

A New Visual Biofeedback Protocol Based on Analyzing the Muscle Synergy Patterns to Recover the Upper Limbs Movement in Ischemic Stroke Patients: A Pilot Study

Seyyed Ali Zendehbad¹, Hamid Reza Kobravi^{1*}, Mohammad Mahdi Khalilzadeh¹, Athena Sharifi Razavi², Payam Sasan Nezhad³

¹Department of Biomedical Engineering, Mashhad Branch, Islamic Azad University, Mashhad, Iran

²Clinical Research Development Unit of Bou Ali Sina Hospital, School of Medicine, Mazandaran University of Medical Sciences, Sari, Iran

³Ghaem Medical Center, Department of Neurology, School of Medicine, Mashhad University of Medical Sciences, Mashhad, Iran

Article Info:

Received: 25 Jan 2023

Revised: 19 July 2023

Accepted: 25 July 2023

ABSTRACT

Introduction: Upper limb functional disability is a common after-effect among stroke survivors. The main goal of this study was to present a visual biofeedback protocol to identify a model based on synergy patterns of the elbow muscles for motor learning and rehabilitation of stroke survivors with hemiparesis. **Materials and Methods:** First, kinematic data related to the position of four joints and the surface electromyography signal of four muscles involved in the arm movement in the transverse plane were collected, preprocessed, and synchronized. In the next step, muscle synergy patterns were extracted using the Hierarchical Alternating Least Squares (HALS) method, and at the same time, kinematic data were recorded by the modified MediaPipe algorithm. Finally, a deep learning model based on the Gated Recursive Unit (GRU) was used to map between them. The model output was regarded as the visual biofeedback trajectory to conduct the exercise therapy by the patients. **Results:** The evaluations showed that the path produced by the proposed model is potentially suitable for visual biofeedback. Moreover, the artificial neural network based on GRU architecture has had the best performance in generating the visual biofeedback trajectory. **Conclusion:** Experimental and clinical evaluations will show that participants can acceptably follow the visual trajectory generated by the model. Therefore, this mechanism can be used to improve and develop biofeedback systems to accelerate the functional rehabilitation of patients with hemiplegia caused by ischemic stroke along with other conventional rehabilitation methods.

Keywords:

1. Electromyography
2. Ischemic Stroke
3. Neurological Rehabilitation
4. Upper Extremity

*Corresponding Author: Hamid Reza Kobravi

Email: hkobravi@mshdiau.ac.ir

یک پروتکل بیوفیدبک بصری جدید مبتنی بر آنالیز الگوهای سینرژی عضلانی به منظور بازتوانی حرکتی اندام فوقانی در بیماران سکته مغزی ایسکمیک: یک مطالعه آزمایشی

سید علی زنده‌باد^۱، حمیدرضا کبروی^{۲*}، محمدمهدی خلیل‌زاده^۱، آتنا شریفی‌رضوی^۲، پیام ساسان‌نژاد^۲

^۱گروه مهندسی پزشکی، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران
^۲واحد توسعه تحقیقات بالینی بیمارستان بوعلی سینا، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی مازندران، ساری، ایران
^۳مرکز پزشکی قائم، گروه مغز و اعصاب، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی مشهد، مشهد، ایران

اطلاعات مقاله:

پذیرش: ۳ مرداد ۱۴۰۲

اصلاحیه: ۲۸ تیر ۱۴۰۲

دریافت: ۵ بهمن ۱۴۰۱

چکیده

مقدمه: ناتوانی عملکردی اندام فوقانی یک عارضه شایع در میان بازماندگان سکته مغزی است. هدف اصلی این مطالعه، ارائه یک پروتکل بیوفیدبک بصری با استفاده از شناسایی مدلی مبتنی بر الگوهای سینرژی عضلات بازو به منظور یادگیری حرکتی و بازتوانی حرکتی بازماندگان سکته مغزی دچار فلج نیمه بدن بود. **مواد و روش‌ها:** در این مطالعه، ابتدا بصورت همزمان داده‌های حرکتی مربوط به موقعیت چهار مفصل و سیگنال الکترومیوگرافی سطحی چهار عضله درگیر در حرکت بازو در صفحه عرضی از افراد سالم اخذ، پیش پردازش و همگام سازی شد. در گام بعدی الگوهای سینرژی عضلانی با استفاده از روش حداقل مربعات متناوب سلسله مراتبی (HALS) استخراج و به‌طور همزمان، داده‌های سینماتیکی توسط الگوریتم MediaPipe اصلاح شده ثبت و در نهایت از یک مدل یادگیری عمیق بر پایه واحد بازگشتی دروازه‌ای (GRU) برای نگاشت بین آنها استفاده شد. خروجی مدل، به‌عنوان منحنی بیوفیدبک بصری به منظور اجرای تمرین‌های حرکت بازوی دست بیماران در نظر گرفته شد. **یافته‌ها:** ارزیابی‌های نهایی نشان می‌دهد که مسیر تولید شده بوسیله مدل پیشنهادی، به‌طور بالقوه برای بیوفیدبک بصری مناسب است. همچنین شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر معماری GRU بهترین کارایی را به منظور تولید منحنی بیوفیدبک بصری داشته است. **نتیجه‌گیری:** ارزیابی‌های تجربی و بالینی نشان خواهند داد که شرکت‌کنندگان می‌توانند مسیر بصری تولید شده توسط مدل را به‌طور قابل قبولی دنبال کنند از اینرو می‌توان از این مکانیزم برای بهبود و توسعه سیستم‌های بیوفیدبک جهت تسریع توانبخشی عملکردی بیماران دچار فلج نیمه بدن ناشی از سکته مغزی ایسکمیک در کنار روش‌های توانبخشی مرسوم استفاده کرده بشود.

واژه‌های کلیدی:

- ۱- الکترومایوگرافی
- ۲- سکته مغزی ایسکمیک
- ۳- توانبخشی عصبی
- ۴- اندام بالاتنه

*نویسنده مسئول: حمیدرضا کبروی

پست الکترونیک: hkobravi@mshdiau.ac.ir

مقدمه

ناتوانی اندام فوقانی یک پدیده شایع در میان بازماندگان سکته مغزی است (۱). در بیشتر موارد، این ناتوانی سال‌ها به طول می‌انجامد تا بهبودی نسبی حاصل شود، بنابراین تأثیر قابل توجهی بر فعالیت‌های زندگی روزمره، توانایی‌های خودمراقبتی و بطور کلی کیفیت زندگی بیماران دارد (۲). در دهه‌های اخیر برای حل این مشکلات از روش‌های توانبخشی عصبی برای بازیابی ناتوانی اندام در بازماندگان سکته مغزی استفاده شده، اما تکنیک‌های درمانی مرسوم در این زمینه بسیار زمان‌بر هستند و در مدت زمان کوتاه اثربخشی مطلوبی نخواهند داشت (۳).

از این‌رو استفاده از تکنیک‌های نوین توانبخشی عصبی همواره مورد توجه محققان بوده است. به‌طور کلی، فناوری‌های ارائه شده در این زمینه شامل: ربات‌های اسکلت بیرونی^۱، تحریک الکتریکی عملکردی^۲ و بیوفیدبک^۳ است (۴-۶). همچنین بر اساس تئوری حلقه بسته آدامز^۴ فرآیند یادگیری حرکتی با کمک فیدبک‌های حسی برای تشخیص و اصلاح خطا عمل می‌کند و اساس آن افزایش تدریجی ردیابی ادراکی صحیح و کاهش ردیابی ادراکی غیرصحیح است (۷). لذا تکنیک‌های مبتنی بیوفیدبک می‌تواند با تکیه بر شواهد بالینی مطالعات انجام شده و این نظریه، بازیابی حرکتی در بیماران دچار نقص حرکتی را به واسطه تکرار و تقویت ردیابی ادراکی صحیح احیا نماید. طبق این تئوری فیدبک‌های داخلی و خارجی در یادگیری حرکتی نقش مهمی خواهند داشت. همچنین بیوفیدبک نسبت به سایر روش‌های توانبخشی عصبی غیر تهاجمی بوده و به نظر می‌رسد می‌تواند با تأثیر مثبت بر روی انعطاف پذیری سیستم عصبی^۵ به یادگیری حرکتی کمک کند (۸).

مطالعات زیادی برای توسعه روش‌های بیوفیدبک که از بازخوردهای مختلف مثل: لمسی، شنوایی، بصری و الکترومیوگرافی استفاده می‌کنند، انجام شده است (۹-۱۰). هال و همکاران نشان دادند که استفاده از صوت برای ارائه بازخورد عملکردی ممکن است اطلاعات مکانی و زمانی را در انسان برانگیزد و درگیر کند (۱۱). برای اینکه کاربران بتوانند مسیر جدیدی را بیاموزند و دنبال کنند، این تحقیق یک سیستم بیوفیدبک شنیداری را معرفی کرد که می‌تواند خطای جهت گیری فضایی بازو و شتاب را در طول یک فعالیت تصحیح کند. در مطالعه‌ای دیگر ایساکوا و همکاران بر استفاده از بیوفیدبک‌های واکنشی با پشتیبانی شنیداری و دیداری متمرکز شدند.

در این مطالعه بیمار تمرینات توانبخشی مرسوم و همچنین تمرینات با دسته بازی مخصوص برای اندام فوقانی در وضعیت نشسته انجام می‌داد (۱۲). نتایج نشان می‌داد وضعیت کلی بیمار بهبود یافته و عملکرد حرکتی اندام فوقانی ترمیم شده است، عملکردهای شناختی عادی شده و مشکلات عاطفی در نتیجه درمان کاهش داشته است. در پژوهش دیگری هانکینسون و همکاران با محصول پیشنهادی که مبتنی بر یک نرم‌افزار بیوفیدبک بر پایه موسیقی بود بر روی توسعه عملکرد حرکتی پس از سکته مغزی کار کردند (۱۳). آنها با ایجاد یک روال تمرینی برای تحریک شنوایی ریتمیک شخصی، در این تکنیک از ترکیبی از موسیقی شخصی‌سازی شده و ورودی شنیداری تقویت شده استفاده می‌شود. یافته‌ها نشان داد که استفاده از درمان‌های مبتنی بر موسیقی در محیط‌های بالینی همراه با مراقبت‌های معمول توانبخشی برای بازماندگان سکته مغزی می‌تواند اثربخش باشد. در مطالعه دیگری جورجینو و همکاران یک سیستم توانبخشی از راه دور برای افراد دارای ناتوانی اندام فوقانی به دنبال سکته مغزی توسعه دادند. آن‌ها یک ایستگاه کنترل بی‌سیم به کمک یک کامپیوتر برای لباسی که حاوی حسگرهای حرکتی پلیمری پیزورزیستیو^۶ بود ایجاد کردند. در نهایت ایستگاه کنترل مرکزی تشخیص می‌دهد که آیا بیمار تمرینات را به درستی در زمان واقعی انجام می‌دهد یا خیر و بازخورد را از طریق یک تصویر گرافیکی قابل درک بر روی صفحه نمایش یک گجت نمایش داده می‌شد (۱۴).

در مطالعه‌ای دیگر کیم و همکاران اثرات یک دستگاه بیوفیدبک بصری را بر عملکرد اندام بالاتنه بیماران سکته مغزی ارزیابی کردند. آن‌ها برای ثبت سرعت رسیدن، زاویه و حداکثر فاصله دسترسی از سیستم تجزیه و تحلیل تصویربرداری حرکتی استفاده کردند. نتایج این مطالعه نشان می‌داد که استفاده از بیوفیدبک بصری برای بهبود بازیابی حرکتی اندام بالاتنه در بیماران سکته مغزی دچار فلج نیمه بدن^۷ امیدوارکننده است (۱۵). در پژوهشی دیگر بروکاو و همکاران یک محیط تمرینی برای بازماندگان سکته مغزی با حرکات بازو در خانه ارائه دادند که مبتنی بر توانبخشی خانگی به کمک بازی‌های مبتنی بر کینکت^۸ بود. در این روش هدف، بازآموزی سینماتیک طبیعی بازو و به حداقل رساندن مکانیسم‌های جبرانی که بهبودی را محدود می‌کند تمرکز شده بود. نتایج نشان می‌داد پس از یک ماه استفاده از این سیستم، بهبود قابل

¹ Exoskeleton Robots

² Functional Electrical Stimulation (FES)

³ Biofeedback

⁴ Adams Closed Loop Theory

⁵ Neuroplasticity

⁶ Piezoresistive

⁷ Hemiplegia

⁸ Kinect

بود. بنابراین در این مطالعه، ما یک مدل کمکی برای طراحی بیوفیدبک بصری بر اساس تحلیل الگوی هم افزایی عضلانی برای توانبخشی عصبی بازماندگان سکته مغزی پیشنهاد خواهیم کرد. به نظر می‌رسد مسیر بصری تولید شده طبق روش پیشنهادی به گونه‌ای است که ردیابی آن توسط بیمار می‌تواند منجر به بازسازی صحیح الگوهای هم افزایی عضلات شود. از طرفی استفاده از روش مخصوصاً در مرحله توانبخشی بیماران وابستگی به ابزارهای پیچیده و گرانیقیمت ثبت الکترومایوگرافی را کاملاً از بین خواهد برد. همچنین در این مطالعه کارآزمایی بالینی تصادفی شده^{۱۱}، قابلیت ردیابی سیگنال بیوفیدبک بصری تولید شده توسط شرکت‌کنندگان سالم و بیمار مورد ارزیابی و گزارش قرار گرفت.

مواد و روش‌ها

جمع‌آوری و ثبت داده‌ها

این مطالعه شامل دو مرحله کلی بود. در مرحله اول برای طراحی مدل کمکی از ۱۲ شرکت‌کننده سالم شامل ۱۰ مرد، ۲ زن، ۳۴ تا ۷۳ ساله؛ همه راست‌دست بدون هیچ‌گونه سابقه بیماری و اختلالات اسکلتی عضلانی و یا مشکلات شناختی شرکت کردند. در مرحله دوم برای ارزیابی بالینی مدل از ۲۴ بیمار مبتلا به سکته مغزی ایسکمیک حاد^{۱۲} در ناحیه شریان مغزی میانی^{۱۳} شامل ۱۱ مرد و ۱۳ زن ۳۲ تا ۸۳ ساله راست دست با عارضه فلج نیمه بدن و بدون هیچ‌گونه مشکل شناختی، بینایی و شنوایی از بین ۳۰۸ فرد نزدیک به شرایط مورد نظر به کمک پزشک متخصص مغز و اعصاب انتخاب شدند. جدول ۱ و جدول ۲ مشخصات دموگرافیک و بالینی شرکت‌کنندگان را نشان می‌دهد.

توجهی در تمام معیارهای بالینی ظاهر شده است (۱۶). لین و همکاران امکان سنجی و کارایی دستگاه‌های پوشیدنی را بر اساس بیوفیدبک بصری در زمان واقعی برای توانبخشی بیماران سکته مغزی و اثرات مداخله آن مورد مطالعه قرار دادند. یافته‌ها نشان می‌داد که گجت پوشیدنی پیشنهادی برای استفاده در بیماران مبتلا به سکته مزمن مفید و کارآمد است (۱۷). همچنین اوگون و همکاران مطالعه‌ای را برای تعیین تاثیر بیوفیدبک مبتنی بر واقعیت مجازی به افراد مبتلا به سکته ایسکمیک انجام دادند. با توجه به نتایج بالینی اخذ شده در این پژوهش به نظر می‌رسد بیوفیدبک بصری مبتنی بر درمان واقعیت مجازی در افزایش عملکرد اندام بالاتنه و توانایی‌های خودمراقبتی می‌تواند مفید باشد (۱۸).

در نهایت باید گفت مطالعات پژوهشگران نشان می‌دهد که کنترل حرکتی^۹ فرآیندی است که طی آن الگوی حرکتی مناسب، در زمان مناسب فراخوانی و فعال‌سازی و ایجاد هماهنگی بین عضلات و سایر اندام‌های درگیر در اجرای یک حرکت، مطابق با آن الگو به دقت اجرا می‌شود (۱۹). همچنین با وجود تمام کارهای برجسته در توسعه سیستم‌های بیوفیدبک مبتنی بر الکترومایوگرافی، هنوز هیچ تحقیق قابل توجهی در مورد طراحی مسیرهای بیوفیدبک بصری بهینه منتشر نشده است. تنها در یک مطالعه زادنیا و همکاران، رویکردی منحصر به فرد برای انتخاب مناسب‌ترین ویژگی‌ها از داده‌های الکترومایوگرافی عضلات مچ دست برای ایجاد یک سیگنال بیوفیدبک بصری برای توانبخشی حرکت مچ دست بیماران سکته مغزی ارائه دادند (۲۰). نتایج آن‌ها امیدوارکننده بود اما با این حال الگوهای هم افزایی^{۱۰} عضلات و بحث کیفیت حرکت در نظر گرفته نشده

جدول ۱- مشخصات دموگرافیک شرکت‌کنندگان مطالعه حاضر

پارامتر	شرکت‌کنندگان بیمار (انحراف معیار $\pm$ میانگین) (۲۴ تعداد)	شرکت‌کنندگان سالم (انحراف معیار $\pm$ میانگین) (۱۲ تعداد)
سن (سال)	۶۲/۴۳ $\pm$ ۱۷/۰۳	۴۳/۱۸ $\pm$ ۱۸/۸۰
جنسیت	زن	۳۳ (درصد ۴)
	مرد	۶۷ (درصد ۸)
	۴۶ (درصد ۱۱)	

مشتق

جدول ۲- مشخصات دموگرافیک و بالینی شرکت‌کنندگان دچار سکته مغزی در مطالعه حاضر

پارامتر	شرکت‌کنندگان گروه کنترل (انحراف معیار $\pm$ میانگین) (۱۲ تعداد)	شرکت‌کنندگان گروه آزمایش (انحراف معیار $\pm$ میانگین) (۱۲ تعداد)	P-Value*
سن (سال)	۶۴/۱۶ $\pm$ ۱۵/۴۳	۶۳/۲۵ $\pm$ ۱۵/۵۳	۰/۵۷
میزان تحصیلات (سال)	۵/۱۶ $\pm$ ۵/۲۵	۵/۴۱ $\pm$ ۵/۲۱	۰/۴۲
مدت زمان گذشته از سکته مغزی (روز)	۲/۹۱ $\pm$ ۱/۴۴	۳/۱۶ $\pm$ ۱/۴۰	۰/۳۴
نمره آزمون کوتاه وضعیت ذهنی**	۲۵/۱۶ $\pm$ ۲/۱۶	۲۵/۲۵ $\pm$ ۲/۳۰	۰/۴۳
جنسیت	زن	۵۸ (درصد ۷)	۰/۵۰
	مرد	۴۲ (درصد ۵)	

مشتق

⁹ Motor Control

¹⁰ Synergistic

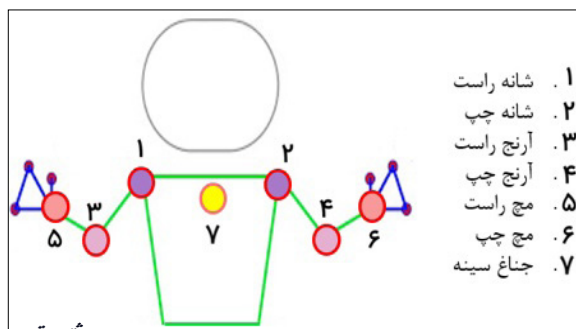
¹¹ Randomized Clinical Trial (RCT)

¹² Acute Ischemic Stroke (AIS)

¹³ Middle Cerebral Artery (MCA)

این مرحله سیگنال‌های ثبت شده خام با استفاده از یک فیلتر میانگذر با بازه فرکانسی ۴۰ تا ۴۰۰ هرتز فیلتر شد تا علاوه بر حذف نویز آفست جریان مستقیم، نویز ناشی از آرتیفکت حرکتی را نیز کاهش دهند (فیلتر از نوع باتروث^{۱۶} دیجیتال مرتبه سوم، فرکانس قطع ۲۰ هرتز، نرخ رول آف ۱۲ دسی بل) (۲۲). بطور کلی راه حل ما اجتناب از منابع نویز و استفاده از دستگاه‌های قابل حمل با منبع تغذیه باتری بود. پس از آن، داده‌ها تصحیح و نقاط پرت^{۱۷} حذف شدند. یک فیلتر پایین‌گذر (فیلتر از نوع باتروث دیجیتال مرتبه چهارم، فرکانس قطع ۴ هرتز، نرخ رول آف ۱۲ دسی بل در دهه) روی سیگنال اعمال شد (۲۳-۲۴).

علاوه بر ثبت سیگنال الکترومایوگرافی سطحی، بطور همزمان تجزیه و تحلیل حرکتی نیز انجام شد. برای تجزیه و تحلیل حرکت موقعیت مفصل، از یک وب کم وضوح بالا ساده با قابلیت ثبت ۳۰ فریم در ثانیه و الگوریتم مدیاپایپ (MediaPipe) اصلاح شده استفاده کردیم. این الگوریتم از توپولوژی بلیزپوز (BlazePose) استفاده می‌کند که شامل شناسایی ۳۳ نقطه کلیدی با سه درجه آزادی (موقعیت x ، y و در دید بودن) با اندازه تصویر ورودی $۲۵۶ \times ۲۵۶ \times ۳$ است و شامل مجموعه‌ای از توپولوژی‌ها شده است (۲۵).



تصویر ۱- نقاط کلیدی در الگوریتم مدیاپایپ (MediaPipe) اصلاح شده (۲۶).

یکی از مشکلات اصلی الگوریتم مدیاپایپ این است که خروجی این مدل نسبت به تغییر مکان سوژه‌ها در میدان دید دوربین بسیار حساس است و به دلیل این مشکل عملکرد مدل اصلی به شدت کاهش می‌یابد. ما توانستیم با اصلاح اجزای الگوریتم برای پیش‌بینی نقاط کلیدی بالاتنه متناسب با کاربرد، مفاصل مچ دست راست، آرنج راست، شانه راست، مچ دست چپ، آرنج چپ، شانه چپ و همانطور که در تصویر ۱ مشاهده می‌شود، نقطه دیگری به نام مانوبریوم جناغ‌سینه به عنوان نقطه کلیدی شماره ۷ به الگوریتم اضافه کرده‌ایم. این نقطه کلیدی به عنوان یک نقطه مرجع برای نرماسازی حرکات اندام فوقانی عمل خواهند کرد. در نهایت مفاصل مچ راست، آرنج راست، شانه راست و جناغ برای حرکت بازوی

قبل از هرگونه جمع‌آوری داده، به شرکت کنندگان درباره آزمایش توضیحات کافی داده شد. این مطالعه مورد تایید کمیته اخلاق دانشگاه علوم پزشکی مازندران (IR.MAZUMS.REC.1398.902) و ثبت کارآزمایی‌های بالینی ایران (IRCT20200914048720N1) قرار گرفت. همه شرکت‌کنندگان یک رضایت‌نامه آگاهانه برای گنجاندن خود امضا کردند.

در طول آزمایش، از شرکت‌کنندگان خواسته شد که روی یک صندلی بنشینند و صفحه نمایشگر رابط بصری در فاصله یک متری صندلی قرار داشت. همانطور که در تصویر ۲ نشان داده شده است شرکت‌کننده می‌بایست دست راست خود را به صورت افقی با چرخش به داخل و برعکس حرکت میداد. برای همه شرکت‌کنندگان، چهار جفت الکتروود دوقطبی سطحی از نوع از کلرید نقره-نقره^{۱۴} روی عضلات دلتوئید خلفی، پکتورالیس ماژور، دوزنقه‌ای میانی و دوزنقه‌ای پایینی قرار داده شد (فاصله بین الکتروودها ۲۰ میلی متر بود). شلی پوست، مو، چربی، وجود عرق و نیز سرد بودن پوست مسائل رایجی هستند که بر کیفیت سیگنال چسبندگی حسگر تأثیر می‌گذارند (۲۱). برای ثبت بهتر سیگنال الکترومایوگرافی سطحی، الکترودهایی بر روی شکم عضلات قرار داده شد. قبل از نصب الکتروود، پوست ناحیه مورد نظر با ژل ساینده و یا یک حوله ضخیم لایه‌برداری شد و سپس محل با پد الکلی تمیز شد. الکتروودهای مرجع روی قسمت استخوانی ستون فقرات قرار گرفت. در نهایت سیگنال‌های الکترومایوگرافی مربوط به عضلات درگیر در حرکت مورد نظر توسط دستگاه ثبت^{۱۵} الکترومایوگرافی با فرکانس نمونه برداری ۲۰۴۸ هرتز ثبت شد. هنگام ثبت داده‌ها، به شرکت‌کنندگان یک اسلاید زمان‌بندی شده نشان داده شد که نوعی بازخورد بصری و صوتی بود (توسط برنامه مایکروسافت پاورپوینت و متناسب با سرعت حرکت طبیعی افراد سالم طراحی شده بود) و هدف این بود که شرکت‌کنندگان بتوانند سرعت خود را بر اساس آن تنظیم کنند. دامنه حرکت شانه با چرخش داخلی و خارجی بین ۰ تا ۹۰ درجه در صفحه عرضی در نظر گرفته شد (۲۲-۲۴). قبل از شروع ثبت داده، آزمونگر یک بار با شرکت‌کنندگان مراحل ثبت را تمرین می‌کرد و به سوالات و ابهامات احتمالی پاسخ می‌داد. در نهایت پنج حرکت ۱۰ ثانیه ثبت شد. برای جلوگیری از خستگی عضلانی، ۱۰ ثانیه وقفه بین حرکات در نظر گرفته شد. شکل ۲ تنظیمات ثبت داده را نشان می‌دهد. برای هر شرکت‌کننده، داده‌ها از ۰/۵ ثانیه قبل از شروع حرکت تا ۰/۱ ثانیه پس از جبران حرکت جمع‌آوری شد.

پیش‌پردازش داده‌ها

با توجه به رنج و فرکانس سیگنال الکترومایوگرافی، در

^{۱۴} Ag-AgCl

^{۱۵} Flex-Comp Inifiniti T7555M

^{۱۶} Butterworth

^{۱۷} Outliers

طور همزمان داده‌های سینماتیکی موقعیت‌های مفصل توسط وب کم ثبت شد و بردارهای موقعیت (X, Y) برای هر مفصل با استفاده از الگوریتم مدیایپایب اصلاح شده استخراج شد (۲۸). در مرحله بعد با توجه به نرخ‌های مختلف نمونه‌برداری، دومین عملیات پیش پردازش اجرا شد. موقعیت بردار افقی سینماتیکی به‌عنوان ورودی و ماتریس‌های ضریب سینرژی کنترل به‌عنوان هدف به واحد مدلسازی مکانیزم کمکی بیوفیدبک وارد شدند. این بلوک حاوی واحد بازگشتی دردار است که ورودی‌ها را به اهداف مورد نظر نگاشت می‌کند. ساختار بازگشتی از این منظر انتخاب خوبی است که می‌تواند حافظه‌ای را تقلید کند، یعنی اطلاعات گذشته را ذخیره کرده و می‌تواند بعداً برای پیش‌بینی توالی داده‌های غیرخطی بازیابی شود. پس از آموزش شبکه عصبی بازگشتی به صورت آفلاین، خروجی شبکه عصبی بازگشتی در حالت برخط به‌عنوان رابط گرافیکی کاربر نمایش داده می‌شد. به عبارت دیگر، ترژکتوری حاصل از حرکت به سمت هدف پیش‌بینی شده در کنار ترژکتوری مرجع و صحیح به‌صورت برخط و همزمان برای شرکت‌کننده به‌صورت آنلاین نشان داده شد. شرکت‌کننده باید بازو را در مسیری حرکت دهد که ماتریس‌های ضریب کنترلی استخراج‌شده بتوانند ماتریس‌های ضریب کنترلی مورد نظر را از طریق پردازش آفلاین به‌دست آمده‌اند، ردیابی کنند. جزئیات روش پیشنهادی در بخش‌های فرعی توضیح داده خواهد شد.

برای هر حرکت الگوهای عضلانی ترکیبی خطی از سینرژی‌های متغیر با زمان است که به نوعی نشان‌دهنده فعالیت‌های هماهنگ گروهی از عضلات با زمانبندی مشخص و شدت دامنه متفاوت است. هر سینرژی عضلانی شامل ضریب وزن‌ها، دامنه و جابجایی زمانی است. الگوی فعال‌سازی عضلات با ترکیب این سینرژی‌ها ایجاد خواهد شد. مدل سینرژی متغیر با زمان را می‌توان به‌صورت معادله (۱) تعریف کرد (۲۹).

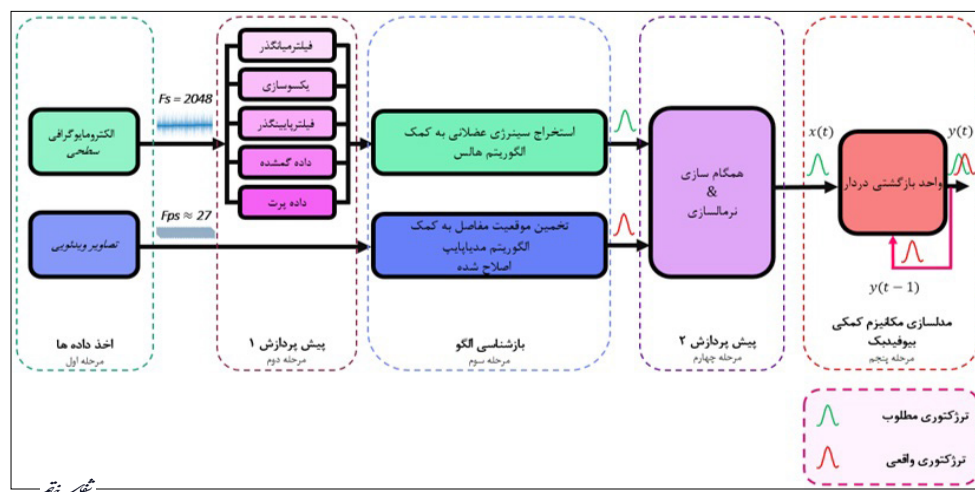
شرکت‌کنندگان انتخاب شدند. تصویر ۲، سیستم ثبت داده‌های حرکتی و الکترومایوگرافی را نشان می‌دهد.



تصویر ۲- الف) تجهیزات جمع‌آوری داده‌ها (ب) محل قرار دادن الکترودها در عضلات مورد نظر (ج) حرکت بازو (د) شرایط اولیه شرکت‌کنندگان در آزمایش (ه) رابط بصری طراحی شده برای همگام‌سازی.

پروتکل بیوفیدبک پیشنهادی

همانطور که قبلاً ذکر شد، هدف این مطالعه طراحی یک مکانیزم اساسی برگرفته از الگوهای حرکتی نهفته در سیگنال الکترومایوگرافی سطحی برای طراحی یک مسیر بیوفیدبک بصری جهت توسعه برنامه‌های توانبخشی عصبی در اندام بالاتنه جهت توانیابی بازماندگان سکته مغزی است. سیگنال‌های الکترومایوگرافی علاوه بر اطلاعات دینامیک حرکتی حاوی اطلاعات مهمی در مورد الگوهای همکاری فعالیت عضلات و به نوعی کیفیت حرکت است که به آن‌ها الگوهای سینرژی عضلانی می‌گویند. مسیر بیوفیدبک بصری طراحی شده از این الگوها می‌تواند به‌طور بالقوه به اصلاح الگوهای سینرژی بیماران کمک کند و متعاقباً کیفیت حرکات را بازیابی کند (۲۶). همانطور که در شکل ۳ نشان داده شده است، سیگنال الکترومایوگرافی از اندام بالاتنه شرکت‌کنندگان سالم به‌دست آمد و پس از پیش‌پردازش، ماتریس‌های ضرایب سینرژی W و C با استفاده از الگوریتم هالس^{۱۸} استخراج شد (۲۷). به



تصویر ۳- بلوک دیاگرام کلی مدل پیشنهادی.

¹⁸ Hierarchical Alternating Least Squares (HALS)

و $[c1, ..., cn] = Cj$ یک مجموعه واحد از سینرژی را نشان می‌دهد که در آن n_c ضریب کنترل فعال‌سازی و w ضریب وز های فعال‌سازی سینرژی است. هنگامی که مدل سینرژی توسعه یافت، از رویکردهای الگوریتم یادگیری برای تکرار معادلات (۳-۴). چندین بار استفاده می‌شود. (۱، ۲، ...، k) نشان‌دهنده نرخ استخراج سینرژی است (۳۲-۴۰). ماتریس‌های C و W با استفاده از یک مجموعه واحد از داده‌های الکترومایوگرافی حرکت شانه استخراج خواهند شد.

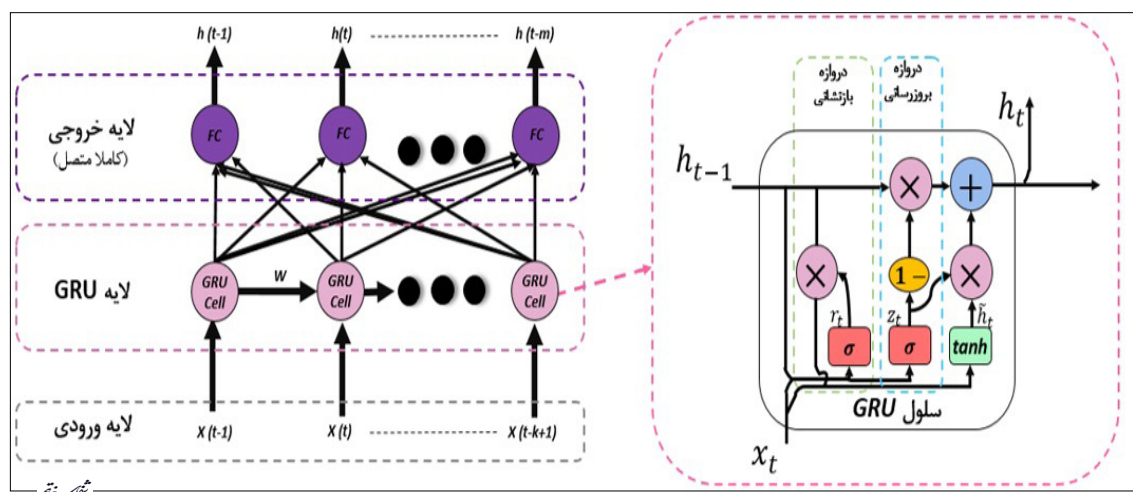
$$[C_k] \leftarrow [C_k] + \frac{([M][W]^T - [C][W]W^T)_K}{[W_k][W_k]^T}$$

$$[W_k] \leftarrow [W_k]^T + \frac{([M]^T[C] - [W]^T[C]^T[C])_K}{[C_k]^T[C_k]}$$

شبکه عصبی پیشنهادی

ساختار این شبکه مبتنی بر واحدهای بازگشتی دروازه‌ای^{۱۹} است. اولین بار معماری واحد بازگشتی دردار توسط چو و همکاران با هدف برطرف‌سازی مشکلات شبکه‌های عصبی بازگشتی^{۲۰} کلاسیک مانند مشکل محوشدگی گرایان^{۲۱} و همچنین کاهش پیچیدگی‌های موجود در معماری‌های قبلی ارائه شده است (۴۱). شکل ۴ معماری یک شبکه و ساختار یک سلول GRU را نشان می‌دهد. معادلات (۵) برای سلول GRU به شرح زیر است:

$$\begin{aligned} r_t &= \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t]) \\ z_t &= \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t]) \\ \tilde{h}_t &= \tanh(W_{\tilde{h}} \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t]) \\ h_t &= (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t \\ y_t &= \sigma(W_o \cdot h_t) \end{aligned}$$



تصویر ۴- معماری شبکه پیشنهادی و سلول GRU.

$$M(t) = \sum_{i=1}^N C_i W_i (t - t_i) \mathbb{H}$$

که در آن M الگوی فعالیت ماهیچه‌های متغیر با زمان است، تعداد هم‌افزایی‌های متغیر با N نشان داده می‌شود، برای سینرژی i ام، C_i نیز بردار ضرایب غیرمنفی به نام ماتریس کنترل است و t_i تاخیر شروع سینرژی است. W_i ماتریس وزن‌ها است که فعالیت عضلانی برای سینرژی در زمان t_i است. از آنجایی که فعال‌شدن عضلات یک کمیت غیرمنفی است، W و C غیرمنفی هستند. چندین روش معمول برای به‌دست آوردن ضرایب C و W بررسی شد که در این بین روش حداقل مربعات متناوب سلسله مراتبی برای ما مناسب‌تر بود (۳۰). این روش طیف گسترده‌ای از قابلیت‌ها را ارائه می‌دهد، از نظر محاسباتی ارزان‌تر و نسبت به روش NMF معمولی می‌تواند با بسیاری از اجزای مختلف کار کند (۳۱). در نهایت از الگوریتم حداقل مربعات متناوب سلسله مراتبی مطابق با معادله (۲) برای استخراج الگوهای سینرژی حرکت شانه استفاده شد:

$$M = [W][C]^T \mathbb{H}$$

که در آن M سیگنال‌های الکترومایوگرافی پیش پردازش شده به‌صورت یک ماتریس m در n است، که در آن m تعداد سری‌های زمانی، n تعداد کانال‌های ثبت سیگنال الکترومایوگرافی و $C = [c1, ..., cn]$ مجموعه سینرژی است که نشان‌دهنده تعداد سینرژی است

¹⁹ Gated Recurrent Unit (GRU)

²⁰ Recurrent Neural Network (RNN)

²¹ Vanishing Gradient

باقیمانده از میانگین بردار فعال سازی (m) است.

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} = 1 - \frac{\sum_s \sum_{k=1}^{K_s} \|m^s(t_k) - \sum_i c_i^s w_i(t_k - t_i^s)\|^2}{\sum_s \sum_{k=1}^{K_s} \|m^s(t_k) - \bar{m}\|^2}$$

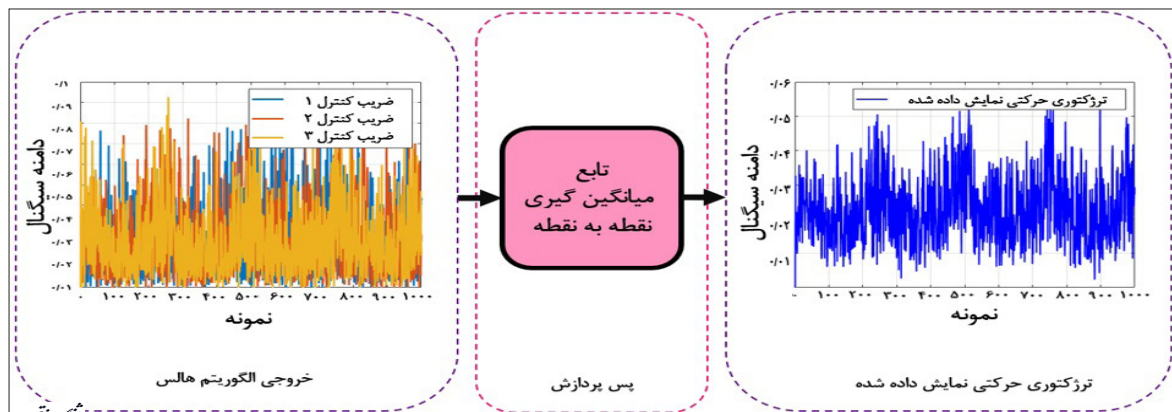
ما چهار سیگنال فعال سازی عضلانی را ثبت کردیم و به کمک الگوریتم HALS، سه ماتریس سینرژی عضلانی استخراج شد. مقدار R^2 با بیش از ۲ سینرژی استخراج شده پایدار بود. نتیجه تغییرات R^2 با توجه به تعداد ماتریس های سینرژی در نمودار ۱ و ۲ نشان داده شده است. همچنین، تصویر ۸ MSE را نشان می دهد. پس از بازسازی الگوی فعال سازی عضلانی با استفاده از ماتریس های سینرژی استخراج شده C و W مدل شناسایی شده می تواند قابل قبول باشد زیرا میانگین مقدار MSE ۰/۰۳۷ بود. با توجه به محدوده الگوی فعال سازی عضله استخراج شده (۰-۱)، MSE محاسبه شده در مقایسه با محدوده داده آنقدر کم است که عملکرد بازسازی می تواند قابل قبول باشد.

پس پردازش داده ها

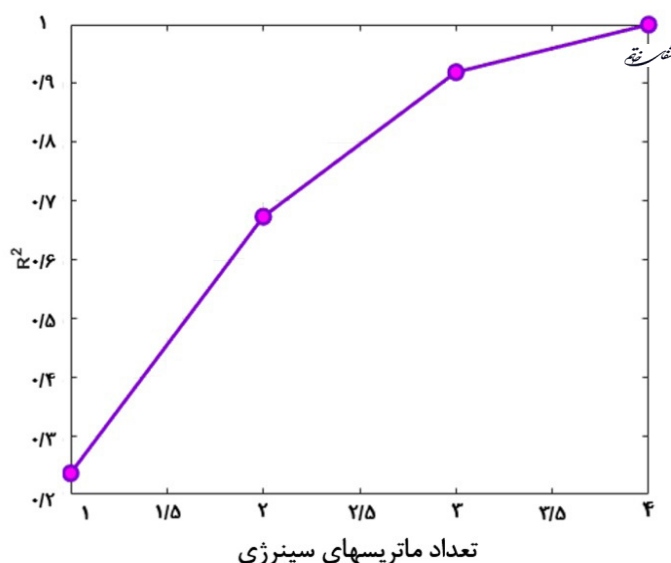
در نهایت، خروجی پیش بینی شده توسط مدل (تعداد نمونه × تعداد ماتریس های سینرژی) با استفاده از یک تابع میانگین گیری به یک مسیر حرکت نمایش داده شده (تعداد نمونه ها × ۱)، همانطور که در شکل ۵ نشان داده شده است تبدیل خواهد شد. این ترفند برای ساده سازی رابط کاربری اعمال شد (معمولا برای بیمار دنبال کردن یک مسیر واحد به مراتب ساده تر خواهد بود).

یافته ها

برای ارزیابی نتایج مدل مرجع، از R^2 و مقادیر میانگین مربعات خطا^{۲۲} استفاده کردیم. برای به دست آوردن درک بهتری از خروجی الگوریتم HALS، از R^2 استفاده کردیم. با استفاده از می توانیم تعداد ماتریس های سینرژی را تعیین کنیم (۴۲). در معادله (۶)، SSE مجموع مربعات باقیمانده است و SST مجموع مجذورهای



تصویر ۵- فرآیند تبدیل خروجی به یک مسیر حرکت نمایش داده شده از نظر ابعاد برای ۱۰۰۰ نمونه از یک شرکت کننده سالم.

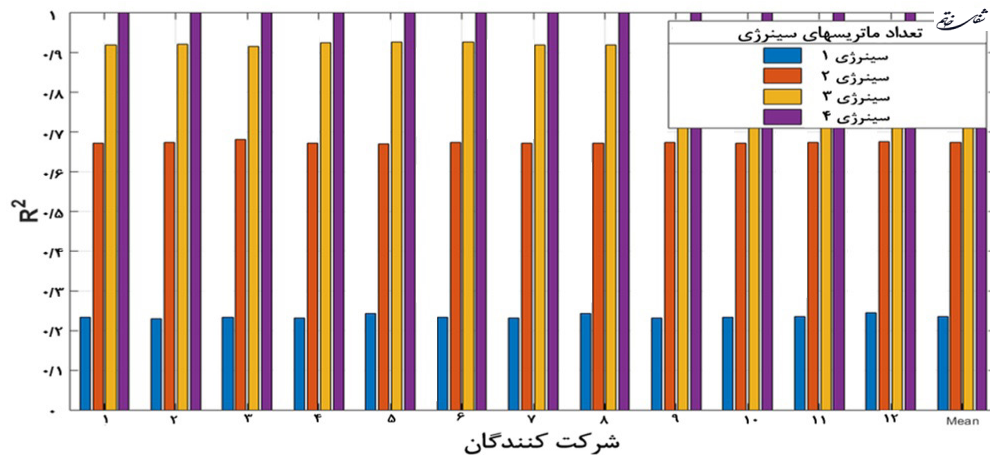


نمودار ۱- میانگین مقدار R^2 محاسبه شده با توجه به تعداد ماتریس های سینرژی.

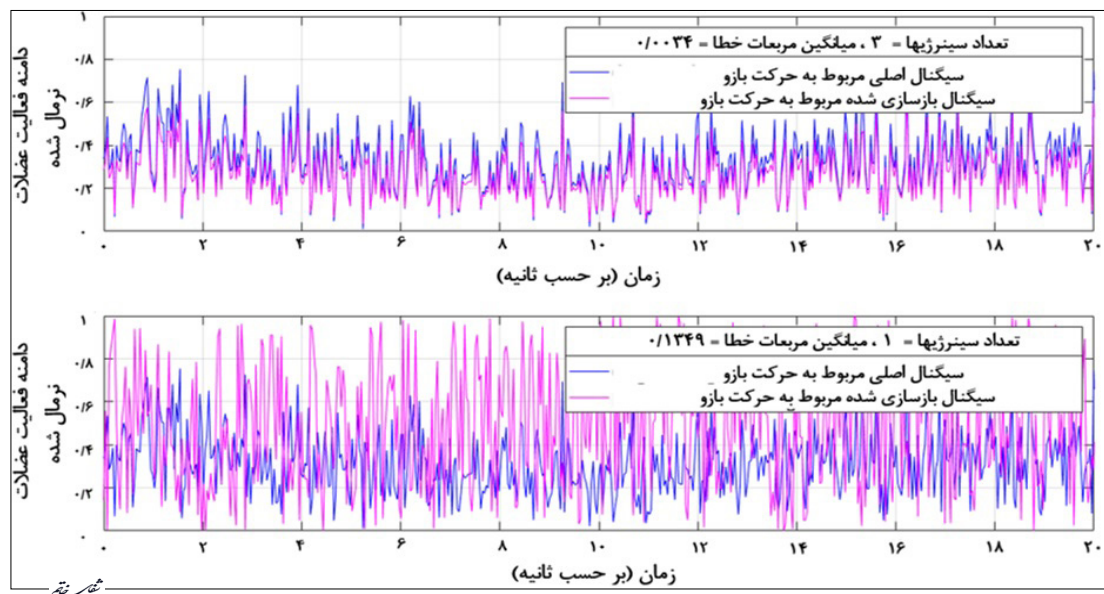
²² Mean Square Error (MSE)

شبکه پرسپترون چند لایه^{۲۳} با دو لایه تماماً متصل^{۲۴} به عنوان یک مدل رگرسیون ساخته شد. در این ساختار تمام توابع فعال سازی از نوع واحد خطی اصلاح شده^{۲۵} بودند. برای مرحله آموزش این مدل، اندازه دسته ای^{۲۶} ۱۲۸ و ضریب افت^{۲۷} ۰/۲ برای جلوگیری از بیش برآزش^{۲۸}

علاوه بر این در جدول ۳ مقادیر MSE و جدول ۴ عملکرد ضریب همبستگی برای مدل های مختلف مدل های بررسی و گزارش شده است. در نهایت مدل پیشنهادی ما از چهار لایه GRU و یک



نمودار ۲- تغییرات شاخص R^2 برای شرکت کنندگان در مقایسه با تعداد ماتریس های سینرزی استخراج شده.



تصویر ۶- الگوهای فعال سازی عضلانی استخراج شده و سیگنال بازسازی شده عضلانی مربوط به یکی از شرکت کنندگان.

جدول ۴- ارزیابی عملکرد برآورد تخمین با ضرایب همبستگی پیرسون مدل های مختلف.

مدل	ضریب همبستگی پیرسون
Elman	۰/۹۱۲۷۸
LSTM	۰/۹۵۳۴۴
NARX	۰/۹۸۹۹۲
GRU	۰/۹۹۶۵۵

جدول ۳- ارزیابی عملکرد تخمین برای مدل های مختلف.

مدل	میانگین مربعات خطا
Elman	۵/۱۶e-۰۴
LSTM	۳/۸۳e-۰۴
NARX	۱/۶۳e-۰۵
GRU	۱/۱۴e-۰۵

^{۲۳} MLP

^{۲۴} Fully Connected

^{۲۵} ReLU

^{۲۶} Batch Size

^{۲۷} Dropout factor

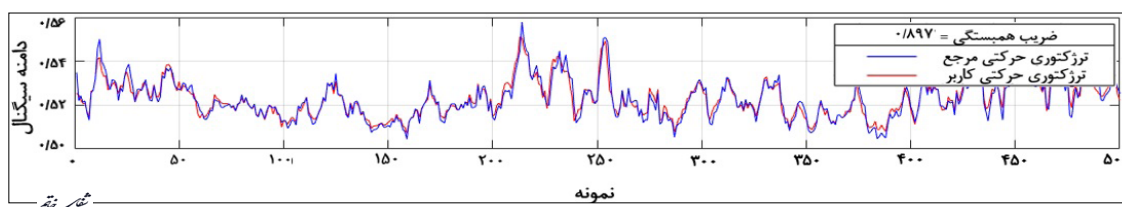
^{۲۸} Overfitting

شاپیرو ویلک^{۳۷} و لوین^{۳۸} مورد ارزیابی قرار گرفتند (۴۲). همانطور که در جدول ۲ مشاهده شد، سن، جنس، دست غالب، دست پارتیک، نوع ضایعه و زمان پس از سکته مغزی از نظر آماری در بین گروه‌ها تفاوت نداشت. همچنین هر دو گروه از نظر نمره MMSE مشابه بودند. نتایج نشان می‌دهد پس از درمان، افزایش معنی‌دار آماری در نتایج آزمون FMA-UE^{۳۹}، NIHSS^{۴۰}، MRS^{۴۱} در هر دو گروه مشاهده شد. همانطور که در جدول ۵ مشاهده می‌کنید امتیاز CC^{۴۲} پس از درمان در گروه آزمایش قبل و بعد از درمان به‌طور قابل توجهی بالاتر بود، اما تفاوت آماری معنی‌داری بین دو گروه در مورد نمرات NIHSS و FMA-UE مشاهده نشد. تغییر در نمرات NIHSS و FMA-UE برای گروه آزمایش اختلاف معنی‌داری نسبت به گروه کنترل نداشت. در نهایت همانطور که جدول ۵ نشان داده شده است، پیگیری‌ها^{۴۳} پس از ترخیص تا شش ماه بعد ادامه یافت و ثبات نسبی سریعتری در شاخص NIHSS در گروه آزمایش نسبت به گروه کنترل مشاهده شد.

تنظیم و از الگوریتم بهینه سازی آدام^{۲۹} با نرخ یادگیری و زمان دوره^{۳۰} به ترتیب ۰/۰۰۱ و ۱۵۰ استفاده شد.

تصویر ۷ نتیجه تحلیل ردیابی سیگنال بیوفیدبک بصری را نشان می‌دهد. مقادیر میانگین ضریب همبستگی محاسبه شده در حدود ۰/۷۶ تا ۰/۸۷ است. این مقادیر می‌تواند ما را متقاعد کند که مسیر طراحی شده توسط شرکت‌کنندگان قابل پیگیری خواهد بود. زیرا علیرغم هندسه نوسانی مسیر نمایش داده شده، شرکت‌کنندگان می‌توانستند یک مسیر مرتبط با حرکت دست را تولید کنند که به‌طور قابل قبولی با مسیر مرجع همبستگی داشت.

در این پژوهش برای ارزیابی آماری داده‌های بالینی به جای نرم افزار SPSS از نرم افزار متلب^{۳۱} ۲۰۱۸ استفاده کردیم. از میانگین^{۳۲}، انحراف معیار^{۳۳}، میانه (حداکثر حداقل)^{۳۴}، ضریب همبستگی^{۳۵} و مقادیر فراوانی^{۳۶} استفاده شد. پس از انجام آزمون‌ها برای شرایط اولیه طبیعی بودن و همگنی واریانس‌ها، متغیرها با استفاده از آزمون‌های



تصویر ۷- نمایش عملکرد ردیابی سیگنال بیوفیدبک مربوط به عملکرد یکی از شرکت‌کنندگان برای ۵۰۰ نمونه.

جدول ۵- پارامترهای بالینی و معیار ارزیابی CC قبل و بعد از درمان و بعد از پیگیری با رویکرد درون گروهی.

شرکت‌کنندگان گروه آزمایش تعداد=۱۲			شرکت‌کنندگان گروه کنترل تعداد=۱۲			پارامتر	
Mean±SD	F-Value	P-Value	Mean±SD	F-Value	P-Value		
۸/۴۱±۳/۵۵	۰/۳۷	۰/۷۷۲	۷/۶۶±۳/۹۸	۰/۱۵	۰/۹۲۷	قبل از درمان (روز صفر)	NIHSS Score
۷/۵۰±۳/۵۵			۶/۸۳±۴/۵۴			بعد از درمان (هفته پنجم)	
۷/۳۳±۳/۵۲			۶/۸۳±۴/۵۴			پیگیری (بعد از ۳ ماه)	
۶/۹۱±۳/۷۰			۶/۵۰±۴/۵۰			پیگیری (بعد از ۶ ماه)	
۳/۲۵±۰/۶۲	۴/۱۱	۰/۰۵۴	۳/۰۸±۰/۶۶	۲/۰۸	۰/۱۶۲	قبل از درمان (روز صفر)	MRS Score
۲/۶۶±۰/۷۷			۲/۵۸±۰/۹۹			بعد از درمان (هفته پنجم)	
۲۱/۶۶±۳/۳۷	۶/۹۶	۰/۰۱۵	۲۱/۹۱±۶/۵۱	۷/۰۱	۰/۰۱۴	قبل از درمان (روز صفر)	FMA-UE Score
۳۵/۱۶±۱۶/۱۶			۳۵/۸۳±۱۷/۰۰			بعد از درمان (هفته پنجم)	
۰/۴۲۸±۰/۰۶۸	۱۲۴/۲۹	۱/۶۱۱e ^{-۱۰}	N/A	N/A	N/A	قبل از درمان (روز صفر)	CC Score
۰/۶۹۵±۰/۰۴۶						بعد از درمان (هفته پنجم)	

²⁹ Adam

³⁰ Epoch Time

³¹ MATLAB

³² Mean

³³ Standard Deviation

³⁴ Median (max-min)

³⁵ Correlation Coefficient

³⁶ Frequency Values

³⁷ Shapiro Wilk

³⁸ Levene

³⁹ Fugl-Meyer Assessment for upper extremity (FMA-UE)

⁴⁰ National Institutes of Health Stroke Scale (NIHSS)

⁴¹ Modified Rankin Scale (MRS)

⁴² Correlation Coefficient (CC)

⁴³ Follow Up

جدول ۶- شاخص NIHSS قبل و بعد از درمان و بعد از پیگیری برای همه شرکت کنندگان با رویکرد بین گروهی.

شرکت کنندگان	قبل از شروع درمان (روز صفر)	پس از پایان همه جلسات درمانی (هفته پنجم)	پیگیری اول (۳ ماه بعد)	پیگیری دوم (۶ ماه بعد)
گروه مداخله (n=۱۲) (mean±SD)	۸/۴۱±۳/۵۵	۷/۵۰±۳/۵۵	۷/۳۳±۳/۵۲	۶/۹۱±۳/۷۰
گروه کنترل (n=۱۲) (mean±SD)	۷/۶۶±۳/۹۸	۶/۸۳±۴/۵۴	۶/۸۳±۴/۵۴	۶/۵۰±۴/۵۰
P-Value	۰/۲۶	۰/۲۹	۰/۳۴	۰/۳۷

نمونه

بحث و نتیجه گیری

استفاده از بیوفیدبک مبتنی بر الکترومایوگرافی در توانبخشی عصبی یک رویکرد جذاب در بازتوانی بازماندگان سکته مغزی است. اگرچه شواهد زیادی می‌تواند اثرات مفید آن را ثابت کند؛ اما چالش اصلی که می‌تواند مانع کارایی آن شود، طراحی سیگنال‌های بازخوردی نامناسب است. سیگنال‌های بازخوردی که به بیماران داده می‌شود از این جهت اهمیت دارد که می‌تواند فرآیندهای عصبی را تحریک کرده یا حتی منجر به یادگیری حرکتی می‌شود. با این وجود، طراحی سیگنال‌های بیوفیدبک اغلب بر اساس تحلیل حرکت ساده یک مفصل یا یک عضله است (۹). اما، نویسندگان بر این باورند که برای رفع چالش‌های ذکر شده نیاز به باز طراحی رویکردهای متفاوتی برای طراحی سیگنال‌های بیوفیدبک است. ما بر این باوریم که سیگنال‌های بیوفیدبک باید اطلاعات کافی مربوط به الگوی هم افزایی عضلانی را که در طول یک حرکت طبیعی ظاهر می‌شود را داشته باشند. بنابراین، یک چالش ثانویه ظاهر می‌شود که مربوط به نگاشت الگوی هم افزایی عضلانی به یک مسیر مرتبط با حرکت است. بنابراین، تمرکز این مطالعه پیشنهاد ارزیابی یک مکانیسم اساسی برای ایجاد یک مسیر مرتبط با رفتار حرکتی^{۴۴} بود که برای انجام مداخله بیوفیدبک بصری مربوط به حرکت بازو اعمال می‌شود. مسیر مربوط به حرکت بر اساس تجزیه و تحلیل الگوهای هم افزایی عضلانی تخمین زده شد. غیر از آموزنده بودن، قابلیت ردیابی چنین مسیری توسط انسان یک نکته حیاتی است. زیرا ارائه یک مسیر بیوفیدبک بصری به بیمار مستلزم آن است که بیمار بتواند به طور قابل قبولی آن را ردیابی کند. بنابراین، در این مطالعه، قابلیت ردیابی مسیرهای طراحی شده ابتدا توسط شرکت کنندگان سالم مورد ارزیابی قرار گرفت. ضریب همبستگی پیرسون بین مسیر نمایش داده شده و مسیر تولید شده محاسبه و به عنوان یک معیار ارزیابی و تحلیل شد. به این

ترتیب سطح کوواریانس بین دو مسیر اندازه گیری شد. این روش ارزیابی می‌تواند منطقی باشد. زیرا اگرچه شرکت کنندگان سعی کردند بازوهای خود را در مسیری حرکت دهند که مسیر نمایش داده شده قابل ردیابی باشد، طبیعتاً فقط یک ردیابی تقریباً امکان پذیر است.

یک دلیل برای اینکه معتبر بودن این روش مشخص شود، نشان داده شد ردیابی چنین مسیری می‌تواند تقریباً توسط شرکت کنندگان سالم انجام شود. بنابراین، ارزیابی مبتنی بر اندازه گیری سطح کوواریانس بین مسیر نمایش داده شده و مسیر حرکت واقعی قابل توجیه به نظر می‌رسد و مقایسه دو مسیر از نظر شباهت‌های دینامیکی منجر به هیچ اطلاعاتی نمی‌شود. نویسندگان بر این باورند که وقتی بیمار تلاش می‌کند مسیر طراحی شده را ردیابی کند، فرآیند انتقال اطلاعات در بین مخچه، عقده‌های قاعده‌ای^{۴۵} و سطح قشر مغز ممکن است به گونه‌ای افزایش یابد که برنامه‌های حرکتی حاوی اطلاعات مربوط به الگوهای سینرژی عضلانی ایجاد شود (۴۶) - (۴۳). اگرچه اطلاعات ایجاد شده کاملاً با اطلاعات یک سینرژی عضلانی مطابقت ندارد، الگوی سینرژی عضلانی ظاهر شده را می‌توان از الگوهای صحیح تقلید کرد. ضرایب همبستگی محاسبه شده بیش از ۰/۸ بوده که می‌تواند همخوانی قابل قبولی را بین مسیرهای مذکور نشان دهد. اگرچه هیچ کس نمی‌تواند به طور قاطع ادعا کند که اثربخشی بالینی روش بیوفیدبک پیشنهادی وجود دارد، حداقل قابلیت ردیابی مسیر طراحی شده توسط انسان را می‌توان اثبات کرد.

تجزیه و تحلیل سینرژی و برای ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی اتخاذ شده، تجزیه و تحلیل قابلیت ردیابی نیز انجام شد. تجزیه و تحلیل هم افزایی نتایج جالبی را نشان می‌دهد. بر این اساس، تنها سه ماتریس سینرژی در ایجاد الگوی حرکت بازو در همه شرکت کنندگان نقش دارند. این می‌تواند ثابت کند که تحلیل سینرژی

⁴⁴ Kinematic⁴⁵ Basal Ganglia

پذیری روش پیشنهادی را نوید دهد. مطالعه حاضر اولین مرحله تحقیقاتی در راستای اجرای ابزارهای توانبخشی موثر بر اساس بیوفیدبک دیداری است. ارزیابی بالینی بیوفیدبک الکترومیوگرافی بر اساس روش پیشنهادی، اثربخشی ترکیب روش پیشنهادی را تضمین می‌کند. نتایج بالینی نشان می‌دهند که هر دو گروه بهبودی قابل توجهی یافته‌اند. میزان بهبودی بین دو گروه کنترل و مداخله، اختلاف معنی‌داری نداشت؛ اما به نظر می‌رسد این نتایج با پیگیری‌های طولانی‌تر تغییر کند. با این وجود ارزیابی بیماران بیشتر، ترکیب مولفه‌های جذاب و کاربرپسند بر روی رابط کاربری می‌تواند در اثربخشی بیشتر این رویکرد توانبخشی اثرگذار باشد.

تشکر و قدردانی

مرکز تحقیقات مهندسی پزشکی دانشگاه آزاد اسلامی مشهد و گروه مغز و اعصاب بیمارستان بوعلی ساری نقش قابل ملاحظه‌ای در اجرای این مطالعه داشته‌اند. همچنین نویسندگان مقاله، قدردانی ویژه خود را از بیماران محترم شرکت‌کننده در این مطالعه، ابراز می‌دارند.

1. Kim JS, Caplan LR. Clinical stroke syndromes. Intracranial Atherosclerosis: Pathophysiology, Diagnosis and Treatment. 2016; 40: 72-92.
2. Cheung VC, Piron L, Agostini M, Silvoni S, Turolla A, Bizzi E. Stability of muscle synergies for voluntary actions after cortical stroke in humans. Proceedings of the National Academy of Sciences. 2009; 106(46): 19563-8.
3. Krakauer JW. Motor learning: its relevance to stroke recovery and neurorehabilitation. Current opinion in neurology. 2006; 19(1): 84-90.
4. Babaiasl M, Mahdioun SH, Jaryani P, Yazdani M. A review of technological and clinical aspects of robot-aided rehabilitation of upper-extremity after stroke. Disability and Rehabilitation: Assistive Technology. 2016; 11(4): 263-80.
5. Hara Y. Neurorehabilitation with new functional electrical stimulation for hemiparetic upper extremity in stroke patients. Journal of Nippon Medical School. 2008; 75(1): 4-14.
6. Bonini-Rocha AC, de Andrade ALS, dos Santos Pereira R, de Moraes AM, Matheus LBG, da Fonseca ST, et al. Biofeedback interventions for short term upper limb function following stroke: A systematic review with meta-analysis. Journal of Hand Therapy. 2022.
7. Schmidt RA, White JL. Evidence for an error detection

ممکن است جنبه تعمیم‌پذیری الگوی حرکت بازو را مشخص کند. بنابراین، به‌طور منطقی می‌توان انتظار داشت که راهبردهای مداخله‌ای توانبخشی طراحی شده بر اساس تحلیل‌های هم‌افزایی می‌توانند به‌طور بالقوه قابل تعمیم باشند. علاوه بر این، GRU بهترین عملکرد را در بین شبکه‌های عصبی بازگشتی مورد استفاده داشته است. این نتیجه تقریباً قابل پیش‌بینی بود؛ زیرا در واحد بازگشتی دردار پارامترها و پیچیدگی کمتری نسبت به معماری LSTM^{۴۶} وجود دارد همچنین برخلاف سایر شبکه‌های عصبی بازگشتی دچار مشکل فراموشی گرادیان و یا انفجار گرادیان^{۴۷} نخواهد شد. از طرفی به کمک دروازه بروزرسانی توامان و بسته به نیاز، قادرست میزان تاثیرگذاری و گام‌های گذشته را در خروجی مدل کنترل کند. لذا می‌تواند با رفتار دینامیکی ورودی-خروجی که به‌طور معمول در سیستم‌های بیولوژیکی مشاهده می‌شود مطابقت داشته باشد. زیرا کیفیت رفتار ورودی-خروجی گذشته یک سیستم بیولوژیکی می‌تواند بر کیفیت رفتار فعلی تأثیر بگذارد. به‌طور کلی، عدم وابستگی میزان تاثیرگذاری راهکار بیوفیدبک پیشنهادی به شرکت‌کننده‌ها، می‌تواند قابلیت کاربرد و تعمیم

منابع

- mechanism in motor skills: A test of Adams' closed-loop theory. Journal of Motor Behavior. 1972; 4(3): 143-53.
8. Seitz AR. Cognitive neuroscience: targeting neuroplasticity with neural decoding and biofeedback. Current Biology. 2013; 23(5): R210-R2.
 9. Huang H, Wolf SL, He J. Recent developments in biofeedback for neuromotor rehabilitation. Journal of neuroengineering and rehabilitation. 2006; 3(1): 1-12.
 10. Teasell R, McIntyre A, Viana R, Bateman EA, Murie-Fernandez M, Janzen S, et al. Developing a framework for utilizing adjunct rehabilitation therapies in motor recovery of upper extremity post stroke. Topics in Stroke Rehabilitation. 2022: 1-8.
 11. Hall S, Wild F. Real-time auditory biofeedback system for learning a novel arm trajectory: a usability study. Perspectives on Wearable Enhanced Learning (WELL): Springer; 2019. p. 385-409.
 12. Isakova E, Egorova YV. Visual and acoustic feedback on the support reaction for upper and lower extremities: a case study of a female patient after a stroke. Almanac of Clinical Medicine. 2021; 49(6): 435-42.
 13. Hankinson K, Shaykevich A, Vallence A-M, Rodger J, Rosenberg M, Etherton-Beer C. A Tailored Music-Motor Therapy and Real-Time Biofeedback Mobile Phone App ('GotRhythm') to Promote

⁴⁶ Long Short-Term Memory networks (LSTM)

⁴⁷ Exploding Gradients

Rehabilitation Following Stroke: A Pilot Study. *Neuroscience Insights*. 2022; 17: 26331055221100587.

14. Giorgino T, Tormene P, Maggioni G, Capozzi D, Quaglini S, Pistarini C. Assessment of sensorized garments as a flexible support to self-administered post-stroke physical rehabilitation. *European Journal of Physical and Rehabilitation Medicine*. 2009; 45(1): 75-84.

15. Kim C-Y, Lee J-S, Lee J-H, Kim Y-G, Shin A-R, Shim Y-H, et al. Effect of spatial target reaching training based on visual biofeedback on the upper extremity function of hemiplegic stroke patients. *Journal of physical therapy science*. 2015; 27(4): 1091-6.

16. Brokaw EB, Eckel E, Brewer BR. Usability evaluation of a kinematics focused Kinect therapy program for individuals with stroke. *Technology and Health Care*. 2015; 23(2): 143-51.

17. Lin L-F, Lin Y-J, Lin Z-H, Chuang L-Y, Hsu W-C, Lin Y-H. Feasibility and efficacy of wearable devices for upper limb rehabilitation in patients with chronic stroke: a randomized controlled pilot study. *European journal of physical and rehabilitation medicine*. 2017; 54(3): 388-96.

18. Ögün MN, Kurul R, Yaşar MF, Turkoglu SA, Avcı Ş, Yıldız N. Effect of leap motion-based 3D immersive virtual reality usage on upper extremity function in ischemic stroke patients. *Arquivos de neuro-psiquiatria*. 2019; 77: 681-8.

19. Kobravi H-R, Erfanian A. Decentralized adaptive robust control based on sliding mode and nonlinear compensator for the control of ankle movement using functional electrical stimulation of agonist-antagonist muscles. *Journal of neural engineering*. 2009; 6(4): 046007.

20. Zadnia A, Kobravi HR, Sheikh M, Hosseini HA. Generating the visual biofeedback signals applicable to reduction of wrist spasticity: A pilot study on stroke patients. *Basic and Clinical Neuroscience*. 2018; 9(1): 15.

21. Preston DC, Shapiro BE. Electromyography and neuromuscular disorders e-book: clinical-electrophysiologic correlations (Expert Consult-Online): Elsevier Health Sciences; 2012.

22. Merletti R, Avenaggiato M, Botter A, Holobar A, Marateb H, Vieira TM. Advances in surface EMG: recent progress in detection and processing techniques. *Critical Reviews™ in Biomedical Engineering*. 2010; 38(4).

23. Merletti R, Di Torino P. Standards for reporting EMG data. *J Electromyogr Kinesiol*. 1999; 9(1): 3-4.

24. Clark DJ, Ting LH, Zajac FE, Neptune RR, Kautz SA. Merging of healthy motor modules predicts reduced locomotor performance and muscle coordination complexity post-stroke. *Journal of neurophysiology*. 2010; 103(2): 844-57.

25. Zhang F, Bazarevsky V, Vakunov A, Tkachenka A, Sung G, Chang C-L, et al. Mediapipe hands: On-device real-time hand tracking. *arXiv preprint arXiv:2006.10214*. 2020.

26. Hong YNG, Ballekere AN, Fregly BJ, Roh J. Are muscle synergies useful for stroke rehabilitation? *Current Opinion in Biomedical Engineering*. 2021; 19: 100315.

27. Hou Y, Xing S, Xu Q, editors. HALS-based algorithm for affine non-negative matrix factorization. 2014 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC); 2014: IEEE.

28. Lugaresi C, Tang J, Nash H, McClanahan C, Uboweja E, Hays M, et al. Mediapipe: A framework for building perception pipelines. *arXiv preprint arXiv:1906.08172*. 2019.

29. d'Avella A, Saltiel P, Bizzi E. Combinations of muscle synergies in the construction of a natural motor behavior. *Nature neuroscience*. 2003; 6(3): 300-8.

30. Phan AH, Cichocki A. Extended HALS algorithm for nonnegative Tucker decomposition and its applications for multiway analysis and classification. *Neurocomputing*. 2011; 74(11): 1956-69.

31. Cichocki A, Phan AH, Caiafa C, editors. Flexible HALS algorithms for sparse non-negative matrix/tensor factorization. 2008 IEEE Workshop on Machine Learning for Signal Processing; 2008: IEEE.

32. Diaconescu E. The use of NARX neural networks to predict chaotic time series. *Wseas Transactions on computer research*. 2008; 3(3): 182-91.

33. Dorffner G, editor. Neural networks for time series processing. *Neural network world*; 1996: Citeseer.

34. Lin T, Horne BG, Tino P, Giles CL. Learning long-term dependencies in NARX recurrent neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1996; 7(6): 1329-38.

35. Bengio Y, Simard P, Frasconi P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *IEEE transactions on neural networks*. 1994; 5(2): 157-66.

36. Elman JL. Finding structure in time. *Cognitive science*. 1990; 14(2): 179-211.

37. Liu X, Lin Z, Feng Z. Short-term offshore wind speed forecast by seasonal ARIMA-A comparison against GRU and LSTM. *Energy*. 2021; 227: 120492.

38. Kubat M. Neural networks: a comprehensive foundation by Simon Haykin, Macmillan, 1994, ISBN 0-02-352781-7. *The Knowledge Engineering Review*. 1999; 13(4): 409-12.

39. Menezes Jr JMP, Barreto GA. Long-term time series

prediction with the NARX network: An empirical evaluation. *Neurocomputing*. 2008; 71(16-18): 3335-43.

40. Kubota S, Hara Y, Shimizu Y, Kadone H, Kubo T, Marushima A, et al. A newly developed upper limb single-joint HAL in a patient with elbow flexion reconstruction after traumatic brachial plexus injury: a case report. *Interdisciplinary Neurosurgery*. 2017; 10: 66-8.

41. mazrooei e, azarnoosh m, ghoshuni m, khalilzadeh m. Comparison of the Function of the Elman Neural Network and the Deep Neural Network for the Diagnosis of Mild Alzheimer's Disease. *The Neuroscience Journal of Shefaye Khatam*. 2021; 10(1): 1-11.

42. mazrooei rad e, pazhoumand h, salmani bajestani s. Separation of Healthy Individuals and Patients with Alzheimer's Disease Using the Effective Communication of Brain Signals. *The Neuroscience Journal of Shefaye Khatam*. 2022; 11(1): 1-12.

43. Esmaili Jami A, Khalilzadeh MA, Ghoshuni

M, Khalilzadeh MM. Estimation of Attention Indices in IVA Tests Using Optical Flow in ERP Brain Maps. *The Neuroscience Journal of Shefaye Khatam*. 2022; 11(1): 46-56.

44. Majdi H, Azarnoosh M, Ghoshuni M, Sabzevari V. Using Visibility Graph to Analyze Brain Connectivity. *The Neuroscience Journal of Shefaye Khatam*. 2022; 10(2): 57-67.

45. oluki m, mahmoudi f, abdolmaleki a. Therapeutic Factors in Ischemic Stroke Control. *The Neuroscience Journal of Shefaye Khatam*. 2022; 10(4): 77-91.

46. heyrani a, azizidarabkhani n. The Effects of Bilateral Motor Training on the Power of Grip in Affected Hand of Children with Spastic Hemiplegic Cerebral Palsy. *The Neuroscience Journal of Shefaye Khatam*. 2021; 9(3): 27-35.