

## Planar Reaching Movement Generation Using Submovement Prediction Model

Seyede Somayeh Naghibi<sup>1</sup>, Ali Fallah<sup>2\*</sup>, Ali Maleki<sup>3</sup>, Farnaz Ghassemi<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Ph.D Candidate, Biomedical Eng. Dept, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

<sup>2</sup>Associate Professor, Biomedical Eng. Dept, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

<sup>3</sup>Assistant Professor, Electrical and Computer Eng. Dept, Semnan University, Semnan, Iran

<sup>4</sup>Assistant Professor, Biomedical Eng. Dept, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

Receipt in the Online Submission System: 7/4/2019, Received in Revised Form: 23/8/2019, Accepted: 2/10/2019

### Abstract

The correct prediction of the optimal motor trajectory is necessary for movement rehabilitation and control systems such as functional electrical stimulation and robotic therapy. It seems that human reaching movements are composed of a set of submovements, each of which is a correction of the overall movement trajectory. Therefore, it is possible to interpret complex movements, learning, adaptability and other features of the motion control system using submovements. The purpose of this study was to predict and generate planar reaching movements using a realistic model similar to the actual mechanism of human movement and based on the submovement.

The data used consists of different replications of four types of planar movement performed by three healthy subjects. After the preprocessing and phasing, the movements decomposed to minimum-jerk submovement. In the next step, the training of three distinct neural networks was carried out to learn the submovement parameters including the amplitude, duration, and initiation time. Finally, the ANNs were combined to form a closed-loop model that generated accurate reaching movements based on the error correction.

The target access rate for all predicted movements by the closed loop model was 100%. Also, the mean distance to the target, the VAF, and the mean MSE error between the predicted and main movement trajectory showed that the predicted movements are a good approximation of the main movements. The results showed that when trained neural networks with submovements, were placed in a closed loop model, they were able to predict proper submovements for complete access to targets due to the compensation of propagated errors from the previous steps. The results of this study can be used to improve motor rehabilitation methods.

Key words: *Submovement, Reaching, Neural Network, Minimum Jerk, Error Correction and Rehabilitation.*

---

#### Corresponding author

Address: Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Amirkabir university of Technology, P.O.Box: 11365-9567, Tehran, Iran

Tel: +98-21-64542365

Fax: +98-21-23456789

E-mail: [afallah@aut.ac.ir](mailto:afallah@aut.ac.ir)



## تشکیل حرکت دست‌رسانی در صفحه با استفاده از مدل پیش‌بینی زیر حرکت

سیده سمیه نقیبی<sup>۱</sup>، علی فلاح<sup>۲\*</sup>، علی مالکی<sup>۳</sup>، فرناز قاسمی<sup>۴</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری مهندسی پزشکی، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران

<sup>۲</sup> دانشیار، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران

<sup>۳</sup> استادیار، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، سمنان

<sup>۴</sup> استادیار، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۸/۱/۱۸، بازنگری: ۱۳۹۸/۶/۱، پذیرش قطعی: ۱۳۹۸/۷/۱۰

### چکیده

پیش‌بینی درست مسیر مطلوب حرکتی در سیستم‌های کنترل و بازتوانی حرکت مانند تحریک الکتریکی عملکردی و ربات‌درمانی بسیار ضروری می‌باشد. این‌طور به نظر می‌آید که حرکات دست‌رسانی انسان، متشکل از مجموعه‌ای از زیرحرکات می‌باشد که هر زیرحرکت تصحیحی از مسیر کلی حرکت می‌باشد. با استفاده از زیرحرکات می‌توان، انجام حرکات پیچیده، یادگیری، تطبیق‌پذیری و دیگر ویژگی‌های سیستم کنترل حرکت را تفسیر نمود. در این راستا، هدف این پژوهش پیش‌بینی و تولید حرکات دست‌رسانی دوجزیی در صفحه با استفاده از مدلی شبیه به مکانیزم واقعی تولید حرکات انسان و بر مبنای زیرحرکت بوده است.

دادگان مورد استفاده شامل تکرارهای مختلف چهار نوع حرکت دست‌رسانی در صفحه از سه سوژه بوده است. بعد از پیش‌پردازش و فزبندهی حرکات، تجزیه حرکات به زیرحرکات کمینه جرک انجام گردید. در مرحله بعد آموزش سه شبکه عصبی مجزا برای یادگیری پارامترهای زیرحرکات شامل دامنه، دوره و زمان شروع زیرحرکات انجام گردید و در آخر شبکه‌های عصبی در ترکیب یک مدل حلقه بسته قرار گرفتند و پیش‌بینی حرکات بر اساس مدل تصحیح خطا با استفاده از زیرحرکات توسط این مدل صورت گرفت.

نرخ دسترسی به هدف برای تمام حرکات پیش‌بینی شده توسط مدل زیرحرکت برابر با ۱۰۰٪ به‌دست آمد. همچنین مقادیر میانگین فاصله از هدف، درصد VAF و میانگین خطای MSE بین مسیرهای حرکتی اصلی و پیش‌بینی شده نشان داد که حرکات پیش‌بینی شده با تقریب بسیار خوبی نسبت به حرکات اصلی تشکیل شده‌اند. نتایج نشان می‌دهد که وقتی شبکه‌های عصبی آموزش داده شده با زیرحرکات در یک مدل حلقه بسته قرار گرفتند به دلیل جبران‌سازی خطاهای منتشر شده از مراحل قبل، به خوبی توانستند زیرحرکات مناسبی را برای دسترسی کامل به اهداف حرکتی پیش‌بینی نمایند. از نتایج این مطالعه می‌توان برای بهبود روش‌های بازتوانی حرکتی استفاده نمود.

کلیدواژه‌ها: زیر حرکت، دست‌رسانی، شبکه عصبی، کمینه جرک، جبران خطا، باز توانی

\*نویسنده مسئول

نشانی: گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، کد پستی ۱۳۳۴۵۶۷۸۹۰.

تلفن: +۹۸(۲۱)۶۴۵۴۲۳۶۵

دورنگار: +۹۸(۲۱)۱۲۳۴۵۷۶۸

پست الکترونیکی: afallah@aut.ac.ir

## ۱- مقدمه

با وجود دینامیک غیرخطی سیستم اسکلتی-عضلانی و وجود تعداد درجات آزادی بالا در سیستم حرکتی (افزونگی<sup>۳</sup> درجات آزادی)، حرکات انسان نرم و هموار و دارای دقت بالایی می‌باشد. وجود درجات آزادی بیشتر از نیاز، موجب انعطاف‌پذیری بیشتر رفتار حرکتی می‌شود. حتی در ساده‌ترین حرکات مانند دست-رسانی به هدف، چندین حالت ممکن برای مسیر حرکتی بین نقطه شروع و پایان حرکت دست و همچنین پروفایل سرعتی وجود دارد. مطالعات بسیاری در مورد کنترل حرکت انسان انجام شده است و بسیاری از آنها از نظریه زیر حرکت و اینکه حرکت دست‌رسانی نتیجه توالی از واحدهای گسسته حرکتی به نام زیر حرکت می‌باشد حمایت می‌کنند. همان‌طور که با ترکیب زبان‌ها، گرامرهای پیچیده‌تر شکل می‌گیرند، سیستم عصبی مرکزی با ترکیب این واحدهای گسسته حرکتی، رفتارهای پیچیده‌تر حرکتی را تولید می‌نماید [۱۲]. شناسایی واحدهای اساسی سازنده حرکت، هدف اصلی بسیاری از پژوهش‌های مرتبط با کنترل حرکت بوده است. با شناسایی چنین ساختاری، بررسی دقیق حرکت انسان در سطوح عمیق‌تر امکان‌پذیر می‌گردد. [۱۳] و [۱۴]، پیشنهاد کردند که تصحیح خطا در حرکات دست‌رسانی به هدف، به صورت زیر حرکات همپوشان که پشت سر هم تشکیل می‌شوند اتفاق می‌افتد و هر حرکت برآیندی از این زیر حرکات می‌باشد. این‌طور به نظر می‌آید که سیستم حرکتی از زیر حرکات مختلف در نقاط زمانی گسسته برای تصحیح خطای حرکتی استفاده می‌کند [۱۵]. بدین ترتیب یکی از راه‌های تعیین مسیر مطلوب حرکتی در سیستم‌های کنترل و باز توانی حرکتی افراد معلول مانند FES، استفاده از زیر حرکت می‌باشد. با استفاده از زیر حرکات می‌توان مسیرهای مطلوب حرکتی را منطبق با حرکات طبیعی و آنچه که به نظر می‌آید مکانیزم کنترلی مغز در انجام حرکات طبیعی باشد شبیه‌سازی نمود.

معمولترین الگوریتم‌های کنترلی سطح بالا برای کنترل حرکت فعال، بر مبنای مدل‌های کمینه جرک می‌باشند. این مدل بیان می‌کند که حرکات طبیعی انسان در راستای کمینه جرک بودن

آسیب طناب نخاعی و سکنه مغزی از دلایل شایع در اختلال عملکرد اندام فوقانی می‌باشند که سالانه میلیون‌ها نفر در جهان به آن مبتلا می‌گردند [۱]، [۲]. افرادی که دچار اختلال در عملکرد اندام فوقانی (دست‌ها) می‌شوند قادر به انجام بسیاری از فعالیت‌های ضروری روزمره<sup>۱</sup> (ADL) مانند خوردن، جابجایی اشیاء و غیره نخواهند بود. بنابراین استفاده از روش‌هایی برای باز توانی حرکتی این افراد ضرورت پیدا می‌کند تا این افراد که دارای اندام تحتانی فلج نیز می‌باشند بتوانند با بازیابی بخشی از عملکرد حرکتی اندام فوقانی، بخشی از فعالیت‌های ضروری روزمره خود را انجام دهند. یکی از روش‌هایی که در زمینه باز توانی این افراد بسیار مورد استفاده قرار گرفته است تحریک الکتریکی عملکردی<sup>۲</sup> (FES) می‌باشد که هدف آن، تحریک عضلات فلج و فعال کردن آنها در هماهنگی با عضلات سالم و در نتیجه انجام حرکات می‌باشد [۳]–[۶]. کنترل‌گر FES وظیفه تعیین مشخصه‌های تحریک الکتریکی اعمالی به عضله فلج را با توجه به مسیر مطلوب حرکت بر عهده دارد تا با فعالیت عضله فلج به‌طور هماهنگ با عضلات سالم، حرکت مورد نظر انجام شود. بدین ترتیب پیش‌بینی درست مسیر حرکتی به‌منظور دستیابی به اهداف مطلوب حرکتی و باز توانی حرکتی دست فلج بسیار ضروری می‌باشد.

در پژوهش‌های گوناگون از روش‌های مختلفی مانند کینماتیک مفصل شانه و EMG عضلات شانه و آرنج برای پیش‌بینی زاویه آرنج استفاده شده است [۷]–[۱۱]. در [۱۱] پیش‌بینی کینماتیک مفصل آرنج با استفاده از شبکه‌های عصبی دینامیک تاخیر زمانی و سیگنال‌های EMG عضلات شانه و آرنج و اطلاعات کینماتیک مفصل شانه انجام گردید. [۷] از شبکه عصبی و مدل مخفی مارکوف و دادگان شتاب دست برای تخمین برخط زاویه آرنج استفاده کرده است. در [۸] و [۹] برای تخمین زاویه آرنج از روی سیگنال EMG سطحی به ترتیب از منطق فازی و شبکه عصبی استفاده شده است و [۱۰] برای تخمین زاویه آرنج از زوایای شانه استفاده کرده است.

<sup>۳</sup> Redundancy<sup>۱</sup> Activity of Daily Living<sup>۲</sup> Functional Electrical Stimulation

## ۲- مواد و روش‌ها

در این پژوهش، بعد از پیش‌پردازش دادگان و فازبندی حرکات دست‌رسانی در صفحه، تجزیه آنها به زیرحرکات انجام گردید. سپس شبکه‌های عصبی مجزا برای یادگیری پارامترهای زیرحرکات استخراج شده آموزش داده شد و در آخر پیش‌بینی حرکات دست‌رسانی توسط این شبکه‌ها در قالب یک مدل حلقه بسته و ارزیابی نتایج به دست آمده انجام گردید. نمودار جعبه‌ای فرایند اجرا شده در این پژوهش در شکل (۱) نمایش داده شده است.



شکل (۱) - نمودار جعبه‌ای فرایند پیش‌بینی و تشکیل حرکات صفحه‌ای با استفاده از زیر حرکت

### ۲-۱- دادگان

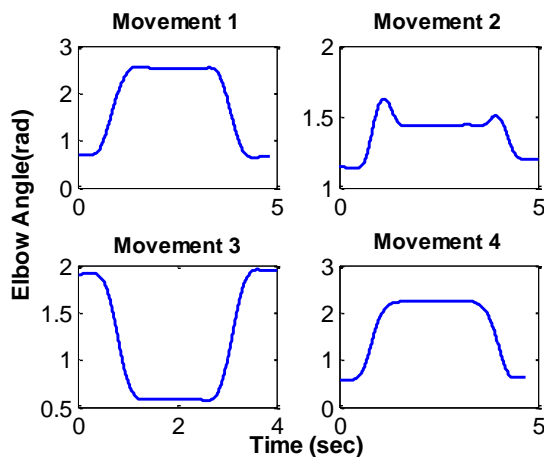
دادگان مورد استفاده در این پژوهش، شامل زاویه آرنج دست حین انجام چهار حرکت دست‌رسانی در صفحه افق بوده است که از دست راست سه مرد سالم توسط طوسی [۲۰] ثبت شده

تشکیل می‌شوند و دارای پروفایل‌های سرعتی زنگوله‌ای شکل می‌باشند [۱۶].

در فضای مفصل نیز قانون کمینه جرک زاویه‌ای، هم‌ارز با قانون کمینه جرک در مختصات کارتزین برقرار می‌باشد که بر اساس آن، پروفایل‌های سرعتی مفصل‌های بدن به صورت زنگوله‌ای شکل در نظر گرفته می‌شوند [۱۹]. در سطوح بالاتر کنترلی ابتدا تحریکات عضلانی و تنظیم زوایای مفاصل بدن توسط سیستم کنترل حرکت صورت می‌گیرد و به واسطه تنظیم زوایای مفاصل بدن، عضو مربوطه در موقعیت مکانی مناسب قرار می‌گیرد [۱۷]، [۱۸]. این‌طور به نظر می‌رسد که اگر اجزاء پایه حرکتی و واحدهای سازنده حرکت از جنس زوایای مفاصل باشند با واقعیت‌های فیزیولوژیکی سازگاری بیشتری داشته باشد. بر این اساس در این پژوهش هدف پیش‌بینی و تشکیل زاویه آرنج حین انجام حرکات صفحه‌ای دوجزئی با استفاده از زیر حرکت بوده است.

در پژوهش‌های پیشین، تخمین زاویه آرنج با استفاده از اطلاعات کینماتیک شانه و یا EMG عضلات سالم درگیر در حرکت صورت می‌گرفته است. اما در روش پیشنهادی، تخمین زاویه آرنج با استفاده از زاویه آرنج تشکیل شده در لحظات قبلی و نقطه هدف انجام شده است. بدین ترتیب حجم محاسبات و دادگان مورد نیاز نسبت به روش‌های قبلی کاهش یافته است. همچنین تشکیل حرکات بر اساس زیر حرکت که مکانیزم احتمالی مغز برای تشکیل حرکات طبیعی انسان می‌باشد انجام شده است. با دانش ما، پیش‌بینی زاویه آرنج حین انجام حرکات صفحه‌ای بر مبنای زیر حرکت، با رویکرد تجزیه حرکت به زیربخش‌های آن اولین بار در این پژوهش انجام شده است.

در این پژوهش، ابتدا تجزیه حرکات به فازهای حرکتی انجام شده است. سپس هر یک از این زیربخش‌های حرکتی به عنوان یک حرکت مستقل در نظر گرفته شده و استخراج زیر حرکت برای هر یک از آنها انجام شده است. از شبکه عصبی برای یادگیری و پیش‌بینی ویژگی‌های زیرحرکات استفاده شده است و در نهایت، از یک مدل حلقه بسته بر مبنای زیر حرکت برای پیش‌بینی مسیرهای حرکتی آرنج حین انجام حرکات صفحه‌ای استفاده شده است.



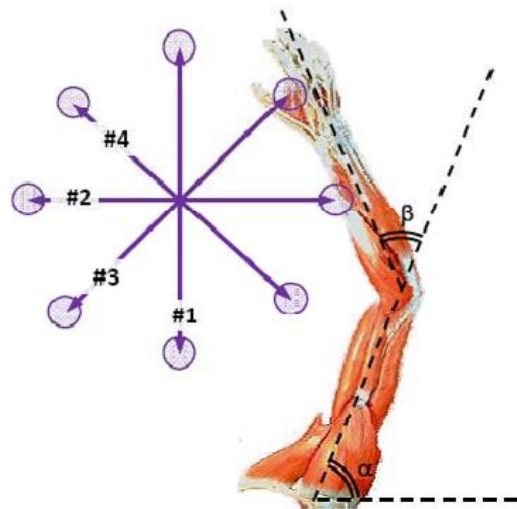
شکل (۲) - نمونه‌ای از چهار حرکت دست‌رسانی در صفحه

## ۲-۲- استخراج زیر حرکت

ابتدا هر یک از ۴ نوع حرکت که شامل دو حرکت دست‌رسانی تک جزئی یا فاز حرکتی از نقطه شروع به نقطه هدف و برعکس می‌باشد به دو حرکت مجزا تفکیک گردید و هر فاز حرکتی به عنوان یک حرکت مستقل در نظر گرفته شد و استخراج زیر حرکت برای هر فاز به طور مجزا انجام گردید. فاز بندی حرکت و تفکیک فازهای حرکتی بر اساس معیار صفر شدن سرعت زاویه‌ای صورت گرفت [۲۱]. یکی از روش‌های معمول استخراج زیر حرکت، تجزیه حرکت در نقاط ویژه مانند نقاط عبور از صفر<sup>۴</sup> در منحنی‌های سرعت<sup>۵</sup>، شتاب یا جرک<sup>۶</sup> می‌باشد. روش دیگر شامل انطباق منحنی‌های توابع پایه همپوشان مانند کمینه جرک، گوسی، لگاریتم طبیعی و غیره بر حرکت می‌باشد. یکی از مزیت‌های این روش، این است که می‌توان از پارامترهای زیر حرکت استخراج شده برای پیش‌بینی و تشکیل مسیر حرکتی استفاده نمود.

در این پژوهش از زیر حرکت کمینه جرک به دلیل انطباق مناسب و پایین بودن تعداد پارامترهای هر زیر حرکت (زمان شروع، دامنه و دوره) [۲۲] و [۲۳]، برای حرکات دست‌رسانی استفاده شده است. از روش بهینه‌سازی برای یافتن زیر حرکت بهینه استفاده گردید به طوری که مسیرهای حرکتی بازسازی شده توسط زیر حرکت هم در طول مسیر و هم در انتها با

است. سوژه بر روی یک صندلی در مقابل یک میز نشسته و بر اساس الگوی راهنمای روی میز، چهار حرکت پایه به طول ۵۰ سانتی‌متر و زاویه ۴۵ درجه نسبت به یکدیگر را در صفحه‌ای در سطح مفصل شانه به صورت رفت و برگشتی با ۲۰ تکرار و با سرعت متوسط انجام داده است. شماتیک مسیرهای حرکتی در شکل (۲) نشان داده شده است.



شکل (۲) - شماتیک مسیرهای چهارگانه حرکت در صفحه

## افق به همراه زوایای شانه و آرنج [۲۰]

نمونه برداری سیگنال‌های کینماتیک با فرکانس ۱۰۰ هرتز انجام گردید. با توجه به اینکه این سیگنال‌ها فرکانس پایین می‌باشند، از فیلتر باترورث پایین‌گذر مرتبه ۲ با فرکانس قطع ۴ هرتز برای حذف مؤلفه‌های اضافی فرکانس بالا استفاده گردید. یک نمونه زاویه آرنج برای هر یک از حرکات اول تا چهارم یک سوژه در شکل (۳) نشان داده شده است.

<sup>۶</sup> Jerk

<sup>۴</sup> Zero-crossing

<sup>۵</sup> Velocity

و بازسازی شده ضروری می‌باشد عبارت سوم نیز در تابع هزینه بهینه‌سازی در نظر گرفته شد [۲۵] که  $x_t$  و  $x_{ep}$  به ترتیب موقعیت انتهای حرکت بازسازی شده و اصلی می‌باشند. ضریب ۱۰۰۰ به دلیل هم مقیاس کردن این عبارت با مقادیر دیگر اضافه شده است.

از آنجایی که تعداد زیرحرکات برای هر حرکت از پیش مشخص نیست با توجه به ساده بودن حرکات، تعداد یک الی ۵ زیرحرکت برای هر حرکت در نظر گرفته شد و فرایند بهینه‌سازی اجرا گردید. هر چقدر که تعداد زیرحرکات بیشتر باشد مقدار تابع هزینه کاهش می‌یابد. تعداد بهینه زیرحرکات، بر اساس بیشینه انحنای در منحنی میزان تابع هزینه بر حسب تعداد زیرحرکات و رابطه زیر محاسبه گردید [۲۶].

در این رابطه،  $n_{Costmin}$  و  $n_{Costmax}$  تعدادی از زیرحرکات است که به ازای آنها تابع هزینه کمینه و بیشینه شده است.

## ۲-۳- پیش‌بینی دامنه، دوره و زمان شروع زیرحرکات

سه شبکه عصبی پرسپترون<sup>۷</sup> مجزا برای پیش‌بینی دامنه، دوره و زمان شروع زیرحرکات آموزش داده شد. ورودی‌های این شبکه‌های عصبی از روی زیرحرکات استخراج شده در مرحله قبل و زاویه آرنج در هر لحظه از حرکت تعیین شدند. جدول (۱) شامل ویژگی‌های مورد استفاده برای تعیین ورودی‌های شبکه‌های عصبی می‌باشد.

جدول (۱) - ویژگی‌های ورودی برای شبکه عصبی

دسته	ورودی	زمان شروع	دامنه	دوره
ورودی‌های زاویه**	زاویه آرنج در آغاز حرکت دست‌رسانی	یک بعدی	یک بعدی	یک بعدی

حرکات اصلی منطبق باشند. رابطه (۱) برای زیرحرکات کمینه جرک [۲۴] برقرار می‌باشد:

$$\dot{x}(t) = \frac{30 D_x}{t_d} \left( \left( \frac{t-t_0}{t_d} \right)^4 - 2 \left( \frac{t-t_0}{t_d} \right)^3 + \left( \frac{t-t_0}{t_d} \right)^2 \right), t_0 \leq t \leq (t_0 + t_d) \quad (1)$$

$$\dot{x}(t) = 0 \quad otherwise$$

در این رابطه،  $\dot{x}(t)$  سرعت زاویه‌ای (زیرحرکات) در راستای  $x$

$$n_{opt} = argmax \left\{ \frac{n - n_{Costmin}}{n_{Costmax} - n_{Costmin}} - \frac{Cost_n - \min(Cost)}{\max(Cost) - \min(Cost)} \right\} \text{ و } n \in \{1, \dots, 5\} \quad (5)$$

$D_x$  دامنه زیرحرکت،  $t_0$  زمان شروع و  $t_d$  طول زمان زیرحرکت می‌باشد که در این پژوهش کمینه مقدار آن برابر با ۰/۱ ثانیه در نظر گرفته شده است.

بدین ترتیب هر زیرحرکت، توسط سه پارامتر  $D_x$ ،  $t_0$  و  $t_d$  قابل توصیف می‌باشد. پروفایل سرعتی مسیر حرکتی بازسازی شده، جمع این زیرحرکات می‌باشد و بر اساس رابطه (۲) محاسبه می‌گردد.

$$F_x(t) = \sum_i^N \dot{x}_i(t) \quad (2)$$

که  $N$  تعداد زیرحرکات می‌باشد. هدف، یافتن این سه پارامتر می‌باشد به طوری که تابع هزینه (۳) کمینه گردد:

$$Cost = \sum_t (F_x(t) - G_x(t))^2 + \sum_t (F_{speed}(t) - G_{speed}(t))^2 + (x_{ep} - x_t) \times 1000 \quad (3)$$

که

$$F_{speed} = \sqrt{(\sum |\dot{x}_i(t)|)^2}, G_{speed} = \sqrt{G_x(t)^2} \quad (4)$$

در رابطه (۳)، عبارت اول برای انطباق مسیرهای حرکتی اصلی و بازسازی شده می‌باشد و عبارت دوم در تابع هزینه، به منظور جلوگیری از وقوع همزمان زیرحرکات با دامنه بزرگ و مخالف هم اضافه شده است.  $F_{speed}$  و  $G_{speed}$  مولفه‌های سرعت مماسی حرکت بازسازی شده و اصلی می‌باشند. از آنجایی که علاوه بر انطباق مسیرهای حرکتی، انطباق انتهای حرکات اصلی

<sup>۷</sup> Perceptron

$e^{-20t}$  شامل  $t$  تبدیل نمایی

فرض شده است که اولین زیرحرکت در هر حرکت در لحظه  $t=0$  آغاز می‌شود. شبکه عصبی زمان، در هر لحظه زمانی  $t>0$  آموزش دیده است تا پیش‌بینی کند که آیا زیرحرکت بعدی شروع شده است یا خیر. خروجی ۱ به معنی آغاز زیرحرکت جدید و در غیر این صورت خروجی صفر می‌باشد. ورودی‌های این شبکه مطابق ستون اول جدول ۱ تعیین گردیدند. این ویژگی‌ها از روی موقعیت اولیه زاویه آرنج، موقعیت هدف و ویژگی‌های آن لحظه آغاز شده‌اند تعیین شدند. برای ۶ زیرحرکتی که تا آن لحظه آغاز شده‌اند تعیین شدند. برای ۶ ویژگی اول زاویه، تفاضل هر جفت ویژگی به عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته شد. از شبکه عصبی پیش‌رو با یک لایه پنهان با ۵ نورون و تابع تبدیل تانژانت سیگموئید<sup>۸</sup> و تابع تبدیل لایه خروجی خطی<sup>۹</sup> استفاده گردید. برای آموزش پارامترهای زیرحرکات به شبکه‌های عصبی، داده‌ها به نسبت ۸۰٪، ۱۰٪ و ۱۰٪ به ترتیب برای مجموعه‌های آموزش<sup>۱۰</sup>، آزمایش<sup>۱۱</sup> و اعتبارسنجی<sup>۱۲</sup> تخصیص داده شدند و آموزش و آزمایش هر شبکه ۶۰ بار اجرا گردید. از داده‌های ارزیابی به منظور جلوگیری از بیش‌برازش<sup>۱۳</sup> در حین آموزش شبکه استفاده شده است. زمان شروع هر زیرحرکت با اجرای شبکه در هر نقطه زمانی تعیین شده است. هر زمان که خروجی شبکه از ۰/۵ بیشتر گردید زمان شروع زیرحرکت جدید در نظر گرفته شده است.

شبکه دوم شبکه دامنه می‌باشد که برای پیش‌بینی دامنه زیرحرکات آموزش دیده است. ستون دوم جدول شامل ورودی‌های این شبکه می‌باشد. از تفاضل دو به دوی چهار ویژگی اول شبکه عصبی دامنه به جای مقادیر آنها که بر حسب زاویه می‌باشد استفاده گردید. سرعت و شتاب زاویه‌ای لحظه‌ای نیز به عنوان ورودی‌های این شبکه در نظر گرفته شدند. چون سرعت و شتاب دارای برخی مقادیر خیلی بزرگ یا خیلی کوچک می‌باشند به منظور کاهش محدوده دینامیک و همچنین چولگی<sup>۱۴</sup> توزیع داده‌ها، ریشه چهارم آنها مورد استفاده قرار گرفت. شبکه

زاویه آرنج در نقطه هدف	یک بعدی	یک بعدی	یک بعدی
زاویه کنونی آرنج	یک بعدی		
زاویه آرنج در آغاز زیرحرکت کنونی	یک بعدی	یک بعدی	یک بعدی
زاویه آرنج در پایان زیرحرکت کنونی	یک بعدی	یک بعدی	یک بعدی
تمام زیرحرکات آغاز شده	یک بعدی	یک بعدی	یک بعدی
<b>دیگر ورودی‌ها</b>	آیا دسترسی به هدف صورت گرفته است؟	۱ یا ۰	
	آیا دسترسی به هدف در پایان تمام زیرحرکات آغاز شده تا این لحظه صورت گرفته است؟	۱ یا ۰	
	زمان باقیمانده از زیرحرکت کنونی	یک بعدی	
	زمان باقیمانده از زیرحرکت کنونی، نرمالیزه شده*	یک بعدی	
	زمان گذشته از آغاز زیرحرکت کنونی	یک بعدی	
	زمان گذشته از آغاز زیرحرکت کنونی، تبدیل یافته <sup>۹</sup>	یک بعدی	
	سرعت زاویه‌ای کنونی	یک بعدی	یک بعدی
	شتاب زاویه‌ای کنونی	یک بعدی	یک بعدی

\* از تفاضل دو به دوی ورودی‌های زاویه به عنوان ورودی‌های شبکه استفاده شده است.

\* زمان باقیمانده نسبت به دوره زیرحرکت نرمالیزه شده است.

<sup>۱۲</sup> Cross-validation

<sup>۱۳</sup> Overfitting

<sup>۱۴</sup> Skewness

<sup>۸</sup> Tansig

<sup>۹</sup> Purelin

<sup>۱۰</sup> Train

<sup>۱۱</sup> Test

بعدی شبکه عصبی منتشر می‌شود و عملکردی شبیه به حرکات واقعی را ایجاد می‌نماید. اولین زیرحرکت برای دسترسی به هر هدف، در لحظه صفر آغاز می‌شود. دامنه و دوره آن توسط شبکه‌های عصبی متناظر پیش‌بینی می‌شود. بدین ترتیب اولین زیرحرکت آغاز می‌شود. در لحظه بعدی، شبکه زمان، پیش‌بینی می‌کند که آیا زیرحرکت بعدی باید آغاز شود یا خیر. هر بار که زیرحرکت جدید شناسایی شود دامنه و دوره آن توسط شبکه‌های عصبی متناظر پیش‌بینی می‌شود. زمانی که فاصله از هدف از میزان تعیین شده کمتر شود یعنی دسترسی به هدف صورت گرفته است و الگوریتم متوقف می‌شود. مسیر حرکتی نهایی حاصل جمع تمام زیرحرکات پیش‌بینی شده می‌باشد. شرط توقف الگوریتم، فاصله از هدف برابر با مقدار آستانه یا تعداد ۶ زیرحرکت در نظر گرفته شده است.

#### ۲-۵- معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی، خروجی شبکه‌های عصبی با پارامترهای زیرحرکت که در مرحله استخراج به دست آمده بود مقایسه شده است. عملکرد مدل حلقه بسته نیز با مقایسه مسیرهای حرکتی اصلی و پیش‌بینی شده توسط مدل و همچنین فاصله از هدف در انتهای حرکات ارزیابی شده است. با توجه به شرط دسترسی به هدف برابر با ۱/۲۷ سانتی‌متر در [۲۴] و طول لینک ساعد سوژه‌ها (تقریباً برابر با ۲۷ سانتی‌متر) در این پژوهش، میزان خطای قابل قبول در دسترسی به هدف، برابر با ۲/۷ درجه زاویه آرنج معادل با ۰/۰۴۷۱ رادیان در نظر گرفته شد.

از معیار میانگین مربعات خطا<sup>۱۷</sup> (MSE) و معیار VAF<sup>۱۸</sup> برای کمی‌سازی مقایسه‌ها استفاده شده است. این معیارها بر اساس روابط (۶) و (۷) محاسبه شدند:

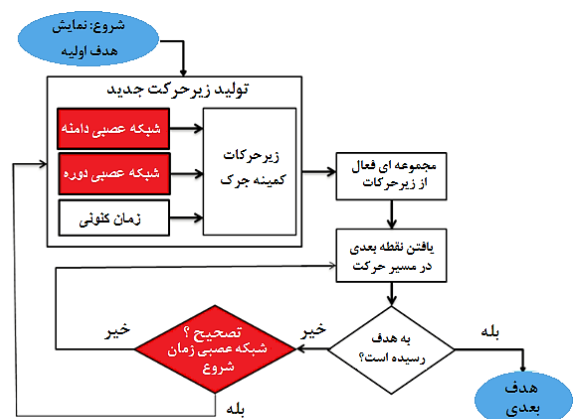
$$VAF = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n} \quad (7)$$

عصبی دامنه دارای یک لایه میانی با ۱۰ نورون و یک خروجی بوده است و از توابع تبدیل تانژانت سیگموئید و لگاریتم سیگموئید<sup>۱۵</sup> برای لایه میانی و لایه آخر استفاده شده است. شبکه آخر، شبکه عصبی دوره می‌باشد که ورودی‌های آن مطابق ستون سوم جدول ۱ تعیین شدند. برای ورودی‌های زاویه، فاصله اقلیدسی هر جفت از آنها و برای ورودی‌های سرعت و شتاب نیز ریشه چهارم آنها محاسبه گردید. از شبکه عصبی پیش‌رو با یک لایه پنهان با ۱۰ نورون و یک خروجی و تابع تبدیل تانژانت سیگموئید و لگاریتم سیگموئید به ترتیب برای لایه میانی و لایه آخر استفاده گردید. برای آموزش هر سه شبکه عصبی از الگوریتم لونبرگ-مارکوارت<sup>۱۶</sup> استفاده گردیده است.

#### ۲-۴- مدل حلقه بسته

سه شبکه عصبی مجزا با هم در یک مدل حلقه بسته قرار داده شدند که این مدل برای تولید مسیر حرکت دست (زاویه آرنج) در عمل دست‌رسانی تشکیل شده است. ساختار این مدل در شکل (۴) مشاهده می‌گردد.



شکل (۴)- بیان شماتیکی مدل حلقه بسته پیش‌بینی حرکت

در این مدل، ورودی‌های شبکه عصبی از روی زیرحرکات استخراج شده در مرحله استخراج زیرحرکات تعیین نمی‌شوند بلکه از روی مسیر حرکتی تشکیل شده تا آن لحظه تعیین می‌شوند. بدین ترتیب خطای پیش‌بینی تا آن لحظه، در ورودی‌های

<sup>۱۷</sup> Mean Square Error

<sup>۱۸</sup> Variance Accounted For

<sup>۱۵</sup> logsig

<sup>۱۶</sup> Levenberg-Marquardt



در شکل نمایش داده شده است. مقدار خطای MSE بین مسیر حرکت اصلی و بازسازی شده توسط زیرحرکات برای فاز اول و دوم حرکت به ترتیب برابر با  $0.0001$  و  $10^{-5} \times 1/6$  رادیان و فاصله از هدف در انتهای حرکات بازسازی شده برای فاز اول و دوم به ترتیب برابر با  $10^{-9} \times 1/24$  و  $10^{-9} \times 1/78$  رادیان می باشد.

### ۳-۲- آموزش شبکه‌های عصبی

آموزش و آزمایش هر شبکه ۶۰ بار اجرا گردید. با توجه به اینکه آموزش شبکه‌ها به طور مستقل از هم صورت گرفته است، لزوماً ترکیب بهترین شبکه از هر دسته، بهترین پیش‌بینی پارامترهای زیرحرکات را نتیجه نخواهد داد. به همین دلیل، تعداد ۳ بهترین شبکه از هر نوع از نظر عملکرد آموزش و آزمایش انتخاب شدند. عملکرد شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی پارامترهای زیرحرکات در جدول (۲) نمایش داده شده است. مرحله بعد انتخاب بهترین ترکیب شبکه‌های عصبی از بین ۲۷ ترکیب مختلف از ۳ بهترین شبکه از هر دسته بر اساس عملکرد مدل حلقه بسته می‌باشد.

جدول (۲) - میانگین سه بهترین VAF از بین ۶۰ بار اجرای

شبکه‌های عصبی زمان، دامنه و دوره برای مجموعه‌های

آموزش و آزمایش

آموزش	آزمایش	
VAf(%)	VAf(%)	
۹۶/۲۳	۹۹/۶۷	شبکه عصبی زمان
۷۱/۲۱	۷۲/۲	شبکه عصبی دامنه
۷۵/۹۸	۷۴/۲	شبکه عصبی دوره

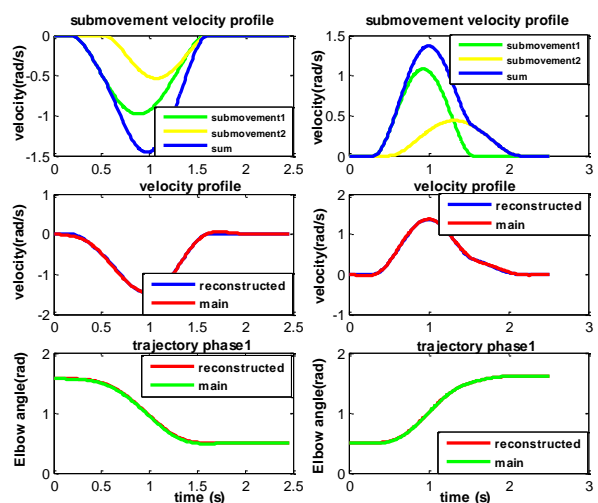
نتیجه بازسازی یک حرکت دو جزئی توسط خروجی‌های شبکه عصبی، به صورت نمونه در شکل (۶) - نمایش داده شده است. این شکل شامل حرکت اصلی و حرکت بازسازی شده برای فازهای اول و دوم یک حرکت از حرکات نوع سوم می‌باشد

که  $y_i$ ،  $i$  امین مقدار مشاهده،  $\hat{y}_i$  مقدار متناظر پیش‌بینی شده،  $\bar{y}$  میانگین مقادیر مشاهده شده و  $\Pi$  تعداد مشاهدات می‌باشد.

### ۳- یافته‌ها و بحث

#### ۳-۱- استخراج زیرحرکت

استخراج زیرحرکت با استفاده از زیرحرکات کمینه جرک برای ۴۸۰ حرکت تک‌جزئی یا فاز حرکتی انجام گردید. از آنجایی که تعداد بهینه زیرحرکات از ابتدا مشخص نیست برای هر حرکت، تعداد ۱ الی ۵ زیرحرکت و ۱۰ تکرار برای هر حالت در نظر گرفته شد. با توجه به مقدار تابع هزینه بهینه‌سازی، بهترین حالت برای هر تعداد زیرحرکت از بین ۱۰ تکرار انتخاب و ذخیره گردید. در مرحله بعد، تعداد مناسب زیرحرکت برای هر حرکت، محاسبه و زیرحرکات مطلوب شناسایی گردید. میانگین تعداد زیرحرکات برای هر یک از سوژه‌ها برابر با ۲، ۲/۰۸ و ۲/۱۲ زیرحرکت در فاز حرکتی به دست آمد. نمونه‌ای از تجزیه یکی از حرکات نوع سوم به زیرحرکات در شکل (۵) مشاهده می‌گردد.



شکل (۵) - از بالا به پایین به ترتیب، پروفایل سرعتی

زیرحرکات و برآیند آنها، پروفایل سرعتی حرکت اصلی و

بازسازی شده با زیرحرکات و پروفایل حرکتی حرکت اصلی و

بازسازی شده با زیرحرکات

پروفایل حرکتی و سرعت زاویه‌ای حرکت بازسازی شده توسط زیرحرکات و حرکت اصلی و همچنین پروفایل سرعتی هر یک از زیرحرکات و برآیند آنها، برای هر دو فاز حرکت به طور مجزا

هم انطباق مسیرهای حرکتی در آنها بهینه بوده است در جدول (۳) بیان شده است.

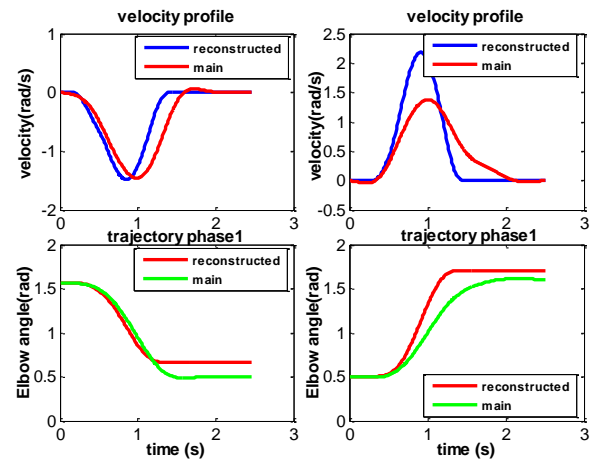
جدول (۳) - عملکرد مدل حلقه بسته برای بهترین ترکیب

شبکه عصبی

مقدار	کمیت مورد اندازه‌گیری
۱۰۰٪	نرخ دسترسی به هدف
۹۵/۲٪	درصد VAF بین مسیرهای حرکتی اصلی و بازسازی شده
۰/۰۰۷۹	میانگین خطای MSE بین مسیرهای حرکتی اصلی و بازسازی شده
۰/۰۱۲۳ ± ۰/۰۱۲۱	فاصله از هدف در انتهای مسیر (رادیان)
۰/۰۰۰۰۱	کمینه فاصله از هدف در انتهای مسیر (رادیان)
۰/۰۴۷	بیشینه فاصله از هدف در انتهای مسیر (رادیان)

مطابق جدول (۳)، نرخ دسترسی به هدف برای تمام سوژه‌ها برابر با ۱۰۰٪ و میانگین (انحراف معیار) فاصله از هدف در انتهای مسیرهای حرکتی پیش‌بینی شده برابر با ۰/۰۱۲۱ ± ۰/۰۱۲۳ رادیان می‌باشد. این مقدار در مقایسه با میانگین فاصله نقاط شروع تمام حرکات از نقاط پایان متناظرشان که برابر با ۰/۹۲۱ رادیان می‌باشد ناچیز است. همچنین میانگین خطای MSE بین مسیرهای حرکتی اصلی و پیش‌بینی شده توسط مدل برابر با ۰/۰۰۷۹ رادیان و میزان انطباق مسیرهای حرکتی پیش‌بینی شده و اصلی برابر با ۹۵/۲ درصد می‌باشد. با توجه به این نتایج، خطای اندکی بین مسیرهای شبیه‌سازی شده و اصلی وجود دارد و دسترسی به هدف برای تمام فازهای حرکتی با فاصله اندکی نسبت به هدف صورت گرفته است. درصد فاصله از هدف در انتهای فازهای حرکتی بر حسب میزان فاصله از هدف در شکل (۷) نمایش داده شده است. محور عمودی نشان می‌دهد در چند درصد از فازهای حرکتی (از ۴۸۰ فاز حرکتی) دسترسی به هدف در فاصله مشخص شده صورت گرفته است.

(حرکت شکل (۵)). میزان فاصله از هدف در انتهای فاز اول برابر با ۰/۱۵۷ رادیان و در انتهای فاز دوم برابر با ۰/۱ رادیان می‌باشد. خطای MSE انطباق مسیرهای حرکتی اصلی و بازسازی شده نیز در فاز اول برابر با ۰/۰۱۳۲ و در فاز دوم ۰/۰۳۲۴ می‌باشد.

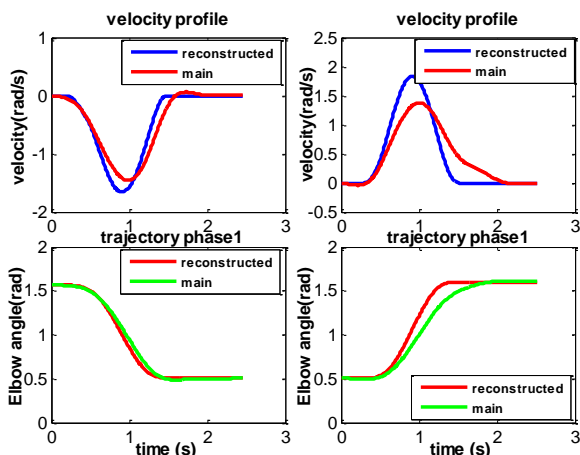


شکل (۶) - پروفایل حرکتی و سرعتی حرکت اصلی و بازسازی شده با زیر حرکات خروجی شبکه عصبی

با توجه به اینکه فاصله از نقطه هدف در انتهای هر دو فاز بیشتر از ۰/۴۷۱ رادیان می‌باشد، دسترسی به هدف در انتهای هیچ-کدام از فازها صورت نگرفته است. بدین ترتیب استفاده از مدلی که دارای قابلیت جبران خطا و همچنین استفاده از قابلیت تعمیم شبکه‌های عصبی باشد به منظور پیش‌بینی حرکات صحیح و دسترسی به هدف در انتهای حرکات ضروری می‌باشد.

### ۳-۳- عملکرد مدل حلقه بسته

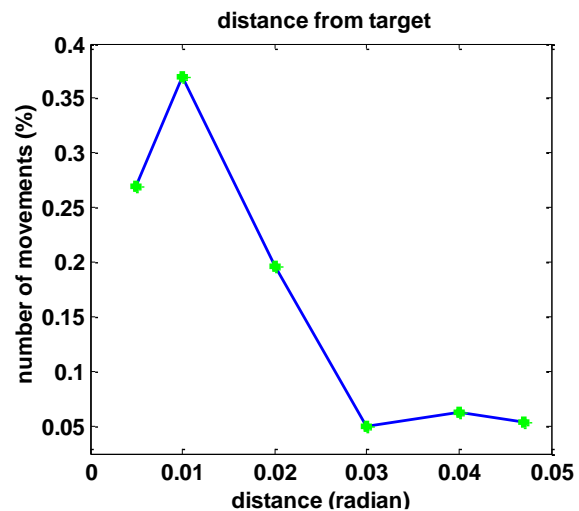
عملکرد مدل حلقه بسته با ۲۷ حالت مختلف و با حرکات اختصاص داده شده به مجموعه آزمایش در مرحله قبلی مورد بررسی قرار گرفت. از بین ۲۷ حالت، ۱۸ ترکیب شبکه دارای نرخ دسترسی به هدف ۱۰۰٪ بوده‌اند. با بررسی این ۱۸ ترکیب شبکه، بیشتر آنها دارای عملکرد ۱۰۰٪ برای ۴۸۰ حرکت بوده‌اند. میانگین فاصله از هدف، نرخ دسترسی به هدف، میزان خطای MSE و درصد VAF بین مسیرهای حرکت اصلی و بازسازی شده برای ۱۸ حالت و ۴۸۰ حرکت محاسبه گردید. این مقادیر برای بهترین حالت که هم نرخ دسترسی به هدف و



شکل (۸) - پروفایل حرکتی و سرعتی حرکت اصلی و بازسازی شده با زیرحرکات خروجی مدل حلقه بسته

### ۳-۴- بحث

با توجه به نتایج به دست آمده، شبکه‌های عصبی به خوبی قادر بودند با استفاده از اطلاعات کینماتیک به دست آمده از زیرحرکات قبلی تشکیل شده تا آن لحظه، پارامترهای زیرحرکات را برای تشکیل حرکات انسان پیش‌بینی نمایند. با وجود اینکه حرکات پیش‌بینی شده توسط شبکه‌های عصبی در مرحله آموزش، شرط دسترسی به هدف را برآورده نمی‌ساختند اما وقتی همین شبکه‌ها در قالب یک مدل حلقه بسته قرار گرفتند به خوبی توانستند حرکات مناسب را پیش‌بینی نمایند. با وجود تنوع حرکات (چهار نوع حرکت دست‌رسانی رفت و برگشتی با زاویه ۴۵ درجه نسبت به هم) و سوژه‌ها، مدل حلقه بسته پیش‌بینی حرکت به خوبی توانسته است زیرحرکات مناسب را برای تشکیل مسیرهای حرکتی مطلوب پیش‌بینی نماید. عملکرد مدل برای سه سوژه مختلف وابسته به نوع سوژه نبوده است و گسترش آن به تمام سوژه‌ها نیاز به بررسی تعداد بیشتری از افراد دارد. فرایند تشکیل حرکت بر اساس انتشار و جبران خطا و به این صورت بوده است که برای هر حرکت خطای ناشی از زیرحرکت قبلی در ورودی‌های شبکه‌های عصبی در نظر گرفته شده و توسط زیرحرکات بعدی جبران شده است. گرچه زیرحرکات پیش‌بینی شده توسط مدل حلقه بسته با زیرحرکات اصلی که در مرحله استخراج زیرحرکات از روی حرکت اصلی به دست آمده بودند لزوماً یکسان نبوده است اما انطباق حرکات پیش‌بینی شده هم از جهت مسیر حرکتی (.



شکل (۷) - تعداد حرکات بر حسب درصد بر حسب میزان فاصله از هدف

با توجه به شکل (۷)، در حدود ۸۵٪ فازهای حرکتی دسترسی به هدف با فاصله کمتر از ۰/۰۲ رادیان از هدف صورت گرفته است که نشان دهنده دقت و قابلیت تصحیح خطای مدل حلقه بسته در پیش‌بینی زیرحرکات مناسب می‌باشد به طوری که بیشتر حرکات پیش‌بینی شده با فاصله اندک (کمتر از ۰/۰۲ رادیان) از نقاط هدف به اتمام رسیده‌اند. نتیجه پیش‌بینی مدل حلقه بسته به صورت نمونه برای همان حرکت قبل (حرکت نوع سه) در شکل (۸) نمایش داده شده است. میزان فاصله از هدف در انتهای فاز اول برابر با ۰/۰۲۱ رادیان و در انتهای فاز دوم برابر با ۰/۰۰۹ رادیان می‌باشد. خطای انطباق مسیرهای حرکتی اصلی و بازسازی شده نیز در فاز اول برابر با ۰/۰۰۴۲ و در فاز دوم ۰/۰۰۸۳ رادیان می‌باشد. همان‌طور که مشاهده می‌گردد مدل حلقه بسته به خوبی توانسته است حرکت را پیش‌بینی نماید. مدل حلقه بسته، دسترسی به هدف را با دو زیرحرکت برای فاز اول و دو زیرحرکت برای فاز دوم ممکن ساخته است.

گرفته است که نسبت به پژوهش‌های پیشین که تخمین زاویه آرنج در آنها، با استفاده از اطلاعات کینماتیک شانه و یا EMG عضلات دست صورت می‌گرفته است، نیاز به اطلاعات ورودی و حجم محاسبات کمتری دارد.

از نتایج این پژوهش می‌توان برای پیش‌بینی مسیر مطلوب حرکتی در سیستم‌های بازتوانی حرکت مانند FES، پروتزهای عصبی و واسط مغز-رایانه<sup>۱۹</sup> (BCI) استفاده نمود. مدل حلقه بسته مبتنی بر زیرحرکت و با قابلیت تصحیح خطا این امکان را فراهم می‌کند که مداخلات توانبخشی شامل حرکات دست-رسانی، از جمله BCI، FES و ربات‌های توانبخشی، در محیط شبیه‌سازی شده حلقه بسته و بدون کاربر انسانی، قبل از ارزیابی روی انسان، مورد آزمایش قرار گیرد. برای تخمین مسیر مطلوب حرکتی با استفاده از روش پیشنهادی در سیستم‌هایی مانند FES، لازم است نقاط هدف در ابتدای هر حرکت مشخص باشند. بنابراین استفاده از روش‌های دقیق برای شناسایی نوع حرکت و تخمین نقطه هدف ضروری می‌باشد. به عنوان کارهای آینده از زیرحرکت می‌توان برای تشکیل مدلی با قابلیت پیش‌بینی حرکات جدید و امکان سوئیچ بین حرکات به صورت برخط و بر اساس نیاز افراد مددجوی حرکتی استفاده نمود. با ایجاد چنین سیستمی گام بزرگی در راستای بازتوانی افراد مددجوی حرکتی و ارتقاء سیستم‌های بازتوانی حرکت برداشته خواهد شد.

#### ۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش پیش‌بینی و تولید مسیر حرکتی آرنج حین انجام حرکات صفحه‌ای به وسیله مدلی بر مبنای زیرحرکت و با قابلیت تصحیح خطا انجام گردید. سعی شده است پیش‌بینی و تولید مسیرهای حرکتی بر اساس آنچه که به نظر می‌آید مکانیزم طبیعی مغز در تولید حرکات انسان باشد صورت گیرد. از نتایج این پژوهش می‌توان برای پیش‌بینی مسیرهای مطلوب حرکتی بر اساس اراده افراد مددجوی حرکتی، در سیستم‌های کنترل و بازتوانی حرکت مانند FES، پروتزهای عصبی، BCI و ربات-درمانی استفاده نمود.

و هم نقاط انتهایی حرکات اصلی و پیش‌بینی شده (نرخ دسترسی = ۱۰۰٪) مناسب بوده است. این موضوع با نظریه زیرحرکت سازگار می‌باشد. زیرا در انجام یک حرکت دست‌رسانی ساده بین دو نقطه نیز بی‌نهایت مسیر حرکتی و پروفایل سرعتی وجود دارد اما سیستم عصبی مرکزی، بهترین مسیر را انتخاب می‌نماید و حرکات انسان به صورت هموار و دقیق تشکیل می‌شوند. در حقیقت زیرحرکات مختلف دارای طبیعت یکتا بوده و با تغییر زمان، دامنه و دوره به یکدیگر تبدیل می‌شوند. همچنین موضوع دیگری که در سازگاری با نظریه زیرحرکت می‌توان مطرح کرد این است که حرکات چندجزیی، از حرکات ساده‌تر و حرکات ساده از زیرحرکات تشکیل می‌شوند. همان‌طور که با ترکیب حروف، کلمات و با ترکیب کلمات، جملات تشکیل می‌شوند با ترکیب زیرحرکات، حرکات ساده و با ترکیب حرکات ساده، حرکات پیچیده‌تر تولید می‌شوند. بنابراین به نظر می‌آید برای اینکه سیستمی بتواند حرکات چندجزیی و پیچیده را پیش‌بینی نماید لازم نیست تمام آن حرکات پیچیده را آموزش دیده باشد. بلکه کافی است تا آن سیستم حرکات پایه را که زیرحرکات می‌باشند آموزش ببیند و با ترکیب این حرکات پایه، حرکات تک‌جزیی و ساده و با ترکیب این حرکات ساده، حرکات چندجزیی تشکیل شود. این همان چیزی است که در این پژوهش بر اساس آن مدلی برای پیش‌بینی حرکات اجرا شده است که به خوبی توانسته است چهار نوع حرکات دو جزیی متفاوت از سه فرد متفاوت را پیش‌بینی نماید به طوری که برای تمام حرکات، دسترسی به هدف صورت گرفته است. بر این اساس، یکی از مزیت‌های استفاده از زیرحرکت برای تخمین زاویه آرنج نسبت به روش‌های پیشین این است که امکان پیش‌بینی و تولید مسیر حرکتی آرنج برای حرکات جدید و پیچیده‌تر با استفاده از مدل مبتنی بر زیرحرکتی که حرکات پایه‌ای آن حرکات پیچیده را آموزش دیده باشد وجود خواهد داشت. بدین ترتیب ضرورتی برای استفاده از الگوریتم‌های یادگیری پیچیده برای تولید مسیرهای حرکتی چندجزئی و پیچیده وجود نخواهد داشت. تخمین زاویه آرنج در این مطالعه برای هر حرکت، بر مبنای زیرحرکات قبلی و نقطه هدف صورت

<sup>۱۹</sup> Brain-Computer Interface

Eng., vol. 13, 2005.

## ۵- مراجع

- [10] R. R. Kaliki, R. Davoodi, and G. E. Loeb, "Evaluation of a Noninvasive Command Scheme for Upper-Limb Prostheses in a Virtual Reality Reach and Grasp Task," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 60, no. 3, 2013.
- [11] M. A. Toosi, A. Maleki, and A. Fallah, "Estimation and anticipation of elbow joint angle from shoulder data during planar movements," in *The 2nd International Conference on Control, Instrumentation and Automation*, 2011, pp. 1222–1225.
- [12] L. Iuppariello, "Modelling and Performance Assessment of Human Reaching Movements for Disease Classification," *Università degli Studi di Napoli Federico II*, 2015.
- [13] D. Elliott, S. Hansen, L. E. M. Grierson, J. Lyons, S. J. Bennett, and S. J. Hayes, "Goal-Directed Aiming: Two Components but Multiple Processes," *Psychol. Bull.*, vol. 136, no. 6, pp. 1023–1044, 2010.
- [14] A. Fishbach, S. A. Roy, C. Bastianen, L. E. Miller, and J. C. Houk, "Kinematic properties of on-line error corrections in the monkey," *Exp. Brain Res.*, vol. 164, no. 4, pp. 442–457, 2005.
- [15] E. Burdet and T. E. Milner, "Quantization of human motions and learning of accurate movements," *Biol. Cybern.*, vol. 78, no. 4, pp. 307–318, May 1998.
- [16] A. Frisoli, C. Loconsole, R. Bartalucci, and M. Bergamasco, "A new bounded jerk on-line trajectory planning for mimicking human movements in robot-aided neurorehabilitation," *Rob. Auton. Syst.*, vol. 61, no. 4, pp. 404–415, Apr. 2013.
- [17] J. M. Todorov E, "Optimal feedback control as a theory of motor coordination," *Nat Neurosci*, no. 5, pp. 1226–1235, 2002.
- [18] W. D. H arris CM, "Signal dependent noise determines motor planning," *N ature*, pp. 780–784, 1998.
- [19] P. Huang, Y. Xu, and B. Liang, "Global minimum-jerk trajectory planning of space manipulator Global Minimum-Jerk Trajectory Planning of Space Manipulator," *Int. J. Control Autom. Syst.*, vol. 47, no. 1, 2016.
- [20] ع. مالکی، علی، فلاح، "بررسی استفاده از سینرژی کینماتیک به منظور کنترل تحریک الکتریکی عملکردی حرکت رساندن دست
- [1] C. T. Freeman, "Upper Limb Electrical Stimulation Using Input-Output Linearization and Iterative Learning Control," *Ieee Trans. Control Syst. Technol.*, vol. 23, no. 4, pp. 1546–1554, 2015.
- [2] عاشق طوسی، مهناز، "پیش بینی وضعیت مفصل دیستال دست با استفاده از اطلاعات کینماتیک و سیگنال الکترومایوگرام ارادی بر اساس سینرژی،" *دانشگاه صنعتی امیرکبیر*, ۱۳۸۹.
- [3] Z. Li, D. Guiraud, D. Andreu, A. Gelis, C. Fattal, and M. Hayashibe, "Real-Time Closed-Loop Functional Electrical Stimulation Control of Muscle Activation with Evoked Electromyography Feedback for Spinal Cord Injured Patients," *Int. J. Neural Syst.*, vol. 28, no. 06, p. 1750063, Aug. 2018.
- [4] K. Gant, S. Guerra, L. Zimmerman, B. A. Parks, N. W. Prins, and A. Prasad, "EEG-controlled functional electrical stimulation for hand opening and closing in chronic complete cervical spinal cord injury," *Biomed. Phys. Eng. Express*, vol. 4, no. 6, p. 065005, Sep. 2018.
- [5] T. Street and C. Singleton, "A clinically meaningful training effect in walking speed using functional electrical stimulation for motor-incomplete spinal cord injury," *J. Spinal Cord Med.*, vol. 41, no. 3, pp. 361–366, May 2018.
- [6] Z. Li, D. Guiraud, D. Andreu, C. Fattal, A. Gelis, and M. Hayashibe, "A hybrid functional electrical stimulation for real-time estimation of joint torque and closed-loop control of muscle activation," *Eur. J. Transl. Myol.*, vol. 26, no. 3, Jun. 2016.
- [7] M. Farokhzadi, A. Maleki, A. Fallah, and S. Rashidi, "Online estimation of elbow joint angle using upper arm acceleration: A movement partitioning approach," *J. Biomed. Phys. Eng*, vol. 7, 2017.
- [8] R. Raj and K. S. Sivanandan, "Estimation of Elbow Joint Angle from Time Domain Features of SEMG Signals Using Fuzzy Logic for Prosthetic Control," *Int. J. Curr. Eng. Technol.*, vol. 5, no. 3, pp. 2078–2081, 2015.
- [9] C. P. E. Giuffrida P.J., "Functional Restoration of Elbow Extension After Spinal- Cord Injury Using a Neural Network-Based Synergistic FES Controller," *IEEE Trans. neural Syst. Rehabil.*

در صفحه، "نشریه علمی پژوهشی امیرکبیر", vol. 40, no. 1, pp. 9–9, 1388.

- [21] R. S. Farokhzadi M, Maleki A, Fallah A, "Online Estimation of Elbow Joint Angle Using Upper Arm Acceleration: A Movement Partitioning Approach.," J Biomed Phys Eng, vol. 7, no. 3, pp. 305–314, 2017.
- [22] T. Flash and N. Hogan, "The coordination of arm movements: an experimentally confirmed mathematical model.," J. Neurosci., vol. 5, no. 7, pp. 1688–1703, 1985.
- [23] R. Plamondon, A. M. Alimi, P. Yergeau, and F. Leclerc, "Modelling velocity profiles of rapid movements: a comparative study," Biol. Cybern., vol. 69, no. 2, pp. 119–128, 1993.
- [24] J. Y. Liao and R. F. Kirsch, "Characterizing and Predicting Submovements during Human Three-Dimensional Arm Reaches," vol. 9, no. 7, 2014.
- [25] S. S. Naghibi, A. Maleki, and A. Fallah, "A modified method of submovement decomposition based on velocity profile and endpoint position," in 24th Iranian Conference of Biomedical Engineering (ICBME), 2017, pp. 1–4.
- [26] V. S.; J. A.; D. I.; B. Raghavan, "Finding a 'Kneedle' in a Haystack: Detecting Knee Points in System Behavior," in 31st International Conference on Distributed Computing Systems Workshops, 2011.