

تحلیل سرعت‌های مختلف انجام حرکت دست‌رسانی با استفاده از آنالیز کمی بازگشتی و کمی‌کننده‌های غیرخطی

وحید رضا سبزواری^۱، دکتری؛ امیر همایون جعفری^{۲،۳}، دانشیار؛ رضا بوستانی^۴، دانشیار

۱- گروه مهندسی پزشکی - واحد علوم و تحقیقات - دانشگاه آزاد اسلامی - تهران - ایران - sabzevari@srbiau.ac.ir

۲- گروه فیزیک و مهندسی پزشکی - دانشکده پزشکی - دانشگاه علوم پزشکی تهران - ایران - h_jafari@tums.ac.ir

۳- مرکز تحقیقات فناوریهای بیومدیكال و رباتیک - دانشگاه علوم پزشکی تهران - ایران

۴- گروه مغز و اعصاب - دانشکده پزشکی - دانشگاه علوم پزشکی مشهد - مشهد - ایران - boostanir@mums.ac.ir

چکیده: استفاده از روش‌های غیرخطی در پردازش سیگنال‌های حیاتی به دلیل ماهیت غیرخطی سیستم‌های بیولوژیکی مولد این سیگنال‌ها مورد توجه قرار گرفته است. از جمله این روش‌ها، نمودارهای بازگشتی است که بازنمایی گرافیکی و کیفی از پویایی موجود در سیگنال را فراهم می‌آورند. حرکت مهارتی دست‌رسانی از جمله فعالیت‌های مهم حرکتی در طول زندگی بشر به‌شمار می‌آید. علی‌رغم توانمندی روش‌های غیرخطی، استفاده از آن در تحلیل سیگنال الکترومایوگرام طی حرکت دست‌رسانی، کمتر مورد توجه قرار گرفته است. از این رو، در این مقاله برای طبقه‌بندی سرعت‌های مختلف در انجام این حرکت در صفحه افقی، سعی شده است علاوه بر تولید ساختارهای کیفی نمودارهای بازگشتی، تغییرات پویای سیگنال الکترومایوگرام طی انجام پروتکل ثابت، کمی‌سازی گردد. به این منظور از شاخص‌های آنالیز کمی بازگشتی به همراه کمی‌کننده‌های غیرخطی شامل نمای لیاپانوف و بُعد فرکتال هیگوجی استفاده شده است. بر اساس آنالیز واریانس چند متغیره، بهترین ویژگی‌ها در تفکیک سرعت‌های مختلف انجام حرکت دست‌رسانی شناسایی شده‌اند. نتایج نشان می‌دهد که شاخص‌های نرخ بازگشت، قطعیت، لامیناریتی و بُعد فرکتال هیگوجی توانمندترین ویژگی‌ها در توصیف دادگان ثبت شده می‌باشند. بر اساس ویژگی‌های انتخاب شده، طبقه‌بندی حرکات با استفاده از الگوریتم‌های k-نزدیک‌ترین همسایه با صحت ۹۶/۶۷٪، ماشین بردار پشتیبان ۱۰۰٪، آنالیز افتراقی خطی ۱۰۰٪ و درخت تصمیم ۹۰٪ انجام گرفته است.

واژه‌های کلیدی: حرکت دست‌رسانی، سرعت حرکت، آنالیز کمی بازگشتی، بُعد فرکتال هیگوجی، طبقه‌بندی، آنالیز واریانس چند متغیره.

Analysis of Reaching Movements at Different Speeds using Recurrence Quantification Analysis and Nonlinear Quantifiers

V.-R. Sabzevari¹, PhD; A.-H. Jafari^{2,3}, Associate Professor; R. Boostani⁴, Associate Professor

1- Department of Biomedical Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran, Email: sabzevari@srbiau.ac.ir

2- Medical Physics and Biomedical Engineering Department, School of Medicine, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran, Email: h_jafari@tums.ac.ir

3- Research Center of Biomedical Technology and Robotics, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

4- Department of Neurology, Mashhad University of Medical Sciences, Mashhad, Iran, Email: boostanir@mums.ac.ir

Abstract: Using nonlinear signal processing methods is critical in processing biological signals due to their nonlinear dynamics. Recurrence plots are one of these nonlinear methods that provide qualitative and graphical representation of inherent dynamic of signal. Reaching movement is one of the important skill movements during human life. Despite of nonlinear methods capability to analyze the electromyogram signals during reaching movement, these methods are less considered. Therefore, the current manuscript investigates the classification of reaching movements at different speeds in horizontal plane. To achieve this, some quantitative indicators of recurrence plot analysis and nonlinear quantifiers including Lyapunov exponent and Higuchi fractal dimension are used. Based on multivariate analysis of variance, most discriminative features in the separation of different speeds of reaching movement are selected. Results show Recurrence rate, determinism, laminarity and Higuchi fractal dimension are best indicators to describe the recorded signals. The accuracy of KNN is 96.67%, SVM is 100%, linear discriminant analysis is 100%, and decision tree is 90%.

Keywords: Reaching movement, movement speed, RQA, Higuchi fractal dimension, classification, multivariate analysis of variance.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۱۲/۱۷

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۶/۰۶/۱۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۰۸/۲۶

نام نویسنده مسئول: امیرهمایون جعفری

نشانی نویسنده مسئول: ایران - تهران - دانشگاه علوم پزشکی تهران - دانشکده پزشکی - گروه فیزیک و مهندسی پزشکی.

۱- مقدمه

حرکت مهارتی دست‌رسانی یکی از عملکردهای مؤثر در زندگی انسان است که در تمامی افراد از نوزادان تا سالمندان به‌طور مداوم و با ساختاری نسبتاً مشابه انجام می‌شود. برای مطالعه‌ی نحوه انجام این حرکت، بررسی رفتار سیستم عصبی-عضلانی امری اجتناب‌ناپذیر است. با این وجود شناسایی و بازنمایی حرکات بدن از روی این سیستم به‌شدت پیچیده، به‌صورت مستقیم قابل اندازه‌گیری نمی‌باشد. یکی از روش‌های شناخته شده و پرکاربرد در تحلیل کمی حرکات انسان، مطالعه‌ی این حرکات با استفاده از خروجی سیستم عصبی-عضلانی یعنی استفاده از سیگنال غیر تهاجمی الکترومایوگرام می‌باشد. آثار تغییرات فعالیت انقباضی عضلات در طول انجام حرکت را می‌توان در این سیگنال مشاهده نمود. سیگنال‌های الکترومایوگرام ثبت شده از عضلاتی که در انجام حرکتی مشخص شرکت دارند، اطلاعات ارزشمندی درباره تعامل عضلات و الگوهای غیرخطی موجود در بر دارند. اگر بتوان این اطلاعات را کمی سازی نمود، می‌توان از آن برای درک بهتر رفتار سیستم عصبی-عضلانی بهره برد. از طرفی به دلیل پویایی غیرخطی حاکم بر این سیستم و تخمین رفتار آن، نیازمند بررسی معیارهای غیرخطی می‌باشیم. همان‌طور که می‌دانیم فعالیت‌های الکتریکی ماهیچه‌های اسکلتی در سیگنال EMG نمایان می‌شود، که حاوی اطلاعاتی درباره ساختار و کارکرد ماهیچه‌هایی که حرکت را در اعضای مختلف بدن شکل می‌دهند، می‌باشد. سیگنال EMG اطلاعاتی را درباره کارکرد کنترلی سیستم‌های اعصاب مرکزی و جانبی بر روی عضلات نیز به‌همراه دارد. همچنین، این سیگنال خصوصیات بسیار مفیدی از سیستم عصبی-عضلانی دربردارد زیرا بسیاری از روندهای آسیب‌شناختی، خواه برآمده از سیستم عصبی و خواه عضلات باشد، به‌وسیله‌ی تغییرات در ویژگی‌های این سیگنال نمایان می‌شود.

یکی از روش‌های شناخته شده برای بررسی پویایی سیگنال الکترومایوگرام، بازسازی فضای فاز آن است که حاوی اطلاعات ارزشمندی از دینامیک این سیگنال می‌باشد. یک ابزار گرافیکی در این فضا برای بازنمایی رفتار بازگشتی مسیرهای حالت سیستم‌های پویا، نمودارهای بازگشتی^۱ می‌باشند. این نمودارها برای اولین بار توسط مایزل و لنک [۱] در ۱۹۸۱ برای نمایش الگوها در توالی نوکلئوتیدهای ژنتیکی پیشنهاد شدند. این روش یک بازنمایی گرافیکی پیچیده از پویایی موجود در سیگنال را نشان می‌دهد که تنها تحلیلی کیفی از حالات مورد بررسی است. در مقابل، آنالیز کمی بازگشتی^۲ (RQA) برای کمی‌سازی الگوهای مخفی و یافتن تغییرات ساختاری و نیز شباهت‌های بین الگوهای مختلف موجود در داده‌ها، توسط وبر و زیلیات [۲] در ۲۰۰۵ ارائه شد. این آنالیز روشی غیرخطی است که مطالعه پویایی سیگنال داده شده را بر اساس نظریه آشوب و نمودارهای بازگشتی امکان‌پذیر می‌سازد [۲]. این نظریه بیان می‌کند که تغییرات کوچک در شرایط اولیه‌ی سیستم آشوبی، به‌طور وسیعی منجر به نتایج واگرا خواهد شد که این امر پیش‌بینی پاسخ سیستم در آینده را مشکل و حتی غیرممکن می‌سازد [۳]. امروزه آنالیز

کمی بازگشتی به عنوان ابزاری مناسب برای آنالیز پویایی سیستم‌های حیاتی شناخته شده است. از جمله تحقیقاتی که با استفاده از این ابزار بر روی سیگنال الکتروکاردیوگرام انجام شده، مقالات تحلیل سیگنال ECG و تغییرپذیری نرخ ضربان قلب (HRV) به‌منظور تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های قلبی و افتراق بین افراد سالم و بیمار [۴، ۵]، پیش‌بینی زودهنگام حمله‌های قلبی با استفاده از سیگنال‌های قلبی برداری [۶]، طبقه‌بندی چهار نوع ریتم در اختلالات قلبی وخیم با استفاده از ویژگی‌های RQA و تلفیق طبقه‌بندها [۷]، و شناسایی آپنه انسدادی خواب با بررسی سیگنال الکتروکاردیوگرام [۸] قابل ذکر است. همچنین برخی از تحقیقاتی که با استفاده از آنالیز کمی بازگشتی بر روی سیگنال الکتروانسفالوگرام انجام گرفته است می‌توان به مقاله نیک‌نظر و همکاران [۹] برای آشکارسازی بیماری صرع و تشخیص زود هنگام این بیماری [۱۰]، تجزیه و تحلیل سیگنال‌های EEG رخداد‌های حافظه و کمی‌سازی تغییرات در ساختار مغز هنگام یک رخداد حافظه‌ای [۱۱]، درک ارتباط بین سیستم قلبی-عروقی و سیستم اعصاب مرکزی حین سطوح مختلف خواب توسط مارتین و همکاران [۱۲]، طبقه‌بندی احساسات از روی سیگنال EEG [۱۳، ۱۴]، اشاره نمود. مقاله ایتو و همکارش در تحلیل سیگنال الکترومایوگرام برای آشکارسازی خستگی عضلانی [۱۵]، تشخیص حرکت گرفتن دست^۳ توسط اویانگ و همکارانش [۱۶]، و نقش تحریک آنودی جریان مستقیم تراجمه‌های^۴ (tDCS) بر همگام‌سازی واحدهای حرکتی توسط آنالیز غیر خطی سیگنال الکترومایوگرام [۱۷] از جمله کارهایی است که در تحلیل سیگنال EMG با استفاده از این آنالیز انجام گرفته است. بررسی تفاوت بین سطوح خواب و بیداری با استفاده از سیگنال قلبی-تنفسی در [۱۸] با استفاده از ویژگی‌های RQA مطالعه شده است.

بررسی رفتار سیستم‌های غیرخطی نشان داده است که این سیستم‌ها به سمت ناحیه خاصی در فضای فاز جذب می‌شوند که از آن به عنوان بستر جذب^۵ یاد می‌شود [۱۹]. دو شاخص مهم در آنالیز یک بستر جذب، پیچیدگی و میزان آشوب‌گونه بودن آن است. پیچیدگی، معیاری از خواص هندسی یک بستر جذب است و با بُعد آن که می‌تواند مقداری غیر صحیح باشد، بیان می‌شود. آشوب‌گونه بودن یک بستر جذب نیز معیاری از همگرا یا واگرا شدن مسیرهای نزدیک به هم در فضای فاز می‌باشد. در بررسی سیستمی سیگنال‌های حیاتی از این معیارها با عنوان الگوهای عام یاد می‌شود. این معیارها را می‌توان به دو دسته تقسیم نمود. دسته اول معیارهایی هستند که بر اساس خصوصیات زمانی عمل می‌نمایند و دسته دیگر معیارهایی می‌باشند که به تعیین ویژگی‌های هندسی و مکانی-فضایی که داده‌ها در آن قرار می‌گیرند، می‌پردازند. هر یک از این دو دسته معیار می‌توانند تغییرات خصوصیات دینامیکی سیستم را تشریح نمایند. از دسته اول می‌توان به نمای لیپانوف و از شاخص‌های هندسی به بُعد فرکتال به‌عنوان شاخص‌هایی مناسب اشاره نمود. کاربرد نمای لیپانوف در طبقه‌بندی حالات دست در پروتز و توانبخشی [۲۰] و بررسی دیستروفی عضلانی با استفاده از همگام‌سازی

پرداخت. روش تأخیر زمانی به این صورت است، که بردارها در یک فضای جدید، با استفاده از مقادیر تأخیر یافته اندازه گیری ها، بازنمایی می شوند. اگر سری زمانی $x(n)$ برای $n=1,2,\dots,N$ داده شده باشد، بردارهای تأخیر زمانی فضای فاز به صورت رابطه (۱) شکل می گیرند:

$$X(i) = [x(i), x(i+\tau), x(i+2\tau), \dots, x(i+(m-1)\tau)] \quad (1)$$

$$i=1,2,\dots, N-(m-1)\tau$$

که τ تأخیر زمانی و m بعد جاسازی است. انتخاب مقادیر مختلفی از m و τ فضاهای فاز بازسازی شده متفاوتی را به ما ارائه خواهد داد، لذا گزینش مناسب این دو پارامتر جهت دستیابی به فضای فاز مناسب ضروری می باشد.

۲-۱-۱- تأخیر بعد جاسازی در بازسازی فضای فاز

برای محاسبه شاخص های آنالیز کمی بازگشتی، ابتدا فضای فاز سیگنال بازسازی می شود. برای بازسازی فضای فاز، نمونه برداری از سیگنال با تأخیر زمانی و بعد جاسازی مناسب، انجام شده و سیگنال جدید در فضای فاز جاسازی می گردد. تأخیر زمانی مناسب مقداری است که نشان می دهد پس از چه زمانی، اجزای سری های زمانی مستقل از یکدیگر هستند. از طرف دیگر بعد جاسازی مشخص می کند چند متغیر مستقل برای بازسازی فضای فاز نیاز است. زمان تأخیر مناسب برای سیگنال غیرخطی معمولاً با روش میانگین اطلاعات متقابل و بعد جاسازی مناسب با روش نزدیکترین همسایه اشتباه محاسبه می شود [۳۰]. میانگین اطلاعات متقابل نشان دهنده میزان اطلاعات قابل پیشگویی درباره یک نقطه از سری زمانی است و از رابطه (۲) به دست می آید.

$$M(\tau) = -\sum_{i,j} P_{ij} \ln \frac{P_{ij}(\tau)}{P_i P_j} \quad (2)$$

که P_i احتمال یافتن یک مقدار در سری زمانی در نقطه i ام است. $P_{ij}(\tau)$ احتمال مشترک است که یک مشاهده در فاصله i ام و مشاهده بعدی در τ زمان بعد، در نقطه j ام می باشد. کمترین مقدار تابع M بر حسب τ ، در τ بهینه اتفاق می افتد. اولین مینیمم محلی تابع اطلاعات متقابل به عنوان مقدار بهینه تأخیر انتخاب می شود.

برای حفظ خصوصیات توپولوژیک سیستم در فضای فاز، علاوه بر انتخاب تأخیر زمانی بهینه، تعیین مقدار مناسب بعد جاسازی m ضروری است. اگر ابعاد بازسازی فضا کوچک در نظر گرفته شود، هنگام جاسازی تراژکتوری در فضای فاز نقاطی که با یکدیگر فاصله زیادی دارند ممکن است به اشتباه در این فضا در همسایگی یکدیگر قرار گیرند. هر چقدر ابعاد فضای بازسازی بالاتر باشد، از تعداد نقاطی که به اشتباه در همسایگی یکدیگر قرار گرفته اند، کاسته می شود. می توان این افزایش بعد را تا زمانی که تغییری در تعداد همسایگی ها ایجاد نکرده، ادامه داد. در این حالت ابعاد هندسی واقعی و درست جاذب سیستم تعیین می شود. برای تعیین مقدار بعد بهینه m برای جاسازی، روش های مختلفی ارائه شده است. کنل برای تعیین کمترین بعد جاسازی m روشی به نام نزدیکترین همسایه اشتباه را پیشنهاد کرد [۳۱]. در این روش، فاصله

واحدهای حرکتی سیگنال الکترومیوگرام [۲۱] براساس نمای لیاپانوف و سایر ویژگی های غیرخطی از جمله تحقیقات نوین این حوزه است. همچنین برای تحلیل پیچیدگی سیگنال الکترومیوگرام در کاربردهای توانبخشی و تأثیر سن بر تغییرات خواص و انقباضات عضلانی [۲۲] از بعد فرکتال هیگوچی استفاده شده است. بررسی تغییرات فیزیولوژیکی پویایی قلبی طی مدت زمانی که افراد مراقبه می کنند [۲۳]، طبقه بندی بیماری صرع با استفاده از سیگنال EEG مبتنی بر بازسازی فضای فاز و مشخصات استخراج شده از آن مانند بعد فرکتال [۲۴]، همگام سازی واحدهای حرکتی و تظاهرات محیطی خستگی در انقباض عضلات بازکننده زانو [۲۵] نمونه تحقیقات انجام شده با استفاده از بعد فرکتال هیگوچی است.

از طرفی در اغلب تحقیقات انجام گرفته در حوزه حرکات دست، ویژگی های فرکانسی و زمانی مانند فرکانس میانه، شدت، دوره و الگوهای فعال سازی عضلات استخراج شده از الگوهای هم افزایی، مورد استفاده قرار گرفته و در اختیار طبقه بند قرار می گیرد. اما برای شناخت پدیده های فیزیولوژیک مولد سیگنال زیستی نظیر الکترومیوگرام به عنوان یک سری زمانی غیر ایستادن، نیازمند روش هایی می باشیم که قادر به آشکارسازی مشخصات غیرخطی آن باشد و در آنالیزهای زمانی و فرکانسی معمول قابل مشاهده نیست [۲۶-۲۸] که این موضوع تاکنون کمتر مورد توجه محققان این حوزه قرار گرفته است. بنابراین این تحقیق به بررسی خصوصیات غیرخطی سیگنال الکترومیوگرام می پردازد که با استفاده از آنالیز کمی بازگشتی و ویژگی های غیرخطی استخراج شده است. در ادامه ویژگی ها و شاخص های مورد مطالعه، نحوه انجام ثبت، طبقه بندی دادگان و تحلیل نتایج مورد بحث قرار گرفته است.

۲- ابزار تحقیق

در راستای تحلیل حرکات دست در سرعت های مختلف در حرکت دست رسانی با استفاده از آنالیز کمی بازگشتی و کمی کننده های غیرخطی، در این بخش ابتدا نحوه بازسازی فضای فاز و نمودارهای بازگشتی شرح داده می شود. سپس به بررسی استخراج ویژگی با استفاده از روش آنالیز کمی بازگشتی می پردازیم. سپس ویژگی های نمای لیاپانوف و بعد فرکتال هیگوچی مرور شده و در نهایت الگوریتم های طبقه بندی مورد استفاده، مختصراً معرفی می گردد.

۲-۱- بازسازی فضای فاز

فرض کنید سری زمانی $x(1), x(2), \dots, x(N)$ از یک سیستم را در اختیار داشته باشیم. تئوری جاسازی تیکنز [۲۹] ادعا می کند که اگر این سری زمانی، جزئی از یک بستر جذب با بعد d باشد، خواص توپولوژیک بستر جذب با خواص توپولوژیک بستر جذب بازسازی شده که با بردارهای بازسازی فضای فاز m بعدی شکل می گیرند، با شرط $m \geq 2d + 1$ یکسان خواهد بود. برای این منظور ابتدا باید تعداد بردارهای مورد نیاز برای بازسازی فضای فاز تعیین گردد، سپس به ایجاد این بردارهای حالت از روی مشاهدات (به عنوان مثال فعالیت الکتریکی عضلانی ثبت شده)

فضا همسایه یکدیگر فرض شده و در عمل صفحه نمودار بازگشتی شامل نقاط بسیار زیادی خواهد بود (یعنی برای تعداد زیادی از نو زها، مقدار $R_{i,j} = 1$ می‌شود) که منجر به آرتیفکت می‌گردد. الگوهایی که در نمودار بازگشتی مشاهده می‌شوند، به دو دسته الگوهای مقیاس بزرگ و کوچک تقسیم می‌شوند که الگوهای با مقیاس بزرگ را نوع‌شناسی و الگوهای با مقیاس کوچک را بافت می‌نامیم. در جدول ۱ خلاصه‌ای از الگوهای بازگشتی را ارائه شده است [۱۱، ۳۲].

جدول ۱: تفسیر الگوهای ساختارهای معمول در نمودار بازگشتی

الگوهای مقیاس کوچک (بافت/Texture)		الگوهای مقیاس بزرگ (نوع‌شناسی/Typology)	
تفسیر	الگو	تفسیر	الگو
نشان دهنده کم بودن حالات سیستم یا عدم باقی ماندن آنها در طول زمان و یا عدم ثبات و نوسان حالات است.	منقطع	در سیستم‌های ایستا و سیستم‌هایی که زمان استراحت در آن نسبت به زمان قرار گرفتن حالات در کنار هم کوتاه است.	مشابه
بیانگر مدت زمانی است که حالات سیستم تغییر نکرده است و یا تغییرات بسیار اندک داشته است.	خطوط افقی یا عمودی	نشانه تناوب در سیستم بوده و دارای خطوط قطری طولانی، موازی با قطر اصلی است.	صورتی / شبه‌صورتی
نشان دهنده تناوب در سیستم می‌باشد، یعنی دو قطعه از تراژکتوری برای مدتی برابر با طول خط قطری، در همسایگی هم می‌باشند.	خطوط قطری	در سیستم‌هایی که پارامترهای آن به‌کندی تغییر می‌کند، ایجاد می‌شود. در این سیستم‌ها گوشه‌های چپ-بالا و راست-پایین نمودار روشن است. تغییرات ناگهانی در سیستم باعث ایجاد نواحی سفید در نمودار بازگشتی می‌شود. اما اگر چگالی به‌طور ناگهانی تغییر کند، بیانگر یک تغییر ناگهانی در پویایی سیستم است.	راشبی / منقطع

۲-۳- آنالیز کمی بازگشتی

این تحلیل، روشی برای پردازش سیستم‌های غیرخطی است که قابلیت کمی سازی تعداد و بازه‌های تکرار یک سیستم پویا را دارد. در این بخش شاخص‌های RQA را مورد بررسی قرار خواهیم داد.

۲-۳-۱- محاسبه شاخص‌ها

شاخص‌های تعریف‌شده بر اساس چگالی نقاط بازگشتی و ساختارهای خطوط قطری و عمودی می‌باشد که در ادامه معرفی شده‌اند [۳].

- شاخص نرخ بازگشت (RR) : درصد نقاط بازگشتی را در نمودار مشخص می‌نماید و مرتبط با مجموع همبستگی است. برای این کار می‌توان به‌سادگی نقاط سیاه نمودار بازگشتی را شمرد. مقادیر بزرگ RR بیانگر حضور نقاط بازگشتی روی نمودار است که می‌

بین دو نقطه در فضای فاز به‌ازای افزایش متوالی در بُعد جاسازی بررسی می‌شود. مربع فاصله اقلیدسی بین $X(t)$ و r امین همسایه نزدیک آن $X(t_r)$ ، به‌صورت رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

$$R_D^2(t, r) = (X(t) - X(t_r))^2 = \sum_{k=0}^{D-1} [X_{t-k} - X_{t_r-k}]^2 \quad (3)$$

با افزایش بُعد جاسازی، فاصله بین $X(t)$ و $X(t_r)$ افزایش می‌یابد. این فاصله به‌صورت رابطه (۴) محاسبه می‌شود:

$$R_{D+1}^2(t, r) = R_D^2(t, r) + [X_{t-D} - X_{t_r-D}]^2 \quad (4)$$

اگر افزایش فاصله از $R_D(t)$ به $R_{D+1}(t)$ شرط زیر را ارضاء کند، $X(t_r)$ به عنوان نزدیک‌ترین همسایه اشتباه $X(t)$ در نظر گرفته می‌شود:

$$\left[\frac{R_{D+1}^2(t, r) - R_D^2(t, r)}{R_D^2(t, r)} \right]^{\frac{1}{2}} > R_{tol} \quad (5)$$

R_{tol} یک مقدار آستانه است. بنابراین اگر فاصله اقلیدسی دو نقطه در فضایی با بُعد D به‌طور قابل توجهی با فاصله آنها در فضایی با بُعد $D+1$ اختلاف داشته باشد، این دو نقطه همسایه اشتباه در بُعد D در نظر گرفته می‌شوند و بُعد یک واحد افزایش می‌یابد.

۲-۲- نمودارهای بازگشتی

نمودار بازگشتی به‌عنوان ابزاری گرافیکی که رفتار بازگشتی مسیرهای حالت فضای فاز یک سیستم پویا را بازنمایی می‌کند، شناخته می‌شود که برای اولین بار توسط مایزل و لنک [۱] در ۱۹۸۱ برای نمایش الگوها در توالی نوکلفوتیدهای ژنتیکی پیشنهاد شد. این نمودارها روشی برای نمایش اطلاعات در فضای دو بعدی است که در واقع روشی پیچیده ولی غنی از اطلاعات برای بازنمایی دو بعدی مسیرهای حرکت بازسازی شده است. ایده اصلی آن مبتنی بر این ویژگی اساسی سیستم‌های دینامیکی است که بازگشت حالت سیستم به مناطق یکسانی از فضای فاز، یعنی مناطقی که قبلاً تراژکتوری در آنها بوده است، انجام می‌گیرد. این روش، زمانی معنادار خواهد بود که تراژکتوری سیستم، همسایگی تقریباً مشابهی را در فضای فاز ملاقات کند. تکرار حالات سیستم به معنای نزدیک شدن حالات به یکدیگر، بعد از گذشت زمان می‌باشد. تکرار مسیر حرکت در فضای فاز با استفاده از رابطه (۶) محاسبه می‌شود،

$$R_{i,j}(\varepsilon) = \theta(\varepsilon - \|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|), i, j = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

که N طول قطعه داده و $\theta(\cdot)$ تابع پله، $\|\cdot\|$ نرم اقلیدسی، ε شعاع همسایگی و X سری زمانی مورد مطالعه می‌باشد. رابطه (۶) به‌این

معناست که اگر فاصله بین X_i و X_j کمتر از ε باشد، آنگاه $R_{i,j} = 1$ و در نمایش باینری یک نقطه سیاه در مختصات (i, j) در نمودار بازگشتی قرار می‌گیرد. در غیر این صورت $R_{i,j} = 0$ خواهد بود و یک نقطه سفید در مختصات (i, j) در نمودار بازگشتی قرار می‌گیرد. انتخاب شعاع ε باید با احتیاط صورت گیرد. انتخاب مقدار کم آن باعث می‌شود که ساختار بازگشتی از دست داده شده و امکان بررسی آن فراهم نگردد. از طرف دیگر، در صورت انتخاب مقداری بزرگ برای ε ، هر دو نقطه موجود در

- شاخص زمان به دام افتادن^{۱۲} (TT): متوسط طول نقاط عمودی را تعیین می‌کند. این شاخص میانگین مدت زمانی که سیستم در یک وضعیت پایدار می‌ماند یا مدتی که در یک تله، گیر خواهد افتاد را نشان می‌دهد. در رابطه زیر معمولاً $v_{\min} = 2$ انتخاب می‌شود.

$$TT = \frac{\sum_{v=v_{\min}}^N vP(v)}{\sum_{v=v_{\min}}^N P(v)} \quad (13)$$

- شاخص بیشینه‌ی طول خطوط عمودی^{۱۳} (V_{\max}): طول بزرگترین خط عمودی را در نمودار بازگشتی نشان می‌دهد.

$$V_{\max} = \max\{v_i, i=1, \dots, N_v\} \quad (14)$$

- در روابط محاسبه‌ی شاخص‌های قطعیت، L و آنتروپی معمولاً مقدار $L_{\min} = 2$ در نظر گرفته می‌شود.

۲-۴- نمای لیپانوف

نمای لیپانوف برای مشخص کردن پایداری سیستم‌های خطی یا غیرخطی به کار می‌رود. در این روش متوسط سرعتی که مسیره‌های انتقالی دو نقطه‌ای که در ابتدا نزدیک به هم بوده‌اند و به‌طور نمایی از یکدیگر منحرف می‌شوند، محاسبه می‌شود. یک روش تخمین همه نماهای لیپانوف، بر پایه تخمین ماتریس‌های ژاکوبی محلی است. نظریه آشوب بیان می‌کند که در یک سیستم آشوبی ممکن است مقادیر مثبت و منفی نماهای لیپانوف توأمأ وجود داشته باشند. این نماها مستقل از شرایط اولیه و جزء خواص تغییرناپذیر بستر جذب می‌باشند.

اگر فرض کنیم رفتار یک سیستم را بتوان به‌طور دقیق با معادله

دیفرانسیل $\dot{x}(t) = X(x(t))$ مدل کرد، یا در حالت گسسته به‌صورت $x(t+1) = f(x(t))$ نوشت؛ آنگاه با داشتن اطلاعات مربوط به متغیر زمانی گسسته و شرایط اولیه، امکان پیش‌بینی وجود خواهد داشت. اما در واقع شرایط اولیه با خطای غیر دقیق $\Delta x(0)$ مشخص می‌شود. در لحظه t خطای حاصل از خطای شرایط اولیه دارای رفتاری به‌صورت تابع $e^{\lambda t} \Delta x(0)$ است که λ به‌عنوان نمای لیپانوف نامیده می‌شود. نمای لیپانوف منفی نشان‌دهنده همگرایی و پایداری و نمای لیپانوف مثبت به‌معنی واگرایی و ناپایداری است. همچنین اگر $\lambda = 0$ باشد، هر نقطه ی اولیه‌ی انتخابی حول یک چرخه حدی پایداری نوسان می‌کند. شاخص L_{\max} در نمودار بازگشتی به‌طور معکوس مبین مثبت‌ترین نمای لیپانوف می‌باشد [۲].

۲-۵- بُعد فرکتال هیگوجی

یکی از شاخص‌های مهم آنالیز بستر جذب، محاسبه پیچیدگی است. پیچیدگی معیاری از خواص هندسی یک بستر جذب است و توسط بُعد آن که می‌تواند مقداری غیر صحیح باشد، بیان می‌شود. دانش به دست آمده از بُعد بستر جذب، اطلاعات ارزشمندی درباره‌ی سیگنال و سیستمی که سیگنال از آن سرچشمه گرفته است در اختیار ما قرار می‌دهد. در کاربردهای آنالیز سیگنال‌های زیستی، بُعد فرکتال در دو حوزه زمان و فاز محاسبه می‌گردد و این موضوع موجب ایجاد دو مفهوم برای

تواند پیش‌بینی‌پذیری پویایی سری زمانی را نشان دهد. مقادیر کم این شاخص مبین تعداد نقاط کم بازگشتی است که به نوارهای سفید روی نمودار بازگشتی منجر می‌گردد. وجود این نوارها نشان دهنده تغییر سیستم از حالت پیش‌بینی‌پذیر به حالت غیر ایستاد می‌باشد.

$$RR = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j} \quad (7)$$

- شاخص قطعیت^۷ (DET): درصد نقاط بازگشتی تشکیل دهنده خطوط قطری به کل نقاط بازگشتی را مشخص می‌کند. خطوط قطری متشکل از دو یا چند نقطه است که به‌طور قطری بدون وجود فاصله بین‌شان همسایه باشند. این معیار به‌عنوان اندازه قطعیت یا پیش‌بینی‌پذیری یک سیستم تعریف می‌شود.

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{\min}}^N IP(l)}{\sum_{l=1}^N IP(l)} \quad (8)$$

با در نظر گرفتن $l_{\min} = 1$ ، شاخص قطعیت برابر با یک خواهد شد و اگر l_{\min} بزرگ انتخاب شود قابلیت اعتماد این شاخص کاهش می‌یابد.

- شاخص L : متوسط طول خطوط قطری^۸ را مشخص می‌کند که در واقع میزانی از مقدار و طول ساختارهای قطری موجود در نمودار بازگشتی است. این معیار را می‌توان به‌عنوان متوسط زمان پیش‌بینی تفسیر نمود.

$$L = \frac{\sum_{l=l_{\min}}^N IP(l)}{\sum_{l=l_{\min}}^N P(l)} \quad (9)$$

- شاخص L_{\max} : طول بزرگترین خط قطری^۹ را مشخص می‌کند. معکوس این معیار به‌عنوان شاخص واگرایی در نظر گرفته می‌شود.

$$L_{\max} = \max\{l_i, i=1, \dots, N_l\} \quad (10)$$

- شاخص آنتروپی^{۱۰} (ENT): احتمال یافتن خطوط قطری با طول l را مشخص می‌کند. این معیار پیچیدگی منحنی بازگشتی نسبت به خطوط قطری را بیان می‌کند. اگر سیستمی پیچیدگی کمی داشته باشد، این شاخص مقدار کوچکی خواهد داشت.

$$ENTR = -\sum_{l=l_{\min}}^N P(l) \ln(P(l)) \quad (11)$$

- شاخص لامیناریتی^{۱۱} (LAM): درصد نقاط بازگشتی که خطوط عمودی را ایجاد می‌نمایند، مشخص می‌کند.

$$LAM = \frac{\sum_{v=v_{\min}}^N vP(v)}{\sum_{v=1}^N vP(v)} \quad (12)$$

در رابطه فوق، محاسبه LAM برای خطوط عمودی (v) انجام می‌گیرد که از v_{\min} بیشتر باشند تا اثر حرکت مماسی کاهش یابد. اغلب $v_{\min} = 2$ انتخاب می‌شود. LAM بیانگر وقوع وضعیت‌های لامینار در سیستم، بدون توجه به توصیف طول فازهای لامینار است. در صورتی که نمودار بازگشتی شامل نقاط بازگشتی منفرد بیشتری نسبت به ساختارهای عمودی باشد، LAM کاهش خواهد یافت.

منظور، معادله خط جداساز براساس بهترین ترکیب جداساز از ویژگی های دادگان به دست می آید. در مرحله آزمون، فاصله نمونه ها تا این خط مشخص کننده برچسب آنها خواهد بود. درخت تصمیم با قراردادن ویژگی های مختلف در شاخه های درخت، به جداسازی داده ها می پردازد. بر اساس نودهای تصمیم که با استفاده از شاخص جینی انتخاب شده اند، داده ها در گروه های مجزا دسته بندی می گردند.

هدف استفاده از این طبقه بندی، جداسازی داده های ثبت شده در حین حرکت دست رسانی با سه سرعت مختلف در اجرای آنها می باشد. رضایت بخش بودن نتایج طبقه بندی، بیانگر موفقیت نوآوری این مقاله در استفاده از روش های تحلیل غیرخطی برای توصیف ماهیت غیرخطی سیگنال EMG در سرعت های مختلف اجرای حرکت دست رسانی می باشد.

۳- روش تحقیق و دادگان

فلوچارت انجام مراحل تحقیق برای استخراج ویژگی های غیرخطی و آنالیز کمی بازگشتی برای طبقه بندی حرکات دست در شکل ۱ نمایش داده شده است. در ادامه نحوه اجرا و انجام مراحل مختلف شرح داده می شود.

۳-۱- نحوه ی ثبت سیگنال و پروتکل اجرایی

در این تحقیق برای ثبت سیگنال از دستگاه FlexComp Infiniti که سیستم ده کاناله ثبت قابل حمل و ساخت شرکت Thought Technology مونترال کانادا می باشد، استفاده شده است. این سیستم از طریق یک فیبر نوری به سخت افزار جانبی به نام TT-USB متصل می گردد. اتصال TT-USB به کامپیوتر نیز از طریق درگاه USB انجام می پذیرد. به این ترتیب نویز پذیری سیستم از محیط با چنین طراحی به حداقل ممکن تقلیل می یابد. نرم افزار مورد استفاده در این دستگاه BioGraph Infiniti (نسخه ۲، ۶۰۰) می باشد. سیستم فلکس کامپ قادر به ثبت EMG خام با نرخ نمونه برداری ۲۰۴۸ نمونه بر ثانیه است.

تمهیدات در نظر گرفته شده برای ثبت سیگنال الکترومایوگرام سطحی (sEMG) به شرح زیر می باشد:

- به منظور آماده سازی پوست و برای کاهش امپدانس پوست-الکتروده، محل قرارگیری الکترودها تراشیده و با الکل ۷۰٪ شستشو داده شده است. همچنین از الکترودهای دایروی زل دار Ag/AgCl و از سنسورهای MyoScan فلکس کامپ با امپدانس بیش از ۱۰^{۱۲} اهم، نسبت حذف مود مشترک بیش از ۱۳۰ دسی بل و گین ۵۰۰ استفاده شده است.
- سیگنال sEMG تحت تأثیر معیارهای فیزیولوژیکی و آناتومیکی مختلفی مانند ECG قرار می گیرد. برای جلوگیری از اثر متقابل سیگنال ECG محل قرار گرفتن الکترودها بر روی دست راست آزمودنی ها تعیین گردیده است. یک روش معمول برای آزمودن اثر متقابل ماهیچه ای، انجام آزمون مقاومت دستی قبل از انجام ثبت می باشد.

بعد فرکتال می شود. اگر بعد فرکتال در حوزه زمان محاسبه شود، شاخصی از میزان پیچیدگی و میزان اطلاعات (بی نظمی) سیگنال است و اگر در حوزه فاز محاسبه شود، شاخصی از میزان واپاشیدگی فضای فاز و یا بستر جذب کننده خواهد بود. علاوه بر این محاسبه بعد فرکتال در فضای فاز روشی سریع برای آشکارسازی حالات گذرا است. سه روش مرسوم برای محاسبه این بعد، روش های هیگوجی، کتز و پتروسین می باشند. در [۳۳] نشان داده شده است که روش هیگوجی [۳۴] دقیق ترین تخمین از بعد فرکتال را در اختیار ما قرار می دهد.

در این روش، از روی سری ورودی $x(1), x(2), \dots, x(N)$ سری جدیدی به صورت رابطه (۱۵) ساخته می شود که در آن m نقطه اولیه، و $\lfloor \cdot \rfloor$ جزء صحیح عدد می باشد.

$$x_m^k = \left\{ x(m), x(m+k), \dots, x\left(m + \left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor\right) \right\}, m=1, 2, \dots, k \quad (15)$$

طول x_m^k از رابطه (۱۶) به دست می آید که در آن N نشان دهنده تعداد نمونه ها است.

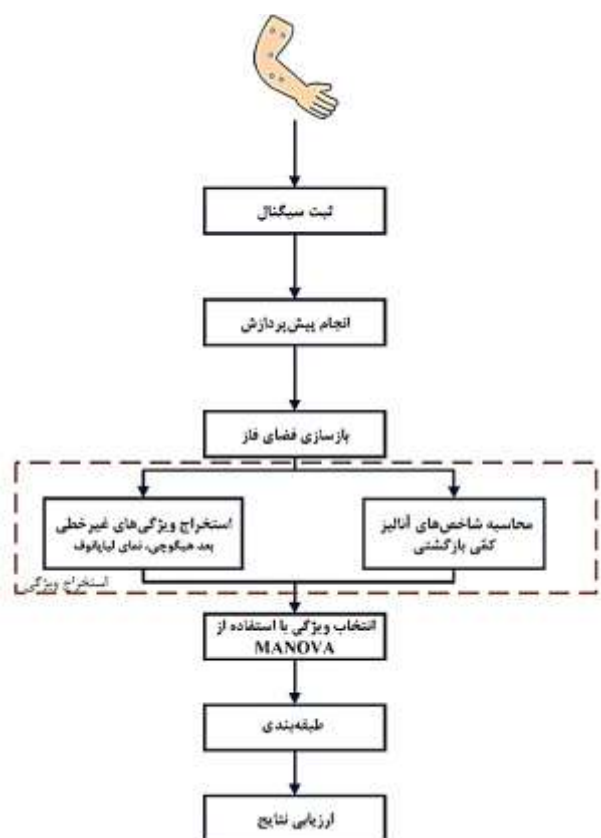
$$L_m(k) = \frac{1}{k} \times \frac{N-1}{\left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor} \quad (16)$$

$$\times \left\{ \sum_{i=1}^{\left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor} |x(m+ik) - x(m+(i-1)k)| \right\}$$

برای هر بازه زمانی k ، طول منحنی، $L(k)$ ، از میانگین گیری روی k مجموعه $L_m(k)$ به دست می آید. بعد فرکتال هیگوجی شیب بهترین خط تقریب زده شده با روش کمترین مربعات خطا، برای $\ln(L(k))$ برحسب $\ln(k)$ می باشد. هرچه بعد بالاتر باشد سیگنال و بستر جذب آن، ساختار فضایی پیچیده تری دارند.

۲-۶- طبقه بندی

برای طبقه بندی حرکات مختلف با استفاده از ویژگی هایی که از نمودار بازگشتی و آنالیز آن استخراج شده است، از چهار روش k -نزدیک ترین همسایه (KNN)، طبقه بند ماشین بردار پشتیبان (SVM)، آنالیز افتراقی خطی (LDA) و درخت تصمیم استفاده خواهد شد. روش KNN برپایه محاسبه فاصله ی بین دادگان عمل می نماید. برای مشخص شدن برچسب داده ی آزمون، ابتدا فاصله این نمونه با سایر داده ها سنجیده می شود. k داده ای که کمترین فاصله را با نمونه ی آزمون دارند به عنوان نزدیک ترین همسایگانش انتخاب می شوند. سپس با توجه به پرتکرارترین برچسب همسایه های انتخاب شده، برچسب داده ی آزمون نیز مشخص می شود. مزیت این روش عدم نیاز به آموزش طبقه بند می باشد. در طبقه بند ماشین بردار پشتیبان هدف یافتن خط جداساز با بیشترین حاشیه اطمینان می باشد. در مرحله آزمون، فاصله دادگان آزمون تا این خط سنجیده شده و بر اساس آن برچسب نمونه داده مشخص می گردد. آنالیز افتراقی خطی، روشی آماری برای طبقه بندی محسوب می شود. در این روش سعی بر آموزش طبقه بندی است که بتواند بیشترین میزان تمایز بین نمونه های درون کلاسی و بین کلاسی را ایجاد نماید. به این



شکل ۱: فلوچارت الگوریتم پیشنهادی برای طبقه‌بندی حرکات دست در حرکت دست‌رسانی

۳-۳- پیش‌پردازش‌های لازم

ابتدا سیگنال‌های ثبت شده با استفاده از فیلتر باترورت مرتبه ۴ (تأخیر با فاز صفر و میان‌گذر ۱۰-۵۰ هرتز) فیلتر می‌شوند. سپس پوش سیگنال محاسبه شده تا بازنمایی مناسبی از فعالیت عضله به دست آید. با توجه به توانایی RMS برای تحلیل و بازنمایی متوسط توان سیگنال EMG [۳۷]، از آن برای یکسوسازی و تبدیل سیگنال به پوش دامنه استفاده می‌شود. از آنجایی که RMS می‌تواند فعالیت فیزیولوژیکی واحدهای حرکتی عضله در طول انقباض را نشان دهد، می‌توان از آن برای اندازه‌گیری سطوح استراحت و فعالیت زمانی عضلات بهره برد. RMS سیگنال EMG، نشان‌دهنده فرکانس آتش، مدت زمان و شتاب این سیگنال می‌باشد.

همچنین می‌توان از آن برای تأیید کیفیت سیگنال و تشخیص آرتیفکت‌ها استفاده نمود. مقدار RMS در زمین فریم سیگنال با طول N نمونه با استفاده از رابطه (۱۷) محاسبه می‌شود.

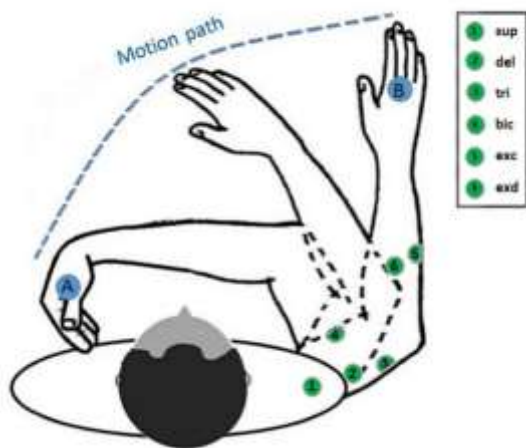
$$RMS_j = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (17)$$

که در آن x_i نمونه i ام از فریم j ام و N تعداد نمونه‌های فریم (طول پنجره) می‌باشد. مقدار نهایی آن برابر است با $RMS = \sum_{j=1}^L RMS_j$ که L تعداد فریم‌های سیگنال می‌باشد.

- همچنین برای حداقل نمودن اثر نویزهای محیطی ثبت سیگنال در محلی که خطوط برق شهر از آن فاصله داشته، انجام گرفته و از باتری لپ تاپ به‌عنوان منبع تغذیه استفاده شده است تا نوسانات برق شهر، تأثیری بر روی فرآیند ثبت سیگنال نداشته باشد.
- با نظر استاد مشاور متخصص نوروماسکولار و بر اساس استاندارد SENIAM [۳۵]، محل قرارگیری الکترودها تعیین گردیده و از تست حداکثر انقباض پیش از ثبت برای بررسی اشباع تقویت کننده‌ها و میزان قدرت انقباض عضله استفاده شده است. حداقل فاصله بین الکترودها ۲۰ میلی‌متر و محل قرارگیری الکترود در مرکز توده عضله انتخاب شده است.
- پروتکل مناسب در حرکت دست‌رسانی تعریف شده و آزمودنی‌ها پیش از ثبت با این پروتکل آشنا شده‌اند.

۲-۲- انتخاب آزمودنی‌ها و شرایط آزمایش

ده داوطلب مرد سالم در بازه سنی ۲۵ تا ۴۰ سال با وزن ۶۵ تا ۸۵ کیلوگرم و قد ۱۶۷ تا ۱۸۵ سانتی متر در انجام آزمایش‌ها شرکت داشته‌اند که سابقه هیچ گونه بیماری اسکلتی و عضلانی نداشته و دست مورد بررسی در تمام آزمودنی‌ها دست راست می‌باشد. هر آزمودنی بر روی صندلی با قابلیت تنظیم ارتفاع به‌صورتی می‌نشیند که دست راستش به موازات زمین قرار گیرد (شکل ۲). در حین آزمایش، دست آزمودنی آزادانه روی سطح افق حرکت می‌کند. سه نوع حرکت برون‌گرا شامل دور کردن شانه و باز کردن آرنج و مچ با سرعت‌های متفاوت، سریع با مدت زمان (حدود ۰/۵ ثانیه)، متوسط (حدود ۵ ثانیه) و کند (حدود ۱۰ ثانیه) انجام شده است. پس از هر حرکت و قبل از شروع حرکت بعدی، به منظور جلوگیری از خستگی عضلانی، آزمودنی به مدت ۵ ثانیه استراحت می‌نماید. همچنین، یکی از عوامل بسیار مهم در نتایج آزمایش شرایط مکانی و زمانی آن می‌باشد. در این تحقیق از نظر زمانی سعی شد ثبت سیگنال‌ها، زمانی صورت گیرد که خستگی حاصل از فعالیت‌های روزانه کمترین تأثیر را داشته باشد. برای این منظور تمام ثبت‌ها در صبح انجام گردیده و از آزمودنی‌ها خواسته شده است که روز قبل فعالیت بدنی سنگینی نداشته باشند. در مکان ثبت، دستگاه‌های ایجاد کننده نویز الکتریکی حداقل بوده‌اند و همچنین این مکان در هنگام ثبت خلوت بوده تا آزمودنی‌ها بتوانند به راحتی فرآیند ثبت را انجام دهند. ثبت سیگنال از شش عضله‌ی فوق خاری^{۱۴}، سر وسط دلتوئید^{۱۵}، سر وسط سه سر بازویی^{۱۶}، دو سر بازویی^{۱۷}، بازکننده مچ دستی بلند در طرف رادیال^{۱۸} و بازکننده مشترک انگشتان^{۱۹} انجام شده است، که در متن و اشکال هر جا لازم باشد به ترتیب با علائم اختصاری Sup، Del، Tri، Bic، Exc و Exd مشخص شده‌اند. این عضلات با توجه به حداکثر نیروی انقباضی، طول فیبر بهینه و معیارهای دیگر، در حرکت دست‌رسانی مؤثر بوده [۳۶] که با مشاوره متخصص نوروماسکولار انتخاب شده‌اند.



شکل ۲: بازنمایی شماتیکی از پروتکل حرکت و مکان الکترودها در حین ثبت آزمایش. برای وضوح بیشتر فقط مکان الکترودهای مثبت فعال نمایش داده شده‌اند. نمای بالایی آزمودنی در حال انجام آزمایش حرکت دست‌رسانی در صفحه افق نشان داده شده است. نقطه A شروع حرکت و نقطه B پایان حرکت می‌باشد. در طول ثبت، آزمودنی می‌چ و آرنج خود را همزمان باز می‌کند تا بتواند مسیری که با خط چین مشخص شده است را طی نماید. سه حرکت سریع، متوسط و کند انجام می‌شود. مدت زمان انجام حرکت سریع حدود ۵/۰ ثانیه، متوسط، ۵ ثانیه و کند ۱۰ ثانیه می‌باشد. بین هر دو حرکت، آزمودنی ۵ ثانیه قبل از شروع حرکت بعدی استراحت می‌نماید. هر آزمودنی حرکتش را ده بار تکرار می‌کند.

۴-۳- تحلیل آماری الگوهای غیر خطی استخراج شده

هنگامی که در یک موضوع چندین متغیر وابسته استخراج شده است، برای بررسی تأثیر این متغیرها در تمایز بین گروه‌ها، آنالیز واریانس چندمتغیره (MANOVA) ^{۲۰} استفاده می‌شود. برای تعیین نقش هر متغیر در ایجاد تابع جداساز مبتنی بر الگوهای استخراج شده، می‌توان از ضرایب استاندارد حاصل از تولید توابع جداساز استفاده نمود. در آنالیز واریانس چند متغیره، تحلیل بر اساس ایجاد یک یا چند متغیر ترکیبی وزن دار خطی از متغیرهای وابسته بنا نهاده شده است. این متغیرهای ترکیبی باید قابلیت ایجاد حداکثر تمایز را داشته باشند. اساس انواع تحلیل واریانس، مقایسه تغییرات متغیر وابسته در بین گروه‌ها و درون هر گروه می‌باشد.

ماتریس W مقادیر مجموع مربع متغیر وابسته را به صورت درون گروهی و ماتریس B مقادیر مجموع مربع متغیر را به صورت بین گروهی مشخص می‌سازد. برای تولید متغیر ترکیبی، مشابه الگوریتم آنالیز مؤلفه‌های اساسی (PCA) از مقادیر ویژه و بردارهای ویژه حاصل از ماتریس W-1B استفاده شده است. مقادیر بردارهای ویژه نشان دهنده ضرایبی است که از آن می‌توان برای ایجاد توابع جداساز استفاده نمود. هر تابع به دنبال حداکثر کردن تمایز بین گروهی متغیرهای وابسته نسبت به درون گروه می‌باشد. در ادامه به‌ازای شاخص‌های غیر خطی مختلفی که در این

برای تعیین طول بهینه پنجره، مقدار اطلاعات برای هر پنجره با طول N با استفاده از آنتروپی شانون محاسبه شده است. ابتدا هیستوگرام سیگنال RMS با افزایش آن به چند دسته محاسبه می‌شود (hRMS). سپس احتمال هر دسته p(hRMS) محاسبه شده و آنتروپی آن با استفاده از رابطه (۱۸) به دست می‌آید.

$$H(hRMS) = -\sum_i p(hRMS_i) \log p(hRMS_i) \quad (18)$$

که H(p(hRMS)) مقدار اطلاعات موجود در پنجره مورد نظر را نشان می‌دهد.

در فرآیند قطعه‌بندی بهینه در محاسبه RMS، سیگنال به بازه‌هایی تقسیم می‌شود. اندازه طول پنجره از ۵ میلی ثانیه تا ۵۰۰ میلی ثانیه با گام ۵ میلی ثانیه مورد بررسی قرار گرفته است. برای هر عضله هر یک از آزمودنی‌ها، مقدار اطلاعات استخراج شده برای هر طول پنجره با استفاده از آنتروپی شانون محاسبه شده است. برای تعیین طول بهینه پنجره، برای همه آزمودنی‌ها مقادیر به دست آمده اطلاعات، هنجارسازی می‌شود. بنابراین، طول بهینه‌ی پنجره برابر با ۳۰۰ میلی ثانیه انتخاب شده است.

۴- نتایج

۴-۱- تعیین بُعد جاسازی و تأخیر مناسب

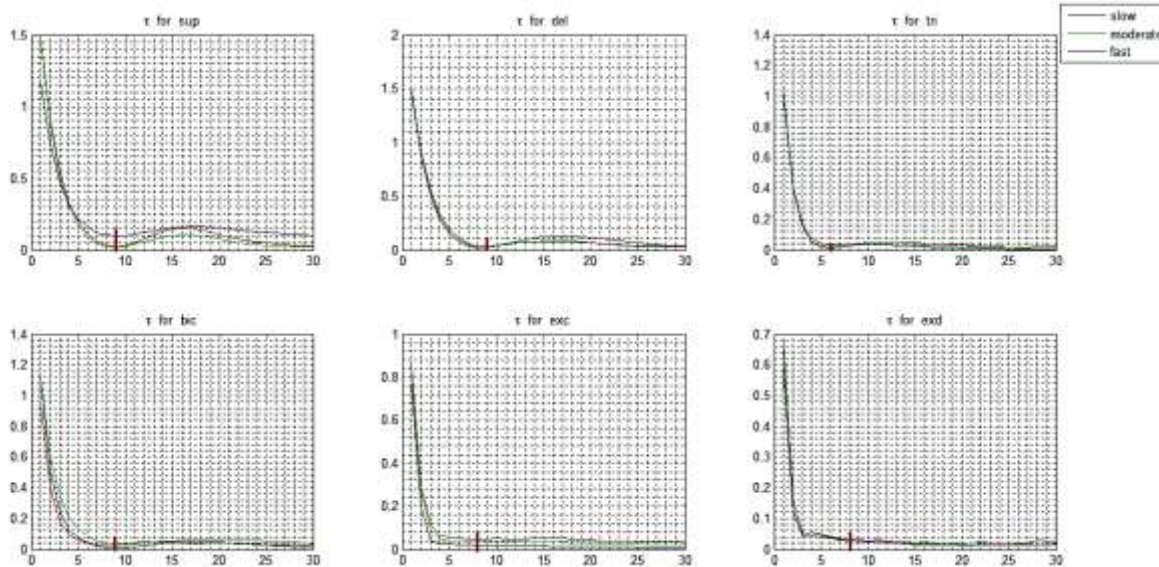
در انجام آزمایش‌ها، اولین مینیموم محلی تابع اطلاعات متقابل به عنوان مقدار بهینه‌ی تأخیر انتخاب می‌شود. در شکل ۳ نمایش تابع اطلاعات متقابل برای عضلات آزمودنی اول نمایش داده شده است. برای هر عضله، این مقدار روی شکل مشخص شده است. هنگامی که تأخیر زمانی برای چند بُعد، اعداد متفاوتی باشد، می‌توان از میانگین آنها برای مطالعه رفتار سیستم استفاده نمود [۳۸]. بنابراین در نهایت و با توجه به مقادیر به دست آمده میزان تأخیر برابر با ۸ در نظر گرفته می‌شود. همچنین با استفاده از روش نزدیکترین همسایه اشتباه، بُعد جاسازی را نیز برابر با ۳ در نظر می‌گیریم.

۴-۲- بازسازی فضای فاز و ویژگی‌های استخراج شده از RQA

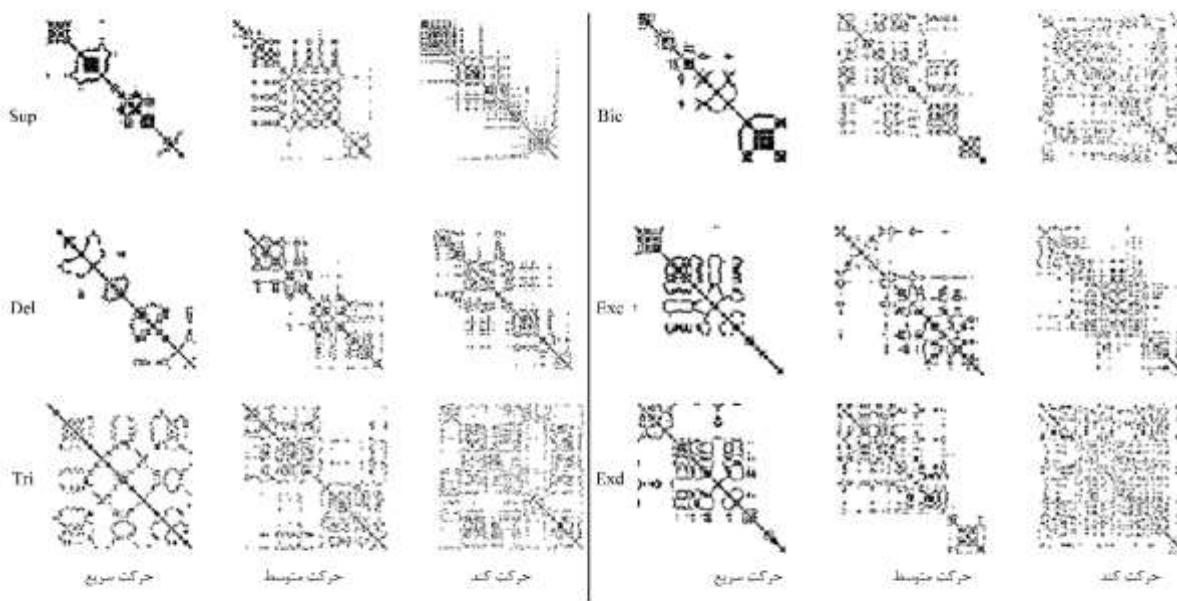
ابتدا نمودارهای بازگشتی برای عضلات آزمودنی‌ها ایجاد می‌شود. به عنوان نمونه این نمودارها برای شش عضله آزمودنی اول در سه حرکت سریع، متوسط و کند در شکل ۴ نشان داده شده است. سپس شاخص‌های توصیف شده‌ی RQA برای پوش RMS هر عضله از هر آزمودنی در حرکات سریع، متوسط و کند پروتکل ثبت، با استفاده از جعبه ابزار RQA [۳۹] استخراج شده است. در اغلب این موارد با افزایش سرعت حرکت، مقدار شاخص قطعیت افزایش یافته است که نشان‌گر کاهش پیچیدگی یا افزایش نظم در سیستم می‌باشد. به عبارت دیگر درصد قطعیت سیستم با افزایش سرعت حرکت، افزایش می‌یابد. بنابراین افزایش دقت در اجرای پروتکل حرکت دست‌رسانی، باعث افزایش پیچیدگی در انجام حرکت می‌گردد.

تحقیق استخراج شده است به تعیین نقش آن‌ها در ایجاد یک متغیر ترکیبی وزن دار برای جداسازی حرکات مختلف از یکدیگر، می‌پردازیم. به این منظور شاخص‌های به دست آمده از نمای لیاپانوف، بُعد فرکتال

هیگچی و شاخص‌های استخراج شده از نمودارهای بازگشتی برای ساخت الگوهای ترکیبی افتراقی مورد استفاده قرار گرفته است.



شکل ۳: تابع اطلاعات متقابل برای شش عضله ثبت شده به منظور انتخاب تأخیر زمانی مناسب برای بازسازی فضای فاز



شکل ۴: نمودارهای بازگشتی شش عضله ثبت شده Sup, Del, Tri, Bic, Exc و Exd برای آزمودنی اول در سه حرکت سریع، متوسط و کند

اولین بردار ویژه برای حفظ واریانس حداقل ۹۰٪، در اغلب موارد کافی است.

با توجه به نتایج به دست آمده از آنالیز واریانس چند متغیره، شاخص‌های LAM, RR, DET و بُعد فرکتال هیگچی به عنوان ویژگی‌های انتخاب شده در اختیار طبقه‌بندها قرار می‌گیرند. برای ارزیابی قابلیت تعمیم‌پذیری، از روش اعتبارسنجی متقابل ۲۰ لایه‌ای استفاده

برای هر عضله، بردار ویژه متناظر با بزرگترین مقدار ویژه و درصد تغییرات داده‌ها در قالب مقدار ویژه نرمال شده در جدول ۲ نمایش داده شده است.

همانطور که مشاهده می‌شود، در اولین بردار ویژه برای اغلب عضلات بیشترین وزن به ترتیب متعلق به شاخص‌های LAM, RR, DET و بُعد فرکتال هیگچی است و با توجه به مقادیر ویژه نرمال شده، استفاده از

۵- بحث و نتیجه گیری

حرکت مهارتی دست‌رسانی یکی از عملکردهای مؤثر در زندگی انسان در همه‌ی سنین به‌شمار می‌رود. در این مقاله سعی شده است تا با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از آنالیز کمی بازگشتی و کمی کننده‌های غیرخطی بعد فرکتال هیگوجی و نمای لیاپانوف، انجام حرکت دست‌رسانی در سه سرعت مختلف طبقه‌بندی گردد. نمودارهای بازگشتی الگوهای تکراری پنهان در سری زمانی حاصل از سیگنال الکترومایوگرام ثبت شده در طی انجام پروتکل حرکت را آشکار نموده و نمایشی گرافیکی از زمان‌هایی که فرآیند حاکم بر سیگنال به حالت خاصی می‌رسد را بازنمایی می‌کند. این روش ابزار مناسبی برای آنالیز سری‌های زمانی غیرایستاد و غیر خطی است. مزیت دیگر نمودارهای بازگشتی و شاخص‌های کمی آن عدم نیاز به پیش‌فرضی در مورد اندازه مجموعه داده یا توزیع آن می‌باشد. نقاط منفرد در نمودارهای بازگشتی بیانگر رویدادهای نادر یا کوتاهی می‌باشد که در سری زمانی تصادفی معمولاً قابل مشاهده است. درحالی‌که نواحی تیره و یا خطوط قطری مبین رویدادهای پیوسته در سری زمانی است.

در این تحقیق نتایج حاصل از استخراج شاخص‌های RQA نشان می‌دهد هرچقدر سرعت انجام حرکت بیشتر باشد، خطوط قطری و الگوهای منظم‌تری در نمودار بازگشتی حاصل از سری زمانی ثبت شده، مشاهده می‌شود و بنابراین قطعیت سیستم نیز بیشتر است. در مقابل هرچقدر آزمودنی‌ها سعی می‌کنند حرکت را با دقت بیشتر و آهسته‌تر انجام دهند، پیچیدگی بیشتری در حرکت ایجاد می‌شود که نقاط منفرد فراوان در نمودارهای بازگشتی نیز این موضوع را به‌خوبی نشان می‌دهد. برای ارزیابی کیفیت شاخص‌های RQA و دو ویژگی غیرخطی نمای لیاپانوف و بعد فرکتال هیگوجی، از آنالیز واریانس چند متغیره استفاده شد. نتایج این تحلیل نشان می‌دهد که سه شاخص نرخ بازگشت، قطعیت و لامیناریتی از میان شاخص‌های RQA و بعد فرکتال هیگوجی بیشترین نقش را در تفکیک حرکات دست‌رسانی اجرا شده در سرعت‌های متفاوت دارند. متوسط میزان تغییرات سه شاخص نرخ بازگشت، قطعیت و لامیناریتی برای همه آزمودنی‌ها در شکل ۵ نمایش داده شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود شاخص قطعیت (DET) با کاهش سرعت، کاهش یافته است که مؤید افزایش پیچیدگی در اجرای حرکات با دقت بیشتر توسط آزمودنی‌ها می‌باشد. در برخی عضلات مانند عضلات مخالف و موافق حرکت نظیر دوسر و سه سر بازویی این تغییرات با وضوح بیشتری دیده می‌شود. مقدار شاخص لامیناریتی نیز در اغلب عضلات با کاهش سرعت اجرای حرکت، کاهش می‌یابد. به بیان دیگر با توجه به شکل ۵ در انجام حرکت سریع، زمان‌های بیشتری وجود دارد که سیستم در حالتی خاص ساکن شده و بنابراین خطوط عمودی بیشتری در نمودار بازگشتی قابل مشاهده می‌باشد. هرچقدر سرعت اجرای حرکت کاهش می‌یابد، خطوط عمودی نیز کاهش یافته و بنابراین تغییرات سیستم بیشتر می‌باشد. هم‌چنین مقادیر کم شاخص نرخ بازگشت (RR) نیز نشان دهنده وجود نوارهای سفید در نمودار بازگشتی و تغییر سیستم از حالت

شده است. در این روش با افزایش دادگان به ۲۰ زیرمجموعه، هربار یکی از زیرمجموعه‌ها برای اعتبارسنجی و آزمون و مابقی برای آموزش طبقه‌بند به‌کار می‌رود. در نهایت میانگین نتایج ۲۰ لایه، به عنوان تخمین نهایی ارزیابی مورد استفاده قرار می‌گیرد. با استفاده از چهار الگوریتم طبقه‌بندی KNN، SVM، LDA و درخت تصمیم، سه حرکت سریع، متوسط و کند توصیف شده در پروتکل ثبت از یکدیگر تفکیک می‌شوند. برای ارزیابی نتایج طبقه‌بندی از معیارهای صحت (Accuracy)، حساسیت (Sensitivity) و تشخیص (Specificity) استفاده شده است که طبق روابط (۱۹)، (۲۰) و (۲۱) محاسبه می‌شوند.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (19)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (20)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (21)$$

که در آن‌ها، FN نشان‌دهنده تعداد نمونه‌های منفی کاذب، TN منفی واقعی، TP مثبت واقعی و FP مثبت کاذب می‌باشد.

نتایج حاصل از طبقه‌بندی‌های مذکور در جدول ۳ نشان داده شده است. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، طبقه‌بندی‌های خطی SVM و LDA موفق به جداسازی کامل سه حرکت با سرعت‌های متفاوت شده‌اند. این نتایج حاکی از انتخاب خوب ویژگی‌ها و توانمندی ویژگی‌های غیرخطی در توصیف ماهیت سیگنال EMG دارد.

جدول ۲: آنالیز واریانس چند متغیره برای سه حرکت

عضله شاخص	Sup	Del	Tri	Bic	Exc	Exd
RR	۱/۰۰۰	-۰/۱۹۷	۱/۰۰۰	۰/۵۰۷	-۰/۳۸۵	-۰/۰۱۱
DET	۰/۲۰۱	-۰/۶۶۶	-۰/۰۹۵	-۱/۰۰۰	-۰/۴۴۷	-۰/۵۵۶
L	-۰/۰۵۹	-۰/۰۳۴	-۰/۰۱۳	-۱/۴۲	-۰/۰۱۳	-۰/۰۲۶
LMAX	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
ENT	۰/۰۱۳	۰/۰۸۰	۰/۰۲۹	-۰/۳۵۳	۰/۰۰۲	۰/۰۲۷
LAM	-۰/۵۵۹	۱/۰۰۰	۰/۰۶۶	-۰/۳۸۰	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰
TT	۰/۰۴۳	۰/۰۱۷	-۰/۰۰۳	-۰/۱۲۹	۰/۰۱۱	۰/۰۱۶
VMAX	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
Lyapunov Exponent	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۴	-۰/۰۴۰	-۰/۰۰۷	۰/۰۱۰
Higuchi	۰/۶۷۰	۰/۲۲۲	-۰/۰۲۷	-۰/۰۸۲	-۰/۲۰۱	۰/۰۴۷
Normalized eigenvalue	۰/۱۸۵	۰/۹۸۵	۰/۹۶۷	۰/۹۶۹	۰/۹۸۰	۰/۹۰۱

جدول ۳: نتایج حاصل از اعمال چهار الگوریتم طبقه‌بندی

الگوریتم معیار	KNN	SVM	LDA	Decision Tree
صحت	۹۶/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۹۰
حساسیت	۹۶/۹۷	۱۰۰	۱۰۰	۹۵/۱۶
تشخیص	۹۸/۴۱	۱۰۰	۱۰۰	۸۹/۹۳

quantification analysis," in *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, pp. 153-156, 2006.

[۱۱] نیسیه طالبی، علی مطیع نصرآبادی، «به کارگیری روش غیرخطی منحی بازگشتی برای شناسایی مؤلفه‌های حافظه‌ای بر مبنای تک ثبت»، *مجله*

پردازش علایم و داده‌ها، دوره ۱۲، شماره ۲، صفحه ۳۹-۵۲، ۱۳۸۸.

[۱۲] A. Martin, G. Guerrero-Mora, G. Dorantes-Méndez, A. Alba, M. O. Méndez, and I. Chouvarda, "Non-linear analysis of EEG and HRV signals during sleep," in *37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 4174-4177, 2015.

[۱۳] A. Goshvarpour, A. Abbasi, and A. Goshvarpour, "Recurrence Quantification Analysis and Neural Networks for Emotional EEG Classification," *Applied Medical Informatics*, vol. 38, no. 1, pp. 13, 2016.

[۱۴] عاطفه گشوارپور، عطاله عباسی، عاتکه گشوارپور، «بررسی تفاوت‌های

پاسخ به تحرکات تصویری دارای بار احساسی در زنان و مردان با استفاده

از آزمون آماری ویلکاکسون»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، دوره

۴۷، شماره ۲، صفحه ۶۸۷-۶۹۵، ۱۳۹۶.

[۱۵] K. Ito and Y. Hotta, "EMG-based detection of muscle fatigue during low-level isometric contraction by recurrence quantification analysis and monopolar configuration," in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 4237-4241, 2012.

[۱۶] G. Ouyang, X. Zhu, Z. Ju, and H. Liu, "Dynamical characteristics of surface EMG signals of hand grasps via recurrence plot," *IEEE journal of biomedical and health informatics*, vol. 18, no. 1, pp. 257-265, 2014.

[۱۷] A. Dutta, C. Krishnan, S. S. Kantak, R. Ranganathan, and M. A. Nitsche, "Recurrence quantification analysis of surface electromyogram supports alterations in motor unit recruitment strategies by anodal transcranial direct current stimulation," *Restorative neurology and neuroscience*, vol. 33, no. 5, pp. 663-669, 2015.

[۱۸] J. Rolink, M. Kutz, P. Fonseca, X. Long, B. Misgeld, and S. Leonhardt, "Recurrence quantification analysis across sleep stages," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 20, pp. 107-116, 2015.

[۱۹] J. Sprott and A. Xiong, "Classifying and quantifying basins of attraction," *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, vol. 25, no. 8, pp. 083101, 2015.

[۲۰] Y. Guo, G. R. Naik, S. Huang, A. Abraham, and H. T. Nguyen, "Nonlinear multiscale Maximal Lyapunov Exponent for accurate myoelectric signal classification," *Applied Soft Computing*, vol. 36, pp. 633-640, 2015.

[۲۱] E. Conte *et al.*, "Chaos, Fractal and Recurrence Quantification Analysis of Surface Electromyography in Muscular Dystrophy," *World Journal of Neuroscience*, vol. 5, no. 04, pp. 205, 2015.

[۲۲] S. P. Arjunan and D. K. Kumar, "Fractals and Electromyograms," in *The Fractal Geometry of the Brain*: Springer, pp. 445-455, 2016.

[۲۳] A. Bhaduri and D. Ghosh, "Quantitative assessment of Heart Rate Dynamics during meditation: An ECG based study with Multi-fractality and visibility graph," *Frontiers in physiology*, vol. 7, 2016.

[۲۴] R. Sharma and R. B. Pachori, "Classification of epileptic seizures in EEG signals based on phase space representation of intrinsic mode functions," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 3, pp. 1106-1117, 2015.

[۲۵] G. Boccia *et al.*, "Muscle fiber conduction velocity and fractal dimension of EMG during fatiguing contraction of young and elderly active men," *Physiological measurement*, vol. 37, no. 1, pp. 162, 2015.

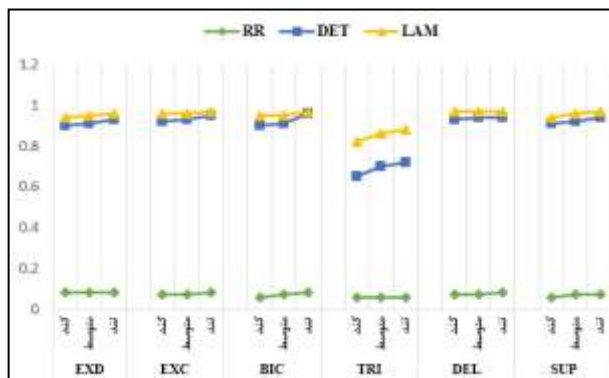
[۲۶] S. G. Firooz, F. Almasganj, and Y. Shekofteh, "Improvement of automatic speech recognition systems via nonlinear dynamical features evaluated from the recurrence plot of speech signals," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 58, pp. 215-226, 2017.

[۲۷] C. P. Robinson, B. Li, Q. Meng, and M. T. Pain, "Pattern Classification of Hand Movements using Time Domain Features of Electromyography," in *Proceedings of the 4th International Conference on Movement Computing*, pp. 27, 2017.

[۲۸] A. Saikia, S. Mazumdar, N. Sahai, S. Paul, and D. Bhatia, "Comparative study and feature extraction of the muscle activity

پیش‌بینی پذیر به حالت غیر ایستان می‌باشد. کاهش این شاخص از حرکت سریع به کند نشان می‌دهد که هرچه سرعت اجرای حرکت کاهش می‌یابد، سیگنال به سمت حالت غیر ایستان رفته و تعاملات پایدار و پیش‌بینی‌پذیری آن کاهش می‌یابد.

نتایج استفاده از سه شاخص LAM، RR، DET و بُد فرکتال هیگوجی در طبقه‌بندی نوع حرکت انجام شده توسط آزمودنی‌ها نشان می‌دهد می‌توان از این شاخص‌ها به‌عنوان ویژگی‌های افتراقی با صحت بیش از ۹۰٪ برای تمایز سرعت اجرای حرکت در پروتکل حرکت دست‌رسانی استفاده نمود.



شکل ۵: میانگین مقادیر شاخص‌های نرخ بازگشت، قطعیت و

لامیناریتی برای شش عضله همه آزمودنی‌ها

مراجع

- [۱] J. V. Maizel and R. P. Lenk, "Enhanced graphic matrix analysis of nucleic acid and protein sequences," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 78, no. 12, pp. 7665-7669, 1981.
- [۲] C. L. Webber Jr and J. P. Zbilut, "Recurrence quantification analysis of nonlinear dynamical systems," *Tutorials in contemporary nonlinear methods for the behavioral sciences*, pp. 26-94, 2005.
- [۳] N. Marwan, M. C. Romano, M. Thiel, and J. Kurths, "Recurrence plots for the analysis of complex systems," *Physics reports*, vol. 438, no. 5, pp. 237-329, 2007.
- [۴] J. P. Zbilut, N. Thomasson, and C. L. Webber, "Recurrence quantification analysis as a tool for nonlinear exploration of nonstationary cardiac signals," *Medical engineering & physics*, vol. 24, no. 1, pp. 53, 2002.
- [۵] H. Ding, S. Crozier, and S. Wilson, "A new heart rate variability analysis method by means of quantifying the variation of nonlinear dynamic patterns," *IEEE transactions on biomedical engineering*, vol. 54, no. 9, pp. 1590-1597, 2007.
- [۶] H. Yang, "Multiscale recurrence quantification analysis of spatial cardiac vectorcardiogram signals," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 2, pp. 339-347, 2011.
- [۷] U. Desai, R. J. Martis, U. R. Acharya, C. G. Nayak, G. Seshikala, and R. SHETTY K, "Diagnosis of multiclass tachycardia beats Using recurrence quantification analysis And ensemble classifiers," *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, vol. 16, no. 01, pp. 1640005, 2016.
- [۸] C. Cheng, C. Kan, and H. Yang, "Heterogeneous recurrence analysis of heartbeat dynamics for the identification of sleep apnea events," *Computers in biology and medicine*, vol. 75, pp. 10-18, 2016.
- [۹] M. Niknazar, S. Mousavi, B. V. Vahdat, and M. Sayyah, "A new framework based on recurrence quantification analysis for epileptic seizure detection," *IEEE journal of biomedical and health informatics*, vol. 17, no. 3, pp. 572-578, 2013.
- [۱۰] G. Ouyang, L. Xie, H. Chen, X. Li, X. Guan, and H. Wu, "Automated prediction of epileptic seizures in rats with recurrence

- [۳۴] T. Higuchi, "Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory," *Physica D: Nonlinear Phenomena*, vol. 31, no. 2, pp. 277-283, 1988.
- [۳۵] H. Hermens, B. Freriks, R. Merletti, D. Stegerman, J. Block, and A. Gre, "SENIAM: European recommendations for surface electromyography Roessingh Research and Development, Enschede," ed, 2013.
- [۳۶] K. R. Holzbaur, W. M. Murray, and S. L. Delp, "A model of the upper extremity for simulating musculoskeletal surgery and analyzing neuromuscular control," *Annals of biomedical engineering*, vol. 33, no. 6, pp. 829-840, 2005.
- [۳۷] F. D. Farfán, J. C. Politti, and C. J. Felice, "Evaluation of EMG processing techniques using information theory," *Biomedical engineering online*, vol. 9, no. 1, pp. 72, 2010.
- [۳۸] G. Ouyang, X. Li, C. Dang, and D. A. Richards, "Using recurrence plot for determinism analysis of EEG recordings in genetic absence epilepsy rats," *Clinical Neurophysiology*, vol. 119, no. 8, pp. 1747-1755, 2008.
- [۳۹] N. Marwan, "Cross Recurrence Plot Toolbox for MATLAB ", *Reference Manual*, vol. 5, 2013.
- patterns in healthy subjects," in *Signal Processing and Integrated Networks (SPIN), 3rd International Conference on*, pp. 147-151, 2016.
- [۲۹] F. Takens, "Detecting strange attractors in turbulence," *Lecture notes in mathematics*, vol. 898, no. 1, pp. 366-381, 1981.
- [۳۰] A. Nait-Ali, *Advanced biosignal processing*. Springer Science & Business Media, 2009.
- [۳۱] M. B. Kennel, R. Brown, and H. D. Abarbanel, "Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction," *Physical review A*, vol. 45, no. 6, pp. 3403, 1992.
- [۳۲] A. Chaou, A. Mekhaldi, and M. Tegar, "Recurrence quantification analysis as a novel LC feature extraction technique for the classification of pollution severity on HV insulator model," *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, vol. 22, no. 6, pp. 3376-3384, 2015.
- [۳۳] R. Esteller, G. Vachtsevanos, J. Echauz, and B. Litt, "A comparison of waveform fractal dimension algorithms," *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, vol. 48, no. 2, pp. 177-183, 2001.

زیر نویس ها

- ¹¹ Laminarity
- ¹² Trapping time
- ¹³ Maximal length of the vertical lines
- ¹⁴ Supraspinatus
- ¹⁵ Deltoid (medial head)
- ¹⁶ Triceps (medial head)
- ¹⁷ Biceps brachii
- ¹⁸ Extensor carpi radialis longus
- ¹⁹ Extensor digitorum communis
- ²⁰ Multivariate Analysis of Variance

- ¹ Recurrence plots
- ² Recurrence Quantification Analysis
- ³ Hand grasp
- ⁴ Anodal transcranial direct current stimulation
- ⁵ Basin of attraction
- ⁶ Recurrence rate
- ⁷ Determinism
- ⁸ Average diagonal line length
- ⁹ Maximum of average diagonal line length
- ¹⁰ Entropy