی ذخیره شده ضرب می‌شود و سیگنال کنترلی جدید را ایجاد می‌کند. حال برای کاهش خطای تعقیب مسیر مطلوب، هنگام استفاده از سیگنال ذخیره شده، در مانورهای مشابه، شبکه‌ی عصبی پرسپترون تحت آموزش قرار می‌گیرد.

اگرچه در مسائل ساده‌تر می‌توان به نوعی تعداد نورون‌ها را با توجه به صورت مسئله مشخص کرد ولی به صورت کلی در مسائل پیچیده‌تر راه حل تحلیلی برای تعیین نورون‌ها وجود ندارد. در مسائل پیچیده یا باید از قبل این کار انجام شده باشد که به آن ارجاع داده شود یا باید یک معیار مانند تابع هزینه برای آن تعریف کرد و با توجه به این معیار تعداد نورون‌ها را تا حدودی مشخص کرد. بنابراین دلیل انتخاب تعداد نورون‌های شبکه‌ی عصبی در این مقاله بر مبنای کاهش بیشینه‌ی مقدار تابع هزینه و گرادینان تابع هزینه الگوریتم آموزش در نظر گرفته شده است. بدین منظور با تعداد نورون‌های زیاد، فرایند آموزش شروع شد و با سعی و خطای فراوان و با توجه به تغییرات تابع هزینه از تعداد نورون‌ها کاسته شد تا این که مقدار تابع هزینه به عدد معقولی رسید و عملکرد سیستم کنترل نیز در محدوده‌ی مطلوب قرار گرفت. از طرفی باید به این نکته توجه داشت که پرنده در یک مانور خاص آموزش دیده و سیگنال ILC این آموزش در حافظه ذخیره شده، سپس این سیگنال کنترلی ذخیره شده باید به مانورهای متفاوت تعمیم داده شود. در واقع باید نسبت به سیگنال ILC تولید شده در فرایند آموزش یک برون‌یابی انجام شود. علاوه بر آن کاهش حداکثری خطای بین نقاط آموزش دیده و خروجی شبکه‌ی عصبی مدنظر بوده، به طوری که باید بهره‌های تولید شده توسط شبکه‌ی عصبی بیشترین دقت را داشته باشند تا عملکرد سیستم کنترل دچار اختلال نشود. از این رو شبکه به گونه‌ی انتخاب شد تا بیش‌ترین انطباق را با نقاط آموزشی مورد نظر داشته باشد. اگرچه در حال حاضر ورودی‌های شبکه‌ی عصبی شامل شعاع و سرعت اولیه شروع مانور است؛ ولی به دلیل توسعه‌ی بودن این کار در ادامه عواملی همچون تغییرات مرکز جرم، تغییرات ممان اینرسی، تغییر مدل پیشران و عوامل محیطی نیز در نظر گرفته می‌شود که در این صورت وضعیت پیچیده‌تر خواهد شد، بنابراین در این مقاله از شبکه‌ی عصبی با هشت نورون استفاده شده است.

علاوه بر این، معمولاً در فرایند آموزش، داده‌ها به سه دسته تقسیم می‌شوند که شامل داده‌های آموزش،^{۱۹} آزمون^{۲۰} و اعتبارسنجی^{۲۱} است. به طور واضح داده‌های



شکل ۴. ترکیب موازی کنترل تکرارآموز و کنترل‌کننده‌ی مد لغزشی.

همچنین با توجه به مطالعات انجام شده،^[۲۹،۲۸] به منظور اطمینان از هم‌گرایی، ضرایب کنترل تکرارآموز از نوع تناسبی - مشتقی به گونه‌ی تنظیم می‌شود که شرایط رابطه‌ی ۱۶ ارضا شود. بنابراین اگر دینامیک سیستم مرتبه دوم، به صورت رابطه‌ی ۱۵ باشد، شرط همگرایی کنترل تکرارآموز، برای کاهش خطا از تکراری به تکرار دیگر، به صورت رابطه‌ی ۱۶ خواهد بود. عبارت H موجود در رابطه‌ی ۱۵، نشان‌دهنده‌ی نویز یا عدم قطعیت است.

$$\begin{cases} \ddot{x} = f(x, t) + b(x, t)u(t) + H \\ y = Cx \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} \rho_P = \|I - PCb\| < 1 \\ \rho_D = \|I - DCb\| < 1 \end{cases} \quad (16)$$

۵. انعطاف‌پذیری سیستم کنترل

منظور از انعطاف‌پذیری سیستم کنترل یعنی، سیستم کنترل در یک مانور خاص آموزش ببیند و سیگنال کنترلی تولید شده، توسط بخش کنترل تکرارآموز ذخیره شود. سپس از این سیگنال کنترلی ذخیره شده برای کاهش خطای تعقیب مسیر مطلوب در مانورهای مشابه استفاده شود. به عنوان مثال، فرض کنید مانور حلقه عمودی، با شعاع ۵ متر و سرعت اولیه ۴/۰ متر بر ثانیه اجرا شود و سیگنال کنترلی بخش تکرارآموز ذخیره شده است. حال فرض کنید که یکی از خصوصیات مانور، مثلاً شعاع مانور تغییر کند، در این صورت دیگر نمی‌توان از همان سیگنال کنترلی ذخیره شده در مانور جدید استفاده کرد. حال برای افزایش دقت تعقیب مانور جدید، باید فرایند آموزش دوباره تکرار شود. بنابراین برای جلوگیری از هدر رفتن فرایند آموزش، در مانورهای مشابه، از شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده خواهد شد. شبکه‌ی عصبی به گونه‌ی آموزش می‌یابد تا سیگنال کنترلی تولید شده توسط بخش کنترل تکرارآموز را به مانورهای مشابه مورد نظر تعمیم دهد. شبکه‌ی پرسپترون چند لایه از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی محسوب می‌شود.^[۳۰] در این شبکه تابع فعال‌سازی لایه پنهان از نوع سیگموئید^{۱۴} و تابع فعال‌سازی لایه خروجی از نوع خطی است. ساختار کلی شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه، به صورت شکل ۵ است.

این شبکه در لایه اول، لایه پنهان، هشت نورون^{۱۵} و در لایه خروجی یک نورون دارد. در شکل ۵، w و b به ترتیب نشان‌دهنده‌ی وزن‌ها و بایس‌های^{۱۶} شبکه‌ی

جدول ۱. اطلاعات آموزش شبکه‌ی عصبی.

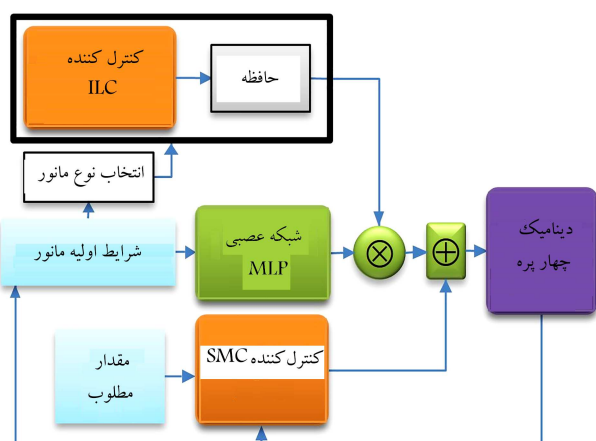
شعاع	vo	بهره	vo	بهره	vo	بهره
۱	۰/۴	۰/۳	۰/۲	۵e-۳	۰/۶	۳-۴e
۳	۰/۴	۰/۴۶	۰/۲	۰/۷۵	۰/۶	۰/۱۵
۵	۰/۴	۱	۰/۲	۱/۰۹	۰/۶	۰/۹۵
۸	۰/۴	۱/۹۵	۰/۲	۲/۴	۰/۶	۱/۶

جدول ۲. وزن‌ها و بایس‌های لایه پنهان شبکه‌ی عصبی پرسپترون.

شماره نورون	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
وزن	۳/۲۴۸۹	۲/۲۲۴۲	-۳/۴۳۶۴	۲/۷۵۶۳	۴/۰۸۲	-۱/۸۰۸	۰/۴۷۴۳	-۳/۵۶۴۷
بایس	-۳/۹۸۰۵	-۲/۴۹۱۵	۱/۷۹۸۶	-۰/۰۴۴۱	۰/۷۵۷۷	-۵/۱۹۷۸	-۳/۶۵۸۴	۴/۳۲۶۹

جدول ۳. وزن‌ها و بایس‌های لایه خروجی شبکه‌ی عصبی پرسپترون.

شماره نورون	وزن	بایس
۱	۰/۱۶۷۸	
	۰/۶۴۴۶	
	۰/۴۳۳۳	
	۰/۵۵۵۴	
۱	-۰/۴۸۹۱	
	-۰/۴۹۳۳	
	۲/۱۴۸۴	
	۰/۶۹۴۴	



شکل ۶. ساختار کلی منطق سیستم کنترل.

سرعت اولیه شروع مانور و شعاع اجرای مانور است. همانطور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، یک دسته اطلاعات مانور وجود دارد که مقدار بهره مرتبط با آن برابر با ۱ است. در واقع این اطلاعات مربوط به مانوری است که کنترل تکرارآموز برای آن آموزش دیده است. در ادامه با انجام فرایند آموزش، گرادیان تابع هزینه الگوریتم لونیبرگ - مارکوارت، که به صورت میانگین مربعات خطا تعریف شده، بعد از ۴۷ تکرار به مقدار $۶/۲۸e - ۸$ رسیده و الگوریتم متوقف شده است. مقدار وزن‌ها و بایس‌های شبکه‌ی عصبی پرسپترون در جدول ۲ و جدول ۳ نمایه شده است.

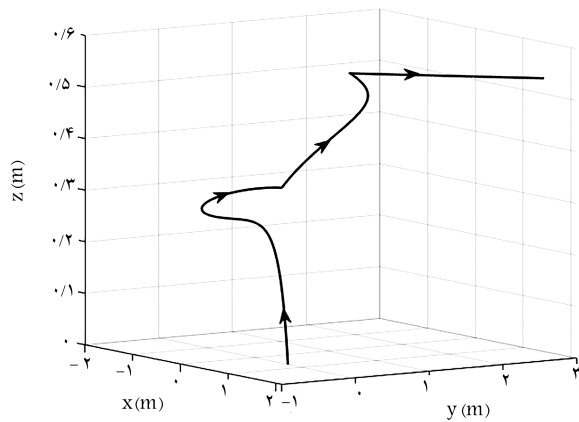
نمای کلی ساختار منطق کنترلی حاکم بر سیستم در شکل ۶ نمایه شده است. به طور کلی می‌توان گفت بعد از اتمام فرایند آموزش، سیگنال بخش ILC در حافظه ذخیره می‌شود. سپس به منظور استفاده از این سیگنال کنترلی در مانورهای مشابه، ابتدا شرایط اولیه شروع مانور و نوع مانور، در این جا تنها یک نوع مانور وجود دارد که همان مانور حلقه عمودی است، مشخص خواهد شد. در ادامه شرایط اولیه به عنوان ورودی وارد شبکه‌ی عصبی خواهد شد و نوع مانور هم به عنوان معیاری برای انتخاب سیگنال ذخیره شده استفاده خواهد شد. خروجی شبکه که یک بهره خواهد بود در سیگنال خروجی از حافظه ضرب شده و سیگنالی مناسب برای مانور جدید ایجاد خواهد کرد. سپس سیگنال ایجاد شده از این فرایند با سیگنال کنترلی تولید شده توسط کنترل‌کننده‌ی مد لغزشی جمع شده و به سیستم مورد نظر اعمال می‌شود.

آموزش دارای جواب‌های معلوم بوده و در حین فرایند آموزش استفاده می‌شوند. این دسته از اطلاعات در حدود ۷۵ تا ۸۵ درصد از کل داده‌های موجود را شامل می‌شوند. داده‌های آزمون دارای جواب‌های معلوم نبوده و بعد از فرایند آموزش استفاده می‌شوند. از این اطلاعات صرفاً برای مشخص کردن موفق بودن یا نبودن فرایند آموزش استفاده می‌شود ولی مانع از بیش برآزش نمی‌شود. در حدود ۱۰ تا ۱۵ درصد از کل داده‌های موجود را می‌توان به این بخش اختصاص داد. نهایتاً داده‌های اعتبارسنجی نیز دارای جواب‌های معلوم نبوده و در حین فرایند آموزش به کار می‌روند. از این داده‌ها برای جلوگیری از بیش برآزش استفاده می‌شود. می‌توان در حدود ۱۰ تا ۱۵ درصد از کل داده‌های موجود را برای این دسته از اطلاعات در نظر گرفت. همچنین در بخش شبیه‌سازی مثالی ارائه شده که نشان می‌دهد شبکه وارد بیش برآزش محض نشده است.

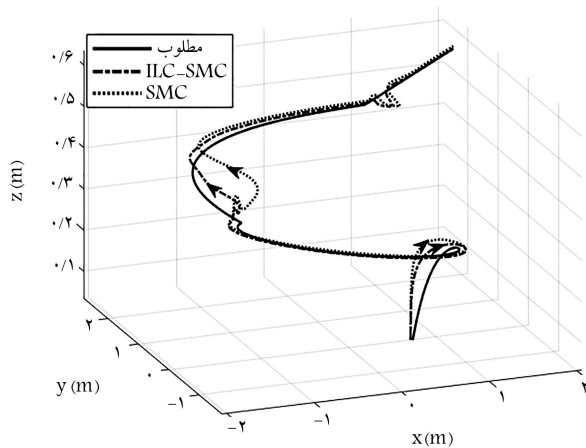
در جداول ۱ تا ۳ اطلاعات مربوط به شبکه‌ی عصبی و آموزش آن نمایه شده است. در جدول ۱، اطلاعات آموزش شبکه‌ی عصبی نمایه شده است. بهره‌های موجود در جدول، به صورت سعی و خطا و به منظور کاهش خطای تعقیب مسیر مطلوب، هنگام استفاده از سیگنال کنترلی ذخیره شده، تنظیم شده است. در هنگام اجرای مانور حلقه عمودی، خطای تعقیب مسیر مطلوب در کانال y بیشتر است. بنابراین در ادامه رفتار بلوک کنترل تکرارآموز در این کانال با استفاده از شبکه‌ی عصبی به مانورهای مشابه تعمیم داده می‌شود. مانورهای مشابه از نوع حلقه عمودی بوده و زمان اجراشان نیز یکسان است. بنابراین تفاوت مانورها در شتاب اجرای مانور،

جدول ۴. پارامترهای دینامیک چهارپره.

پارامتر	I_{xx}	I_{yy}	I_{zz}	L	b	d	m
مقدار	0.1	0.1	0.2	0.2	$3 - 5.8e$	$5 - 9.1e$	0.4
واحد	$kg.m^2$	$kg.m^2$	$kg.m^2$	m	$kg.m$	$kg.m^2$	kg



شکل ۷. نمای سه بعدی مانور.



شکل ۸. عملکرد دو روش کنترلی در تعقیب مسیر مطلوب.

جدول ۵. ضرایب ترکیب روش کنترل مد لغزشی و روش تکرارآموز.

پارامتر	مقدار در کانال			
	رول	پیچ	یاء	ارتفاع
λ	5°	5°	18°	3°
η	3°	3°	16°	3°
P	0.3	0.3	0.6	0.45
D	0.15	0.15	0.2	0.32

گونه‌ی تنظیم شده‌اند که سیستم پایدار باشد و این دو کنترل‌کننده سازگاری مناسبی با یکدیگر داشته باشند. شرایط اولیه سیستم به صورت رابطه‌ی ۲۰ است.

$$\begin{aligned} \varphi = 0, \dot{\varphi} = 0, \theta = 0, \dot{\theta} = 0, \psi = 0, \dot{\psi} = 0 \\ x = 0.7, \dot{x} = 0, y = 0, \dot{y} = 0, z = 0, \dot{z} = 0 \end{aligned} \quad (20)$$

توجه داشته باشید به منظور شبیه‌سازی عدم قطعیت، مقادیر I_{zz} , I_{yy} , I_{xx} و m و g با ۲۰ درصد خطا استفاده شده است. در شکل‌های ۸ و ۹، عملکرد

بنابراین بعد از طی کردن فرایند آموزش می‌توان از شبکه آموزش دیده در ساختار کنترلی در کنار کنترل مد لغزشی، به منظور تعمیم سیگنال کنترلی ذخیره شده به مانورهای مشابه استفاده کرد.

۶. نتایج شبیه‌سازی

به منظور شبیه‌سازی، ابتدا یک مانور پیچیده طراحی خواهد شد و با استفاده از کنترل‌کننده‌ی مطرح شده در رابطه‌ی ۱۴، مسیر مطلوب تعقیب می‌شود.

۱.۶. طراحی مانور

مسیر مطلوب برای حالت‌های x , y و z به صورت زیر و از چند بخش مختلف تشکیل خواهد شد.

بخش اول مانور:

در ابتدا چهارپره افزایش ارتفاع می‌دهد تا به ارتفاع 0.3 متر برسد، هم‌زمان با این افزایش ارتفاع، چهارپره نیز گردش هم‌سطح دارد. معادله‌ی مربوط به این بخش از مانور به صورت رابطه‌ی ۱۷ است.

$$\begin{aligned} x_d &= \sin\left(\frac{2\pi}{3}t + \frac{\pi}{4}\right) + 0.7 \\ y_d &= \sin\left(\frac{2\pi}{3}t + \pi\right) \\ z_d &= 0.3 \end{aligned} \quad (17)$$

بخش دوم مانور:

در این بخش از مانور، چهارپره علاوه بر این که در حال گردش است، پیوسته افزایش ارتفاع می‌دهد. معادله‌ی مربوط به این بخش از مانور به صورت رابطه‌ی ۱۸ است.

$$\begin{aligned} x_d &= -\sin\left(\frac{2\pi}{3}t + \frac{\pi}{4}\right) - 0.9 \\ y_d &= -\sin\left(\frac{2\pi}{3}t + \pi\right) + 0.95 \\ z_d &= 0.05t + 0.3 \end{aligned} \quad (18)$$

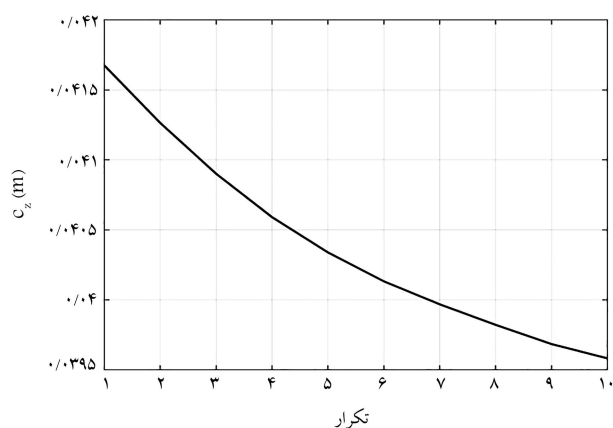
بخش سوم مانور:

در این بخش چهارپره روی یک مسیر مستقیم بدون افزایش ارتفاع در صفحه $x-y$ در حال حرکت است. معادله‌ی مربوط به این بخش از مانور به صورت رابطه‌ی ۱۹ است.

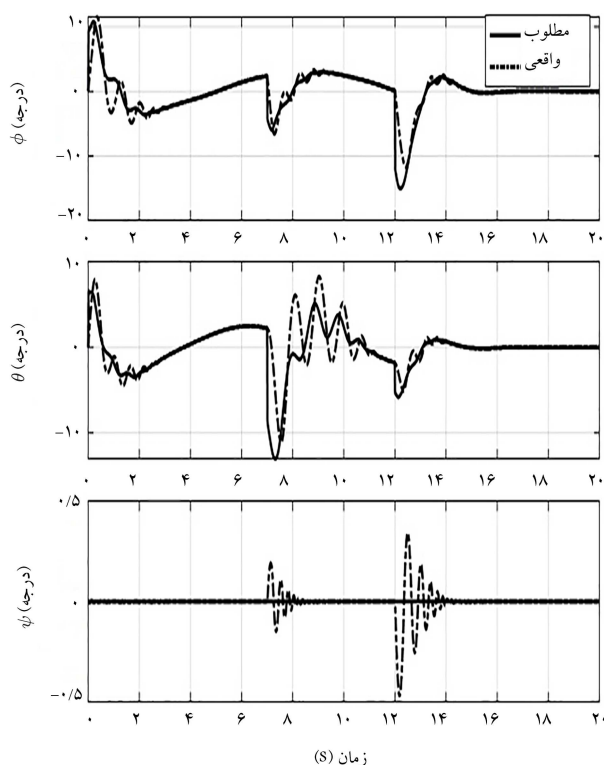
$$\begin{aligned} x_d &= 0.2t + 0.52 \\ y_d &= 0.2t + 0.95 \\ z_d &= 0.55 \end{aligned} \quad (19)$$

در نهایت ساختار کلی مانور در شکل ۷ نشان داده شده است.

به منظور شبیه‌سازی، پارامترهای دینامیک چهارپره در جدول ۴ نمایه شده است. در این شبیه‌سازی ضرایب کنترلی رابطه‌ی ۱۲، برای کانال‌های مختلف، در جدول ۵ درج شده است. ضرایب کنترلی این کنترل‌کننده به روش سعی و خطا، به



شکل ۱۲. کاهش انتگرال قدر مطلق خطا بر حسب تکرار برای حالت z .

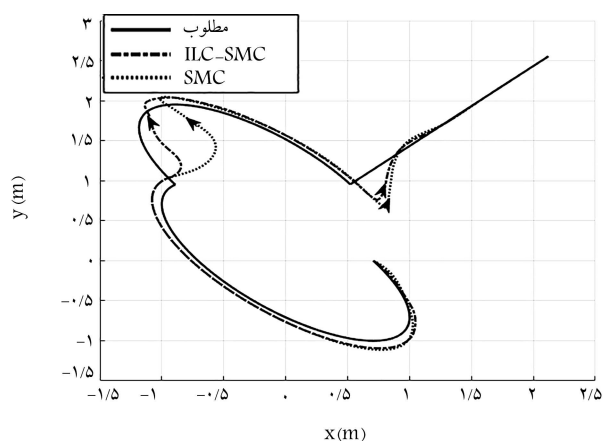


شکل ۱۳. مقایسه ورودی مطلوب و خروجی وضعیت سیستم.

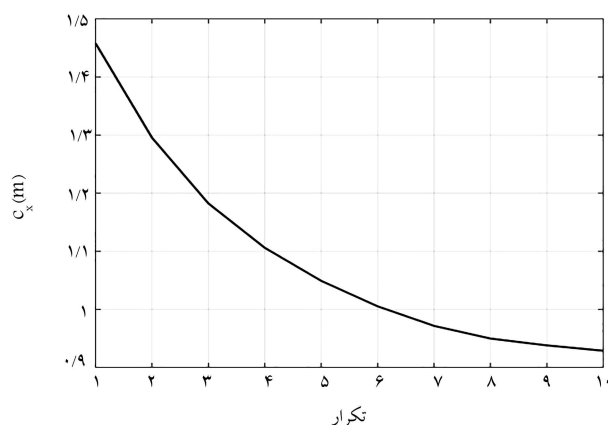
حال برای بررسی انعطاف‌پذیری الگوریتم کنترل، ابتدا یک مانور مرسوم مانند حلقه عمودی، برای اجرا توسط چهارپره طراحی می‌شود. معادله‌ی مربوط به این مانور به صورت رابطه‌ی ۲۱ است. در این رابطه، r نشان‌دهنده‌ی شعاع انجام مانور است. نمای سه‌بعدی از این مانور به صورت شکل ۱۵ است. شعاع انجام مانور برابر با ۵ متر و سرعت اولیه شروع مانور برابر با ۰/۴ متر بر ثانیه و در کانال x و z برابر با صفر است. چنان‌که در شکل ۱۵ مشاهده می‌شود، این مانور در صفحه $y-z$ اجرا می‌شود.

$$\begin{aligned} x_d &= 3 \\ y_d &= r \times \sin\left(\frac{r}{11}t\right) + 6 \\ z_d &= -r \times \sin\left(\frac{r}{11}t + \frac{\pi}{4}\right) + 9 \end{aligned} \quad (21)$$

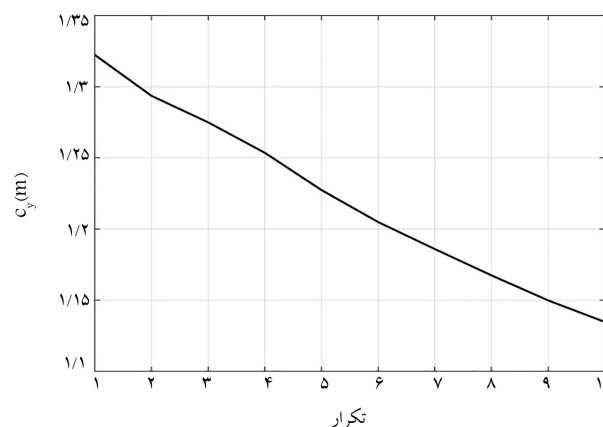
ابتدا این مانور با استفاده از سیگنال کنترلی تولید شده توسط رابطه‌ی ۱۴ و روش



شکل ۹. عملکرد دو روش کنترلی در تعقیب مسیر مطلوب در صفحه $y-x$.

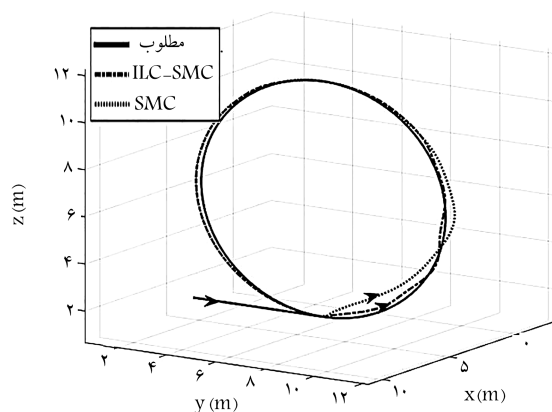


شکل ۱۰. کاهش انتگرال قدر مطلق خطا بر حسب تکرار برای حالت x .

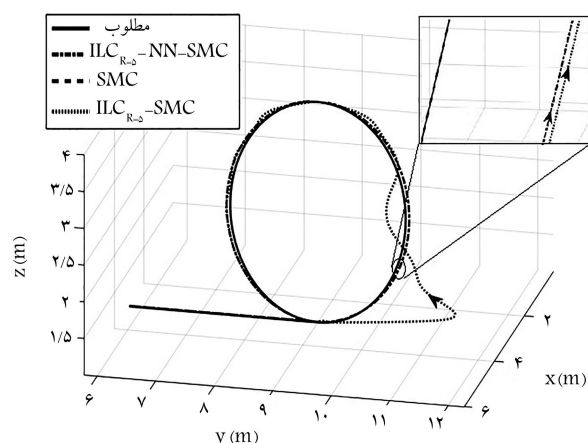


شکل ۱۱. کاهش انتگرال قدر مطلق خطا بر حسب تکرار برای حالت y .

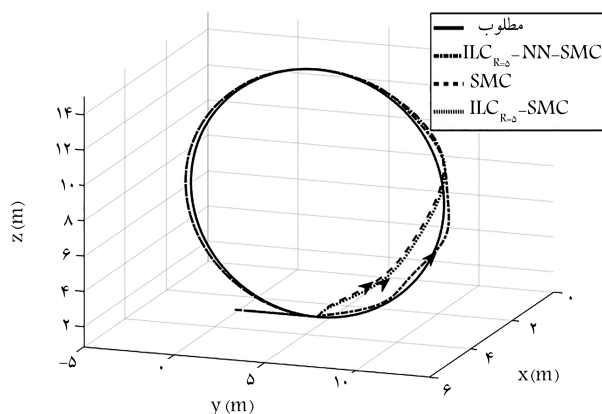
کنترل‌کننده‌ی طراحی شده در رابطه‌ی ۱۴ با کنترل مد لغزشی ساده، رابطه‌ی ۱۳ مقایسه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود تعقیب مسیر مطلوب، در روش ترکیب کنترل تکرارآموز و کنترل مد لغزشی، نسبت به کنترل مد لغزشی ساده، بهتر انجام شده است. شکل‌های ۱۰، ۱۱ و ۱۲ کاهش انتگرال قدر مطلق خطا، هنگام استفاده از ترکیب کنترل مد لغزشی و کنترل تکرارآموز، برای حالت‌های x ، y و z را نشان می‌دهد. نمودار تغییرات زوایای اوپلر برای این مانور، در شکل ۱۳ نمایه شده است. همچنین در شکل ۱۴، نمودار تغییرات تراست بر حسب زمان برای چهار موتور نمایه شده است.



شکل ۱۶. تعقیب ورودی مطلوب برای مانور با شعاع ۵ متر.

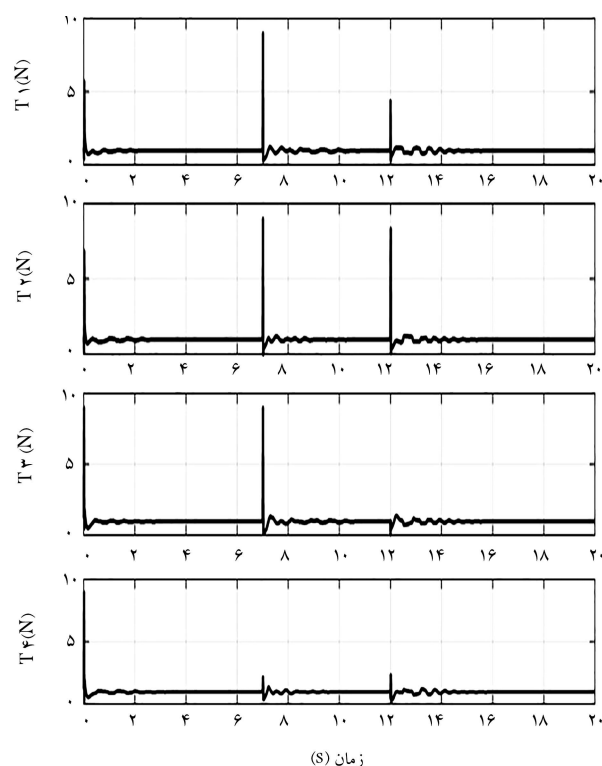


شکل ۱۷. تعقیب ورودی مطلوب برای مانور با شعاع ۱/۵ متر.

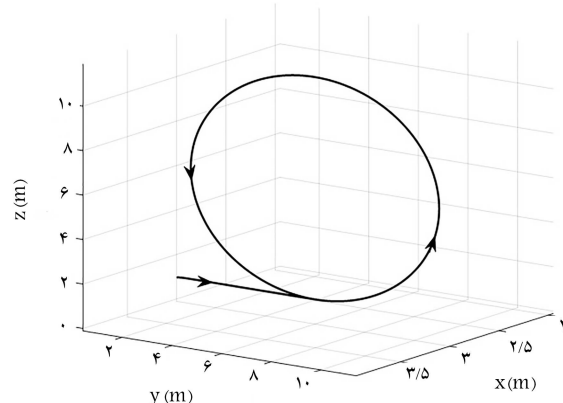


شکل ۱۸. تعقیب ورودی مطلوب برای مانور با شعاع ۷ متر.

اولیه شروع مانور در کانال y برابر با 0.3° متر بر ثانیه و در کانال x و z برابر با صفر است. همچنین باید به این نکته توجه داشت که شرایط اولیه شروع این مانور با داده‌هایی که برای آموزش شبکه‌ی عصبی در نظر گرفته شده، تفاوت دارد و اگر شبکه دچار بیش‌برازش محض شده باشد باید خروجی شبکه‌ی عصبی برای این مانور نامناسب باشد و تأثیر نامطلوبی بر عملکرد سیستم کنترل بگذارد. ولی مطابق شکل ۱۸، می‌توان گفت که شبکه‌ی عصبی برای اطلاعاتی که خارج از داده‌های آموزش است عملکرد مطلوبی را نشان می‌دهد. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که

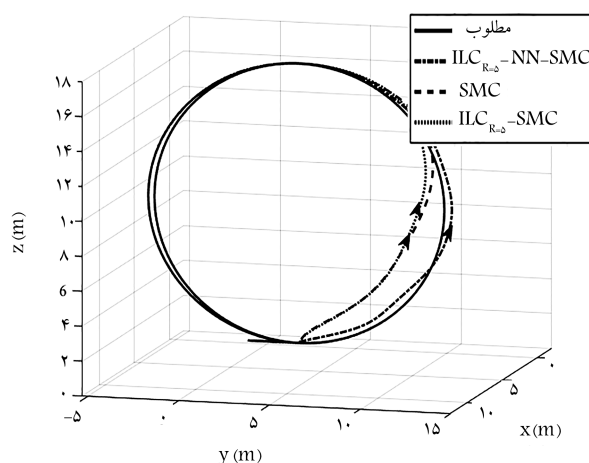


شکل ۱۴. تراست تولید شده بر حسب زمان.



شکل ۱۵. نمای کلی مانور حلقه عمودی.

کنترل مد لغزشی ساده، رابطه‌ی ۱۳، اجرا شده و سیگنال کنترلی تولید شده توسط بخش تکرارآموز در حافظه ذخیره می‌شود. سپس از این سیگنال ذخیره شده در مانورهای مشابه استفاده خواهد شد. نتیجه‌ی این شبیه‌سازی در شکل ۱۶ نمایه شده است. همانطور که انتظار داشتیم، در این مانور نیز کنترل ترکیبی مطرح شده در رابطه‌ی ۱۴، نسبت به کنترل مد لغزشی ساده در رابطه‌ی ۱۳ عملکرد بهتری دارد. بدین منظور، در ادامه مانورهایی با شعاع‌های ۱/۵، ۷ و ۸ متر با استفاده از ترکیب شبکه‌ی عصبی و کنترل مد لغزشی اجرا خواهد شد و با کنترل مد لغزشی ساده مقایسه می‌شود. شکل ۱۷ نحوه‌ی اجرای مانور با استفاده از شبکه‌ی عصبی و کنترل مد لغزشی، برای مانوری با شعاع ۱/۵ متر، را نشان می‌دهد. در این مانور سرعت اولیه شروع مانور در کانال y برابر با 0.6° متر بر ثانیه و در کانال x و z برابر با صفر است. در شکل ۱۸، نحوه‌ی اجرای مانور با استفاده از شبکه‌ی عصبی و کنترل مد لغزشی، برای مانوری با شعاع ۷ متر را نشان می‌دهد. در این مانور سرعت



شکل ۱۹. تعقیب ورودی مطلوب برای مانور با شعاع ۸ متر.

شبکه‌ی عصبی آموزش دیده وارد محدوده‌ی بیش‌برازش محض نشده است. نحوه‌ی اجرای مانور با استفاده از شبکه‌ی عصبی و کنترل مد لغزشی، برای مانوری با شعاع ۸ متر را نشان می‌دهد. در این مانور سرعت اولیه شروع مانور در کانال y برابر با 0.2 متر بر ثانیه و در کانال x و z برابر با صفر است. چنان که در شکل‌های ۱۷ تا ۱۹ مشاهده می‌شود، اگر از سیگنال کنترلی بخش ILC به صورت مستقیم در مانورهای مشابه استفاده شود، یا تأثیر نامطلوب خواهد داشت (شکل ۱۷)، یا تأثیر آن بسیار کم است (شکل ۱۸). همچنین در شکل‌های مذکور اثرگذاری مثبت حضور شبکه‌ی عصبی به منظور استفاده مجدد از سیگنال کنترلی بخش ILC نشان داده شده است. بنابراین در این بخش می‌توان به راحتی تأثیر شبکه‌ی عصبی و ساختار کنترلی معرفی شده را درک کرد. همانطور که پیش‌تر اشاره شد، زمان اجرای مانورها یکسان است، بنابراین با افزایش شعاع اجرای مانور و همچنین تغییرات سرعت اولیه شروع مانور، شتاب انجام مانور افزایش خواهد یافت. چنین شرایطی باعث افزایش تلاش کنترلی سیستم خواهد شد و این باعث می‌شود که با افزایش شعاع اجرای مانور، خطای تعقیب مقدار مطلوب اندکی افزایش یابد. هنگامی که از سیگنال ILC مربوط به مانور ۵ متر در مانوری با شعاع $1/5$ متر و در غیاب شبکه‌ی عصبی استفاده شود (شکل ۱۷)، تأثیر نامناسبی بر عملکرد سیستم کنترل داشته و باعث انحراف پرنده از مسیر مطلوب شده است. این پدیده قابل توجه است زیرا سیگنال

ILC که در حافظه ذخیره شده مربوط به مانوری با شعاع ۵ متر است و در نتیجه هنگام استفاده از این سیگنال در اجرای مانوری با شعاع $1/5$ متر، دستور کنترلی بزرگ‌تری به سیستم اعمال شده و این باعث انحراف پرنده از مسیر مطلوب شده است. اما هنگامی که از همین سیگنال در حضور شبکه‌ی عصبی استفاده شده تأثیر مثبتی در عملکرد کنترلی داشته و خطای اجرای مانور را کاهش داده است. همچنین شکل ۱۸ نشان می‌دهد که هنگامی که از سیگنال ILC مربوط به مانوری با شعاع ۵ متر در اجرای مانوری با شعاع ۷ متر در غیاب شبکه‌ی عصبی استفاده شود تأثیر اندکی در بهبودی عملکرد سیستم کنترل دارد. اما در حضور شبکه‌ی عصبی این سیگنال ذخیره شده باعث کاهش خطای تعقیب مسیر مطلوب شده است.

چنان که از نتایج پیداست، با استفاده از شبکه‌ی عصبی، انعطاف‌پذیری سیستم کنترل به میزان قابل قبولی افزایش یافت. از طرفی این افزایش دقت تعقیب، بدون انجام فرایند آموزش برای مانور جدید، انجام گرفته است.

۷. نتیجه‌گیری

در این نوشتار افزایش دقت تعقیب مسیر مطلوب در مانورهای تکراری، در حضور عدم قطعیت، مد نظر بود. به همین دلیل در ابتدا بلوک کنترل تکرارآموز به صورت موازی و برون‌خط به کنترل مد لغزشی اضافه شد. روش مطرح شده به عنوان کنترل‌کننده بر روی دینامیک چهارپره شبیه‌سازی شد. نتایج حاصله نشان داد که روش کنترلی مطرح شده، در تعقیب ورودی مطلوب، عملکرد بهتری نسبت به روش مد لغزشی ساده دارد. سپس برای انعطاف‌پذیر کردن روش کنترلی ارائه شده، از شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه استفاده شد. این شبکه با استفاده از الگوریتم لونیگ - مارکوارت تحت آموزش قرار گرفت. ورودی‌های این شبکه شامل شعاع مانور و سرعت اولیه اجرای مانور بود و خروجی این شبکه بهره مناسب برای مانور جدید بود. این بهره در سیگنال کنترلی که از فرایند آموزش به دست آمده بود، ضرب شده و سیگنال کنترلی مناسب برای مانور جدید را تولید کرد. سپس از این روش برای انعطاف‌پذیر کردن مانور حلقه عمودی استفاده شد. در این شبیه‌سازی، تفاوت مانورها در شتاب انجام مانور، شعاع انجام مانور و سرعت اولیه شروع مانور بود. با این کار بدون انجام فرایند آموزش، خطای تعقیب ورودی مطلوب برای مانورهای مشابه کاهش یافت.

پانوشته‌ها

1. desired path
2. artificial neural network
3. iterative learning control
4. repetitive control
5. online
6. offline
7. casual
8. autopilot
9. composite energy function
10. sliding mode control

11. backstepping
12. level turn
13. loop
14. sigmoid
15. neuron
16. bias
17. gradient descent
18. supervised
19. train data
20. test data
21. validation data
22. overfitting

منابع (References)

- Moore, Kevin L., *Iterative Learning Control for Deterministic Systems*, In Springer-Verlag, pp. 948-949 (1993).
- Longman, R.W. "Iterative learning control and repetitive control for engineering practice", *International Journal of Control*, **73**(10), pp. 930-954 (2000).
- Chen, Y., Wen, C., Xu, J.X. and et al. "High-order iterative learning identification of projectile's aerodynamic drag coefficient curve from radar measured velocity data", *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, **6**(4), pp. 563-570 (1998).
- Amann, N., Owens, D.H., Rogers, E. and et al. "An H_∞ approach to linear iterative learning control design", *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, **10**(6), pp. 767-781 (1996).
- Chen, Y. and Wen, C. eds., *Iterative Learning Control: Convergence, robustness and applications*, Ed, 1th Edn, Springer London (1999).
- Goldsmith, P.B. "On the equivalence of causal LTI iterative learning control and feedback control", *Automatica*, **38**(4), pp. 703-708 (2004).
- Kinosita, K., Sogo, T. and Adachi, N. "Iterative learning control using adjoint systems and stable Inversion", *Asian Journal of Control*, **4**(1), pp. 60-67 (2002).
- Bristow, D.A. and Tharayil, M. "A learning-based method for high-performance tracking control", *IEEE Control Systems Magazine*, **26**, pp. 96-114 (2006).
- Suguru Arimoto., *Iterative Learning Control: Analysis, Design, Integration and Applications*, Jian-Xin Xu Zeungnam Bien, Ed., 1th Eds, Springer Science & Business Media, pp.67-350, (1999).
- Saab, S.S., Vogt, W.G. and Mickle, M.H. "Learning control algorithms for tracking "slowly" varying trajectories", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, **27**(4), pp. 657-670 (1997).
- Wu, B., Wang, D. and Poh, E.K. "High precision satellite attitude tracking control via iterative learning control", *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, **38**(3), pp. 528-534 (2015).
- Hou, Z., Yu, Q., Xu, J.X. and et al. "A simultaneous iterative learning control and dynamic modeling approach for a class of nonlinear systems", *IFAC-PapersOnLine*, **48**(28), pp. 368-373 (2015).
- Nikanjam, M. "Tracking learning algorithms for use in fixed-wing drones", Sharif University of Technology, Faculty of Aerospace Engineering, Master Thesis, pp.17-41, (In Persian) (2017).
- Dai, X., Quan, Q., Ren, J. and et al. "Terminal iterative learning control for autonomous aerial refueling under aerodynamic disturbances", *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, **41**(7), pp. 1577-1584 (2018).
- Hofer, M., Spannagl, L. and D'Andrea, R. "Iterative learning control for fast and accurate position tracking with an articulated soft robotic arm", *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 6602-6607 (2019).
- Xu, J.X. and Tan, Y. "A composite energy function-based learning control approach for nonlinear systems with time-varying parametric uncertainties", *IEEE Transactions on Automatic Control*, **47**(11), pp. 1940-1945 (2002).
- Xu, J.X. and Xu, J. "On iterative learning from different tracking tasks in the presence of time-varying uncertainties", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, **34**(1), pp. 589-597 (2004).
- Chen, W., Chen, Y.Q. and Yeh, C.P. "Robust iterative learning control via continuous sliding-mode technique with validation on an SRV02 rotary plant", *Mechatronics*, **22**(5), pp. 588-593 (2012).
- Allahverdy, D., Fakharian, A. and Menhaj, M.B. "Backstepping integral sliding mode control with iterative learning control algorithm for quadrotor UAVs", *Journal of Electrical Engineering & Technology*, **14**(6), pp. 2539-2547 (2019).
- Schöllig, A. and D'Andrea, R. "Optimization-based iterative learning control for trajectory tracking", *In 2009 European Control Conference (ECC)*, pp. 1505-1510 (2009).
- Hock, A. and Schoellig, A.P. "Distributed iterative learning control for multi-agent systems", *Autonomous Robots*, **43**(8), pp. 1989-2010 (2019).
- Dong, J. and He, B. "Novel fuzzy PID-type iterative learning control for quadrotor UAV", *Sensors*, **19**(1), p. 24 (2019).
- Zhao, Z., Wang, J., Chen, Y. and Ju, S. "Iterative learning-based formation control for multiple quadrotor unmanned aerial vehicles", *International Journal of Advanced Robotic Systems*, **17**(2), p. 17 (2020).
- Norouzi, A. and Koch, C.R. "Integration of PD-type iterative learning control with adaptive sliding mode control", *IFAC-PapersOnLine*, **53**(2), pp. 6213-6218 (2020).
- Navabi, M. and Mirzaei, H. "Robust optimal adaptive trajectory tracking control of quadrotor helicopter", *Latin American Journal of Solids and Structures*, **14**, pp. 1040-1063 (2017).
- Emami, S.A. and Banazadeh, A. "Nonlinear fault-tolerant trajectory tracking control of a quadrotor UAV", *International Journal of Modeling and Optimization*, **9**(5), pp.285-290 (2019).
- Slotine, J.J.E. and Li, W., *Applied Nonlinear Control*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice hall, Ed., 1th End, p. 705 (1991).
- Chen, C.K. and Hwang, J. "September. Iterative learning control for position tracking of a pneumatic actuated XY table", *In Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Control Applications*, **1**, pp. 388-393 (2004).
- Lanzon, A., Freddi, A. and Longhi, S. "Flight control of a quadrotor vehicle subsequent to a rotor failure", *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, **37**(2), pp. 580-591 (2014).
- Hagan, M.T., Demuth, H.B. and Beale, M., *Neural network design*, PWS Publishing Co, pp.61-75 (1989).