

Modeling of Impedance and Model Based Controllers Function in Learning Arm Reaching Movement

A. Falaki¹, F. Towhidkhah^{2*}

¹ PhD Candidate, Bioelectric Group, Bioengineering School, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, afalaki@aut.ac.ir

² Associated Professor, Bioelectric Group, Bioengineering School, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, Towhidkhah@aut.ac.ir

Abstract

Based on previous studies, human motor control system may apply two control strategies, impedance control and model based control, for learning motor skills and counteracting environmental instabilities. Since interaction among these controllers is not fully studied, the investigation of impedance and model based controllers function during learning period seems desirable. In this study a supervisory controller was used to coordinate the model based and impedance controllers. Coordinating model based controller and impedance controller by using supervisory unit will result in simultaneously adjustment of forward motor command and joint stiffness. In order to evaluate performance of the suggested model, it was applied to arm reaching movements in the presence of external force fields. Results showed that both suitable impedance values and a proper internal model are required to fulfill movements similar to those of humans under different circumstances. Research has shown that central nervous system is able to purposefully modulate arm impedance to counteract environmental disturbances. This study showed that beside this modulation, the maximum motor learning may occur in direction with the least impedance and the most kinematic error. It also concluded that confronting abrupt changes in disturbance, the system managed to decrease error without learning the new dynamic using previous knowledge by supervisory system. A part of this compensation is due to stiffness variations and another part is due to decreasing the influence of model based controller.

Keywords: Arm Reaching Movements, Impedance control, Supervisory control, Model based control, Modeling, Movement learning.

* Corresponding author

Address: Sahba Mobini, Reproductive Biotechnology Research Center of Ebne Sina, Medical Research Institute of New Technology Tehran, Iran

Tel: +98 21 22432020

Fax: +98 21 22432021

E-mail: Sahba.Mobini@gmail.com

مدلسازی عملکرد کنترل کننده‌های امیدانسی و مدل‌مبنا در حین یادگیری حرکت رسنده دست

علی فلکی^۱، فرزاد توحیدخواه^{۲*}

^۱ دانشجوی دکترا، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

afalaki@aut.ac.ir

^۲ دانشیار، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

Towhidkhah@aut.ac.ir

چکیده

با توجه به مطالعه‌های صورت گرفته، سیستم حرکتی انسان از دو استراتژی کنترلی، کنترل مدل‌مبنا و کنترل امیدانسی، به منظور یادگیری حرکتی و مقابله با اغتشاش‌های خارجی استفاده می‌کند اما نحوه تعامل این کنترل‌کننده‌ها و چگونگی هماهنگی بین آنها چندان بررسی نشده است. در این مقاله با بهره‌گیری از یک کنترل کننده سرپرستی، نحوه یادگیری حرکت و عملکرد کنترل کننده‌های امیدانسی و مدل‌مبنا بررسی شده است. کنترل کننده سرپرستی با پایش رفتار و خروجی سیستم، وظیفه هماهنگی مابین کنترل کننده‌های امیدانسی و مدل‌مبنا را بر عهده دارد. بر این اساس دستور حرکتی جلوسو و سفتی مفاصل به صورت جداگانه و همزمان تنظیم و اصلاح می‌شوند. به منظور ارزیابی مدل ارائه شده، حرکت رسنده دست در حضور میدان نیروی اغتشاشی، شبیه‌سازی و با نتایج تجربی مقایسه شده است. نتایج به دست آمده نشان‌دهنده آن است که برای انجام حرکتی طبیعی، علاوه بر امیدانس مناسب حرکت، بایستی مدلی درونی از حرکت نیز در اختیار سیستم کنترلی باشد. علاوه بر این از آنجا که اندازه امیدانس متناسب با میزان یادگیری بهینه می‌شود، بیشترین یادگیری در جهتی است که خطای حرکتی بیشتر بوده و مفاصل امیدانس کمتری دارند. همچنین نشان داده شده است که سیستم حرکتی در مواجهه با اغتشاش‌های ناگهانی، با استفاده از تغییر امیدانس و کاهش اثر کنترل کننده مدل‌مبنا سعی در جبران خطای حرکتی می‌کند که این امر به معنای استفاده از تجربه‌های پیشین توسط سیستم سرپرستی است.

کلیدواژگان: حرکت رسنده دست، کنترل امیدانس، کنترل سرپرستی، کنترل مدل‌مبنا، مدل‌سازی، یادگیری حرکت.

عهده‌دار مکاتبات

نشانی: خیابان حافظ، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی پزشکی، گروه بیوالکتریک، صندوق پستی ۱۵۸۷۵-۴۴۱۳

تلفن: ۶۴۵۴۲۳۶۳، دورنگار: ۶۶۶۶۸۱۸۶، پیام نگار: Towhidkhah@aut.ac.ir

۱- مقدمه

ساختار توانایی مقابله با اغتشاش‌های محیطی و بررسی یادگیری در سیستم عصبی-حرکتی حاصل می‌شود. در این ساختار، میزان تاخیر موجود در سیگنال‌های حسی بایستی دقیقاً شناخته شده بوده و نیز فرض شده است که سفتی مفاصل در طی حرکت ثابت است.

برای اطمینان از پایداری حرکت در مواجهه با اغتشاش‌های غیر قابل پیش‌بینی، سیستم کنترل حرکت باید توانایی تنظیم امپدانس مفاصل را داشته باشد که این مساله یکی از اهداف این مقاله است. اگرچه میزان وابستگی کنترل امپدانس به صورت جلوسو به طور کامل مورد بررسی قرار نگرفته است [۱۸]، در این مقاله این ارتباط با توجه به شبیه‌سازی‌های انجام شده، نشان داده شده است.

بر اساس آزمایش‌های انجام گرفته [۴، ۱۱، ۱۹، ۲۰] به نظر می‌رسد که اغتشاش پایدار تنها با ایجاد یک مدل درونی از حرکت جبران می‌شود حال آنکه جبران‌سازی میدان نیروی وابسته به موقعیت حرکتی بیشتر توسط کنترل کننده امپدانسی صورت می‌گیرد. بر این اساس سیستم حرکتی انسان همزمان از دو ساختار کنترلی متفاوت، کنترل امپدانس و کنترل مدل مینا، به منظور انجام حرکت و مقابله با اغتشاش‌های اعمالی استفاده می‌کند. با استفاده از کنترل امپدانسی خطا در مراحل اولیه یادگیری محدود شده و سپس با یادگیری و افزایش دقت مدل درونی، کنترل حرکت به صورت جلوسو انجام خواهد شد [۱۱، ۷].

با توجه به وجود این دو ساختار کنترلی در سیستم حرکتی انسان، وجود سیستمی سطح بالاتر که وظیفه تلفیق و هماهنگی عملکرد این دو کنترل کننده را برعهده داشته باشد، ضروری به نظر می‌رسد. لذا در این کار از واحدی بعنوان کنترل کننده سرپرستی نام برده شده است. از آنجاکه یادگیری در سیستم حرکتی وابسته به خطا است [۲۱، ۲۲]، وظیفه واحد سرپرستی، ارزیابی عملکرد کنترل کننده‌های امپدانسی و مدل مینا، تعیین وظیفه هر یک از آنها و نیز ایجاد یادگیری بر اساس خطای حرکتی می‌باشد. اگرچه شواهد مستقیم آزمایشگاهی مبنی بر وجود چنین کنترل کننده ناضری تاکنون ارائه نشده است ولی یافته‌های تجربی به طور غیرمستقیم

با توجه به ویژگی‌های حرکتی انسان، دو تئوری برای کنترل حرکت در انسان پیشنهاد گردیده است، تئوری کنترل امپدانس و تئوری کنترل مدل مینا. تئوری نخست ناظر بر انجام حرکت در مراحل اولیه یادگیری و افزایش پایداری حرکتی در حضور اغتشاش‌های محیطی است [۱-۷]. تئوری دوم توانایی سیستم حرکتی برای یادگیری حرکت‌های سریع و ماهرانه را توصیف می‌کند [۸-۱۱]. اگرچه تاکنون نحوه تعامل این کنترل کننده‌ها به طور دقیق مورد بررسی قرار نگرفته است.

محققین بسیاری الگوی فعالیت ماهیچه‌ها را در طی دوره یادگیری یک حرکت مهارتی بررسی کرده‌اند [۳، ۷، ۱۲، ۱۳]. بر اساس آزمایش‌های صورت گرفته، امپدانس مفاصل به صورت اختیاری و با توجه به هدف حرکتی اصلاح می‌شود. با تکرار حرکت و افزایش میزان یادگیری از امپدانس مفاصل و فعالیت همزمان ماهیچه‌ها کاسته شده و حرکت به طور ماهرانه و با هزینه متابولیکی کمتری انجام می‌شود. تغییرهای امپدانسی در طی یادگیری وابسته به جهت نیروی اعمالی است چنانکه حداکثر امپدانس دست همسو با جهت ناپایدار سازی میدان نیروی اغتشاشی است. در میدان نیروی وابسته به سرعت، میزان تغییر در امپدانس مفصل ارتباطی خطی با نیروی اغتشاشی دارد [۴، ۵، ۷].

با توجه به آنکه تاخیر موجود در مدارهای نرونی استفاده از پس‌خورد را برای پایدار ساختن حرکت و جبران خطا محدود می‌سازند و نیز با توجه به شواهد آزمایشگاهی به دست آمده [۱۱، ۱۴-۱۵]، یک کنترل کننده جلوسو برای تنظیم امپدانس مفصل و انجام حرکت نیاز است. بنابراین مدل‌های کنترلی متفاوتی بر مبنای مدل درونی ارائه شده است [۲، ۵، ۹، ۱۱، ۱۶، ۱۷]. عمادی و همکاران ساختاری سلسله مراتبی بر مبنای مدل درونی و تئوری نقطه تعادل برای کنترل حرکت انسان پیشنهاد کردند [۱۷]. در مدل آنها یک کنترل کننده اصلی عمل کنترل حرکت را انجام می‌دهد. در صورتی که خطای حرکتی از مقداری بیشتر باشد، کنترل کننده‌های ثانویه وارد عمل خواهند شد. با استفاده از این

مدل درونی فوق توسط اکثر محققین منجمله معرفی شده است [۲۳،۲۴].

برای بررسی تغییر سفتی دست و یادگیری در انسان، آزمایش‌های حرکت رسنده دست تحت میدان اغتشاشی خارجی انجام می‌شود. تعامل بین عضو حرکتی و محیط تعیین کننده آن است که آیا حرکت پایدار است و یا ناپایدار. میدان نیروی خارجی که توسط بازوی روباتیکی به دست سوژه وارد می‌شود می‌تواند میدان نیروی وابسته به سرعت باشد که تعاملی پایدار با دست ایجاد می‌کند و یا میدان نیروی وابسته به موقعیت که تعاملی ناپایدار با دست خواهد داشت [۷،۳،۱۴]. با توجه به شواهد آزمایشگاهی عملکرد سوژه پس از تعداد محدودی تکرار حرکت در میدان نیروی جدید، تقریباً مشابه با حرکت در میدان نیروی خنثی خواهد شد [۷،۵،۱۰،۹].

با توجه به آنکه یادگیری مدل درونی از دینامیک حرکت، فرایندی کند و زمان‌بر است، فرد در تکرارهای اولیه حرکت در میدان نیرو از استراتژی کنترل امپدانس استفاده می‌کند. بنابراین در ابتدای فرآیند یادگیری، کنترل امپدانس نقش بیشتری دارد که بایستی در مدل‌سازی مدنظر قرار گیرد.

در شکل ۱ نمایش بلوک دیاگرامی مدل پیشنهادی دیده می‌شود. کنترل کننده سرپرستی رفتار سیستم و خروجی آن را تحت نظر دارد. این کنترل کننده در ابتدای فرآیند یادگیری که خطا زیاد است، سطح امپدانس مفاصل (میزان هم‌فعالیتی عضله‌های آگونیست و آنتاگونیست) را افزایش داده و به‌مرور با بهبود یادگیری دینامیک جدید از سطح امپدانس خواهد کاست. همچنین این کنترل کننده با توجه به اطلاعات دریافتی، فرامین مناسبی را جهت به‌روز رساندن کنترل کننده‌های امپدانس و مدل‌منا اعمال خواهد کرد.

در مدل ارائه شده افزایش سطح امپدانس مفصل به‌وسیله افزایش بهره حلقه پس‌خوردی نشان داده شده است ولی در عمل کنترل‌کننده ناظر از افزایش هم‌فعالیتی عضلات برای افزایش امپدانس استفاده می‌کند.

وجود چنین کنترل‌کننده‌ای را که مسوول برقراری تعادل مابین ساختارهای گوناگون کنترل حرکتی است، تایید می‌کند به عنوان مثال نحوه تطابق حرکتی انسان در میدان‌های نیروی وابسته به سرعت حرکت و وابسته به موقعیت حرکت [۳] و یا تحریک بخش آهیانه‌ای مغز [۲۳].

برای مدل‌سازی این واحد از سیستمی فازی با قابلیت یادگیری استفاده شده است. سپس با توجه به این سیستم، روشی برای یادگیری حرکتی ارائه شده و نحوه عملکرد سیستم در مواجهه با اغتشاش‌های حرکتی و پایایی یادگیری سفتی بررسی شده است.

۲- روش مورد استفاده

در این بخش، ابتدا مرور کوتاهی بر مدل پیشنهادی صورت گرفته و سپس ساختار سرپرستی پیشنهادی توضیح داده شده است. در نهایت مدل ریاضیاتی مورد استفاده برای حرکت رسنده دست آورده شده است.

۲-۱- مدل پیشنهادی

در این بخش، مدلی از سیستم کنترل حرکت ارائه می‌شود که بتواند عملکرد سیستم را حین اجرای اعمال مهارتی توجیه نماید. چنین مدلی باید توانایی شبیه‌سازی عملکرد سیستم کنترل حرکت را در طی فرایند یادگیری حرکتی مهارتی با وجود اغتشاش‌های محیطی داشته باشد. در مدل‌سازی‌های مدل‌منا سعی بر آن است که تجربه و آموخته‌های قبلی سوژه در قالب یک مدل درونی در اختیار کنترل کننده قرار گیرد. بر اساس آزمایش‌های صورت گرفته [۱۴،۱۱،۳]، هنگامی که یک حرکت در محیط دینامیکی جدیدی تکرار می‌شود، سیستم کنترل حرکت نیروی اغتشاشی قابل پیش‌بینی وارد بر دست را تخمین زده و آن را به‌وسیله ایجاد یک مدل درونی، جلوسو و یا معکوس، جبران می‌کند. از نظر فیزیولوژیکی محل تشکیل

در رابطه (۱)، D نمایش دینامیک دست، q بردار زوایای مفاصل، \dot{q} بردار سرعت مفاصل، \ddot{q} بردار شتاب مفاصل، τ_c گشتاور تولید شده توسط عضله‌های مفاصل شانه و آرنج و τ_{ext} نشان دهنده گشتاورهای خارجی است که بر روی حرکت دست اثر می‌گذارند. θ_s و θ_e ، زاویه مفصل شانه و مفصل آرنج هستند. τ_c وابسته به زاویه مفصل، سرعت حرکت و دستور حرکتی آمده به عضله است. اگر بازو و ساعد صلب فرض شوند، دینامیک حرکتی دست را می‌توان به شکل رابطه (۲) بیان کرد. در این رابطه، I ماتریس اینرسی و H ماتریس نیروهای کوریولیس و جانب مرکز است.

$$D(q, \dot{q}, \ddot{q}) = I(q)\ddot{q} + H(q, \dot{q})\dot{q} \quad (2)$$

$$I = \begin{bmatrix} I_{11} & I_{12} \\ I_{21} & I_{22} \end{bmatrix}$$

$$I_{11} = m_1 l_{g1}^2 + m_2 (l_1^2 + l_{g2}^2) + \hat{I}_1 + \hat{I}_2 + 2m_2 l_1 l_{g2} \cos \theta_e \quad (3)$$

$$I_{12} = I_{21} = m_2 l_{g2}^2 + \hat{I}_2 + m_2 l_1 l_{g2} \cos \theta_e$$

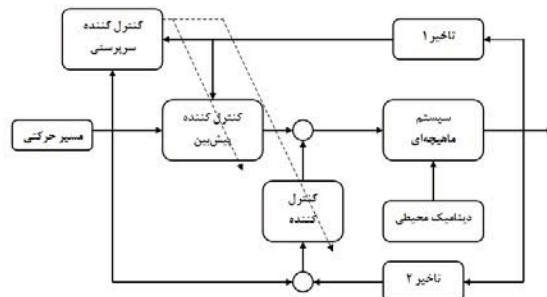
$$I_{22} = m_2 l_{g2}^2 + \hat{I}_2$$

$$H(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} -m_2 l_{g2} \dot{\theta}_e \sin \theta_e & -m_2 l_{g2} \sin \theta_e (\dot{\theta}_e + \dot{\theta}_s) \\ -m_2 l_{g2} \dot{\theta}_s \sin \theta_e & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

در رابطه‌های (۳) و (۴)، l_1 و l_2 نشان دهنده طول بازو و آرنج، l_{g1} و l_{g2} فاصله مرکز جرم هر لینک تا مفصل مربوطه، \hat{I}_1 و \hat{I}_2 اینرسی هر یک از قطعه‌های بازو و ساعد و m_1 و m_2 جرم بازو و ساعد هستند.

گشتاور اعمالی به دست متناسب با نیروی اعمال شده به دست خواهد بود. میدان نیرو، بردارهای نیروی وارده به دست در نقاط متفاوت از صفحه کاری دست است. F_{ext} بردار نیروی اعمالی توسط مدل روبات به دست است که از ترکیب دو نیروی مختلف مطابق با آزمایش‌های تجربی [۱۰، ۱۴، ۲۱] تشکیل می‌شود: میدان نیروی وابسته به سرعت و میدان نیروی وابسته به موقعیت حرکتی دست. مسیر حرکتی دست با X و مسیر حرکتی مطلوب دست توسط X^* نشان داده شده است.

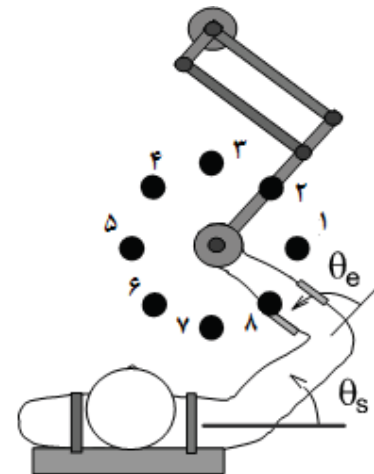
$$F_{ext} = b\dot{X} + k(X - X^*) \quad (5)$$



شکل ۱- نمایش بلوکی سیستم پیشنهادی برای کنترلی حرکت در انسان

۲-۲- دینامیک حرکت دست در صفحه افق

دینامیک حرکتی دست در صفحه افق (شکل ۲) و در فضای کاری مفاصل را می‌توان به صورت معادله دیفرانسیلی مرتبه دوم بیان نمود [۵، ۱۴] که در رابطه (۱) نشان داده شده است.



شکل ۲- شماتیک موقعیت فضایی بازو و ساعد در شبیه‌سازی‌های انجام گرفته

$$D(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \tau_{ext}(q, \dot{q}, \ddot{q}) = \tau_c(q, \dot{q}, \ddot{q}) \quad (1)$$

$$q = \begin{bmatrix} \theta_s \\ \theta_e \end{bmatrix}$$

از مدل خطی شده رابطه (۱) و (۲) همراه با رابطه نیروی اغتشاشی اعمالی توسط روبات به عنوان مدل درونی کنترل کننده مدل مبنا استفاده شده است.

۲-۳- واحد سرپرستی

با توجه به قابلیت سیستم‌های فازی برای کنترل و مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی از یک سیستم فازی یادگیرنده برای طراحی کنترل کننده سرپرستی استفاده گردید. عمل یادگیری بر اساس روش پسانتشار خطا صورت می‌گیرد. ورودی‌های این سیستم شامل خطای حرکتی، مشتق خطای حرکتی و تاخیر یافته این دو است. سیستم سرپرستی بر مبنای تجارب پیشین که در طی آموزش به دست می‌آورد خروجی مناسب را اعمال خواهد کرد. این خروجی شامل وزن سیگنال کنترلی پیش‌بین (کنترل مدل مبنا) و سفتی بهینه کنترل کننده امپدانسی است. از آنجا که خروجی مطلوب برای آموزش سیستم فازی در دسترس نمی‌باشد، به منظور تعلیم شبکه سعی در حداقل ساختن میزان خطای خروجی سیستم (خطای حرکتی) شده است. شواهدی نیز وجود دارد که یادگیری در سیستم عصبی- حرکتی انسان، توسط خطا و اندازه آن هدایت می‌شود [۲۱]، [۲۲].

ساختار فازی استفاده شده به منظور پیاده‌سازی واحد سرپرستی شامل هسته ضرب، فازی کننده سینگلتون، نافازی کننده مجموع مراکز و تابع عضویت گوسی است. خروجی شبکه با استفاده از روش محاسبه میانگین مراکز به شکل رابطه (۸) است [۲۶].

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M y^l \left[\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - x_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right]}{\sum_{l=1}^M \left[\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - x_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right]} = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}_l z_l}{\sum_{l=1}^M z_l} \frac{a}{b} \quad (8)$$

در رابطه (۸)، M تعداد قوانین فازی است که بایستی از ابتدا تعیین شود. در این مطالعه تعداد قوانین فازی بر اساس مشاهده خطای حرکتی نسبت به تعداد قوانین، برابر با ۱۰۰ قانون قرار داده شده است. n تعداد ورودی‌های سیستم است که برابر با ۴ است. x_i ورودی i ام است که به صورت

برای شبیه‌سازی‌های صورت گرفته در میدان نیروی وابسته به

$$\text{سرعت مقدار } N/m = \begin{bmatrix} 0 & 8 \\ -8 & 0 \end{bmatrix} \text{ و برای شبیه‌سازی‌های}$$

صورت گرفته در میدان نیروی وابسته به موقعیت حرکت

$$\text{مقدار } N = \begin{bmatrix} 150 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \text{ در نظر گرفته شده است. برای تبدیل}$$

میدان نیرو از مختصات کارترین به مختصات زاویه‌ای از

ماتریس ژاکوبین استفاده می‌شود. در رابطه (۶)، ماتریس

ژاکوبین و مدل گشتاور اعمالی به دست آورده شده است.

(۶)

$$J = \begin{bmatrix} -(l_1 \sin \theta_s + l_2 \sin(\theta_s + \theta_e)) & -l_2 \sin(\theta_s + \theta_e) \\ l_1 \cos \theta_s + l_2 \cos(\theta_s + \theta_e) & l_2 \cos(\theta_s + \theta_e) \end{bmatrix}$$

$$\tau_{ext} = J^T b J \dot{q} + J^T k J (q - q^*)$$

گشتاور تولیدی توسط عضله را می‌توان به دو بخش

تقسیم کرد. بخش اول گشتاور ناشی از کنترل کننده مدل مبنا و

بخش دوم گشتاور ناشی از کنترل کننده امپدانسی، متناسب با

خواص ویسکوالاستیک دست است. بخش مدل مبنا نیاز به

تخمینی از دینامیک دست و محیط دارد که هرچه این تخمین

(مدل درونی از حرکت) دقیق‌تر باشد، بایستی این بخش تاثیر

بیشتری در کنترل داشته باشد و بالعکس.

(۷)

$$\tau_c(q, \dot{q}, u) = k_{mpc} \tau_{mpc} + \tau_{imp}$$

$$\tau_{mpc} = \hat{D} + \hat{\tau}_{ext}$$

$$\tau_{imp} = K(q - q^*) + B(\dot{q} - \dot{q}^*)$$

K ماتریس سفتی ذاتی مفصل و B ماتریس ویسکوزیته

مفصل است. کنترل کننده مدل مبنا که با استفاده از کنترل

مدل پیش‌بین پیاده‌سازی شده است، نیاز به مدلی از دینامیک

حرکت و محیط برای پیش‌بینی خروجی حرکتی دارد. از آنجا

که کنترل مدل پیش‌بین از افق کنترل و افق پیش‌بینی استفاده

کرده و محاسبه خروجی و فرمان حرکتی را در هر مرحله از

اعمال سیگنال کنترلی مجدداً انجام می‌دهد [۲۵]، نیازی به

استفاده از مدل دقیق سیستم تحت کنترل خود ندارد. بنابراین

پارامترهای سیستم فازی بایستی به گونه‌ای تنظیم شوند که این تابع هزینه، حداقل شود. اگر θ پارامتری از سیستم فازی باشد که باید اصلاح شود و $k = k_{11} + k_{12} + k_{21} + k_{22}$ فرض شود، نحوه به روز کردن این پارامتر را می‌توان به شکل زیر نوشت.

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \theta(q)} &= -ae(j) \frac{\partial q(j)}{\partial \theta(j)} + \eta k \frac{\partial k_{i,l}(j)}{\partial \theta(j)} \\ \frac{\partial q(j)}{\partial \theta(j)} &= \frac{\partial q(j)}{\partial u(j)} \times \frac{\partial u(j)}{\partial f(j)} \times \frac{\partial f(j)}{\partial \theta(j)} \quad (10) \\ \theta(j+1) &= \theta(j) - \gamma \frac{\partial J}{\partial \theta(j)} \end{aligned}$$

در رابطه (۱۰) j شماره تعلیم، γ ضریب پس‌انتشار، $k_{i,l}$ یکی از عناصر ماتریس سفتی مفصل و $f(j)$ خروجی کنترل‌کننده سرپرستی (بهره‌کنترلی پیش‌بین و ماتریس سفتی مفاصل) است.

اگر $\frac{\partial q}{\partial u}$ را به شکل q_u نشان دهیم، در شبکه فازی متغیرهای $\bar{y}, \bar{x}, \bar{\sigma}$ به کمک روش پس‌انتشار خطا و توسط روابط بازگشتی زیر اصلاح می‌شوند:

$$\begin{aligned} A_1 &\equiv \alpha(q - q^*) \cdot q_u \cdot \tau_{mpc} \\ \bar{y}_{mpc} &= \bar{y}_{mpc} - \gamma \cdot A_1 \cdot \frac{z}{b} \\ A_2 &\equiv \alpha(q - q^*) \cdot q_u \cdot \tau_{imp} \cdot (1 + \eta \cdot k) \\ \bar{y}_{imp} &= \bar{y}_{imp} - \gamma \cdot A_2 \cdot \frac{z}{b} \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} A_3 &= \gamma [A_1 \cdot (\bar{y}_{mpc} - f_{mpc}) + A_2 \cdot (\bar{y}_{imp} - f_{imp})] \\ \bar{x} &= \bar{x} - A_3 \cdot 2 \frac{(x - \bar{x})}{\sigma^2} \cdot \frac{z}{b} \end{aligned} \quad (12)$$

$$\bar{\sigma} = \bar{\sigma} - A_3 \cdot 2 \frac{(x - \bar{x})^2}{\sigma^2} \cdot \frac{z}{b} \quad (13)$$

برای کنترل کننده مدل مبنا از الگوریتم کنترلی پیش‌بین استفاده شده است. در این روش فرمان کنترلی با توجه به پیش‌بینی آینده سیستم و تکنیک‌های بهینه‌سازی تولید می‌شود.

گوسین حول نقاط میانگین \bar{x}_i^l با انحراف معیار σ_i^l قرار گرفته‌اند. ورودی‌های سیستم به ترتیب عبارتند از خطای حرکتی، مشتق خطای حرکتی و تاخیر یافته این دو خطا. مراکز توابع عضویت خروجی در نقاط \bar{y}^l قرار دارند که به ترتیب برای تنظیم بهره خروجی کنترل‌کننده مدل مبنا و سفتی مناسب مفصل برای کنترل کننده امپدانس به کار می‌روند. این سفتی متناسب با هم‌فعالیتی ماهیچه‌های متصل به مفصل مورد نظر است. در این سیستم متغیرهای $\bar{y}^l, \bar{x}_i^l, \sigma_i^l$ بایستی تنظیم شوند که این عمل بر اساس روش پس‌انتشار خطا صورت می‌گیرد.

برای اصلاح پارامترهای سیستم فازی، تابع هزینه‌ای باید تعریف شود. تابع هزینه استفاده شده در این مقاله متشکل از ترم‌های خطا و انرژی است که ضرایب این ترم‌ها با توجه به میزان یادگیری سیستم تغییر خواهد کرد.

$$J = \frac{\alpha}{2} \sum_{i=1}^8 (q - q^*)^T (q - q^*) + \eta \left(\sum_{j=1}^2 \sum_{k=1}^2 K_{jk}^2 \right)$$

$$e^p = q(p) - q^*(p)$$

e^p خطا در تکرار p ام، q مسیر حرکتی دست در مختصات زاویه‌ای مفاصل، q^* مسیر حرکتی مطلوب دست و K ماتریس سفتی مفصل است.

در مراحل ابتدایی یادگیری ضریب وزنی خطا در تابع هزینه (α) برابر با ۰.۹ و در مراحل نهایی یادگیری این ضریب برابر با ۰.۵ قرار داده شده است. اهمیت مصرف انرژی در سیستم (η) نیز متناسب با میزان یادگیری بیشتر می‌شود به گونه‌ای که در مراحل نهایی یادگیری و متناسب با میزان خطای حرکتی این ضریب برابر با ۰.۵ قرار داده شده است. دقت شود که در ابتدای یادگیری هدف سیستم کنترلی پایدار ساختن حرکت و انجام آن می‌باشد، لذا در این حالت میزان انرژی مصرفی اهمیت چندانی ندارد. استفاده از این تابع هزینه شباهت بیشتری با پروفایل فعالیت ماهیچه‌ها ایجاد کرده و میزان کاهش فعالیت همزمان ماهیچه‌ها با افزایش یادگیری را به صورت کمی نمایش می‌دهد.

ثانیه صورت گرفته است. تاخیر مسیر حلقه طولانی 100 msec و تاخیر مسیر حلقه کوتاه 10 msec می باشد [۲]. با توجه به آنکه در این مطالعه هدف مدل سازی و بررسی سازوکار کنترل حرکت در انسان است و نه طراحی مسیر، مسیر مطلوب حرکتی بین نقطه ابتدایی و انتهایی حرکت بر اساس روش حداقل جرک طراحی و فرض شده است.

برای ارزیابی مدل، شبیه سازی در میدان خنثی و میدان نیروی وابسته به سرعت صورت گرفته است. در ادامه به بررسی اثر پس تاثیر پرداخته شده و نتایج شبیه سازی با نتایج آزمایشگاهی مقایسه شده است. در نهایت شبیه سازی در میدان نیروی وابسته به موقعیت حرکتی انجام گرفته و عملکرد هر یک از کنترل کننده ها در این میدان نیرو بررسی شده است.

۳-۱- یادگیری حرکت

در این بخش نحوه یادگیری در سیستم حرکتی بررسی شده است. در این مرحله شبیه سازی برای میدان اغتشاشی وابسته به سرعت و در چهار سطح یادگیری مدل اغتشاشی انجام شده است. این چهار سطح عبارتند از: بدون یادگیری (اطلاعاتی از میدان اغتشاشی در اختیار کنترل کننده مدل مینا قرار ندارد)، ۳۰٪ یادگیری (در این حالت مدلی از میدان نیرو که در دسترس کنترل کننده مدل مینا قرار دارد $0.3 \times F_{ext}$ است)، ۶۰٪ یادگیری و یادگیری کامل. لازم به ذکر است اگرچه کمی سازی به این روش که 6% از مدل میدان نیرو در اختیار کنترل کننده قرار گیرد در حالت کلی خالی از اشکال نیست، ولی از آنجا که معیار دقیقی از میزان یادگیری در انسان در دسترس نیست، روشی است که توسط نگارندگان برای بررسی حالت های متفاوت مورد استفاده قرار گرفته است که می توان در کارهای آینده از روش های دقیق تری استفاده نمود. نتایج بدست آمده در شکل ۳ آورده شده است. دیده می شود که متناسب با میزان یادگیری (چهار سطح ذکر شده برای یادگیری)، خطای حرکتی کمتر شده است. پس از یادگیری، مسیر حرکتی مشابه با میدان خنثی خواهد شد. میانگین خطای مماسی حرکت در هشت جهت حرکتی در میدان نیروی خنثی برابر با $5/4$ میلی متر، بدون یادگیری $9/7$

مزیت های اصلی استفاده از کنترل پیش بین در نظر گرفتن پاسخ های آینده سیستم، قیدهای ورودی، خروجی و سیستمی است که در بخش بهینه سازی لحاظ می شوند. علاوه بر اینها، کنترل پیش بین قابلیت یادگیری را نیز دارد که از طریق تکمیل مدل سیستم صورت می گیرد.

۳- شبیه سازی

در جدول (۱) مقادیر نامی پارامترهای روابط دینامیک حرکتی دست در صفحه افق آورده شده است [۱۴]. با توجه به مدل ارائه شده و استفاده از واحد سرپرستی، تنظیم دستور حرکتی جلوسو و اصلاح امپدانس مفاصل به صورت جداگانه و همزمان صورت می گیرد که متضمن دقت و پایداری حرکت است. در این رابطه در بخش ۳-۲ توضیح بیشتری داده شده است.

جدول ۱- مقادیر نامی متغیرهای مدل دینامیکی دست

[۱۴]

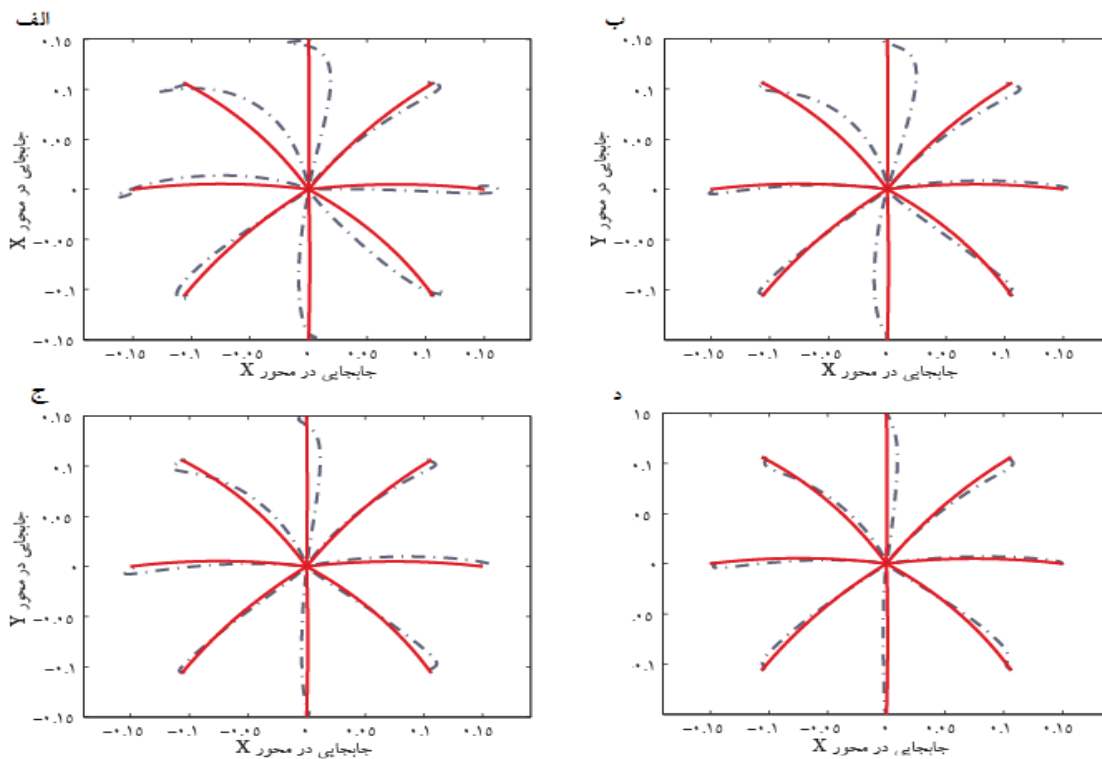
پارامتر	مقدار نامی
l_1	$0.33m$
l_2	$0.34m$
l_{g1}	$0.165m$
l_{g2}	$0.19m$
m_1	$1.97m$
m_2	$1.57m$
\hat{I}_1	$0.014 kg.m^2$
\hat{I}_2	$0.0188 kg.m^2$
K	$\begin{bmatrix} -15 & -6 \\ -6 & -16 \end{bmatrix} N.m/rad$
B	$\begin{bmatrix} -2.3 & -0.9 \\ -0.9 & -2.4 \end{bmatrix} N.m.Sec/rad$

مطابق با شکل ۲، در نقطه شروع حرکت θ_s و θ_e برابر با ۴۵ و ۹۰ درجه هستند. طول هر تکرار آزمایشی 15 cm ، زمان اجرای حرکت ۳ ثانیه و شبیه سازی با گام زمانی 0.01

در شکل ۴، بیضی سفتی برای چهار سطح متفاوت یادگیری آورده شده است. این بیضی معرف نیروی نگاه‌دارنده دست در تمامی جهت‌ها در اثر اعمال جابجایی واحد است [۲۹]. جهت بیضی معرف جهتی است که در آن سفتی دست، بیشینه مقدار خود را دارد. همان‌گونه که انتظار می‌رود، اندازه امیدانس متناسب با میزان یادگیری کاهش پیدا کرده است [۱۳، ۷، ۳]. تغییرهای امیدانسی عمدتاً در جهت جبران نیروی اغتشاشی صورت گرفته است. با توجه به شکل‌های ۳ و ۴، سیستم عصبی-عضلانی برای انجام مناسب حرکت استراتژی‌های متفاوتی را اتخاذ می‌کند.

میلی‌متر، ۳۰٪ یادگیری برابر با ۸/۹ میلی‌متر، ۶۰٪ یادگیری برابر با ۷/۲ میلی‌متر و در حالت یادگیری کامل میانگین خطای مماسی ۵ میلی‌متر شده است. نتایج به‌دست آمده از نظر کیفیت اجرای حرکت‌ها و تراژکتوری حرکتی دست مطابق با نتایج تجربی می‌باشد [۵، ۱۴، ۲۲]. لازم به ذکر است تفاوت‌هایی در کیفیت اجرای حرکت در جهت‌های مختلف شبیه‌سازی دیده می‌شود که مربوط به غیرخطی بودن دینامیک سیستم، تفاوت سفتی دست در جهت‌های مختلف و نیز متفاوت بودن کیفیت اجرای حرکت از نظر تک مفصلی یا دو مفصلی بودن است.

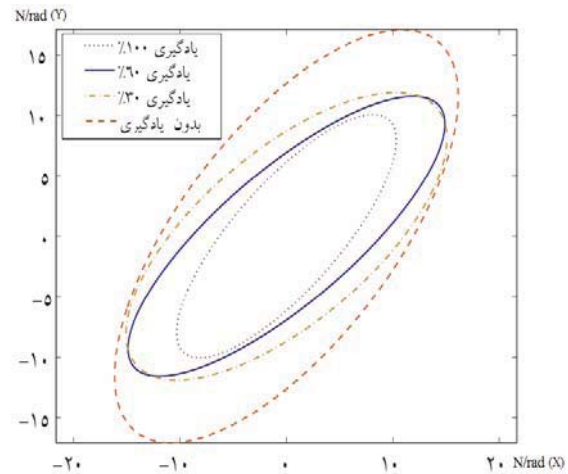
این تفاوت‌ها امری طبیعی است که در آزمایش‌های تجربی نیز مشاهده شده است [۲۷، ۲۸].



شکل ۳- مسیرهای حرکت دست، خط ممتد، مسیر حرکتی مطلوب و خط چین، مسیر حرکتی شبیه‌سازی شده را نشان می‌دهد.

(الف) بدون یادگیری، (ب) ۳۰٪ یادگیری، (ج) ۶۰٪ یادگیری، (د) یادگیری کامل

۲۷، ۳۱]. برای بررسی این اثر، سیستم در یک میدان نیروی خاص تعلیم می‌بیند. در این حالت کنترل کننده پیش‌بین، مدلی از میدان اغتشاشی را در اختیار دارد که از آن برای مقابله با نیروهای اغتشاشی به صورت جلوسو استفاده می‌کند. حال اگر میدان اغتشاشی خارجی صفر شود و یا جهت آن خلاف جهت میدان اولیه شود، جواب کنترل‌کننده مدل‌منا تا هنگام تشکیل مدلی جدید از دینامیک محیط اشتباه خواهد بود. برای بررسی این امر و نحوه عملکرد واحد سرپرستی، آزمایشی انجام گرفته است. ابتدا سیستم با وجود میدان اغتشاشی آموزش می‌بیند. حال برای بررسی عملکرد کنترل‌کننده سرپرستی، میدان نیروی خارجی به طور ناگهانی صفر می‌شود به گونه‌ای که گشتاور ناشی از کنترل‌کننده مدل‌منا تنها باعث خطای بیشتر خواهد شد. ابتدا پاسخ سیستم را در حالتی که خروجی‌های واحد سرپرستی (امپدانس مفصل و بهره کنترل‌کننده مدل‌منا) اثری بر روی عملکرد سیستم نمی‌گذارند (به عبارت دیگر این خروجی‌ها مسدود شده‌اند و کنترل‌کننده سرپرستی تنها رفتار سیستم را مشاهده می‌کند) را مشاهده می‌کنیم که در شکل ۵-الف نشان داده شده است. در مرحله بعدی پاسخ سیستم در حالتی که خروجی‌های کنترل‌کننده سرپرستی، می‌توانند عملکرد سیستم را تحت تاثیر قرار دهند و کنترل‌کننده مدل‌منا و امپدانس را هماهنگ سازند، بررسی می‌شود که در شکل ۵-ب نشان داده شده است.



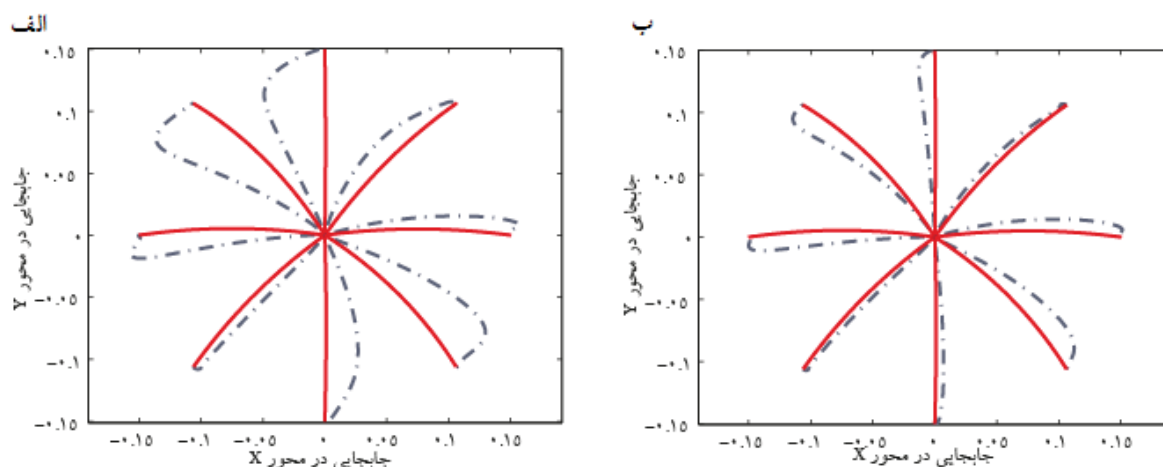
شکل ۴- بیضی سفتی برای ۴ سطح از یادگیری

به عبارت دیگر سیستم کنترل حرکت در یک حالت از کنترل امپدانس به نحو چشمگیرتری استفاده می‌نماید که به معنای هزینه متابولیکی بالاتر است و در حالت دیگر از تجربه‌های کسب شده برای اجرای همان حرکت با مقادیر کمتری از امپدانس استفاده می‌نماید. نتایج بدست آمده حاکی از آن است که مقادیر سفتی حاصله مشابه با مقادیر سفتی نقطه نهایی است که در طی آزمایش‌های تجربی به دست آمده‌اند [۵، ۷، ۲۷، ۳۰]. با توجه به نتایج، به نظر می‌رسد که بیشترین یادگیری در جهتی صورت گرفته است که خطای حرکتی بیشتر و امپدانس مفاصل کمتر است. بنابراین برای اجرای ماهرانه حرکت، سیستم حرکتی علاوه بر داشتن مدلی درونی از حرکت باید امپدانس مفاصل را نیز متناسب با حرکت تنظیم نماید.

با توجه به نتایج حاصله، مدل ارائه شده به خوبی توانسته است کنترل امپدانس را با کنترل مدل‌منا تلفیق نموده و این دو کنترل‌کننده را به طور همزمان و با تکرار حرکت تعلیم دهد. در ادامه به منظور مطالعه پایایی یادگیری حرکتی، اثر پس‌تاثیر مورد بررسی قرار گرفته است.

۳-۲- اثر پس‌تاثیر و پایایی یادگیری سفتی

اثر پس‌تاثیر هنگامی که شخصی حرکت رسنده دست را در محیطی با نیروهای اغتشاشی انجام می‌دهد، وجود دارد [۱۴،



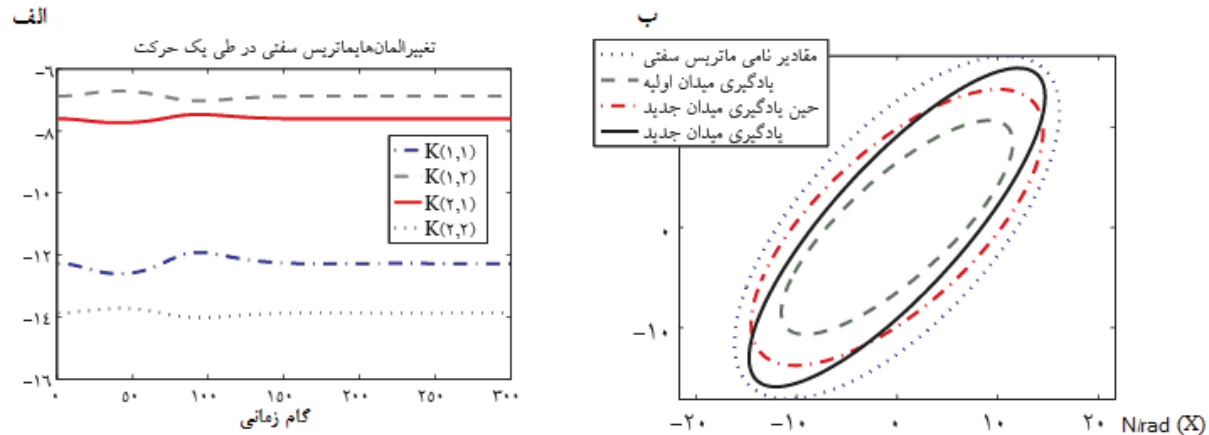
شکل ۵- پدیده پس‌تاثیر. خط ممتد، مسیر حرکتی مطلوب و خط چین، مسیر حرکتی شبیه‌سازی شده را نشان می‌دهد. الف) واحد نظارتی تأثیری بر عملکرد سیستم ندارد. ب) واحد نظارتی عملکرد سیستم را کنترل می‌کند.

و در حالت ۵-ب با وجود کنترل‌کننده سرپرستی برابر با ۷/۹ میلی‌متر شده است.

حال می‌توان به این سوال پاسخ داد که عملکرد سیستم حرکتی پس از یادگیری میدان نیرو، در یک میدان نیروی جدید که دانشی از آن ندارد، چگونه است؟ در شکل ۶-الف، تغییر المان‌های ماتریس سفتی در طی انجام حرکت در میدان نیروی جدید آورده شده است. با توجه به این شکل، سیستم حرکتی با استفاده از تجربه‌های گذشته سعی در کاهش مقدار خطا دارد. سیستم کنترلی این عمل را توسط تغییر همزمان مقادیر ماتریس سفتی و کاهش اثر کنترل‌کننده پیش‌بین انجام می‌دهد [۳۳].

در شکل ۵-الف پاسخ سیستم بدون دخالت کنترل‌کننده سرپرستی به اثر پس‌تاثیر (حذف میدان نیروی خارجی) دیده می‌شود. در این حالت کنترل‌کننده سرپرستی تأثیری بر روی عملکرد سیستم پس از حذف میدان نیرو ندارد. در یک موجود زنده، سیستم کنترل حرکت همواره از دانش کسب شده پیشین استفاده می‌کند، لذا خطای حرکتی فرد تعلیم دیده در میدان نیرو به پدیده پس‌تاثیر، در مقایسه با خطای حرکتی شخصی که هیچ تجربه‌ای از میدان نیرو ندارد (اولین حرکت در میدان نیرو)، کمتر است [۳، ۲۷، ۳۲]. در شکل ۵-ب پاسخ همان سیستم در حالتی مشاهده می‌شود که کنترل‌کننده سرپرستی اجازه تغییر در مقدار سفتی دست و تغییر بهره کنترلی مدل‌مبنا را دارد (مشابه با یک موجود هوشمند). در این حالت سیستم حرکتی با خطای کمتر موفق به انجام حرکت شده است. در واقع سیستم کنترل با استفاده از تجربه‌های قبلی موفق به کاهش مناسب خطا شده است که

این استفاده هوشمندانه از دانش کسب شده، در مدل‌های ارائه شده پیشین در این زمینه دیده نشده است. میانگین خطای مماسی حرکت در هشت جهت حرکتی در حالتی که کنترل‌کننده سرپرستی حذف شده است برابر با ۱۲/۴ میلی‌متر



شکل ۶- الف) تغییر المان‌های ماتریس سفتی در طول انجام یک تکرار. ب) تغییر بیضی سفتی برای دینامیک جدید (حذف میدان نیروی

اغتشاشی)

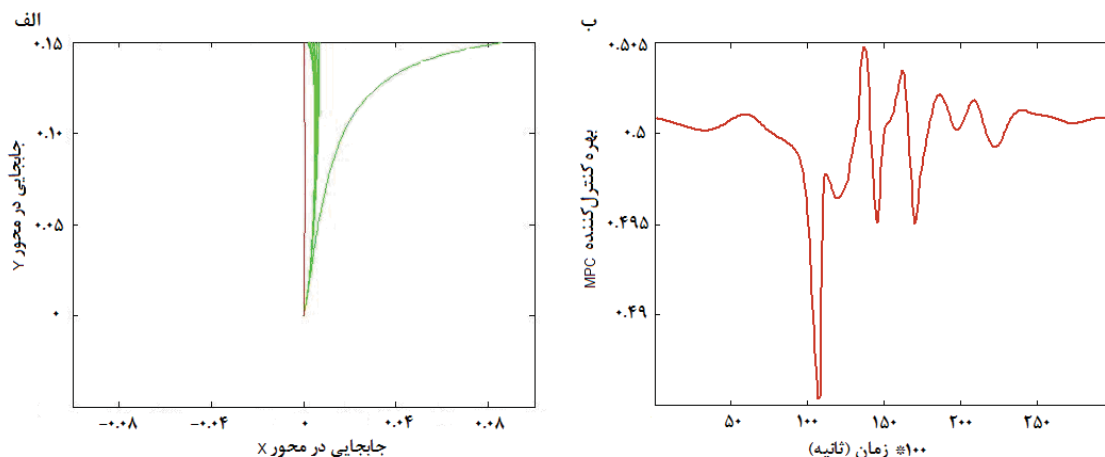
مدل مبنای است که با استفاده از پیش‌بینی خطای حرکتی، نسبت به اصلاح آن به صورت جلوسو اقدام کند. این وظایف شامل اصلاح جلوسوی خطای حرکتی و تنظیم سفتی مفصل بر عهده کنترل کننده سرپرستی است که هر دو را به صورت همزمان انجام داده و دقت و پایداری حرکت را بهبود می‌بخشد.

۳-۳- میدان نیروی وابسته به خطای حرکتی

در این بخش نحوه یادگیری سیستم در میدان نیروی ناپایدار ساز و متناسب با خطای حرکت در طی انجام حرکت در جهت $+Y$ بررسی شده است. در این حالت با توجه به شکل ۷، نمی‌توان بر اساس پس‌خورد خطا مدلی از دینامیک حرکت و محیط را یاد گرفت. این امر با توجه به ناپایدار بودن دینامیک حرکت انتظار می‌رود که در مطالعه‌های تجربی نیز به آن اشاره شده است [۳، ۴، ۱۳]. با توجه به شکل ۷، علت این امر را می‌توان در نوسان‌های مثبت و منفی خطا دانست.

این امر با توجه خروجی کنترل کننده سرپرستی که شامل وزن سیگنال کنترلی مدل مبنای و امیدانسی بهینه مفصل است توجیه می‌شود. هنگامی که خروجی کنترل کننده مدل مبنای دقیق نیست، سیستم سرپرستی در تکرار بعدی حرکت اثر این کنترل کننده را به شدت کاهش می‌دهد. در همین حال با تغییر المان‌های ماتریس سفتی (تغییر جهت بیضی سفتی) سعی می‌کند که حداکثر مقابله را با گشتاور خارجی انجام دهد.

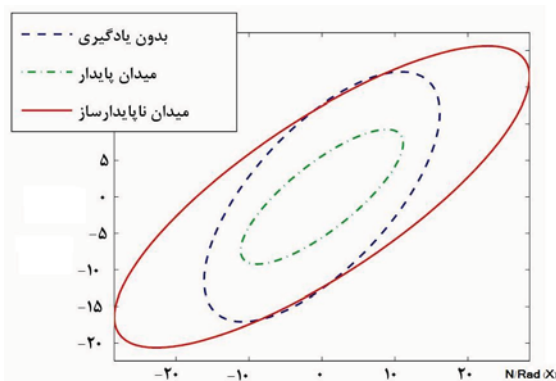
در شکل ۶-ب بیضی سفتی مربوط به مقدار نامی، یادگیری در میدان نیروی اول، و تغییر آن در اثر یادگیری میدان نیروی جدید آورده شده است. در شکل ۶-ب دیده می‌شود که مقدار نهایی سفتی پس از یادگیری میدان نیروی دوم بیش از مقدار سفتی مربوط به یادگیری میدان اول است. علت امر این است که در این حالت مدل نیروی در اختیار کنترل کننده پیش‌بین، مدلی اشتباه و مربوط به میدان نیروی اول است، لذا مقداری از افزایش سفتی در جهت جبران خطای ناشی از مدل درونی اشتباه خواهد بود. با استفاده مناسب از خطای حرکتی و تنظیم درست سفتی مفصل می‌توان حرکت را پایدار ساخت که در آزمایش‌های تجربی نیز دیده می‌شود [۴، ۱۹]. در این مرحله وظیفه کنترل کننده



شکل ۷- الف) مسیرهای حرکتی دست در طی یادگیری در میدان نیروی ناپایدارساز. ب) تغییر بهره کنترلی مدل‌مبنا در طی انجام یک

حرکت

در شکل ۸ بیضی سفتی مربوط به یادگیری کامل در این میدان نیرو آورده شده است. میزان امپدانس مفصل و بیضی سفتی مربوط به آن نسبت به میدان نیروی وابسته به سرعت، افزایش چشمگیری دارد. با توجه به نتایج و شبیه‌سازی‌های صورت گرفته می‌توان گفت که یادگیری در میدان نیروی ناپایدارساز عمدتاً توسط کنترل‌کننده امپدانسی صورت می‌گیرد.



شکل ۸- بیضی سفتی مربوط به یادگیری در میدان نیروی پایدار و میدان نیروی ناپایدارساز

در این حالت عملاً کنترل‌کننده مدل‌مبنا قادر به کنترل حرکت نبوده و پایدار ساختن حرکت و کاهش خطا بر عهده کنترل‌کننده امپدانسی خواهد بود. سیستم کنترلی در این حالت حرکت را با افزایش سطح هم‌فعالیتی عضلات و با افزایش سطح سفتی مفصل انجام می‌دهد که به معنای هزینه متابولیکی بیشتر است. در شکل ۷-الف تکرار اول حرکت در میدان نیروی ناپایدارساز و هشت تکرار نهایی حرکت آورده شده است. در این میدان نیرو هرچه دست از مسیر مطلوب حرکتی دورتر شود، نیروی بیشتری به آن وارد شده و آن را از مسیر خود دورتر خواهد ساخت. به دلیل چنین تعاملی است که این میدان به نام میدان نیروی ناپایدار ساز شناخته می‌شود. در شکل ۷-ب نوسانات بهره کنترلی پیش‌بین در طی انجام یک تکرار از حرکت در چنین میدان نیرویی آورده شده است. همان‌گونه که دیده می‌شود سیستم عصبی-حرکتی قادر به یادگیری این تعامل ناپایدار نبوده و بهره کنترلی پیش‌بین، به‌طور مداوم بالا و پایین می‌رود. این تغییرات مثبت و منفی متناسب با مثبت و منفی شدن سیگنال خطای پس‌خوردی است.

اغتشاش اعمالی مشهود است. با توجه به نتایج در هنگام عدم تطابق مدل درونی با دینامیک حرکت، اگر مدل درونی از دقت لازم برخوردار نباشد، سیستم کنترل حرکت با استفاده از تجربه‌های پیشین از اثر کنترل کننده مدل‌منا کاسته و از کنترل کننده امپدانس با صرف هزینه متابولیکی بالاتر استفاده می‌کند.

برای توصیف بیولوژیکی واحد سرپرستی می‌توان گفت، یکی از وظایفی که برای قشر آهیانه‌ای پیشنهاد شده است تخمین حالت است [۲۳]. علاوه بر این قشر خلفی آهیانه‌ای نقش مهمی در تعیین خطای حرکتی و به‌روز رسانی فرامین حرکتی دارد [۶]. هنگامی که قشر خلفی آهیانه‌ای به‌صورت مغناطیسی تحریک می‌شود، توانایی سیستم حرکتی در تصحیح فرامین حرکتی مختل می‌شود [۳۴]. بنابراین به نظر می‌رسد قشر خلفی آهیانه‌ای اطلاعات حسی متفاوت را ترکیب نموده و نتیجه را در اختیار کنترل کننده‌های حرکتی قرار می‌دهد. لذا می‌توان این بخش را به‌عنوان قسمتی از یک کنترل کننده سطح بالاتر در نظر گرفت که در این مقاله به‌عنوان واحد سرپرستی در نظر گرفته شده است.

با توجه به تابع هزینه، مصالحه‌ای مابین دقت و هزینه متابولیکی صورت می‌گیرد [۱۱، ۱۹، ۳۵]. در واقع با افزایش هرچه بیشتر یادگیری، واحد سرپرستی سعی در کاهش هرچه بیشتر هزینه متابولیکی دارد تا کاهش بیشتر خطا که این امر مشابه با عمل کرد یک سیستم بیولوژیکی است [۱۱، ۳۵]. در نهایت می‌توان گفت که مدل ارائه شده با توجه به هزینه محاسباتی نسبتاً کم، به‌خوبی توانسته است نحوه انجام حرکت، کاهش خطای حرکتی در طی دوره یادگیری و استفاده از دانش کسب شده را شبیه‌سازی کند.

مراجع:

- [1] Hogan N. (1985b) Impedance Control: An Approach to Manipulation: Part I-Theory, *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*. 107:1-7.
- [2] Towhidkhan F., Gander R.E., Wood H.C., Model Predictive Impedance Control: A Model for Joint Movement, *J. Motor Behavior*, 1997, 29:209-222.

یادگیری چنین دینامیکی توسط کنترل کننده مدل‌منا به دلیل دینامیک ناپایدار موجود، دشوار و عملاً غیر ممکن است. این نتایج همسو با آزمایشهای فرانکلین و همکاران است [۳، ۴]. فرانکلین با اندازه‌گیری سفتی دست در میدان‌های نیروی متفاوت بیان نمود که در یک میدان نیروی پایدار تغییرات سفتی متناسب با گشتاور اعمالی به دست بوده و لذا قابل پیش‌بینی خواهد بود. تغییرات سفتی دست در میدان نیروی ناپایدارساز تناسبی با گشتاور تولیدی توسط عضلات و میدان نیرو ندارد. در چنین میدان نیرویی به منظور کاهش خطای حرکتی، افزایش امپدانس با استفاده از هم‌فعالیتی عضلات صورت می‌گیرد که در شکل ۸ این موضوع مشخص شده است.

۴- بحث و نتیجه‌گیری

سیستم کنترل حرکت در انسان یک سیستم غیرخطی و پیچیده است که دارای توانایی یادگیری و تطابق بسیار بالا می‌باشد. در این مقاله، با توجه به شواهد آزمایشگاهی موجود سعی شده است تا مدل نسبتاً ساده‌ای از سیستم کنترل حرکت بر مبنای ترکیب روش‌های کنترلی جلوسو و پس‌خوردی ارائه شود. با استفاده از نتایج شبیه‌سازی نشان داده شده است که امپدانس دست و خطای حرکتی متناسب با میزان یادگیری کاهش می‌یابد [۳، ۱۱، ۲۲]. همچنین نشان داده شده است که برای اجرای ماهرانه یک حرکت، نه تنها لازم است تا کنترل کننده، اطلاعات کاملی از سیستم تحت کنترل در اختیار داشته باشد بلکه باید مقادیر بهینه امپدانس مفاصل را نیز داشته باشد. با استفاده از مدل ارائه شده، تنظیم امپدانس مفاصل و یادگیری مدل درونی به صورت جداگانه و همزمان با هم صورت می‌گیرد که این امر متضمن پایداری و دقت حرکت تحت شرایط محیطی متفاوت می‌باشد.

همچنین بیان گردید که با افزایش دقت مدل درونی، امپدانس مفاصل کاهش یافته و سیستم کنترل حرکت به صورت جلوسو عمل می‌کند. در چنین حالتی ماکزیمم امپدانس دست در جهت حداکثر مقابله با اغتشاش اعمالی است که در چرخش و تغییر سطح بیضی سفتی متناسب با

- [18] Wagner M.J., Smith M.A., Shared Internal Models for Feedforward and Feedback Control, *J. Neuroscience*, 2008, 42: 10663-10673.
- [19] Mitrovic D., Klanke S., Osu R., Kawato M., Vijayakumar S., Impedance Control as an Emergent Mechanism from Minimising Uncertainty, 2009, report, The University of Edinburgh, EDI-INF-RR-1317.
- [20] Burdet E., Osu R., Franklin D.W., Milner T.E., Kawato M., The central nervous system stabilizes unstable dynamics by learning optimal impedance, *Nature*, 2001, 414: 446-449.
- [21] Milner T.E., Hinder M.R., Position Information but not Force Information is Used in Adapting to Changes in Environmental Dynamics, *J. Neurophysiol.*, 2006, 96.2, 526-534.
- [22] Darainy M., Mattar A.G., Ostry D.J., Effects of Human Arm Impedance on Dynamics Learning and Generalization, *J. neurophysiol.*, 2009, 101: 3158–3168.
- [23] Shadmehr R., Krakauer J.W., A Computational Neuroanatomy for Motor Control, *Exp Brain Res.*, 2008, 185: 359-381.
- [24] Cerminara N.L., Apps R., Marple-Horvat E., An Internal Model of Moving Visual Target in the Lateral Cerebellum, *J. Physiol.*, 2009, 587.2: 429-442.
- [25] Wang L., Model Predictive Control System Design and Implementation using MATLAB, Springer-Verlog London Limited, 2009.
- [26] Wang L.X., A Course in Fuzzy Systems and Control, Prentice-Hall inc, 1997.
- [27] Shadmehr R., Brashers-Krug T., Functional Stages in the Formation of Human Long-term Motor Memory, *J Neurosci.*, 1997, 17:409-419.
- [28] Tee K.P., Burdet E., Chew C.M., Milner T.E., A Model of Force and Impedance in Human Arm Movements, *J. Biol. Cybern.*, 2004, 90:368-375.
- [29] Mussa-Ivaldi F.A., Hogan N., Bizzi E., Neural, Mechanical and Geometric Factors Subservicing Arm Posture in Human, *J. Neurosci.*, 1985, 5:2732-2743.
- [30] Osu R., Burdet E., Franklin D.W., Milner T.E., Kawato M., Different Mechanism Involved in Adaptation to Stable and Unstable Dynamics, *J. Neurophysiol.*, 2003, 90:3255-3269.
- [31] Waincott K.W., Donchin O., Shadmehr R., Internal Models and Contextual Cues: Encoding Serial Order and Direction of Movement, *J. Neurophysiol.*, 2005, 93: 786-800.
- [32] Izawa J., Rane T., Dochin O., Shadmehr R., Motor Adaptation as a Process of Reoptimization, *J. Neuroscience*, 2008, 28: 2883-2891.
- [33] Lonini L., Dipietro L., Zollo L., Guglielmelli E., Krebs H.I., An Internal Model for Acquisition and Retention of Motor Learning During Arm Reaching, *Neural Computation*, 2009, 21:2009-2027.
- [34] Della-Maggiore V., Malfait N., Ostry D.J., Paus T., Stimulation of the Posterior Parietal Cortex Interferes with Arm Trajectory Adjustments
- [3] Franklin D.W., Osu R., Burdet E., Kawato M. & Milner T.E., Adaptation to Stable and Unstable Dynamics Achieved by Combined Impedance Control and Inverse Dynamics Model, *J. Neurophysiol.*, 2003, 90:3270-3282.
- [4] Franklin D.W., Liaw G., Milner T.E., Osu R., Burdet E., Kawato M., Endpoint Stiffness of the Arm Is Directionally Tuned to Instability in the Environment, *J. Neuroscience*, 2007, 27:7705-7716.
- [5] Burdet E., Tee K.P., Mareels I., Milner T.E., Chew C.M., Franklin D.W., Osu R., Kawato M., Stability and motor adaptation in human arm movements, *Biol. Cybern.*, 2006, 94:20-32.
- [6] Milner T.E., Franklin D.W., Imamizo H., Kawato M., Central Control of Grasp: Manipulation of Objects with Complex and Simple Dynamics, *NeuroImage*, 2007, 36:388 – 395.
- [7] Darainy M., Ostry D.J., Muscle Co-contraction Following Dynamics Learning, *Exp Brain Res.*, 2008, 190: 153-163.
- [8] Kawato M., Internal Models for Motor Control and Trajectory Planning, *Curr. Opin. Neurobiol.*, 1999, 9: 718-27.
- [9] Darainy M., Evaluation and Modeling of Learning Effects on Control of Skilled Movements through Impedance Regulation and Model Predictive Control, In Persian, Ph.D. Thesis, 2005, Amirkabir university of technology, Tehran, Iran.
- [10] Milner T.E. & Franklin D.W., Impedance Control and Internal Model Use During the Initial Stage of Adaptation to Novel Dynamics in Humans, *J. physiol.*, 2005, 567.2: 651-664.
- [11] Franklin D.W., Burdet E., Tee K.P., Osu R., Chew C.M., Milner T.E., Kawato M., CNS Learns Stable, Accurate, and Efficient Movements Using a Simple Algorithm. *J. Neuroscience*, 2008, 28: 11165-11173.
- [12] Thoroughman K.A. & Shadmehr R., Electromyographic Correlates of Learning an Internal Model of Reaching Movements, *J. Neurosci.*, 1999 19:8574–8588.
- [13] Selen L.P.J., Franklin D.W., Wolpert D.M., Impedance Control Reduce Instability that Arises from Motor Noise. *J. Neurosci.*, 2009, 29:12606-12616.
- [14] Shadmehr R., Mussa-Ivaldi F.A., Adaptive Representation of Dynamics during Learning of a Motor task, *J Neurosci.*, 1994, 14:3208-3224.
- [15] Mehta B., Schaal S., Forward Models in Visuomotor Control, *J. Neurophysiol.*, 2002, 88:942-953.
- [16] Imamizu H., Sugimoto N., Osu R., Tsutsui K., Sugiyama K., Wada Y., Kawato M., Explicit Contextual Information Selectively Contributes to Predictive Switching of Internal Models, *Exp. Brain Res.*, 2007, 181: 395-408.
- [17] Emadi Andali M., Bahrami F., Jabehdar Maralani P., MODEM: a Multi-agent Hierarchical Structure to Model the Human Motor Control System, *Biol. Cybern.*, 2009, 101: 361-377.

- during the Learning of new Dynamics, J. Neurosci, 2004, 24: 9971-9976.
- [35] Emken J.L., Benitez R., Sideris A., Bobrow J.E., Reinkensmeyer D.J., Motor Adaptation as a Greedy Optimization of Error and Effort, J Neurophysiol.,