

A Model for Skill Movements Based on Self-Organized Control Strategy

A. H. Jafari*, S. M. Hashemi-Golpayegani, F. Towhidkhah, A. Fallah

Department of Biomedical Engineering, AmirKabir University of Technology

Received 9 January 2005; received in revised form 17 May 2005; accepted 25 May 2005

Abstract

A hierarchical structure model with three levels is presented for modeling motor control in skill movements. At each level, based on accuracy and quality of control, a specific controller is activated. At first level, control concepts are qualitative. The duty of the first level is to provide stability of system, based on the received qualitative information from second level such as the decrement or increment of error. A self-organized controller at first level is used to generate qualitative control commands, and it plays an encouragement-punishment role to keep the stability of system by sending discrete commands to the second level. This controller only contributes at control action when the controller of second level can not preserve stability individually. At second level, control concepts are quantitative. The duty of the second level is adaptation and control of system accurately. The received information at this level generally comes from sensory and visual feedbacks, and it includes more accurate concepts of control action - like the amount of movement error. A model based on the predictive controller at second level generates quantitative control commands and indeed, determines trajectory of movement accurately. A fuzzy switch combines the control commands of first and second levels, based on the sliding mode strategy, to provide a robust control. At third level, this command is interpreted and then is applied to the involved muscles in movement. The received information at this level is generally the contribution of muscles in performing movement and the effects of environment on the movement, which comes from sensory feedbacks. The presented model with this hierarchical structure has a proper ability to control and keep the stability of system. The simulation results confirm this subject.

Keywords: Hierarchical structure; Self-organized control; Sliding mode control; Model predictive control; Skill movements

* Corresponding author

Address: Department of Biomedical Engineering, AmirKabir University of Technology, Tehran, I.R.Iran

Tel & Fax: +98 21 66495655

E-mail: amir_h_jafari@aut.ac.ir

مدل سازی حرکات مهارتی بر اساس استراتژی کنترل خودسازمانده

امیرهمایون جعفری*، سیدمحمد رضا هاشمی گلپایگانی، فرزاد توحیدخواه، علی فلاح

دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی پزشکی

تاریخ ثبت اولیه: ۱۳۸۳/۱۰/۳۰، تاریخ دریافت نسخه اصلاح شده: ۱۳۸۴/۲/۲۷، تاریخ پذیرش قطعی: ۱۳۸۴/۳/۴

چکیده

به منظور مدل سازی سیستم حرکتی انسان در انجام حرکات مهارتی، مدلی با ساختار سلسله مراتبی سه لایه ارائه شده است. در هر سطح بر اساس میزان دقت و کیفیت امر کنترل، کنترل کننده خاصی وارد عمل شده و عمل کنترل در آن سطح را انجام می دهد. در سطح اول، مفاهیم کنترلی به صورت عام و کیفی مورد بررسی قرار می گیرد و وظیفه آن، حفظ پایداری سیستم بر اساس اطلاعات کیفی دریافتی از سطح دوم مانند کاهش یا افزایش خطا می باشد. در این سطح، از یک کنترل کننده خودسازمانده برای تولید فرامین حرکتی عام استفاده می گردد که نقش تشویق و تنبیه را برای تضمین پایداری سیستم با ارسال فرمان های گسسته به سطح دوم ایفا می کند. این کنترل کننده با توجه به وظیفه خود، تنها در زمانی که کنترل کننده سطح دوم به تنهایی قادر به حفظ پایداری سیستم نباشد، وارد عمل شده و پایداری را تضمین می کند. سطح دوم، امر کنترل را به صورت کمی تر و دقیق تری دنبال می کند و عمل تطبیق در این سطح صورت می گیرد. اطلاعاتی که این سطح عموماً از مسیرهای فیدبک حسی و چشمی دریافت می کند، مفاهیم دقیق تری از عملکرد کنترلی را شامل می شوند (مانند میزان خطای موجود در انجام حرکت). در سطح دوم از کنترل کننده، پیش بین مبتنی بر مدل برای تولید فرامین کنترلی کمی تر و دقیق تر استفاده شده است که در واقع خط سیر حرکتی را تعیین می کند. یک سویچ فازی، فرامین کنترلی سطح اول و دوم را بر اساس روش کنترل مود لغزان برای ایجاد یک سیستم کنترل مقاوم تلفیق می کند. در سطح سوم نیز این فرامین حرکتی، با تعیین عضلات درگیر و نحوه هماهنگی آنها در انجام حرکت مورد نظر، تفسیر می شود و به عضلات، فرامین حرکتی مناسب اعمال می گردد. اطلاعات دریافتی در این سطح عموماً در مورد میزان مشارکت عضلات در انجام حرکت و نیز تأثیر محیط روی سیستم حرکتی است که توسط فیدبک های حسی به این سطح منتقل می شوند. مدل ارائه شده با چنین ساختار سلسله مراتبی، قابلیت مناسبی در کنترل و حفظ پایداری سیستم دارد. نتایج شبیه سازی ها این موضوع را تأیید می کند.

واژه های کلیدی: ساختار سلسله مراتبی؛ کنترل خودسازمانده؛ کنترل مود لغزان؛ کنترل پیش بین؛ حرکات مهارتی

* عهده دار مکاتبات

نشانی: دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی پزشکی

تلفن: ۰۲۱-۶۶۴۹۵۶۵۵، دورنگار: ۰۲۱-۶۶۴۹۵۶۵۵، پیامنگار: amir_h_jafari@aut.ac.ir

۱- مقدمه

هدف این مقاله، ارائه استراتژی کنترلی مناسب برای مدل‌سازی سیستم حرکتی انسان در انجام حرکات مهارتی است. در این استراتژی، با تعیین ویژگی‌های مختص به یک حرکت مهارتی و با نگرش سیستمی به رفتار سیستم حرکتی، فرمان‌های حرکتی مناسب توسط سیستم کنترل ایجاد می‌شود. چنین سیستمی باید به صورت خودسازمانده باشد تا بتواند با محیط اطراف خود دارای تعامل دائمی - با جهت‌گیری به سمت تعادل - بوده و خود را با شرایط محیطی تطبیق دهد. در سال‌های اخیر تحقیقات متعددی در مدل‌سازی سیستم کنترل حرکت انسان در انجام حرکات مهارتی صورت گرفته است.

در مدل Slotine، از روش کنترل ساختار متغیر به عنوان روش کنترل حین کسب مهارت و رسیدن به مدل معکوس پلان استفاده شده است و در آن، از فیدبک چشمی برای تصحیح خطا استفاده می‌شود [۱]. در این مدل، ورودی گسسته‌ای که از مراکز عصبی فوقانی به سیستم کنترل اعمال می‌شود به حفظ پایداری سیستم و نیز، ایجاد شناخت از سیستم تحت کنترل کمک می‌کند.

Kawato، با توجه به ساختار واقعی مخچه، مدل چندلایه‌ای را ارائه کرد و با استفاده از روش پیش‌بینی‌کننده اسمیت برای پیش‌بینی رفتار سیستم و جبران تأخیر موجود در سیستم کنترل، نقش مخچه را به عنوان مدل مستقیمی از حرکت توصیف کرد [۲].

در مدل شادمهر، با استفاده از مدل داخلی جلوسو و کار Kawato و ساختار چندلایه برای مخچه و نیز استفاده از تئوری‌های کنترل تطبیقی، عمل یادگیری در حرکات دستیابی مورد بررسی قرار گرفته شده است. در این مدل، دو مدل مستقیم و معکوس از سیستم وجود دارد که هر یک از آنها، نقش مهمی را در کنترل حرکت ایفا می‌کنند به طوری که با تعامل دائمی بین این دو مدل، به مرور و با تکرار حرکت، مدل معکوس که دارای نرخ یادگیری کندتری نسبت به مدل مستقیم است دقیق‌تر و کامل‌تر می‌شود و نقش بیشتر و تعیین‌کننده‌تری در امر کنترل سیستم از خود نشان می‌دهد.

تعامل بین این دو مدل، توسط قاعده سویچینگ خاصی انجام می‌شود که توسط آن تأثیر هر مدل در امر کنترل تعیین می‌گردد. به نظر می‌رسد این قاعده، تنها توسط روش‌های تطبیقی مرسوم نمی‌تواند به طور کامل و شفاف تعیین شود و نیاز به بررسی بیشتر، و با به‌کارگیری دیدی جامع و سیستمی به کل سیستم کنترل باید تعیین شود [۳].

مدل Grossberg، یک مدل عصبی است که بر اساس ساختار و ارتباطات قشری - مخچه‌ای در حین یادگیری و کسب مهارت در انجام حرکات متوالی دست نوشته ارائه شده است [۴-۶]. در این مدل نیز برای مخچه ساختاری با طیف‌های متفاوت در نظر گرفته شده است که هر طیف آن، وظیفه یادگیری بخش مشخصی از حرکت، بر اساس جهت و مختصات حرکت را به عهده دارد و پس از یادگیری نیز هر طیف در کنترل سیستم، در همان بخش و مختصاتی که آن را فرا گرفته است وارد عمل می‌گردد. به این ترتیب، یکی از مشکلات حرکت سیبرنتیکی که همان تعدد عضلات درگیر در انجام حرکت است را می‌توان با استفاده از خواص حرکت رباتیک، بدون اینکه در هموار و ملایم بودن حرکت تأثیر منفی گذاشته شود مرتفع ساخت. همچنین در این مدل، از فیدبک چشمی و نیز مراکز عصبی فوقانی در قشر مغز برای تصحیح و هدایت حرکت، در زمانی که یادگیری کامل نشده است و مدل مخچه به طور دقیق نمی‌تواند حرکت را کنترل کند، استفاده شده است. در واقع مراکز عصبی مذکور، با استفاده از فیدبک چشمی، سعی در ایجاد شناخت الگوهای حرکتی داشته و هدایت حرکت و پایداری کنترل را به عهده دارند و کنترل حرکت در این سطح، بیشتر یک کنترل کیفی است و به معنای عام‌تری انجام می‌گردد.

در این تحقیق، سعی گردیده این بخش از سیستم کنترل با استفاده از روش کنترل خودسازمانده تکمیل شود. بخشی از مدل ارائه شده نیز، با توجه به میزان دقت مدل مخچه، سهم آن را در کنترل حرکت تعیین می‌کند. پس از تعیین الگوهای حرکتی، بخش‌های دیگری از سیستم عصبی (مانند بصل‌النخاع) عمل تنظیم اندازه و سرعت انجام حرکت را انجام می‌دهد.

انسان، سعی گردیده مدلی با ساختار سلسله‌مراتبی ارائه شود که با تقسیم وظیفه در لایه‌های مختلف آن، اجزای مختلف در هر لایه دارای وظیفه مختص به خود بوده و بر اساس آن وظیفه، استراتژی مناسب کنترل در هر سطح و لایه از این مدل تعریف گردیده است. برای این کار از ویژگی‌ها و استراتژی‌های به کار رفته در مدل‌های قبلی استفاده شده و در اتصال لایه‌های مختلف این مدل، نواقص و ضعف‌های موجود در مدل‌های قبلی اصلاح گردیده است، برای مثال، جهت حفظ پایداری از یک کنترل‌کننده خودسازمانده در لایه اول استفاده گردیده که بر اساس ویژگی‌های این کنترل‌کننده، غنای زیادی به فرمان کنترل گسسته‌ای که در این لایه برای حفظ پایداری تولید می‌شود، داده خواهد شد که در مدل Slotine و Grossberg وجود ندارد و یا نحوه تلفیق این فرمان با فرمان لایه دوم که بر اساس استراتژی کنترل پیش‌بین-همانند مدل توحیدخواه-تولید می‌شود، توسط یک سویچ و قاعده فازی که به صورت هوشمند قابل بهبود و بهینه‌سازی است، انجام می‌شود که این قابلیت در مدل شادمهر وجود ندارد و به این ترتیب، ضعف آن مدل را برطرف می‌سازد.

در تمام این مدل‌ها سعی شده است که برای مدل، توجیه فیزیولوژیکی نیز در نظر گرفته شود، هر چند که، برای یافتن یک مدل کاملاً همومورفیک مشکلات فراوانی وجود دارد که عمده آن، عدم دسترسی مستقیم به اعضای موجود در سیستم عصبی انسان در مغز و سطوح فوقانی و تنوع و تعدد اتصالات بین این اعضا می‌باشد، برای مثال در این مدل‌ها، برای مخچه ساختار چندگانه در نظر گرفته می‌شود که هر بخش آن، وظیفه یادگیری دینامیک و کنترل تعدادی از عضلات را به عهده می‌گیرد. در نتیجه، برای انجام حرکت خاص، تعدادی از این نواحی با هم فعالیت کرده و عضلات را درگیر حرکت نموده و زمان‌بندی فعالیت آنها را تنظیم می‌نماید. بنابراین، بیشتر این مدل‌ها سعی در توجیه عملکرد سیستم کنترل حرکت انسان در سطح رفتاری می‌کنند و در حقیقت، بیشتر یک مدل رفتاری هستند.

در مدل ارائه شده در این تحقیق نیز، این موضوع در نظر

این مدل، نسبت به مدل‌های مشابه قبلی خود یعنی مدل $VITE^1$ [۴] و مدل $VITEWRITE^2$ [۵] کامل‌تر بوده و از هماهنگی عضلات برای ایجاد زیرحرکت‌های مورد نظر با تصویر حرکت در جهت‌ها و مختصات معین استفاده می‌نماید. این مدل $AVITEWRITE^3$ نام‌گذاری شده است [۶].

در مدل توحیدخواه، از کنترل امیدانس مفاصل به عنوان استراتژی کنترل و هم‌چنین از روش کنترل پیش‌بین برای کنترل حرکت استفاده شده است. در این مدل با به‌کارگیری روش کنترل پیش‌بین، به سیستم کنترل قابلیت پیش‌بینی داده می‌شود که این قابلیت در هموار شدن حرکت می‌تواند نقش مهمی داشته باشد. هم‌چنین با توجه به امر یادگیری در این مدل، تکرار حرکت باعث ایجاد مدل مستقیمی از سیستم تحت کنترل می‌گردد که دقت آن باعث هموارتر شدن حرکت و پیش‌بینی دقیق‌تر می‌شود. در این مدل نیز حرکت به صورت تغییر پیوسته نقطه تعادل مفصل در رسیدن به نقطه هدف ایجاد می‌شود و در نتیجه، حرکت به صورت پیوسته است و زیرحرکت‌های گسسته‌ای در آن دیده نمی‌شود. هم‌چنین در این مدل از فیدبک‌های حسی عمقی برای یادگیری مدل استفاده می‌گردد و از فیدبک چشمی برای تصحیح خط سیر حرکتی استفاده نمی‌شود [۷، ۸].

هر کدام از مدل‌های فوق، از دیدگاه خاصی سیستم کنترل حرکت انسان را مورد بررسی قرار داده‌اند. به همین دلیل با وجود داشتن ویژگی‌های خاص در امر مدل‌سازی این سیستم، دارای نقاط ضعفی نیز می‌باشند، برای مثال در مدل Slotine و Grossberg، از ورودی گسسته‌ای برای حفظ پایداری کنترل‌کننده استفاده گردیده که معمولاً از طریق فیدبک چشمی ایجاد می‌شود که دارای غنای کافی نبوده و لزوماً پایداری سیستم را تضمین نمی‌کند. در مدل شادمهر نیز که از دو مدل معکوس و مستقیم برای کنترل استفاده شده، نحوه تلفیق فرامین این دو کنترل‌کننده بر اساس قانون سویچینگ خاص و ساده‌ای انجام می‌شود که لزوماً بهترین نحوه تلفیق این فرامین نیست.

در این تحقیق، با نگرشی سیستمی به سیستم کنترل حرکت

¹ Vector Integration to Endpoint

³ Adaptive Vector Integration to Endpoint WRITE

² Vector Integration to Endpoint WRITE

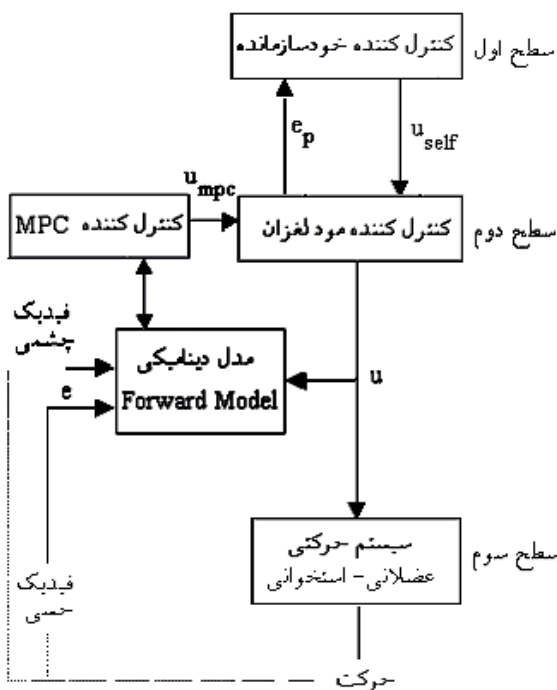
از روش کنترل خودسازمانده^۴ در سطح اول، و از روش کنترل مود لغزان^۵ و کنترل پیش‌بین (MPC)^۶ در سطح دوم برای رسیدن به ساختار سلسله‌مراتبی برای سیستم کنترل حرکت در انجام حرکات مهارتی استفاده می‌گردد [۹].

در شکل ۱، شمای کلی از مدل، با در نظر گرفتن روش‌های کنترلی مورد نظر در هر سطح از این ساختار سلسله‌مراتبی نشان داده شده است. در این ساختار، در لایه اول با توجه به سبب‌رئیتی بودن سیستم و نیاز به پایداری سیستم در شرایطی که از پلان و شرایط اولیه آن اطلاعات زیادی در دست نیست، از کنترل خودسازمانده استفاده می‌گردد. در هنگامی که اطلاعات جامعی از سیستم و تغییرات آن موجود نیست، این کنترل‌کننده با اعمال ورودی کنترلی گسسته، u_{self} ، که نقش تشویق یا تنبیه سیستم را دارد و با قاعده‌مندی خاصی تعیین می‌شود، وظیفه تأمین پایداری سیستم را به عهده دارد. این لایه برای بررسی وضعیت پایداری از خطای پیش‌بینی، e_p ، که از مدل دینامیکی موجود در لایه دوم حاصل می‌شود، استفاده می‌کند.

گرفته شده است که مدل بیشتر توجیه در سطح رفتاری سیستم کنترل حرکت را انجام می‌دهد. با توجه به نحوه عملکرد سیستم کنترل حرکت در سطوح فوقانی می‌توان نحوه عملکرد اعضای مختلف را بررسی کرد که برخی از آنها تنها در زمان‌های خاص وارد عمل شده و فقط در حفظ پایداری سیستم مؤثر هستند و برخی دیگر، کار یادگیری حرکت و کنترل آن را به عهده دارند و عمل تطبیق را انجام می‌دهند. به همین دلیل، مدل دارای ساختار سلسله‌مراتبی است که لزوماً مرز لایه‌ها ممکن است به طور قطعی قابل تعریف نباشد، مثلاً نقش برخی از نواحی مخچه در لایه دوم این مدل و نقش نواحی دیگر از آن در لایه اول، مدل شده است. استراتژی‌های کنترل به کار رفته در این مدل بر اساس توجیه عملکرد رفتاری سیستم کنترل حرکت انسان است که با قابلیت‌های موجود در هر استراتژی سنخیت دارد. برای مثال، خودسازماندهی از ویژگی‌های این سیستم در حفظ بقای سیستم و هماهنگ شدن با محیط است و یا پیش‌بینی و تطبیق در انتخاب استراتژی کنترل پیش‌بین در لایه دوم مدل، از ویژگی‌های رفتاری این سیستم است که در عمل در آن مشاهده می‌شود. بنابراین، استراتژی‌های موجود در مدل ارائه شده بر اساس ویژگی‌های رفتاری و عملکرد سیستم کنترل حرکت انسان انتخاب شده و صرفاً توجیه محاسباتی ندارد و تا حدودی نیز تعبیر فیزیولوژیکی دارند.

۲- شمای کلی مدل پیشنهادی

در مدل پیشنهادی، همانند کارهای اخیر، ساختار چندلایه‌ای برای مخچه، جهت یادگیری مدل مستقیم و نیز مدل معکوس در نظر گرفته شده است [۱-۴]. هم‌چنین تأثیر مراکز عصبی فوقانی در بخش قشر مغز، در هدایت حرکت در مراحل اولیه کسب مهارت و نیز ایجاد و شناخت الگوهای حرکتی مورد توجه قرار گرفته است [۴]. البته در این مدل، ساختار سلسله‌مراتبی به سه سطح مجزا تقسیم‌بندی شده است و در هر سطح، با توجه به وظایفی که از آن انتظار می‌رود از ساختار و روش کنترلی مناسبی استفاده می‌شود که در کارهای گذشته، به این دقت صورت نگرفته است برای مثال،



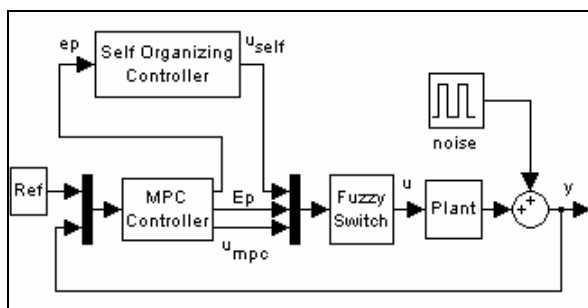
شکل ۱- بلوک دیاگرام کلی

ساختار سلسله‌مراتبی مدل پیشنهادی برای حرکات مهارتی

^۴ Self-organized Control

^۵ Sliding Mode Control

^۶ Model Predictive Control



شکل ۲- بلوک دیاگرام سیستم کنترلی

قرار می‌گیرد. در حقیقت هنگامی که این مدل ساخته شده باشد، کنترل‌کننده خودسازمانده اطلاعات کیفی مورد نیاز خود از پلان (خطا و نحوه تغییرات آن) را از کنترل‌کننده MPC در سطح دوم دریافت خواهد کرد. در صورتی که جهت حفظ پایداری پلان نیاز به دخالت کنترل‌کننده خودسازمانده در امر کنترل باشد، این کنترل‌کننده با استفاده از اطلاعاتی که از لایه دوم به عنوان خطای پیش‌بینی شده دریافت می‌کند (سیگنال e_p در شکل ۲)، ورودی کنترلی u_{self} را ایجاد می‌کند که این ورودی بر ورودی کنترلی تولید شده توسط کنترل‌کننده تطبیقی لایه دوم اثر می‌گذارد (به صورت یک قاعده فازی بر اساس رابطه ۱ با هم تلفیق می‌شوند) و نهایتاً ورودی کنترلی به پلان را می‌سازد.

$$u = kf_mpc * u_{mpc} + kf_self * u_{self} \quad (1)$$

در این رابطه، kf_self و kf_mpc ، ضرایب فازی هستند که عمل تلفیق دو فرمان کنترلی را انجام می‌دهند. در حقیقت، ورودی کنترلی u_{self} با تغییر مداوم در علامت خود، عمل تنبیه یا تشویق را انجام داده و با تغییر مداوم در اندازه خود، میزان تنبیه یا تشویق سیستم را در امر کنترل پلان مورد نظر تنظیم می‌نماید. جهت بررسی مقاوم بودن سیستم در برابر اغتشاشات خارجی، یک اغتشاش (به صورت ضربه) به خروجی سیستم اعمال می‌گردد.

در کنترل‌کننده پیش‌بین می‌توان از روش‌های مختلفی برای پیاده‌سازی کنترل‌کننده استفاده کرد [۱۲-۱۷]. در مدل ارائه شده از روش NMPC⁷ استفاده شده است. در این روش، از مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی خروجی و مشتقات آن در آینده استفاده می‌گردد. برای توضیحات کامل در مورد این الگوریتم به ضمیمه الف مراجعه شود.

در لایه دوم، عمل کنترل به طور دقیق‌تر، به روش تطبیقی انجام می‌شود. برای این کار، از یک کنترل‌کننده مود لغزان به همراه کنترل‌کننده پیش‌بین استفاده می‌گردد [۱۰، ۱۱].

کنترل‌کننده مود لغزان خاصیت مقاوم بودن را برای سیستم ایجاد خواهد کرد که برای بهبود این خاصیت و مقاوم بودن سیستم در برابر اثرات محیط، کنترل‌کننده پیش‌بین، به موازات کنترل‌کننده مود لغزان عمل می‌کند و تخمینی از پلان تحت کنترل و محیط اطراف را به صورت فرمان کنترل ورودی تخمینی، $\hat{u}(t) = u_{mpc}$ ، در اختیار کنترل‌کننده مود لغزان خواهد گذاشت. با توجه به خاصیت یادگیری موجود در روش کنترل پیش‌بین، این فرمان کنترل ورودی، به مرور کامل‌تر می‌گردد و از غنای بیشتری برخوردار خواهد شد. قاعده تعیین ضریب مشارکت کنترل‌کننده خودسازمانده در لایه اول و کنترل‌کننده تطبیقی در لایه دوم (ضرایب تأثیر فرامین u_{self} و u_{mpc} در ایجاد فرمان u) به صورت فازی انجام می‌شود.

در لایه سوم نیز از یک مدل پایه برای عضلات استفاده شده است که با دریافت فرامین کنترلی از لایه دوم، عمل حرکت را انجام می‌دهد و وضعیت مفاصل را در حین انجام حرکت به لایه‌های بالاتر فیدبک می‌کند.

۳- پیاده‌سازی مدل

با توجه به نکات فوق، مدل پایه‌ای برای سیستم کنترل سلسله‌مراتبی همانند شکل ۲ در نظر گرفته شد.

کنترل‌کننده خودسازمانده در یک سطح بالاتر و بر پایه خطای پیش‌بینی شده توسط کنترل‌کننده پیش‌بین و بر اساس یک قاعده سوییچینگ فازی در امر کنترل دخالت می‌کند.

در این مدل، دو کنترل‌کننده تطبیقی MPC و کنترل‌کننده خودسازمانده در دو سطح متفاوت، عمل کنترل را روی یک پلان انجام می‌دهند. کنترل‌کننده MPC ابتدا در سطح پایین‌تر با دریافت خروجی از پلان، مدلی از آن را ساخته و از آن برای پیش‌بینی رفتار پلان و تولید ورودی کنترلی u_{mpc} استفاده می‌کند. هم‌چنین با استفاده از این مدل، خطای پلان در لحظات آینده پیش‌بینی خواهد شد و در اختیار کنترل‌کننده خودسازمانده که در سطح دیگری (بالاتر) است،

⁷ Non-Linear Model Predictive Control

به عنوان کمیتی برای تعیین نحوه حرکت به سمت سطح لغزان استفاده خواهد شد. در ضمن برای تلفیق این دو فرمان، (دو جمله موجود در رابطه ۳)، از یک سویچ فازی استفاده شده که تعیین ضریب k را به صورت فازی انجام می‌دهد. در شکل ۳، ساختار کنترل‌کننده خودسازمانده نشان داده شده است. این کنترل‌کننده، خطای پیش‌بینی شده توسط کنترل‌کننده MPC در لایه دوم را مورد بررسی قرار می‌دهد. ابتدا توسط یک معیار کارایی^۸، نحوه کاهش یا افزایش خطا تعیین می‌شود (خروجی V تولید می‌شود). این کار بر اساس رابطه ۴:

$$V = -\text{sign}(e_p) \cdot \text{sign}(\hat{f}(x)) \quad (4)$$

تعیین می‌گردد. سپس سیگنال V در نمونه قبلی خروجی کنترل‌کننده، در تشویق یا تنبیه سیستم، ضرب می‌گردد تا بر اساس آن، همبستگی لازم بین فرامین و نیز ایجاد یک حافظه کوتاه‌مدت برای کنترل‌کننده خودسازمانده که آن را در تصمیم‌گیری صحیح‌تر و ایجاد کنترلی مقاوم‌تر، یاری می‌کند فراهم شود (سیگنال W). حال این سیگنال همبستگی وارد بخش تخمین‌زننده حالت سیستم^۹ می‌شود. در این بلوک،

در روش کنترل مود لغزان، با تعریف سطح لغزانی در صفحه فاز سیستم (سطح S) به صورت رابطه ۲:

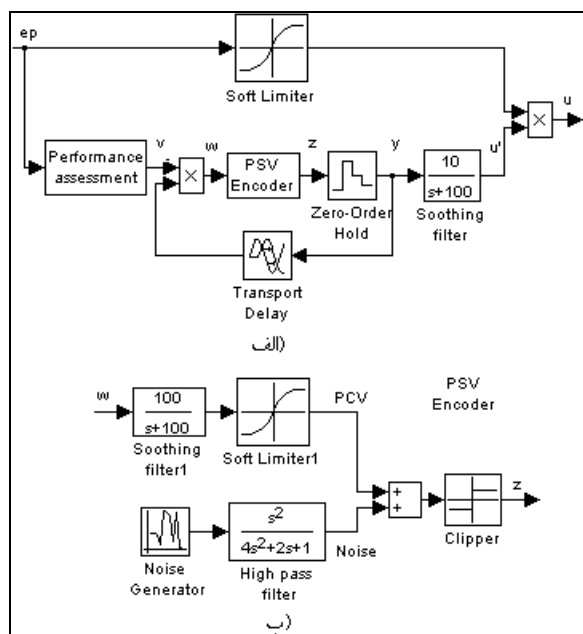
$$S(X,t) = \left(\frac{d}{dt} + \lambda\right)^n \bar{x} \quad (2)$$

که در آن، $\bar{x} = x - x_d$ است سعی می‌شود که با انتخاب ورودی مناسب به شکل رابطه ۳:

$$u = \hat{u} + k * \text{sgn}(S * \hat{f}(x)) \quad (3)$$

سیستم را به سمت این سطح لغزان هدایت نمود و سپس، هنگامی که سیستم روی این سطح قرار گرفت بر روی آن لغزیده و به سمت مبدأ (نقطه تعادل سیستم) میل کند. در معادله فوق، \hat{u} ، یک ورودی کنترلی است که بر اساس تخمینی که از پلان در اختیار است ($\hat{f}(x)$) محاسبه می‌شود. این ورودی باعث غنای فرمان کنترل و حرکت سیستم به سمت سطح لغزان به شکل مناسب‌تر و هموارتر می‌گردد. جمله دوم نیز سویچینگ در اطراف سطح لغزان را نشان می‌دهد که در صورت عبور سیستم از خط لغزان، این جمله تغییر علامت داده، فرمان کنترل را عکس نموده و باعث تغییر مسیر مجدد سیستم و حرکت به سمت سطح لغزان می‌شود. اگر $\hat{f}(x)$ موجود نباشد، از \hat{u} صرف‌نظر می‌شود که در این حالت فرمان کنترلی به صورت گسسته و سویچینگ خواهد بود که دارای غنای کافی نیست و سیستم معمولاً به طور نامطلوبی، با تعداد سویچینگ‌های فراوان، حول سطح لغزان باقی می‌ماند و به سمت مبدأ، حرکت خواهد کرد. می‌توان نشان داد اگر ضریب k از حدی بزرگتر در نظر گرفته شود، سیستم مورد نظر با فرمان کنترلی فوق، پایدار خواهد ماند [۱۰].

با توجه به موارد فوق و با در نظر گرفتن استراتژی کنترل مود لغزان در لایه دوم، برای تولید فرمان کنترل \hat{u} ، از کنترل‌کننده پیش‌بین با توجه به مدلی که از پلان به مرور ساخته و در اختیار دارد ($\hat{f}(x)$)، استفاده می‌شود. فرمان گسسته (جمله دوم در رابطه ۳) نیز توسط کنترل‌کننده خودسازمانده از لایه اول ساخته خواهد شد که برای تولید آن به پارامتر S نیاز است. در ادامه نحوه به‌کارگیری خطای پیش‌بینی e_p در لایه اول مورد بررسی قرار خواهد گرفت تا شباهت عملکرد آن با پارامتر S نشان داده شود. از این عامل



شکل ۳

الف- بلوک دیاگرام مربوط به کنترل‌کننده خودسازمانده؛

ب- بلوک دیاگرام مربوط به واحد PSV Encoder

⁸ Performance Assessment

⁹ PSV Encoder

کردن ورودی برای هدایت سیستم به سمت خط لغزان کافی نیست و باید دامنه ورودی نیز دارای مقدار مناسبی بوده و غنای کافی را داشته باشد که در مباحث مربوطه با این ورودی مکمل با \hat{u} (یا همان u_{mpc}) نشان داده می‌شود. [۱۸-۲۰].

هم‌چنین به دلیل عدم وجود مدلی از پلان در سیستم خودسازمانده، در حالت کلی، محاسبه دقیق e_p امکان‌پذیر نیست و معمولاً به دلیل کاهش حساسیت به نویز و خطای موجود در محاسبه e_p ، آن را به صورت رابطه ۷ تقریب می‌زنند:

$$e_p \approx e(t_k) + T * \frac{d}{dt} e(t_k) \quad (7)$$

رابطه فوق، معادله یک خط (همان خط لغزان) در صفحه فاز سیستم است. برای محاسبه این تقریب در روش کنترل خودسازمانده، معمولاً از یک کنترل‌کننده PD استفاده می‌شود. با توجه به نکات فوق، دو تغییر مهم در کنترل‌کننده خودسازمانده در این تحقیق عبارت است از:

۱- با توجه به اینکه مدلی از پلان در کنترل‌کننده پیش‌بین ساخته می‌شود خطای پیش‌بینی توسط این مدل محاسبه شده و در اختیار کنترل‌کننده خودسازمانده قرار می‌گیرد. دقت این خطا، به دقت مدل بستگی خواهد داشت و با فرض دقت کافی در مدل، مقدار e_p به طور نسبتاً دقیق تعیین خواهد شد، بنابراین، دیگر نیازی به کنترل‌کننده PD و افزایش حساسیت به نویز، به دلیل انجام عمل مشتق‌گیری نخواهد بود. پس به عنوان اولین تغییر، کنترل‌کننده PD از ساختار کنترل‌کننده خودسازمانده حذف شده است. باید توجه داشت در e_p ، تمامی اطلاعات موجود در خطای سیستم و مشتقات آن با در نظر گرفتن ضربی مناسب برای هر کدام از مؤلفه‌های خطا، موجود است و بنابراین، آن را می‌توان به عنوان تابع معیاری برای تعیین زمان دخالت کنترل‌کننده خودسازمانده در امر کنترل در واحد Fuzzy-Switch در نظر گرفت که این کار در پیاده‌سازی مدل لحاظ شده است و نکته فوق، صحت و کفایت انتخاب e_p را برای تعیین قاعده سویچینگ بین دو کنترل‌کننده خودسازمانده و پیش‌بین نشان می‌دهد. به این ترتیب با انتخاب e_p حاصل از پیش‌بینی مدل،

ابتدا توسط عمل فیلتر کردن، سیگنال W ملایم می‌گردد تا در صورت وجود تداوم در همبستگی بین فرامین، (تشویق یا تنبیه مداوم)، این سیگنال تقویت گردد و سپس از یک نرم‌کننده غیرخطی^{۱۰} عبور داده می‌شود تا دامنه سیگنال، در صورت افزایش، نهایتاً به یک مقدار حدی برسد. نسبت سیگنال به نویز (سیگنال تصمیم‌گیرنده به سیگنال تصادفی اعمالی) در این حالت به اندازه کافی بزرگ است به اندازه‌ای که تأثیر سیگنال تصادفی که در مراحل اولیه عمل خودسازماندهی جهت انجام عمل جستجوی تصادفی به فرمان کنترلی اضافه می‌شود، کاهش یافته و از بین می‌رود (در حالت تشویق و یا تنبیه دائم). سپس سیگنال حاصل، گسسته شده و فرمان گسسته Z تولید می‌گردد. خروجی نهایی کنترل‌کننده خودسازمانده با استفاده از نگهدارنده مرتبه صفر^{۱۱} و فیلتر کردن سیگنال Z تولید خواهد شد [۱۸-۲۰].

کنترل‌کننده خودسازمانده برای تشخیص وضعیت سیستم و تشویق و تنبیه آن، نیاز به استفاده از خطای سیستم و سپس محاسبه خطای پیش‌بینی از روی آن دارد که این خطا (e_p) به صورت رابطه ۵ برای یک سیستم مرتبه N قابل محاسبه است:

$$e_p = e(t_k) + T * \frac{d}{dt} e(t_k) + \Lambda + \frac{T^{N-1}}{(N-1)!} * \frac{d^{N-1}}{dt^{N-1}} e(t_k) \quad (5)$$

این پارامتر (که دقیقاً همانند تعریف پارامتر S در روش کنترل مود لغزان است) به عنوان کمیتی در نظر گرفته می‌شود که توسط تابع معیاری در روش کنترل خودسازمانده، قدر مطلق آن کاهش می‌یابد (همانند قدر مطلق S). با در نظر گرفتن معیار کارایی به صورت رابطه ۶:

$$V = -\text{sgn}(e_p) * \text{sgn}(\frac{d}{dt} e_p) \quad (6)$$

می‌توان نشان داد که مقدار e_p همواره کاهش خواهد یافت. در واقع، به طور ضمنی یک تابع لیاپانوف حاصل می‌شود که پایداری سیستم را تضمین می‌کند، اما این تابع به تنهایی پایداری عام را تضمین نمی‌کند، بلکه به دلیل اینکه ورودی حاصل از آن غنای کافی را ندارد پایداری محلی ایجاد خواهد کرد (همان گونه که در روش مود لغزان، تنها سویچ

¹⁰ Soft Limiter¹¹ Zero-Order Hold

برای ورودی u (ورودی کنترلی نهایی اعمالی به پلان)، باید سهم هر کدام از کنترل‌کننده‌ها به گونه‌ای تعیین شود که منجر به تضمین حرکت به سمت خط لغزان و در نتیجه، حفظ پایداری شود. بر این اساس، پارامترهای موجود در ساختار کنترل خودسازمانده، از قبیل پارامترهای موجود در واحد PSV، باید به گونه‌ای تنظیم شود که این کنترل‌کننده قادر به حفظ پایداری پلان ناپایدار باشد. البته محدوده پایداری به ضریب k بستگی دارد که هر چقدر بزرگتر باشد، این محدوده وسیع‌تر خواهد بود.

بنابراین، انتخاب رابطه ۱۰ به عنوان تابع معیار تعیین تأثیر هر کدام از ورودی‌های کنترلی خودسازمانده و پیش‌بین در امر کنترل، منطقی به نظر می‌رسد:

$$u = Kf_{mpc} * u_{mpc} + Kf_{self} * u_{self} \quad (10)$$

که این کار، در واحد سویچ فازی^{۱۳} انجام می‌شود و در حقیقت، با مقایسه روابط ۹ و ۱۰ قبلی ملاحظه می‌شود Kf_{self} ، نقش k را ایفا می‌کند. همچنین برای ورودی u_{mpc} (همان \hat{u})، یک ضریب Kf_{mpc} در نظر گرفته شده است که با مقایسه دو رابطه فوق، این ضریب برابر یک فرض شده است. این دو ضریب، هر دو بر حسب e_p و به صورت فازی، با توجه به قوانین فازی جدید استخراج شده، تعیین می‌شوند.

در واقع، سویچ فازی نقش کنترل‌کننده مود لغزان را در لایه دوم ایفا می‌کند که با تلفیق دو فرمان کنترلی حاصل از کنترل‌کننده خودسازمانده (که وظیفه اصلی آن حفظ پایداری سیستم است) و کنترل‌کننده پیش‌بین (که وظیفه اصلی آن ایجاد دینامیکی مناسب برای عمل کنترل است). فرمان کنترلی نهایی که به پلان اعمال می‌شود را ایجاد می‌کند.

بر اساس نکته فوق، قانونی برای تنظیم ضریب Kf_{self} که باید به صورت فازی تعیین گردد، در نظر گرفته می‌شود. معیار دخالت فرمان کنترل‌کننده خودسازمانده بر اساس معیار $(e_p \cdot \mathcal{S}_p)$ تعیین می‌گردد:

if $(e_p \cdot \mathcal{S}_p)$ is **negative** then,

kf_{self} is **zero**.

if $(e_p \cdot \mathcal{S}_p)$ is **zero** then,

kf_{self} is **small**.

معادله خط لغزان واقعی در صفحه فاز سیستم حاصل خواهد شد و e_p ، هر چه بیشتر به پارامتر S (در روش کنترل ساختار متغیر) نزدیک می‌شود. معادله واقعی خط لغزان به صورت رابطه ۸ خواهد بود:

$$e_p = e(t_k) + T * \frac{d}{dt} e(t_k) + \Lambda + \frac{T^{N-1}}{(N-1)!} * \frac{d^{N-1}}{dt^{N-1}} e(t_k) = 0 \quad (8)$$

به این ترتیب، از غنای موجود در e_p حاصل از پیش‌بینی مدل (در مقایسه با مقدار تقریبی از آن که توسط کنترل‌کننده PD حاصل می‌شد)، استفاده می‌شود که این باعث بهبود عملکرد کنترلی خواهد شد.

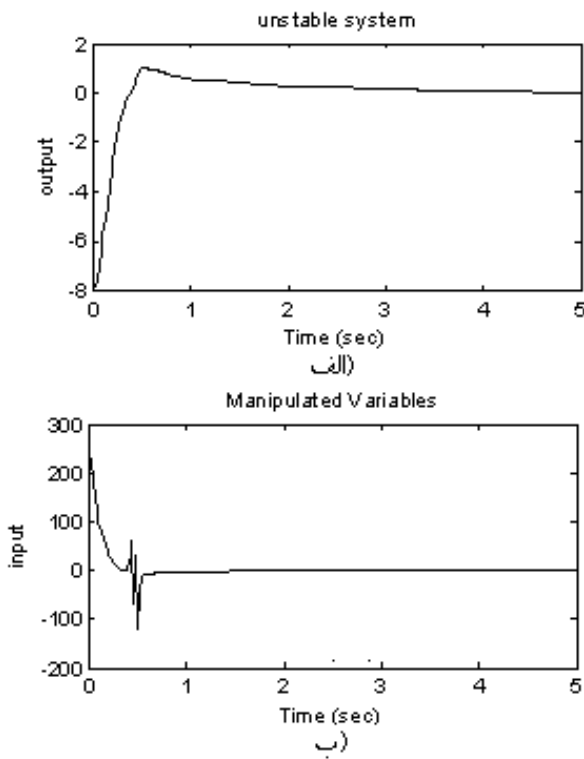
۲- همان طور که اشاره شد، استفاده از خط لغزان برای تعیین زمان سویچینگ و تغییر علامت دادن ورودی به تنهایی منجر به جذب شدن سیستم به سمت خط لغزان نخواهد شد و باید غنای ورودی را با توجه به محل استقرار و فاصله سیستم از خط لغزان افزایش داد (یعنی با توجه به مقدار e_p). در واقع، حال که مثبت یا منفی بودن ورودی گسسته حاصل از کنترل‌کننده خودسازمانده مشخص شده است، دامنه این سیگنال گسسته باید تعیین شود به گونه‌ای که، ورودی حاصل از مجموع دو ورودی پیوسته و گسسته، جذب شدن به سمت خط لغزان را تضمین کند. با دور شدن از خط لغزان، انرژی سیستم بیشتر می‌شود و برای اینکه این ورودی گسسته، قادر به راندن سیستم به سمت خط لغزان و کاهش این انرژی باشد باید دامنه ورودی گسسته نیز بزرگتر باشد. پس باید مقدار k بر حسب e_p به طور مناسب تعیین گردد:

$$u = \hat{u} + k * \text{sgn}(S * \mathcal{S}_p) \quad (9)$$

در رابطه ۹، \hat{u} ورودی پیوسته حاصل از کنترل‌کننده پیش‌بین می‌باشد که به مرور، با شناخت دقیق‌تر سیستم، دقت آن افزایش می‌یابد و جمله دوم ورودی گسسته حاصل از کنترل خودسازمانده است. باید توجه داشت برای تعیین این جمله، باید یک شناخت سریع و نسبتاً کیفی از سیستم (از روی e_p موجود) انجام شود که این کار معمولاً به روش‌های آماری مانند جستجوی تصادفی و روش RL^{۱۲} و غیره صورت می‌گیرد.

¹² Reinforcement Learning

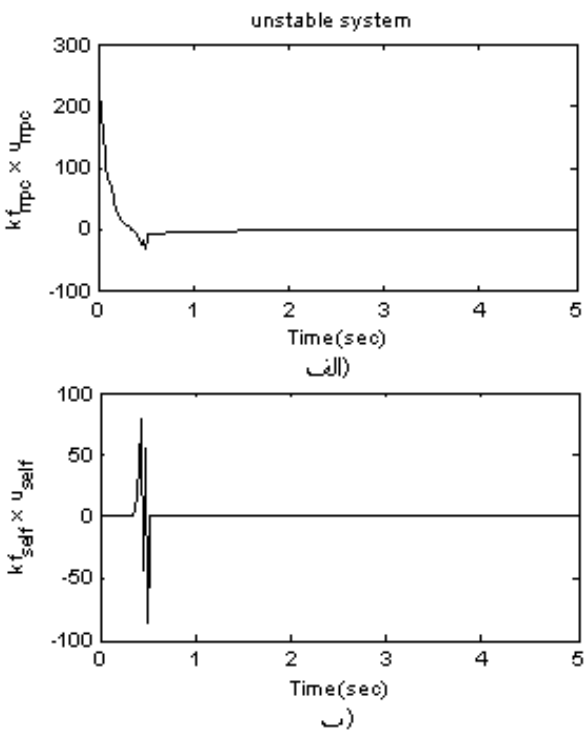
¹³ Fuzzy Switch



شکل ۴

الف- خروجی؛

ب- ورودی کنترلی سیستم ناپایدار به ازای شرایط اولیه (۶ و ۸-)



شکل ۵- فرمان‌های کنترلی مؤثر (تلفیقی) دو کنترل‌کننده

الف- پیش‌بین؛ ب- خودسازمانده در امر کنترل برای سیستم ناپایدار

به ازای شرایط اولیه (۶ و ۸-)

if $(e_p \cdot \dot{e}_p)$ is **positive** then,
 k_{fself} is **large**. (۱۱)

همان طور که مشاهده می‌شود در مدل سلسله‌مراتبی ارائه شده، لایه سوم به صورت بلوک پلان نمایش داده شده است. این لایه در آزمایش‌ها به صورت یک سیستم درجه ۲ ناپایدار و مدل دوپایی راه رفتن^{۱۴} در نظر گرفته می‌شود و با منحرف کردن سیستم از حالت تعادل خود، نحوه عملکرد سیستم کنترل (لایه‌های اول و دوم) در بازگرداندن سیستم به وضعیت تعادل خود مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۴- شبیه‌سازی مدل

در آزمایش اول، پلان، یک سیستم مرتبه دوم خطی ناپایدار به صورت مدل پایه ساده و عامی از سیستم‌های عصبی-عضلانی در نظر گرفته می‌شود که در آن، دینامیک مربوط به انتقال فرامین عصبی به عضلات و دینامیک مربوط به تولید گشتاور مفاصل لحاظ شده است:

$$G(s) = \frac{4}{(s-2)(s+10)} \quad (۱۲)$$

که در لحظه صفر، از نقطه تعادل خود (نقطه (۰ و ۰) یا همان مبدأ) منحرف می‌شود (به نقطه (۶ و ۸-) در صفحه فاز). مدلی از این پلان، در کنترل‌کننده پیش‌بین، به صورت یک شبکه عصبی یادگیری می‌شود که به عنوان مدل موجود در لایه دوم در ساختار سلسله‌مراتبی مدل ارائه شده استفاده می‌گردد. هم‌چنین ضرایب افق‌های پیش‌بینی و کنترل در روش کنترل پیش‌بین به ترتیب برابر $P=10$ و $M=2$ انتخاب شده‌اند. نتایج حاصل از شبیه‌سازی در شکل‌های ۴ تا ۷ مشاهده می‌شود.

در شکل ۴، ورودی و خروجی پلان رسم شده است. همان گونه که در این شکل، با مقایسه با سایر شکل‌ها ملاحظه می‌شود، کنترل‌کننده تطبیقی در ابتدا عمل کنترل را انجام می‌دهد و سپس، در زمانی که خطای پیش‌بینی سیستم رو به افزایش می‌رود و سیستم به سمت ناپایداری میل می‌کند، کنترل‌کننده خودسازمانده وارد عمل می‌شود و با ارسال پالس‌هایی به لایه دوم، در امر کنترل دخالت می‌کند که با توجه به ضریبی که در سویچ فازی به این پالس‌ها داده

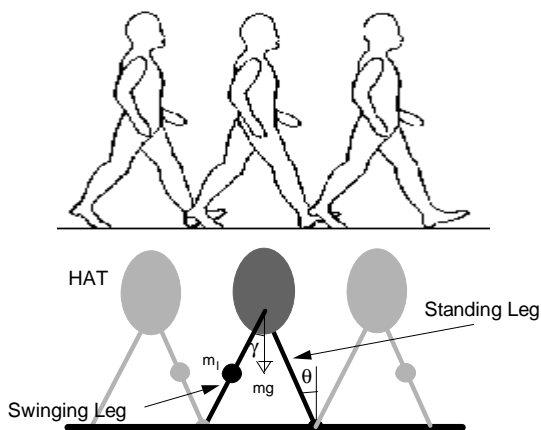
¹⁴ Gait

می‌شود، نحوه تلفیق فرمان کنترل‌کننده خودسازمانده با کنترل‌کننده پیش‌بین مشخص می‌گردد (شکل‌های ۵ و ۶). در شکل ۷ نیز خطای پیش‌بینی و مشتق آن که برای تعیین پایداری و زمان دخالت کنترل‌کننده خودسازمانده در امر کنترل استفاده می‌شوند، نشان شده است. در این مرحله، مدل ارائه شده به ازای پلان غیرخطی و پیچیده‌تر مورد بررسی قرار می‌گیرد.

پلان دوم، یک مدل دوپایی ساده شده بدون زانو برای راه رفتن می‌باشد که در شکل ۸ نشان داده شده است. این مدل از دو آونگ تشکیل شده است. آونگ معمولی، نشان‌دهنده پای ثابت و ایستاده و آونگ معکوس نشان‌دهنده پای در حال حرکت و نوسان است. در این مدل، توسط گشتاورهای اعمال شده به دو پا، کار کنترل حرکت انجام می‌شود، بنابراین، سیستم دو ورودی- دو خروجی است که معادلات دینامیکی حاکم بر آن از رابطه ۱۳ به دست می‌آید:

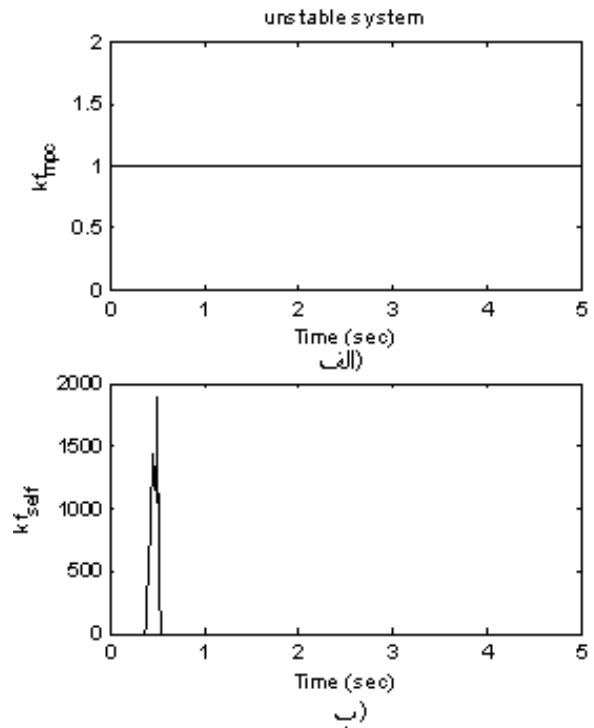
$$\begin{cases} (m + m_1) l^2 \ddot{\theta} - m_1 l_1 l \ddot{\theta} \cos(\pi - \gamma - \theta) \\ - m_1 l_1 l \dot{\gamma} \sin(\pi - \gamma - \theta) - g l (m + m_1) \sin(\theta) = T_1 \\ - m_1 l_1 \ddot{\theta} + m_1 l_1 l \ddot{\theta} \cos(\pi - \gamma - \theta) \\ + m_1 l_1 l \dot{\theta} \sin(\pi - \gamma - \theta) - g m_1 l_1 \sin(\pi - \gamma) = T_2 \end{cases} \quad (13)$$

که در آن m جرم بدن و تنه؛ m_1 جرم پای در حال نوسان؛ l طول پای ایستاده؛ l_1 فاصله بین مفصل لگن^{۱۵} و مرکز جرم پای در حال نوسان؛ θ ، زاویه مفصل مچ پا؛ γ ، زاویه پای

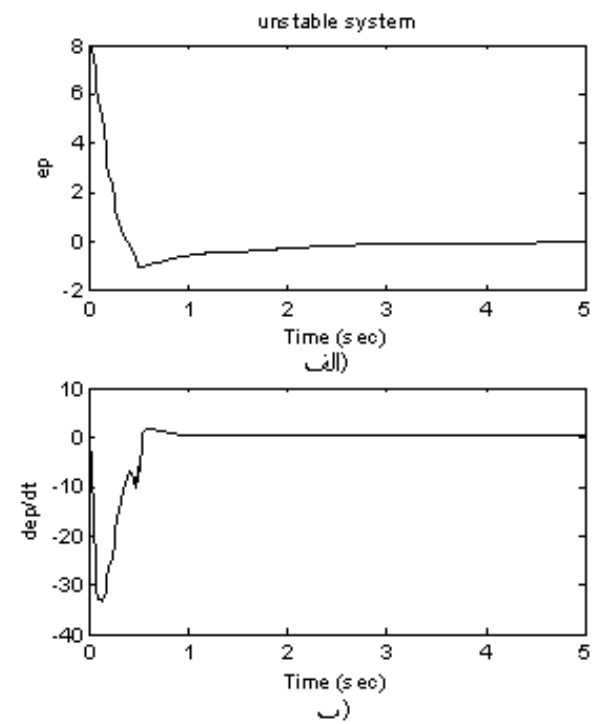


شکل ۸- مدل دوپایی برای حرکت راه رفتن در انسان

θ ، زاویه پای ایستاده؛ γ ، زاویه پای در حال نوسان؛ m جرم بدن و تنه؛ m_1 جرم پای در حال نوسان؛ HAT، نشان‌دهنده سر، دست و تنه



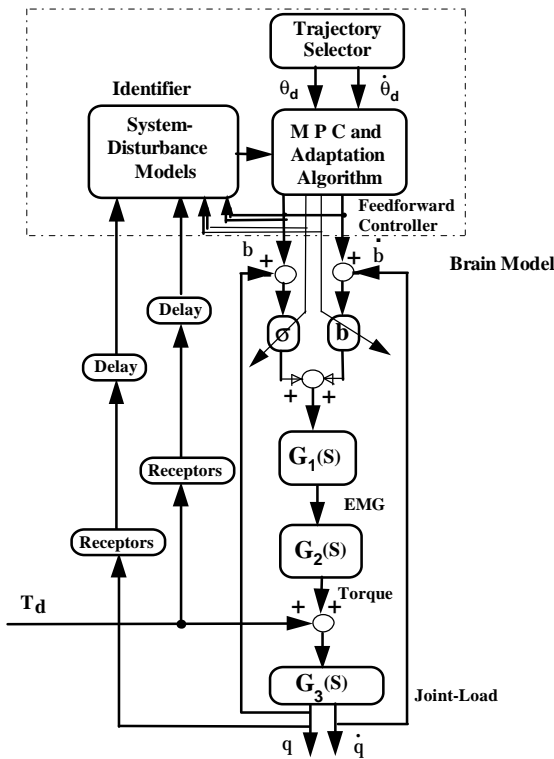
شکل ۶- ضرایب فازی فرامین دو کنترل‌کننده الف- پیش‌بین؛ ب- خودسازمانده در امر کنترل برای سیستم ناپایدار به ازای شرایط اولیه (۶ و ۸-)



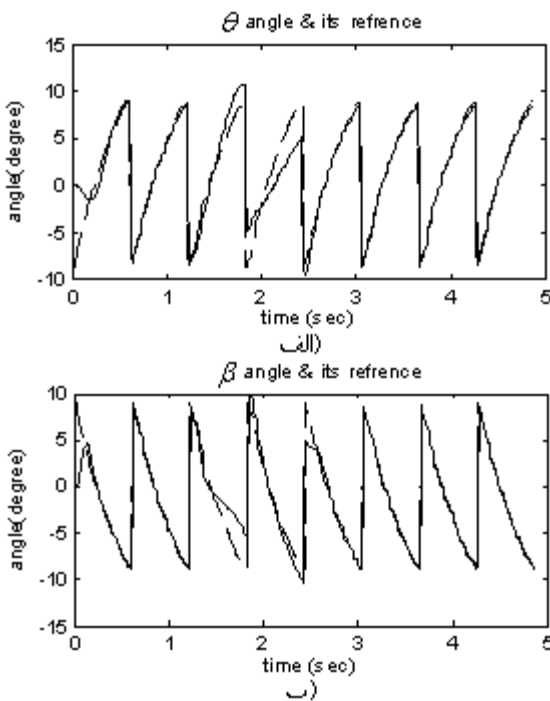
شکل ۷

الف- خطای پیش‌بینی؛ ب- مشتق خطای پیش‌بینی برای سیستم ناپایدار به ازای شرایط اولیه (۶ و ۸-)

¹⁵ Hip Joint



شکل ۹- طرح کلی کنترل امپدانس مبتنی بر مدل پیش‌بین [۱۷]



شکل ۱۰

الف- زاویه θ و مرجع آن (خط‌چین) در حرکت Gait (با اغتشاش پله در گام سوم)؛ ب- زاویه β و مرجع آن (خط‌چین) در حرکت Gait (با اغتشاش پله در گام سوم)

در حال نوسان؛ T_1 و T_2 نیز به ترتیب گشتاور اعمال شده توسط ماهیچه‌ها به مفصل مچ پا و مفصل ران می‌باشند. g شتاب ثقلی است. در این مدل از جرم پای ایستاده صرف‌نظر شده است. مقادیر پارامترها در این مدل، به ترتیب برابر شده است. $l_1=0.5\text{ m}$ و $l=1\text{ m}$ ، $m_1=1\text{ kg}$ ، $m=5\text{ kg}$ فرض شده است. مدل فوق بیانگر بخش اسکلتی سیستم حرکت Gait در انسان (دینامیک مفصل - بار) است. برای مدل‌سازی بخش عضلانی و نیز سیستم عصبی در سطح نخاع، از تئوری نقطه تعادل و استراتژی کنترل امپدانس مفاصل مبتنی بر مدل پیش‌بین (MPIC)^{۱۶} استفاده شده است که شمای کلی آن در شکل ۹ مشاهده می‌شود. در این شمای کلی، b و σ به ترتیب نمایانگر ویسکوزیته و سفتی عضلات است. G_1 ، G_2 و G_3 به ترتیب مدل دینامیک مربوط به تولید سیگنال الکترومایوگرام، تولید نیرو در عضله و دینامیک مفصل - بار هستند. β زاویه استراحت مفصل (که متناسب با فرمان کنترل می‌باشد) است.

توابع $G_1(s)$ و $G_2(s)$ به صورت رابطه ۱۴ تعریف می‌شود:

$$G_1(s) = \frac{1}{(T_1s + 1)}, \quad T_1 = 100\text{ ms} \tag{۱۴}$$

$$G_2(s) = \frac{1}{(T_2s + 1)}, \quad T_2 = 80\text{ ms}$$

در مدل دوپایی برای حرکت راه رفتن، به جای تابع تبدیل $G_3(s)$ ، از معادلات حالت مربوط به مدل دوپایی (رابطه ۱۳) استفاده خواهد شد.

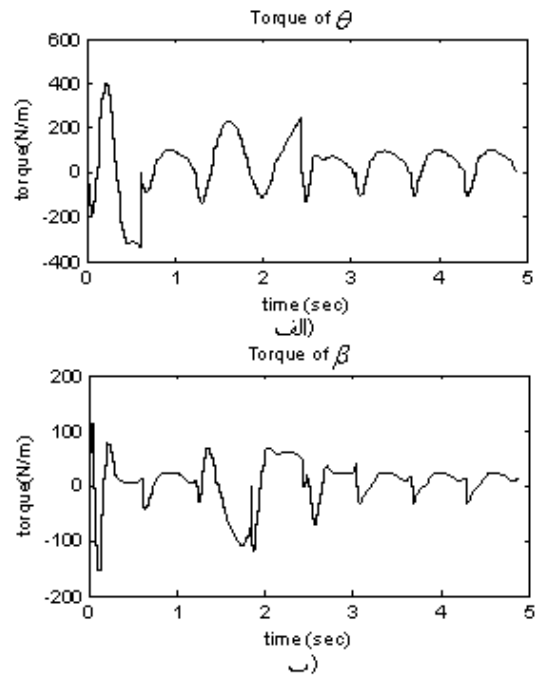
در گام سوم، اغتشاش پله‌ای به اندازه 10 N.m به سیستم وارد می‌شود. سیستم کنترل توانسته است پلان را کنترل کند. در این آزمایش، میزان مقاوم بودن سیستم با اعمال گشتاور اغتشاش 10 N.m به پای ایستاده، که مشابه هل دادن شخص به سمت جلو می‌باشد، بررسی شده است. این گشتاور اغتشاش در طول یک سیکل حرکت (حدود 0.6 ثانیه) به سیستم اعمال می‌شود. نتایج شبیه‌سازی در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ نشان داده شده است. همان‌طور که انتظار می‌رود در اثر اعمال گشتاور اغتشاش، فرد گام بعدی را بلندتر برمی‌دارد و در نتیجه، زاویه مفصل مچ پای ایستاده در سیکل بعدی افزایش می‌یابد (شکل ۱۰- الف) و همچنین برای حفظ

¹⁶ Model Predictive Impedance Control

خودسازمانده در لایه اول، وظیفه حفظ پایداری را به عهده دارد و این کار را توسط اطلاعاتی که از لایه دوم (پایین‌تر) به عنوان خطای پیش‌بینی دریافت می‌کند، انجام می‌دهد. این اطلاعات را می‌توان در مدلی در لایه اول فرا گرفت که در حالت مهارت کامل، نیازی به تخمین حالت و بلوک PSV Encoder در کنترل‌کننده خودسازمانده نباشد و این کنترل‌کننده سریعاً پالس‌های مناسب برای حفظ پایداری را برای لایه دوم فراهم کند. کنترل‌کننده لایه دوم که کنترل‌کننده پیش‌بین (کنترل‌کننده تطبیقی) است، عمل کنترل را بر اساس پیش‌بینی رفتار پلان در آینده توسط مدل دینامیکی آموزش یافته از پلان در لایه دوم انجام می‌دهد. در صورتی که اختلاف اولیه بین مدل و پلان زیاد باشد و یا سرعت تغییرات پلان بیش از سرعت تطبیق باشد، کنترل‌کننده تطبیقی به تنهایی قادر به کنترل پلان نیست. در این حالت، کنترل‌کننده خودسازمانده وارد عمل می‌شود و با اعمال پالس‌هایی به لایه دوم، به کنترل‌کننده تطبیقی کمک خواهد کرد و با مشارکت در امر کنترل، به کنترل‌کننده تطبیقی فرصت تطبیق را خواهد داد و پس از تطبیق، تا زمان پایداری سیستم، عمل کنترل فقط توسط کنترل‌کننده تطبیقی صورت می‌گیرد. عمل تلفیق اثر دو کنترل‌کننده خودسازمانده و تطبیقی، در سویچ فازی که در لایه دوم در نظر گرفته شده و مطابق روش کنترل مود لغزان عمل می‌کند، انجام می‌پذیرد. می‌توان عملکرد کنترل‌کننده تطبیقی موجود در لایه دوم به همراه سویچ فازی را در یک شبکه نوروفازی مانند شبکه ANFF¹⁷ یا ANFIS¹⁸ ادغام کرده و مدل نمود. همچنین همان‌طور که اشاره شد، می‌توان در لایه اول نیز مدل‌هایی را به صورت شبکه‌های عصبی برای یادگیری دینامیک خطای پیش‌بینی در نظر گرفت و آموزش داد.

ضمیمه الف

در روش NMPC، از مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی خروجی و مشتقات آن در آینده استفاده می‌گردد. با فرض اینکه P ، افق پیش‌بینی و M ، افق کنترل باشد، اگر بردار خروجی مطلوب در آینده به صورت زیر تعریف شود (که همان بردار Ref است):



شکل ۱۱- گشتاور اعمال شده به الف- پای ایستاده؛ ب- پای در حال نوسان، برای حرکت Gait (با اغتشاش پله در گام سوم)

تعادل، پای در حال نوسان در زاویه کوچکتري به زمین گذاشته می‌شود (شکل ۱۰- ب) که عملاً با واقعیت شباهت دارد.

شکل ۱۱، گشتاورهای مربوطه را نشان می‌دهد. تأثیر این اغتشاش به ویژه بر روی گشتاور مفصل میچ پا (که نقش اصلی در حفظ پایداری را به عهده دارد) در سیکل سوم حرکت مشهود است.

در این شبیه‌سازی، کنترل‌کننده پیش‌بین به طور کامل توانسته است پایداری سیستم را تنظیم کند و بنابراین کنترل‌کننده لایه اول- یعنی کنترل‌کننده خودسازمانده- درگیر امر کنترل نشده است و سویچ فازی، ضریب مربوط به این کنترل‌کننده را برابر صفر قرار داده است.

با توجه به نتایج شبیه‌سازی‌ها، کنترل‌کننده با ساختار سلسله‌مراتبی توانسته است از عهده کنترل این پلان، حتی در حالت اعمال گشتاور اغتشاش به سیستم نیز برآید.

۵- نتیجه‌گیری

در این تحقیق سعی گردید مدلی با ساختار سلسله‌مراتبی برای حرکات مهارتی ارائه شود که در آن کنترل‌کننده

¹⁷ Adaptive Neuro-Fuzzy Filter

¹⁸ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

با فرض اینکه خروجی شبکه عصبی توسط رابطه الف-۹ تعیین شود:

$$\hat{y}(t) = \hat{f}(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-m)) \quad (\text{الف-۹})$$

هر درایه از ماتریس فوق را می‌توان از رابطه الف-۱۰ محاسبه کرد:

$$\frac{\partial \hat{y}(t+i)}{\partial u^k(t+j)} = \frac{\partial \hat{f}(V_{t+i}^k)}{\partial u^k(t+j)} + \sum_{l=j+1}^{i-1} \frac{\partial \hat{f}(V_{t+i}^k)}{\partial \hat{y}(t+l)} \cdot \frac{\partial \hat{y}(t+l)}{\partial u^k(t+j)} \quad (\text{الف-۱۰})$$

$$i=1, \dots, P \quad \text{و} \quad j=0, \dots, M-1$$

که در آن:

$$V_{t+i}^k = [y(t+i-1), \dots, y(t+i-n), u^k(t+i-1), \dots, u^k(t+i-m)] \quad (\text{الف-۱۱})$$

بنابراین، در زمان t ، محاسبات فوق آن قدر ادامه می‌یابد تا رابطه الف-۱۲ برقرار شود:

$$\underline{U}_{t,M}^{k+1} - \underline{U}_{t,M}^k \leq \varepsilon_1 \quad (\text{الف-۱۲})$$

در این رابطه، ε_1 یک عدد مثبت کوچک دلخواه است. با اعمال فرمان کنترل $u(t)$ (که در مدل، ورودی u_{mpc} را تشکیل می‌دهد.) به سیستم و اندازه‌گیری خروجی آن $(y(t+1))$ و یا خروجی شبکه $(\hat{y}(t+1))$ بردارهای \underline{V} و \underline{Y}_d بهنگام می‌شود و سپس به زمان $t+1$ حرکت کرده و کلیه محاسبات فوق تکرار می‌گردد.

برای حالت خاصی که در آن شبکه به صورت پرسپترون چندلایه MLP^{۱۹} با دولایه و با تابع تحریک \tanh برای نرون‌های لایه میانی و تابع تحریک همانی برای نرون لایه خروجی تعریف شده باشد، خروجی شبکه توسط رابطه الف-۱۳ محاسبه می‌شود:

$$\hat{y}(t) = W_2 \cdot \tanh(W_1 \cdot \underline{V}_t + b_1) + b_2 \quad (\text{الف-۱۳})$$

که در آن، W_1 و W_2 ، ماتریس‌های وزن لایه‌های شبکه و b_1 و b_2 بردارهای بایاس هستند. در این صورت، مشتقات نسبی \hat{f} در رابطه الف-۱۰ را می‌توان از روابط ۱۴ و ۱۵ به دست آورد. در این روابط، δ_h بردار $(m+n) \times 1$ است که مؤلفه h آن برابر یک و سایر مؤلفه‌های آن برابر صفر می‌باشد.

$$\underline{Y}_{d,t,P} = [y_d(t+1), y_d(t+2), \dots, y_d(t+P)]^T \quad (\text{الف-۱})$$

و نیز خروجی پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی به صورت نشان داده شده در رابطه الف-۲ در نظر گرفته شود:

$$\underline{\hat{Y}}_{t,P} = [\hat{y}(t+1), \hat{y}(t+2), \dots, \hat{y}(t+P)]^T \quad (\text{الف-۲})$$

در این صورت بردار خطا به صورت زیر خواهد بود:

$$\underline{E}_{t,P} = \underline{Y}_{d,t,P} - \underline{\hat{Y}}_{t,P} \quad (\text{الف-۳})$$

حال اگر بردار فرامین کنترلی به صورت رابطه الف-۴ تعریف شود:

$$\underline{U}_{t,M} = [u(t), u(t+1), \dots, u(t+M-1)]^T \quad (\text{الف-۴})$$

و با فرض تعریف تابع معیار به صورت زیر:

$$J = \frac{1}{2} (\underline{E}_{t,P}^T \cdot Q \cdot \underline{E}_{t,P} + \underline{U}_{t,M}^T \cdot R \cdot \underline{U}_{t,M}) \quad (\text{الف-۵})$$

که در آن، Q و R ، ماتریس‌های وزن هستند، با استفاده از روش کاهش گرادیان جهت کمینه کردن مقدار J بردار فرامین کنترلی در زمان t در هر مرحله و تکرار، به شکل رابطه الف-۶ تصحیح می‌شود:

$$\underline{U}_{t,M}^{k+1} = \underline{U}_{t,M}^k - \eta \cdot \frac{\partial J}{\partial \underline{U}_{t,M}^k} \quad (\text{الف-۶})$$

که در آن η نرخ یادگیری بوده و عددی مثبت است. مشتقات جزئی تابع معیار بر حسب فرامین کنترلی، توسط روابط الف-۷ و الف-۸ تعیین می‌شود:

$$\frac{\partial J}{\partial \underline{U}_{t,M}^k} = - \left(\frac{\partial \underline{\hat{Y}}_{t,P}}{\partial \underline{U}_{t,M}^k} \right)^T \cdot Q \cdot \underline{E}_{t,P} + R \cdot \underline{U}_{t,M}^k \quad (\text{الف-۷})$$

$$\frac{\partial \underline{\hat{Y}}_{t,P}}{\partial \underline{U}_{t,M}^k} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \hat{y}(t+1)}{\partial u^k(t)} & 0 & \Lambda \\ \frac{\partial \hat{y}(t+2)}{\partial u^k(t)} & \frac{\partial \hat{y}(t+2)}{\partial u^k(t+1)} & \Lambda \\ \frac{\partial \hat{y}(t+M)}{\partial u^k(t)} & \frac{\partial \hat{y}(t+M)}{\partial u^k(t+1)} & \Lambda \\ \frac{\partial \hat{y}(t+P)}{\partial u^k(t)} & \frac{\partial \hat{y}(t+P)}{\partial u^k(t+1)} & \Lambda \end{bmatrix} \quad (\text{الف-۸})$$

¹⁹ Multi-Layer Perceptron

- [7] Towhidkhan F; Model Predictive Impedance Control: A Model for Joint Movement Control; Ph.D. Dissertation, University of Saskatchewan, Saskatoon 1996.
- [۸] جعفری امیرهمایون؛ پیاده‌سازی مدل منبجه به روش MPIC و شبکه عصبی؛ پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی امیرکبیر؛ بهمن ۱۳۷۷.
- [9] <http://originresearch.com/sd/sd1.cfm>
- [10] Slotine JJE, Li W; Applied Nonlinear Control; Prentice-Hall; 1991: 276-309.
- [11] DeCarelo RA, Zak SH, Mathews GP; Variable Structure Control of Nonlinear Multivariable System: a tutorial; proceeding of the IEEE Mar 1988; 76(3): 212-231.
- [12] Linkers DA, Mahfonf M; Advances in Model-Based Predictive Control; Oxford University Press; 1994; Chap 4.
- [13] Camacho EF, Bordons C; Model Predictive Control in the Process Industry; Springer-Verlag, London; 1989; Chap 1.
- [14] Clarke DW, Mohtadi C, Tuffs PS; Generalized predictive control- Part-I. The basic algorithm; Automatica 1987; 23: 137-148.
- [15] Clarke DW, Mohtadi C, Tuffs PS; Generalized predictive control- Part-II. Extensions and interpretations; Automatica 1987; 23: 149-160.
- [16] DEMircioglu H, Gawthrop PJ; Continuous-time generalized predictive control (CGPC); Automatica 1991; 27: 55-74.
- [17] Saint-Donat J, Bhat N, McAvoy TJ; Neural net based model predictive control; Int J Control 1991; 54: 1453-1468.
- [18] Barron RL; Self-organizing and Learning Control Systems; Adaptronics Inc, McLean, Virginia; 1975: 147-203.
- [19] Barron RL; Self-organizing controllers-part I; Control Engineering Feb 1968: 70-74.
- [20] Barron RL; Self-organizing controllers-part II; Control Engineering Mar 1968: 69-74.

$$\frac{\partial \hat{f}(\underline{v}_{t+i}^k)}{\partial u^k(t+j)} = W_2 \cdot \text{diag} \left[\text{sech}^2(W_1 \cdot \underline{v}_{t+i}^k + b_1) \right] \cdot W_1 \cdot \delta_{n+j-i} \quad (j-m \leq i \leq j-1)$$

(الف-۱۴)

$$\frac{\partial \hat{f}(\underline{v}_{t+i}^k)}{\partial \hat{y}(t+l)} = W_2 \cdot \text{diag} \left[\text{sech}^2(W_1 \cdot \underline{v}_{t+i}^k + b_1) \right] \cdot W_1 \cdot \delta_{j-1} \quad (j-n \leq i \leq j-1)$$

(الف-۱۵)

مراجع

- [1] Hanneton S, Berthoz A, Droulez D, Slotine JJE; Does the brain use sliding variables for the control of movements; Biological Cybernetics 1997; 77(6): 381-393.
- [2] Kawato M, Wolpert DM, Miall RC; Internal models in the cerebellum; Trends in Cognitive Sciences Sep 1998; 2: 9.
- [3] Shadmehr R, Bhushan N; Computational nature of human adaptive control during learning of reaching movements in force fields; Biol Cybern 1999; 81: 39-60.
- [4] Bullock D, Grossberg S; The VITE model: A neural command circuit for generating arm and articulator trajectories; in Keslo J, Mandell A, Shlesinger M (Eds); Dynamic Patterns in Complex Systems; Singapore, World Scientific Publishers; 1998: 305-326.
- [5] Bullock D, Grossberg S, Mannes C; A neural network model for cursive script production; Biological Cybernetics 1993; 70: 15-28.
- [6] Grossberg S, Paine R; A neural model of corticocerebellar interactions during attentive imitation and predictive learning of sequential handwriting movements; Neural Networks 2000; 13: 999-1046.