

Classification of Neurodegenerative Diseases Using Recurrence Quantification Analysis of Gait Signal

Monfared Jahromi, Negar¹ / Maleki, Ali^{2*}

¹ - Ph.D. Candidate, Department of Biotechnology, Faculty of New Sciences and Technologies, Semnan University, Semnan, Iran

² - Associate Professor, Biomedical Engineering Department, Semnan University, Semnan, Iran

ARTICLE INFO

DOI: <https://doi.org/10.22041/ijbme.2025.2052006.1953>

Received: 29-1-2025

Revised: 8-5-2025

Accepted: 12-5-2025

KEYWORDS

*Neurodegenerative
Disease
gait signal
Classification
Recurrence Quantification
Analysis*

ABSTRACT

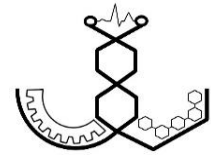
Neurodegenerative diseases are one of the major concerns worldwide and have a significant impact on balance and walking ability. Gait abnormalities are indicative of early symptoms in patients with neurodegenerative diseases, even when symptoms are mild. The aim of this study is to classify neurodegenerative patients into four classes based on gait analysis using effective features derived from recurrence quantification analysis (RQA). The dataset includes gait time series data, such as stride, swing, and stance interval for both feet, from 20 Huntington's disease (HD) patients, 15 Parkinson's disease (PD) patients, 13 amyotrophic lateral sclerosis (ALS) patients, and 16 healthy controls (HC) subjects. The features extracted from RQA include recurrence rate, determinism, mean diagonal length, max line length, entropy of the diagonal line, laminarity, trap time, length of the longest vertical line, first and second recurrence times, recurrence density, clustering coefficient, and transitivity. To extract the best features, a sequential forward floating search algorithm was used, and for classification, various classical classifiers were applied. Recent studies have typically focused on binary classification, but this research also conducts a four-class classification. The four-class classification of ALS vs. PD vs. HD vs. HC using a support vector machine classifier with 4-fold cross-validation achieved an accuracy of 87.9%. Furthermore, for binary classifications, HC vs. HD, HC vs. ALS, HC vs. PD, PD vs. HD, PD vs. ALS, ALS vs. HD, and NDD vs. HC, the accuracies were 92%, 96.2%, 93.1%, 87.1%, 90.8%, 91.3%, and 91.7%, respectively. This study demonstrates the effectiveness of the RQA method and the extracted features in describing changes in nonlinear and non-stationary gait signals for assessing neurodegenerative diseases.

***Corresponding Author**

Address Biomedical Engineering Department, Semnan University, Semnan, Iran

E-Mail amaleki@semnab.ac.ir





طبقه‌بندی بیماری‌های نورودیجنریتیو با استفاده از تحلیل کمی بازگشتی سیگنال راه رفتن

منفرد جهرمی، نگار^۱ / مالکی، علی^{۲*}

^۱ - دانشجوی دکتری، دانشکده بیوتکنولوژی، پردیس علوم و فناوری‌های نوین، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

^۲ - دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: <https://doi.org/10.22041/ijbme.2025.2052006.1953>

پذیرش: ۱۴۰۴/۲/۲۲

بازنگری: ۱۴۰۴/۲/۱۸

ثبت در سامانه: ۱۴۰۳/۱۱/۱۰

واژه‌های کلیدی	چکیده
بیماری نورودیجنریتیو سیگنال راه رفتن طبقه‌بندی تحلیل کمی بازگشتی	بیماری‌های عصبی یکی از نگرانی‌های اصلی در سراسر جهان هستند و تأثیر زیادی بر تعادل و توانایی راه رفتن دارند. اختلال در روند راه رفتن نشانه‌ای است که در بیماران نورودیجنریتیو دارای علائم خفیف نیز منعکس می‌گردد. هدف این پژوهش طبقه‌بندی چهارکلاسه بیماران نورودیجنریتیو بر اساس تجزیه و تحلیل راه رفتن افراد با استفاده از ویژگی‌های موثر تحلیل کمی بازگشتی (RQA) است. داده‌گان مورد استفاده شامل دوره زمانی گام، نوسان و ایستادن هر دو پا برای ۲۰ بیمار هانتینگتونی (HD)، ۱۵ بیمار پارکینسونی (PD)، ۱۳ اسکروز جانبی آمیوتروفیک (ALS) و ۱۶ فرد سالم (HC) است. ویژگی‌های استخراج شده از RQA شامل نرخ بازگشتی، قطعیت، متوسط خط مورب، حداکثر طول خطوط مورب، آنتروپی خط مورب، لمیناریتی، زمان به دام انداختن، طول طولانی‌ترین خط عمودی، زمان بازرخداد اول و دوم، چگالی آنتروپی بازرخداد، ضریب خوشه‌بندی و گذرایی است. به منظور استخراج بهترین ویژگی‌ها، از الگوریتم جستجوی رو به جلو شناور متوالی و به منظور طبقه‌بندی از طبقه‌بندهای کلاسیک مختلف استفاده شده است. در مقالات اخیر طبقه‌بندی‌ها به صورت دوکلاسه بوده است اما در این پژوهش طبقه‌بندی چهارکلاسه هم انجام شد. طبقه‌بندی چهارکلاسه HD vs. PD vs. ALS vs. HC با طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان با اعتبارسنجی ۴ قسمتی به صحت ۸۷/۹٪ دست یافت. همچنین برای طبقه‌بندی دوکلاسه HD vs. HC، PD vs. HD، PD vs. ALS، PD vs. HD، HC vs. PD، HC vs. ALS، HC vs. HD و ALS vs. HD به ترتیب صحت ۹۲٪، ۹۶/۲٪، ۹۳/۱٪، ۸۷/۱٪، ۹۰/۸٪، ۹۱/۳٪ و ۹۱/۷٪ حاصل شد. این پژوهش نشانگر کارایی روش RQA و ویژگی‌های حاصل از آن برای توصیف تغییرات در سیگنال‌های دینامیکی غیرخطی و غیرایستادن راه رفتن به منظور ارزیابی بیماری‌های نورودیجنریتیو ارائه می‌دهد.

*نویسنده‌ی مسئول

نشانی: گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

amaleki@semnan.ac.ir

پست الکترونیک



۱- مقدمه

بیماری‌های نورودیجنریتیو^۱ (NDD) شامل طیف وسیعی از اختلالات هستند که از جمله آن‌ها می‌توان به پارکینسون^۲ (PD)، هانتینگتون^۳ (HD) و اسکروز جانبی آمیوتروفیک^۴ (ALS) اشاره نمود. بیماری NDD مجموعه‌ای از اختلالات عصبی غیرقابل برگشت و پیش‌رونده است که باعث از دست دادن سلول‌های عصبی و عملکرد کانونی مغز می‌شوند [۱،۲]. زوال تدریجی نورون‌ها که به طور کلی عناصر تشکیل‌دهنده سیستم عصبی هستند باعث اختلال در سیستم‌های عملکردی و حرکتی می‌شود. این اختلالات در افراد مختلف و با گذر زمان متفاوت است. به همین دلیل افراد مبتلا به NDD برخی از علائم تغییر در گفتار، نوشتار، سفتی عضلانی و کندی حرکات را دارند [۳]. یکی از خصوصیات بحرانی این نوع بیماری، تشخیص دشوار آن است. این بیماری‌ها در ابتدا بدون علامت یا با علائم خفیف ظاهر می‌شوند، در حالی که تنها زمانی پزشکان به علائم وجود این بیماری پی می‌برند که به مرحله حاد و پیشرفته‌ای رسیده باشد. در حال حاضر درمان قطعی برای این بیماری وجود ندارد، درمان‌های موجود فقط می‌تواند پیشرفت این بیماری را محدود کند. علاوه بر این، در NDDهای خاص، تشخیص زودهنگام و دقیق بیماری، دوره درمان را تغییر می‌دهد [۴-۷].

بیماران مبتلا به NDD الگوهای راه رفتن منحصر به فرد خود را دارند [۸]. راه رفتن افراد مبتلا به بیماری پارکینسون (PD) با کندی حرکت، کوتاه شدن گام‌ها و افزایش سفتی محوری عضلات همراه است؛ این الگوی حرکتی عمدتاً ناشی از برادی‌کینزی و سایر علائم حرکتی مرتبط با این بیماری است [۹]. راه رفتن افراد مبتلا به اسکروز جانبی آمیوتروفیک (ALS) با کندی نسبی، عدم هماهنگی بین گام‌ها و اختلال در فاز نوسانی حرکت پاها توأم است؛ این مشکلات ناشی از ضعف عضلانی، اسپاستیسیته^۵ و آتاکسی^۶ هستند [۱۰،۱۱]. راه رفتن افراد مبتلا به هانتینگتون (HD) با نوسان در سرعت گام‌برداری، بی‌ثباتی در طول گام‌ها و افزایش ناپایداری حرکتی همراه است؛ این اختلالات ناشی از حرکات غیرارادی و بیش‌فعالی حرکتی مانند کوره^۷ و دیسکینزی^۸ هستند [۱۲]. راه رفتن افراد سالم با ثبات در طول گام‌ها و الگویی منظم و تناوبی بین حرکات پاهای چپ و راست همراه است؛ این پایداری

حاصل هماهنگی مؤثر بین سیستم عصبی مرکزی و عضلات بدن است [۱۳]. بنابراین، تحلیل پارامتر راه رفتن برای درک بهتر مکانیسم‌های اختلالات حرکتی و پیشرفت در این بیماری بسیار مفید است. تست‌های حرکتی توسط متخصصان به منظور سنجش تحرک بیماران انجام می‌شود [۱۴]. همچنین ارزیابی الگوی راه رفتن مؤلفه‌ای مهم در تشخیص پیش‌بالینی بیماری به شمار می‌رود. با این حال، ابزارهای ارزیابی موجود غالباً روش دقیق و سریعی برای شناسایی آن‌ها محسوب نمی‌شود. به همین علت، در پژوهش‌های اخیر، تاثیر این بیماری‌ها بر الگوهای راه رفتن افراد توسط تکنیک‌های پردازش سیگنال، استخراج ویژگی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین بررسی شده است. در پژوهش‌های سال‌های اخیر، استفاده از تحلیل کمی بازگشتی^۹ (RQA) برای بررسی چرخه راه رفتن و ارزیابی کمی و کیفی و طبقه‌بندی NDDها مورد توجه قرار گرفته است.

لابینی و همکارانش [۱۵] RQA را بر روی سیگنال راه رفتن ۳۹ فرد عادی و ۲۲ فرد هیپوستیبولار^{۱۰} پیاده‌سازی کردند. پیچیدگی شتاب‌های سه‌بعدی سر، تنه، لگن و سرعت‌های زاویه‌ای در حین حرکت طبیعی روی زمین اندازه‌گیری شد. نتایج نشان داد که درصد قطعیت و نرخ بازگشتی در کلاس بیماری به طور قابل توجهی کم‌تر است. اگرچه، شتاب‌های بدن و سرعت‌های زاویه‌ای از نظر دامنه تفاوت معنی‌داری نداشتند، اما در بیماران، آشفته و نامنظم‌تر بودند. نظم کمتر در حرکات بالاتنه بیماران اختلال عملکرد دهلیزی یک‌طرفه^{۱۱} با نقش مهم سیستم دهلیزی در کنترل ثبات پویایی راه رفتن مطابقت دارد. افسر و همکارانش [۱۶] پژوهشی بر روی راه رفتن ۹۳ بیمار پارکینسونی با سطح شدت بیماری متفاوت و ۷۳ فرد سالم انجام دادند. معیارهای پیچیدگی مختلفی در RQA محاسبه شد. نتایج نشان داد که اندازه‌گیری‌های آنتروپی، قطعیت و میانگین طول خطوط مورب با افزایش شدت بیماری کاهش می‌یابد. ژو و همکارانش [۱۷] با استفاده از سیگنال‌های الکترومایوگرام به ارزیابی هماهنگی دینامیکی بین عضلات پرداختند. با توجه به غیرخطی و غیرایستاتیک بودن این سیگنال‌ها از روش RQA استفاده کردند و ویژگی‌های نرخ بازگشتی، قطعیت، آنتروپی و لامیناریتی را مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج نشان داد که کارآزمایی‌ها برای تحلیل دینامیکی مناسب‌تر هستند. منگاری

⁷ chorea⁸ dyskinesia⁹ recurrence quantification analysis¹⁰ hypo vestibular¹¹ unilateral vestibular hypofunction¹ neurodegenerative disease² parkinson disease³ Huntington disease⁴ amyotrophic lateral sclerosis disease⁵ spasticity⁶ ataxia



و همکارانش [۱۸] روش RQA را بر دوره‌های زمانی فواصل گام پنج فرد مبتلا به پارکینسون و پنج سالمند سالم پیاده‌سازی نمودند. نتایج نشان داد چهار مورد از شش پارامتر RQA، قادر به تمایز بین گروه‌ها بودند. پرابه و همکارانش [۱۹] به طور همزمان از ویژگی‌های RQA و ویژگی‌های آماری دادگان گام پای چپ و راست افراد استفاده کردند. ویژگی‌هایی همچون میانگین، انحراف معیار، ماکزیمم، مینیمم، چولگی و کشیدگی از ویژگی‌های آماری و ویژگی‌هایی نظیر نرخ بازگشتی، قطعیت، طول خطوط مورب، بلندترین طول خطوط قطری، چگالی آنتروپی دوره بازرخداد، لامیناریتی، زمان در دام افتادن و طولانی‌ترین خط مورب از ویژگی‌های RQA در نظر گرفته شدند. پس از استخراج این ویژگی‌ها، از طبقه‌بندهای SVM و PNN برای طبقه‌بندی استفاده کردند. در نهایت، صحت ۹۶/۱۵ درصد در تفکیک گروه اسکروز جانبی آمیوتروفیک از افراد سالم و صحت ۱۰۰٪ برای طبقه‌بندی دو کلاسه سایر گروه‌های بیماری در مقابل سالم به دست آمد.

یانگ و همکارانش [۲۰] پس از نرمالیزه کردن داده‌های دوره زمانی گام، ایستان، نوسان هر دو پا بر حسب ثانیه و درصد گام، ویژگی‌های حداکثر نسبت سیگنال به نویز، حداکثر نسبت سیگنال به نویز همراه با کمترین همبستگی و حداکثر قدرت پیش‌بینی با کمترین همبستگی را استخراج نموده و ویژگی‌های انتخاب شده توسط تحلیل مولفه‌های اصلی را به طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان با اعتبارسنجی ۱۰ قسمتی اعمال کردند. نتایج نشان داد دو کلاس بیماری و سالم با میانگین صحت ۸۶/۸۵ درصد از یکدیگر تفکیک شدند. به دلیل مشابه بودن ویژگی کلاس‌های پارکینسونی و هانتینگتونی صحت طبقه‌بندی این گروه از بقیه گروه‌ها کم‌تر است. بنایی و همکارانش [۲۱] ویژگی‌های تلاقی صفر، میانگین و انحراف معیار از سری زمانی راه رفتن گام به گام افراد را برای ۶۲ فرد (۱۶ سالم، ۱۹ هانتینگتونی، ۱۴ پارکینسونی، ۱۳ اسکروز جانبی آمیوتروفیک) استخراج کردند. سپس ویژگی‌ها توسط طبقه‌بندهای کلاسیک مختلف طبقه‌بندی شد که بیشترین صحت برای طبقه‌بند بیزین درجه دوم با میانگین صحت ۸۶/۹۵ درصد گزارش شده است. کوپینگ و همکارانش [۲۲] به منظور طبقه‌بندی بیماران NDD با استفاده از ویژگی‌های زمانی راه رفتن از سیستم تطبیقی استنتاج عصبی فازی همراه با الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات استفاده کردند. صحت طبقه‌بندی برای تمایز گروه‌های نورودیجنریتیو در مقابل کنترل، اسکروز جانبی

آمیوتروفیک در مقابل کنترل، پارکینسون در مقابل کنترل، و هانتینگتون در مقابل کنترل به ترتیب ۹۰/۲۲، ۹۳/۱۰، ۹۰/۶۳ و ۹۴/۴۴٪ گزارش شده است. فریوان و همکارانش [۲۳] با هدف طبقه‌بندی بیماران NDD از ویژگی‌های دوره زمانی گام، دوره زمانی ایستان و دوره زمانی نوسان استفاده کردند و ویژگی‌های آماری میانگین ریشه مربع^۱، واریانس، کشیدگی و چولگی را با استفاده از آزمون Kruskal-Wallis محاسبه کردند. در نهایت، با استفاده از طبقه‌بندهای تجمیعی مبتنی بر درخت تصمیم مانند Bagging، تقویت تطبیقی^۲ (AdaBoost)، تقویت کاهش نمونه‌گیری تصادفی^۳ (RUSBoost) به تشخیص بیماری از سالم پرداختند. بهترین صحت برای طبقه‌بند AdaBoost حاصل شد که به ترتیب برای ویژگی‌های گام، نوسان و ایستان برابر با ۷۹/۸۶، ۷۹/۳۰ و ۸۱/۹۸ درصد حاصل شد. یان و همکارانش [۲۴] با استفاده از چارچوب تحلیل حرکت توپولوژیکی^۴ (TMA)، نوسانات گام مبتنی بر دوره زمانی ایستان، نوسان و گام بیماران NDD را مورد تجزیه و تحلیل قرار دادند. از طبقه‌بند جنگل تصادفی همراه با معیارهای کمی ارزیابی صحت، حساسیت و اختصاصیت استفاده کردند. نتایج به دست آمده نشان داد که صحت طبقه‌بندی دو کلاسه گروه سالم در مقابل ALS، سالم در مقابل PD و سالم در مقابل HD به ترتیب معادل ۷۹/۳۱، ۸۷/۱۰ و ۹۱/۶۷ درصد می‌باشد. ارداس و همکارانش [۲۵] با بهره‌گیری از داده‌های سری زمانی راه رفتن و تبدیل آن به کدهای QR، طبقه‌بندی دوکلاسه بیماری‌های نورودیجنریتیو را با استفاده از شبکه‌های عصبی پیچشی انجام دادند. آنها با انجام اعتبارسنجی متقابل ۱۰ قسمتی، صحت ۹۴/۸۶٪ را برای NDD در مقابل کنترل، ۹۵/۸۱٪ را برای PD در مقابل کنترل، ۹۳/۵۶٪ را برای HD در مقابل کنترل، ۹۷/۶۵٪ را برای ALS در مقابل کنترل، و ۸۴/۶۵٪ را برای طبقه‌بندی چهارکلاسه ALS، HD، PD و کنترل گزارش کردند. محمد و همکارانش [۲۶] نیز با بهره‌گیری از یادگیری عمیق، مدل NeuroGaitNet را معرفی کردند که قادر است با تحلیل داده‌های ثبت شده حین راه رفتن در دو حوزه زمان و فرکانس، پارامترهای فواصل گام، زمان‌های تماس پا با زمین و چگالی طیفی توان را استخراج کند. پراسانا و همکارانش [۲۷] روش استخراج ویژگی غیرخطی را برای طبقه‌بندی افراد سالم و بیماران NDD ارائه دادند. برای محاسبه نوسانات گام از آنروپی انرژی لگاریتمی استفاده کردند و ویژگی‌های آماری مانند حداقل، حداکثر، میانگین و انرژی نرمال شده را استخراج

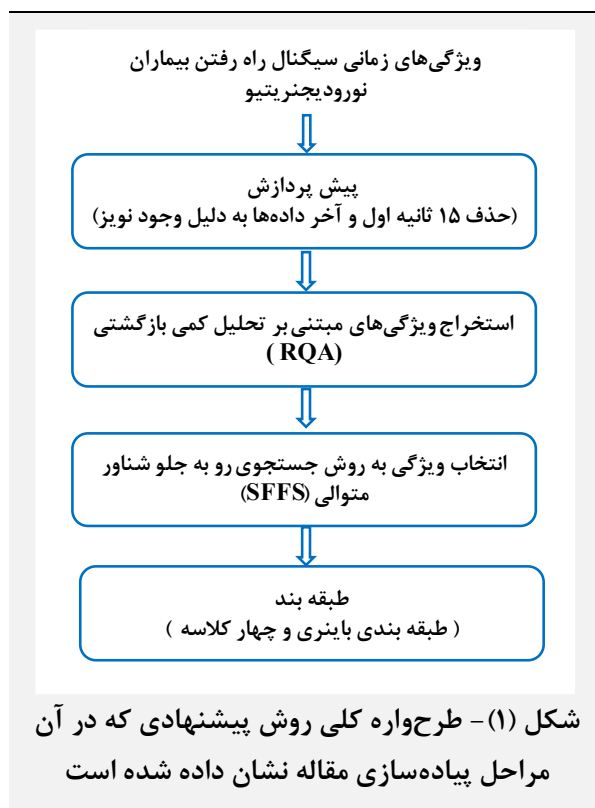
³ random under-sampling boosting (RUSBoost)

⁴ topological motion analysis (TMA)

¹ root mean square (RMS)

² adaptive boosting (AdaBoost)

انجام گردید و از معیارهای کمی حساسیت، اختصاصیت و صحت طبقه‌بندی برای تحلیل و ارزیابی استفاده شد. در ادامه به تفصیل به هر یک از این مراحل پرداخته می‌شود.



۱-۲- پایگاه دادگان

به‌منظور ارزیابی و پیاده‌سازی روش پیشنهادی، از پایگاه داده موجود در سایت فیزیوت [۲۹] استفاده شده است. داده‌های سیگنال خام این پایگاه داده با استفاده از مقاومت‌های حساس به نیرو که نیروی کف پا را اندازه‌گیری می‌کنند ثبت شده است. داده‌ها مربوط به ۳۰۰ ثانیه پیاده‌روی برای هر فرد است در حالی که دو مقاومت ۱/۵ اینچی حساس به نیرو که در کفی کفش چسبانده شده است. ۶۴ ثبت از ۱۳ بیمار مبتلا به ALS، ۲۰ بیمار مبتلا به HD، ۱۵ بیمار مبتلا به PD و ۱۶ فرد سالم به عنوان گروه کنترل در پایگاه داده وجود دارد. جدول ۱ خلاصه‌ای از اطلاعات دموگرافیک و ویژگی‌های افراد را نشان می‌دهد که شامل وزن (کیلوگرم)، تعداد، سرعت گام (متر بر ثانیه) و سن (سال) افراد مختلف می‌باشد.

این پایگاه داده شامل سیگنال نیروی پای چپ و راست افراد و همچنین ویژگی‌های زمانی تعیین شده از داده‌های نیروی خام با نرخ نمونه‌برداری ۳۰۰ هرتز است.

کردند. با استفاده از طبقه‌بند شبکه عصبی مصنوعی ANN، بهترین صحت ۹۳/۵٪ برای طبقه‌بندی بیماری پارکینسون در مقابل افراد سالم به‌دست آمد.

مرور و بررسی پژوهش‌های پیشین نشان داد که اکثراً به تفکیک یک نوع بیماری نورودیجنریتیو از گروه سالم یا طبقه‌بندی دوکلاسه بر اساس دادگان سری زمانی سیگنال راه رفتن پرداخته شده است. نتایج به صورت کیفی [۱۸-۱۵] و کمی [۱۹-۲۷] گزارش شده است. اما در مطالعه حاضر، تمام حالت‌های مختلف طبقه‌بندی دوکلاسه همچنین چهارکلاسه توسط طبقه‌بندهای کلاسیک مختلف بررسی می‌شود. هدف این پژوهش، طراحی و ارائه سیستمی خودکار برای تشخیص بیماران نورودیجنریتیو از افراد سالم و همچنین تعیین نوع بیماری نورودیجنریتیو بر اساس پیاده‌سازی تحلیل کمی بازگشتی بر روی ویژگی‌های زمانی سیگنال‌های راه رفتن است. از آنجا که سیگنال‌های سری زمانی مربوط به راه رفتن، غیرخطی، غیرایستاد و شبه‌متناوب [۲۸] هستند روش تحلیل بازگشتی که ابزاری قدرتمند برای تحلیل داده‌های سری زمانی غیرخطی و غیرایستاد است برای استخراج ویژگی‌های دینامیکی گام استفاده شده است. علاوه بر این، با توجه به ماهیت تکرارپذیری و روند بازگشتی سیگنال‌های سری زمانی راه رفتن، روش RQA قابلیت بازسازی ویژگی‌های بازگشتی این سری‌ها در فضای فاز را دارد.

سازماندهی کلی این مقاله به این صورت است: در بخش روش، خلاصه‌ای از پایگاه داده بیماران نورودیجنریتیو، روش‌های به‌کار رفته در استخراج و انتخاب ویژگی‌ها و طبقه‌بندی اختلالات راه رفتن مطرح می‌گردد. در ادامه، نتایج حاصل از شبیه‌سازی ارائه شده و در قسمت نهایی، بحث و نتیجه‌گیری مطرح شده است.

۲- روش‌ها

شکل ۱ طرح‌واره کلی این مقاله را نشان می‌دهد که شامل پایگاه داده، پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی است. داده‌های دوره زمانی گام، ایستاد و نوسان هر دو پا طی پیاده‌روی ۶۴ نفر از گروه بیمار و سالم استفاده شد. سیگنال‌های راه رفتن غیرخطی، غیرایستاد و نویزی هستند از این رو از روش RQA برای استخراج سیزده ویژگی استفاده شد. به منظور کاهش ابعاد بردار ویژگی و در نتیجه کاهش هزینه محاسباتی و افزایش کارایی طبقه‌بند، از الگوریتم انتخاب ویژگی جستجوی رو به جلو شناور متوالی (SFFS) استفاده گردید. طبقه‌بندی به روش‌های مختلف جهت طبقه‌بندی بیماران نورودیجنریتیو و افراد سالم به صورت دو کلاسه و چهار کلاسه



جدول ۱. اطلاعات دموگرافیک پایگاه داده بیماران نورودیجنریتیو

سرعت راه رفتن (متر بر ثانیه)	وزن (کیلوگرم)	سن (سال)	تعداد داوطلب	گروه
$1/05 \pm 0/22$	$77/11 \pm 21/15$	$66/8 \pm 10/85$	۱۳	ALS
$1/0 \pm 0/2$	$75/07 \pm 16/9$	$46/65 \pm 12/6$	۱۵	PD
$1/15 \pm 0/35$	$73/47 \pm 16/23$	$55/62 \pm 12/83$	۲۰	HD
$1/35 \pm 0/16$	$66/81 \pm 11/08$	$39/31 \pm 18/51$	۱۶	HC

ویژگی‌های زمانی شامل زمان سپری شده، دوره زمانی گام^{۱۶}، دوره زمانی نوسان^{۱۷}، و دوره زمانی ایستان^{۱۸} از هر دو پا همچنین فاصله قرارگیری هر دو پا بر روی زمین بر حسب ثانیه و درصد گام است [۲۸]. در این پژوهش، تنها ۶ ویژگی دوره زمانی گام، دوره زمانی نوسان و دوره زمانی ایستان برای پاهای چپ و راست بر حسب ثانیه استفاده شد.

۲-۲- پیش‌پردازش

در ابتدا و انتهای ثبت به دلیل گذار شروع حرکت و توقف، دادگان رفتار عادی راه رفتن را ندارند به همین دلیل، ۱۵ ثانیه ابتدا و ۱۵ ثانیه انتهای دادگان حذف شدند.

۲-۳- استخراج ویژگی

سیگنال‌های مربوط به راه رفتن افراد سالم سیگنال‌هایی هستند که روند تکراری و الگوی تقریباً منظمی دارند. اما در افراد مبتلا به NDD تکرارپذیری نسبی سیگنال‌ها کاهش یافته و فاصله زمانی بین گام‌ها نامنظم می‌شود. این سیگنال‌ها ماهیت غیرخطی، غیرایستان و نویزی دارند. از سوی دیگر، تحلیل کمی بازگشتی روش تحلیل غیرخطی‌ای است که برای تعیین مدت زمان و تعداد حالت‌های تکراری در یک سیستم استفاده می‌شود [۳۱، ۳۰]. از این رو، به نظر می‌رسد RQA می‌تواند تفاوت‌هایی را بین سه گروه مختلف NDD نمایان کند که حتی در آزمایش حرکتی متخصصان بالینی به سختی مشخص می‌گردد. همچنین ابزاری قدرتمند برای تحلیل دینامیک حرکت راه رفتن است و می‌تواند به درک بهتر عملکرد حرکتی و طراحی برنامه‌های بهبود کمک کند.

در این تحقیق اندازه‌گیری پارامترهای راه رفتن با استفاده از روش RQA بر روی افراد پاتولوژیک و سالم مورد تحلیل قرار

گرفت. بدین منظور، ۱۳ ویژگی RQA شامل نرخ بازگشتی^{۱۹} (RR)، قطعیت^{۲۰} (DET)، متوسط خط مورب^{۲۱} (L)، حداکثر طول خطوط مورب^{۲۲} (L_{max})، آنتروپی خط مورب^{۲۳} (ENT)، لامیناریتی^{۲۴} (LAM)، زمان به دام انداختن^{۲۵} (TT)، طول طولانی‌ترین خط عمودی^{۲۶} (V_{max})، زمان بازخداد اول^{۲۷}، زمان بازخداد دوم^{۲۸}، آنتروپی تراکم دوره بازخداد^{۲۹}، ضریب خوشه‌بندی^{۳۰} (CC) و گذرایی^{۳۱} استخراج شده است. در جدول ۲ به معرفی این ویژگی‌ها پرداخته شده است. RQA ماهیت بازگشتی ویژگی‌های سری زمانی سیگنال‌های راه رفتن در فضای فاز بازسازی شده را بررسی می‌کند که بر اساس قضیه تعبیه^{۳۲} استوار است [۳۲]. بعد محاط بهینه و زمان تاخیر بهینه، پارامترهای مورد نیاز برای تعیین نگاشت بازخداد و ویژگی‌های آشوبی RQA هستند که به ترتیب با استفاده از الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه‌های کاذب^{۳۳} و الگوریتم اطلاعات متقابل^{۳۴} تخمین زده شدند. به منظور تنظیم بعد محاط و زمان تاخیر، مقدار این پارامترها برای همه افراد از گروه‌های مختلف تعیین و مقدار میانه آن‌ها در نظر گرفته شد. همچنین از فاصله اقلیدسی در فضای فاز برای تعیین همسایگان استفاده شد. بنابراین با تعیین ۱۳ ویژگی RQA بر روی شش سیگنال دوره زمانی گام، دوره زمانی نوسان و دوره زمانی ایستان پای راست و پای چپ، در کل ۷۸ ویژگی محاسبه گردید. برای تجسم سری‌های زمانی و همچنین محاسبه ویژگی‌های تحلیل کمی بازگشتی از جعبه‌ابزار CRP در نرم‌افزار MATLAB استفاده گردید.

با استفاده از ویژگی‌های موثر تحلیل کمی بازگشتی، این امکان فراهم می‌آید که تغییرات دقیق در الگوهای حرکتی شناسایی گردد. در این راستا، پژوهش حاضر با بهره‌گیری از ویژگی‌های حوزه RQA به دنبال ارتقای کارایی بازشناسی گروه‌های مختلف بیماران نورودیجنریتیو از افراد سالم است.

²⁶ length of longest vertical line

²⁷ recurrence time of 1st type

²⁸ recurrence time of 2nd type

²⁹ entropy density

³⁰ clustering coefficient

³¹ transitivity

³² embedding theorem

³³ false nearest neighbor

³⁴ mutual information

¹⁶ stride interval

¹⁷ swing interval

¹⁸ stance interval

¹⁹ recurrence rate

²⁰ determinism

²¹ average diagonal line length

²² maximal diagonal line length

²³ entropy of diagonal line

²⁴ laminarity

²⁵ trapping time

جدول ۲. توصیف و رابطه نحوه محاسبه ویژگی‌های RQA

ویژگی	توصیف و رابطه نحوه محاسبه
نرخ بازگشتی	درصدی از نقاط در نمودار بازگشتی که با نقطه دیگر مشابه هستند. این ویژگی نشان‌دهنده چگالی و میزان تکرار الگوهای مشابه در داده‌ها است. به بیان دیگر، معیاری برای اندازه‌گیری تراکم نقاط بازرخداد در نگاشت بازرخداد است که به صورت نسبت تعداد نقاط بازرخداد به تعداد کل نقاط نمودار بازگشتی (N) محاسبه می‌گردد. $RR = \frac{\text{Number of recurrence}}{N}$
قطعیّت	میزان نظم و پیش‌بینی‌پذیری در داده‌ها. این ویژگی بر اساس طول خطوط مورب که نشان‌دهنده الگوهای تکراری در نمودار بازگشتی است محاسبه می‌شود به نحوی که مقدار آن به صورت نسبت تعداد خطوط مورب با طول بیشتر از مقدار آستانه به تعداد کل خطوط تعیین می‌شود. $DET = \frac{\text{Number of Diagonal Lines with } L_i > \text{Threshold}}{N_l}$ L_i طول خط مورب i ام و N_l تعداد خطوط مورب است.
متوسط طول خطوط مورب	میانگین طول خطوط مورب در نمودار بازگشتی که نشان‌دهنده میزان نظم و ساختار تکراری سیستم است. خطوط طولانی‌تر معمولاً به یک ساختار منظم‌تر اشاره دارند. به بیان دیگر، متوسط طول خطوط مورب نشانگر متوسط زمانی است که دو بخش از مسیر نزدیک به یکدیگر هستند. $L = \frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} L_i$
حداکثر طول خطوط مورب	طول بلندترین خط مورب در نمودار بازگشتی که به میزان نظم و ساختار در داده‌ها اشاره دارد. $L_{max} = \max(L_i; i = 1, \dots, N_l)$
آنتروپی خط مورب	میزان پیچیدگی و تصادفی بودن در خطوط مورب نمودار بازگشتی که نشانگر رفتار غیرخطی و بی‌نظمی در سیستم است. $ENT = - \sum_{l=1}^{L_{max}} p(l) \ln(p(l))$ $p(l)$ احتمال وقوع هر حالت در خطوط مورب است.
لامیناریتی	میزان وجود الگوهای منظم و لایه‌بندی‌شده در داده‌ها. این ویژگی به صورت نسبت بین نقاط بازرخدادی که ساختارهای عمودی را تشکیل می‌دهند به کل نقاط بازرخداد محاسبه می‌شود. $LAM = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N v P(v)}{\sum_{v=1}^N v P(v)}$ که v طول ساختار عمودی، v_{min} حداقل طول ساختار عمودی، N طول سری زمانی و $P(v)$ هیستوگرام طول ساختارهای عمودی است.
زمان به دام افتادن	مدت زمانی که سیستم در یک حالت تکراری خاص باقی می‌ماند. این ویژگی با در نظر گرفتن حداقل طول ساختارهای عمودی محاسبه می‌گردد و می‌تواند به شناسایی شرایط ثابت سیستم کمک کند.
طول بلندترین خط عمودی	طول بلندترین خط عمودی در نمودار بازگشتی که نشان‌دهنده حداکثر دوره عدم تغییر در سیستم است.
زمان بازرخداد اول	زمان یا تعداد گام‌ها برای اولین بازگشت در داده‌ها که این ویژگی نشان‌دهنده زمان آغاز تکرار الگوها است.
زمان بازرخداد دوم	زمان بازرخداد نوع دوم، محاسبه فاصله زمانی بین شروع ساختارهای بازرخداد عمودی متوالی در نگاشت بازرخداد است.
آنتروپی تراکم دوره بازرخداد	میزان پیچیدگی داده‌ها در هر واحد زمانی که به تحلیل ساختار پیچیده در داده‌های سری زمانی کمک می‌کند.
ضریب خوشه‌بندی	چگالی خوشه‌های تکراری در نمودار بازگشتی. این ویژگی نشان‌دهنده میزان تجمع الگوهای مشابه در داده‌ها است. به بیان دیگر، ضریب خوشه‌بندی، احتمال این است که دو بازرخداد از هر حالتی، همسایه نیز باشند.
گذرایی	میزان تغییرپذیری و گذرا بودن الگوهای موجود در داده‌ها. این ویژگی می‌تواند به شناسایی تغییرات سریع یا ناپایداری‌های سیستم کمک کند.

۴-۲- انتخاب ویژگی

الگوریتم انتخاب ویژگی جستجوی رو به جلو شناور متوالی^{۳۵} (SFFS) یک الگوریتم برای انتخاب مجموعه‌ای از ویژگی‌ها است که بیشترین تأثیر را در بهبود عملکرد مدل پیش‌بینی دارند، بدون اینکه ویژگی‌های غیرضروری مورد استفاده قرار گیرند. فرض کنید S مجموعه کل ویژگی‌ها، N تعداد ویژگی‌های انتخاب شده، S_N مجموعه ویژگی‌های منتخب و $acc(S_N)$

صحت طبقه‌بندی برای ویژگی‌های منتخب باشد. ابتدا S_N به عنوان مجموعه‌ای خالی در نظر گرفته می‌شود. سپس برای هر ویژگی، طبقه‌بند اعمال شده و ویژگی‌ای که بیشترین صحت را دارد به مجموعه ویژگی‌های منتخب S_N اضافه می‌شود. در مرحله بعد، ترکیب دوتایی ویژگی‌ها شامل اولین ویژگی منتخب و تک‌تک ویژگی‌های دیگر بررسی می‌شود و بهترین ترکیب به عنوان مجموعه ویژگی منتخب جدید در نظر گرفته می‌شود.

³⁵ sequential floating forward selection



حاصل از ۴ تکرار فرآیند اعتبارسنجی یکپارچه می‌شود تا ارزیابی نهایی از عملکرد طبقه‌بند حاصل شود. اعتبارسنجی متقابل با جلوگیری از بروز خطای ناشی از تقسیم‌بندی تصادفی داده‌ها و بیش‌برازش، امکان ارزیابی دقیق‌تر طبقه‌بندها را فراهم می‌سازد.

در مرحله انتخاب ویژگی تنها از داده‌های آموزش برای فرآیند جستجو و ارزیابی استفاده شد. داده‌های آزمایش تنها به‌منظور ارزیابی نهایی مدل به کار گرفته شدند تا از انتخاب ویژگی‌ها بر اساس داده‌های آزمایش جلوگیری شود و از بروز پدیده‌ی بیش‌برازش^{۴۳} پیشگیری گردد.

۲-۷- معیارهای کمی ارزیابی

برای ارزیابی کارایی هر یک از مدل‌ها، از معیار صحت^{۴۴}، حساسیت^{۴۵} و اختصاصیت^{۴۶} استفاده شده است. صحت به‌عنوان نسبت تعداد پیش‌بینی‌های صحیح به تعداد کل نمونه‌ها محاسبه می‌شود. این معیار به طور گسترده‌ای برای مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد و امکان شبیه‌سازی و ارزیابی عملکرد مدل‌ها را در شرایط مختلف فراهم می‌آورد. صحت با استفاده از اعداد ماتریس درهم‌ریختگی^{۴۷} مطابق رابطه (۱) محاسبه می‌گردد که در آن TP، TN، FP و FN به ترتیب نشانگر مثبت درست، منفی درست، مثبت نادرست و منفی نادرست می‌باشند. لازم به توضیح است که برای یک کلاس مشخص، مثبت درست نشانگر مواردی است که به درستی متعلق به آن کلاس تشخیص داده شده است.

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

معیار حساسیت نشانگر نسبت مواردی که به درستی در گروه بیمار طبقه‌بندی شده‌اند به تعداد کل موارد گروه بیمار است. معیار اختصاصیت نیز نشانگر نسبت مواردی که به درستی در گروه سالم شناخته شده‌اند به تعداد کل گروه سالم می‌باشد.

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3)$$

۳- نتایج

یکی از قابلیت‌های روش RQA، تبدیل سیگنال‌های سری زمانی راه رفتن به تصاویری است که برای تجسم و درک

این روند ادامه می‌یابد به نحوی که اگر امتیاز حضور یک ویژگی جدید بالاتر از عدم حضور آن باشد، به مجموعه اضافه می‌شود؛ در غیر این صورت، بدترین ویژگی حذف می‌شود. این روند تا رسیدن به تعداد مطلوب ویژگی‌ها ادامه می‌یابد. بنابراین الگوریتم SFFS، منجر به یافتن بهینه‌ترین ویژگی، کاهش پیچیدگی، کاهش ابعاد آن‌ها و افزایش کارایی می‌شود [۳۴، ۳۳]. این الگوریتم به‌عنوان ابزاری کارآمد در یادگیری ماشین و تحلیل داده‌های پیچیده، نقش بسزایی در بهینه‌سازی مدل‌ها و افزایش صحت پیش‌بینی‌ها ایفا می‌کند.

۵-۲- طبقه‌بند

به منظور طبقه‌بندی، از سه دسته طبقه‌بند خطی، غیرخطی و ترکیبی استفاده شد. از طبقه‌بندهای خطی، طبقه‌بند تحلیل تفکیک خطی^{۴۸} (LDA) استفاده شد که با استفاده از مدل‌های خطی به جداسازی داده‌ها می‌پردازد. از طبقه‌بندهای غیرخطی، طبقه‌بندهای بیزین کرنل‌دار^{۴۹}، ماشین بردار پشتیبان گاوسی^{۴۸}، k نزدیک‌ترین همسایه وزن‌دار^{۴۹}، ماشین بردار پشتیبان با کرنل^{۴۰}، شبکه عصبی و رگرسیون لجستیک با کرنل^{۴۱} استفاده شد که نسبت به طبقه‌بندهای خطی از روش‌های پیچیده‌تری برای مدل‌سازی روابط غیرخطی میان ویژگی‌ها و گروه‌ها استفاده می‌کنند. همچنین از طبقه‌بندهای درخت تجمیعی ترکیبی^{۴۲}، تقویت‌کننده تطبیقی (AdaBoost) و تقویت‌کننده تطبیقی مبتنی بر تقویت گرادیان (XGBoost) از دسته طبقه‌بندهای ترکیبی استفاده شده است که این دسته از طبقه‌بندها از ترکیب چندین مدل برای بهبود صحت و کارایی پیش‌بینی بهره می‌برند. هر یک از این روش‌ها با ویژگی‌های خاص خود به جداسازی و پیش‌بینی گروه‌ها پرداخته و نتایج قابل مقایسه‌ای را برای ارزیابی کارایی مدل‌ها فراهم آوردند.

۶-۲- اعتبارسنجی متقابل

به منظور ارزیابی عملکرد طبقه‌بندها، از تکنیک اعتبارسنجی متقابل^۴ قسمتی استفاده گردید. در این تکنیک، داده‌ها به طور تصادفی به ۴ قسمت تقسیم می‌شوند و طبقه‌بندها به‌صورت تکراری بر روی داده‌های هر یک از این ۴ قسمت ارزیابی می‌شود. در هر تکرار از اعتبارسنجی متقابل، سه بخش از داده‌ها برای آموزش مدل و بخش باقی‌مانده به عنوان داده آزمایش استفاده می‌شود تا عملکرد مدل ارزیابی گردد. در نهایت، نتایج

⁴² ensemble (bagged trees)

⁴³ overfitting

⁴⁴ accuracy

⁴⁵ sensitivity

⁴⁶ specificity

⁴⁷ confusion matrix

³⁶ linear discriminant analysis

³⁷ kernel naive Bayes

³⁸ fine gaussian support vector

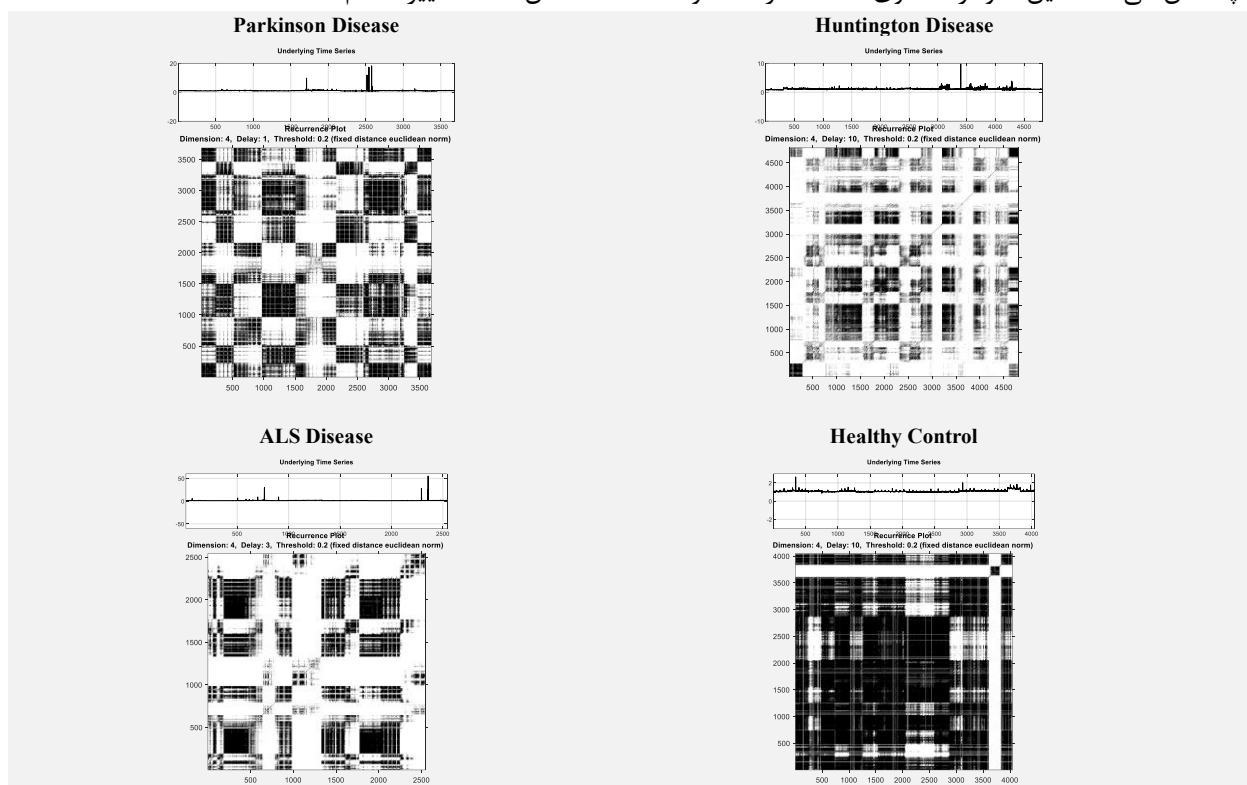
³⁹ weighted k-nearest neighbors

⁴⁰ SVM with kernel

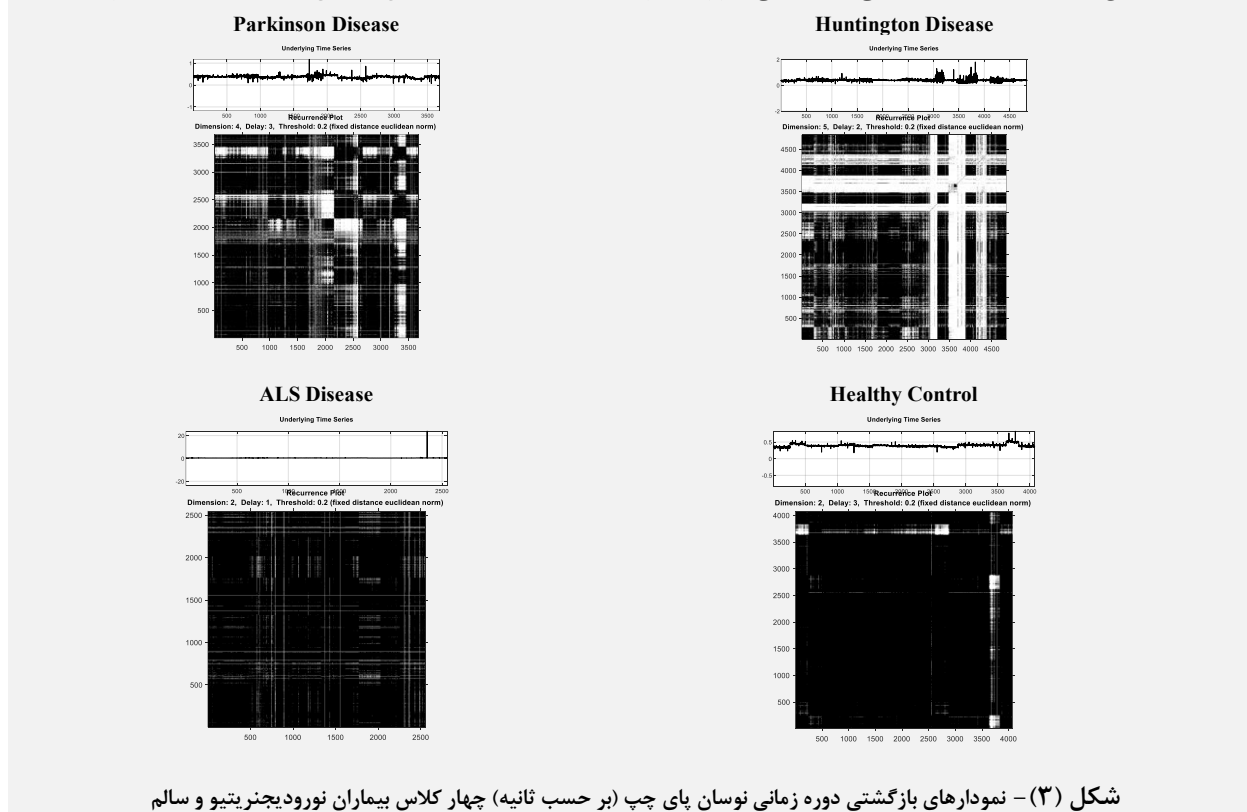
⁴¹ logistic regression with kernel

قطری و عمودی هستند. نقاط منفرد نشان‌دهنده وجود نویز، آشفتگی یا وجود نوسان زیاد در سیستم است. خطوط قطری نشان‌دهنده ساختار قطعی داده‌ها است. خطوط عمودی نشان‌دهنده تغییرات کم است.

شهودی الگوهای بافتی سیگنال‌های فیزیولوژیکی مفید هستند. شکل‌های ۲، ۳ و ۴ به ترتیب نمودارهای بازگشتی^{۴۸} (RP) دوره زمانی گام، دوره زمانی نوسان و دوره زمانی ایستادن را برای پای چپ نشان می‌دهند. این نمودارها حاوی نقاط منفرد، خطوط

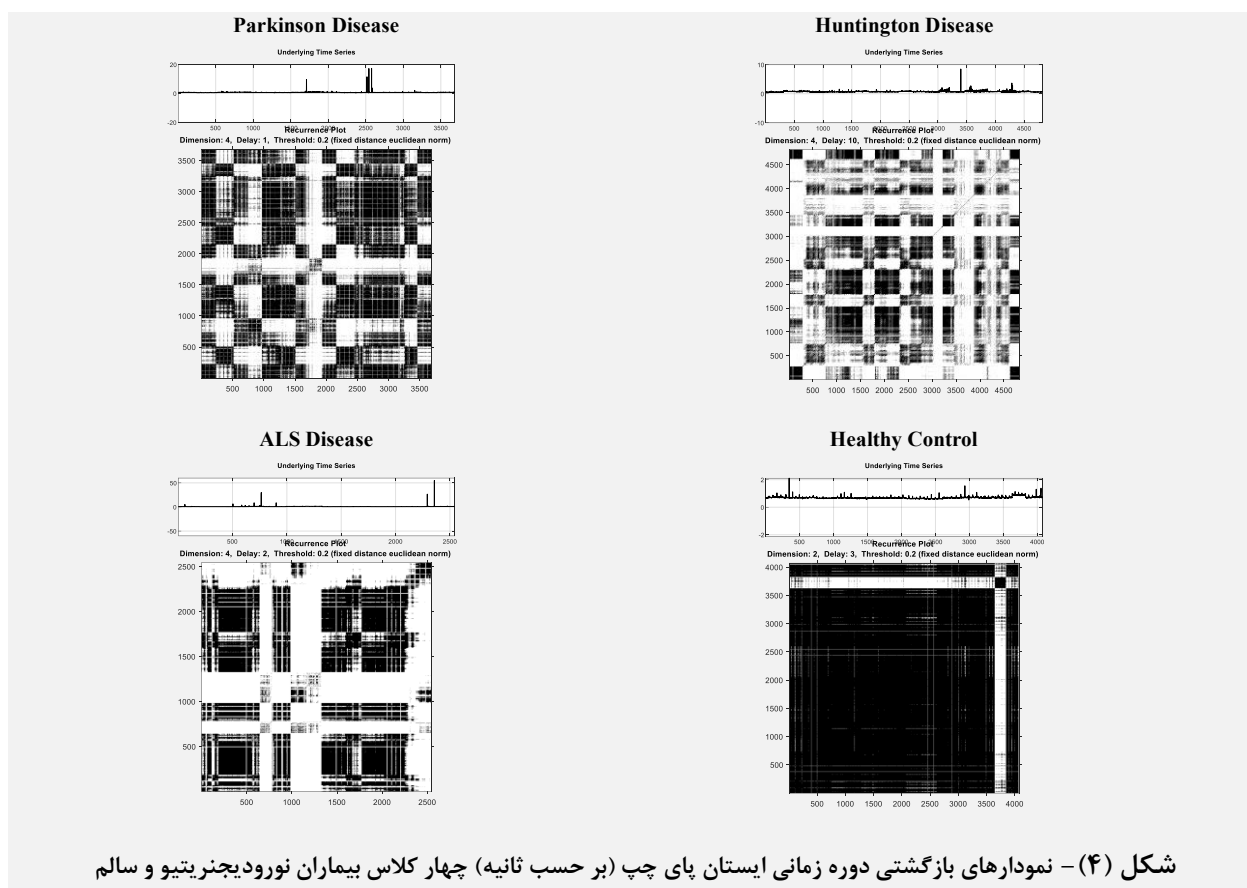


شکل (۲) - نمودارهای بازگشتی دوره زمانی گام پای چپ (بر حسب ثانیه) چهار کلاس بیماران نورودیجنریتیو و سالم



شکل (۳) - نمودارهای بازگشتی دوره زمانی نوسان پای چپ (بر حسب ثانیه) چهار کلاس بیماران نورودیجنریتیو و سالم

⁴⁸ cross recurrence plot



شکل (۴) - نمودارهای بازگشتی دوره زمانی ایستان پای چپ (بر حسب ثانیه) چهار کلاس بیماران نورودیجنریتیو و سالم

به طور مؤثر لحاظ کند. بهترین صحت توسط ماشین بردار پشتیبان (SVM) به دست آمد. SVM قابلیت مدل‌سازی روابط غیرخطی پیچیده، ایجاد حاشیه‌های گسترده‌تر برای تفکیک کلاس‌ها، مقاومت در برابر داده‌های نویزی و انعطاف‌پذیری بالا در انتخاب هسته‌ها و تنظیم پارامترها را داراست. هسته کرنل تابع پایه شعاعی^{۴۹} (RBF) به عنوان هسته‌ای توانمند برای انتقال داده‌های آموزش غیرخطی به فضایی با ابعاد بالاتر انتخاب شد. مقدار گاما نیز یک در نظر گرفته شد. این ویژگی‌ها باعث می‌شوند که SVM در مسائل پیچیده و در شرایطی که داده‌ها غیرخطی یا نویزی باشند، عملکرد بهتری از خود نشان دهد. طبقه‌بند SVM برای طبقه‌بندی چهارکلاسه PD vs. ALS vs. HD vs. HC به صحت ۸۷/۹٪ و برای طبقه‌بندی دوکلاسه HC vs. PD، PD vs. HD، HC vs. PD، PD vs. HD، ALS vs. HD، ALS vs. HD و NDD vs. HC به ترتیب به صحت ۹۲/۲، ۹۶/۲، ۹۳/۱، ۸۷/۱، ۹۰/۸، ۹۱/۳ و ۹۱/۷ درصد دست یافت. جدول ۴ نتایج روش پیشنهادی این مقاله را برای طبقه‌بند SVM در قیاس با نتایج پژوهش‌های پیشین نشان می‌دهد. استفاده از ویژگی‌های مؤثر مبتنی بر RQA و طبقه‌بند SVM صحت طبقه‌بندی دوکلاسه را به طور قابل‌توجهی بهبود داد. این بهبود عملکرد ناشی از کارایی RQA در بازنمایی رفتارهای

با توجه به تصاویر نمودار بازگشتی، میزان قطعیت و نظم و پایداری در گروه سالم نسبت به سایر گروه‌ها بیشتر است. از این رو، مناطق سیاه به نسبت بیشتری مشاهده می‌شوند. نامنظم‌ترین الگوهای بافت در نمودارهای بازگشتی بیماران نورودیجنریتیو مربوط به گروه هانتینگتونی است و مشابه‌ترین الگو در مقایسه با فرد سالم مربوط به فرد پارکینسونی است. الگوهای بافت در نمودارهای بازگشتی فرد مبتلا به ALS بسیار پیچیده‌تر است. همچنین فواصل ایستان فرد مبتلا به ALS بیشتر از فواصل ایستان فرد سالم است. توسط نمودار بازگشتی می‌توان تمایز بین چهار کلاس مختلف را مشاهده کرد [۳۷، ۳۶، ۳۵]. با انتخاب ویژگی توسط الگوریتم SFFS، دسته ویژگی‌های نرخ بازگشتی، قطعیت، آنتروپی، لامیناریتی، زمان به دام انداختن و متوسط خط مورب انتخاب شدند. با توجه به این که تحلیل RQA روی شش سیگنال دوره زمانی گام، دوره زمانی نوسان و دوره زمانی ایستان برای پاهای چپ و راست انجام گردید، ۳۶ ویژگی از مجموع ۷۸ ویژگی انتخاب گردید. جدول ۳ صحت طبقه‌بندی دو کلاسه و چهار کلاسه را برای طبقه‌بندهای مختلف نشان می‌دهد. کمترین صحت مربوط به طبقه‌بند خطی LDA است زیرا LDA یک روش خطی است و نمی‌تواند روابط غیرخطی موجود میان ویژگی‌ها و کلاس‌ها را

⁴⁹ radial basis function

دینامیک غیرخطی سیستم و انتخاب ویژگی‌های موثری که می‌کنند است. جدول ۵ صحت، حساسیت و اختصاصیت طبقه‌بندی روش پیشنهادی را برای SVM نشان می‌دهد. تفاوت معنی‌داری بین گروه سالم و بیماران نورودیجنریتیو ایجاد

جدول ۳. صحت طبقه‌بندی دو و چهار کلاسه برای طبقه‌بندی خطی، غیرخطی و ترکیبی.

	ALS vs. PD	HD vs. PD	ALS vs. HD	PD vs. HC	HD vs. HC	ALS vs. HC	NDD vs. HC	ALS vs. PD vs. HD vs. HC
Linear Discriminant	۵۹/۲۰	۵۵	۶۰/۳	۷۵/۴	۶۳/۷	۹۲/۴	۷۹	۴۵/۷
Logistic Regression Kernel	۶۶/۵۰	۶۳	۷۰/۱	۷۷/۵	۷۲/۶	۷۹/۲	۸۲	۵۱/۱
Kernel Naive Bayes	۶۸	۶۵	۷۴/۲	۸۰/۹	۷۶	۸۹/۹	۷۸	۵۹/۸
Fine Gaussian SVM	۷۵/۶۰	۷۳/۵۰	۷۹/۱	۹۰/۶	۸۸	۹۵/۸	۸۵	۷۱/۴
Weighted KNN	۷۳/۹۰	۷۱	۷۴/۹	۸۹/۹	۸۴/۵	۹۶/۵	۸۵	۷۱/۵
Fine Tree	۸۳	۷۴/۶۰	۸۰	۸۵/۶	۸۲/۶	۹۴/۷	۸۵/۶	۶۳/۷
Neural Network	۸۶	۸۳	۸۹/۱	۸۸/۴	۸۵/۸	۹۶	۸۷	۷۹/۶
SVM Kernel	۹۰/۸۰	۸۷/۱۰	۹۱/۳	۹۳/۱	۹۲	۹۶/۲	۹۱/۷	۸۷/۹
Ensemble(Bagged Trees)	۸۳/۹۰	۸۰	۸۵/۳	۸۹/۷	۸۶/۴	۹۰/۱	۸۸	۷۴/۸
AdaBoost	۸۵/۱	۸۱/۹	۸۷	۹۰/۸	۸۷/۳	۹۱/۹	۸۹/۹	۷۷/۳
XGBoost	۸۷/۲۵	۸۳/۵۰	۸۸/۵	۹۱/۹	۸۹	۹۳/۴	۹۰/۵	۸۰

جدول ۴. مقایسه روش پیشنهادی با مطالعات مرتبط

	[۲۰]	[۲۱]	[۲۲]	[۲۵]	[۲۷]	روش پیشنهادی
PD vs. ALS	۸۵/۴۷	-	-	-	-	۹۰/۸۰
PD vs. HD	۷۹/۰۴	-	-	-	-	۸۷/۱۰
HD vs. ALS	۸۶/۵۲	-	-	-	-	۹۱/۳۰
PD vs. HC	۸۶/۴۳	-	۹۰/۲۲	۹۵/۸۱	۹۳/۵	۹۳/۱۰
ALS vs. HC	۹۳/۹۶	-	۹۳/۱۰	۹۷/۶۵	-	۹۶/۲۰
HD vs. HC	۸۴/۱۷	-	۹۴/۴۴	۹۳/۵۶	-	۹۲
NDD vs. HC	۸۶/۸۵	۸۶/۹۵	۹۰/۶۳	۹۴/۸۶	-	۹۱/۷۰
PD vs. ALS vs. HD vs. HC	-	-	-	۸۴/۶۵	-	۸۷/۹۰

جدول ۵. معیارهای کمی ارزیابی شامل صحت، حساسیت و اختصاصیت برای طبقه‌بند SVM

طبقه‌بندی	صحت	حساسیت	اختصاصیت
PD vs. ALS	۹۰/۸۰	۹۷/۷۰	۹۰/۸۳
PD vs. HD	۸۷/۱۰	۹۵/۷	۹۱/۲۰
HD vs. ALS	۹۱/۳۰	۹۹	۹۶/۳۰
PD vs. HC	۹۳/۱۰	۹۶/۱۰	۹۱/۳۰
ALS vs. HC	۹۶/۲۰	۹۹	۹۵
HD vs. HC	۹۲	۹۸/۵۰	۸۴
NDD vs. HC	۹۱/۷۰	۹۷/۶۰	۹۲
PD vs. ALS vs. HD vs. HC	۸۷/۹۰	۹۴/۹۰	۸۹/۰۲

ویژگی SFFS است که مجموعه جدیدی از موثرترین ویژگی‌های RQA را برای سیگنال‌های راه رفتن ایجاد کرده که در مقایسه با رویکردهای قبلی، کارایی بیشتری دارد. از نظر صحت طبقه‌بندی و تعداد کلاس‌های تفکیک شده، الگوریتم پیشنهادی در این مقاله نسبت به پژوهش‌های [۲۰-۲۲] عملکرد بهتری داشته است. متوسط صحت تشخیص بیماری‌های نورودیجنریتیو (طبقه‌بندی دو کلاسه) در پژوهش [۲۰] ۸۶/۰۶ و در روش پیشنهادی ۹۱/۷۴ درصد است که بیش از ۵ درصد بهبود صحت طبقه‌بندی را نشان می‌دهد. در این مقاله، با انجام طبقه‌بندی چهار کلاسه نیز سه کلاس بیماری و گروه سالم با صحت ۸۷/۹ درصد از یکدیگر تفکیک شدند. اگرچه صحت طبقه‌بندی چهار کلاسه در روش پیشنهادی بالاتر از مرجع [۲۵] است ولی صحت طبقه‌بندی دو کلاسه در [۲۵]

۴- بحث و نتیجه‌گیری

در سال‌های اخیر، تحلیل حرکت انسان با پیشرفت فناوری و روش‌های پردازشی نوین به طور مداوم در حال رشد و گسترش است. پیاده‌سازی RQA بر روی سیگنال‌های مربوط به راه رفتن منجر به کمی‌سازی دینامیک غیرخطی سیگنال‌های مربوط به راه رفتن افراد می‌شود. RQA به شناسایی الگوهای غیرخطی و پیچیدگی در حرکات کمک می‌کند از این رو، در ارزیابی تغییرات در عملکرد حرکتی مفید است. در پژوهش [۱۹]، با انتخاب داده‌های تعدادی از افراد و همچنین حذف بخشی از داده‌ها در مرحله پیش‌پردازش، بخش محدودی از داده‌های سری زمانی مورد استفاده قرار گرفته‌اند در حالی که در پژوهش حاضر با بهره‌گیری از داده‌های بیشتر، تعمیم‌پذیری روش بهبود یافته است. یکی از نقاط قوت پژوهش حاضر استفاده از انتخاب

[18] Mengarelli, A., Tigrini, A., Fioretti, S., & Verdini, F. (2021). Recurrence quantification analysis of gait rhythm in patients affected by Parkinson's Disease. *2021 IEEE EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI)*, 1–4.

[19] Prabhu, P., et al. (2020). Classification of gait signals into different neurodegenerative diseases using statistical analysis and recurrence quantification analysis. *Pattern Recognition Letters* 139: 10–16.

[20] Yang, M., Zheng, H., Wang, H., & McClean, S. (2009). Feature selection and construction for the discrimination of neurodegenerative diseases based on gait analysis. *2009 3rd International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, 1–7.

[21] Banaie, M., Pooyan, M., & Mikaili, M. (2011). Introduction and application of an automatic gait recognition method to diagnose movement disorders that arose of similar causes. *Expert Systems with Applications*, 38(6), 7359–7363.

[22] Ye, Q., Xia, Y., & Yao, Z. (2018). Classification of Gait Patterns in Patients with Neurodegenerative Disease Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2018(1), 9831252.

[23] Fraiwan, L. and O. Hassanin (2021). Computer-aided identification of degenerative neuromuscular diseases based on gait dynamics and ensemble decision tree classifiers. *PLoS One* 16(6): e0252380.

[24] Yan, Y., et al. (2020). Classification of neurodegenerative diseases via topological motion analysis—A comparison study for multiple gait fluctuations. *IEEE Access* 8: 96363–96377.

[25] Erdaş, Ç. B. and E. Sümer (2024). CNN-Based Neurodegenerative Disease Classification Using QR-Represented Gait Data. *Brain and Behavior* 14(10): e70100.

[26] Mohamed, M. (2025). Development of An Artificial Neural Network (ANN) Model for Gait-Based Classification of Neurodegenerative Disorders (NeuroGaitNet).

[27] Prasanna, J., et al. (2024). Classification of gait signals for detection of neurodegenerative diseases using log energy entropy and ANN classifier. *Computational Techniques in Neuroscience*, CRC Press: 101–112.

[28] Azizi, T. (2022). On the fractal geometry of gait dynamics in different neuro-degenerative diseases. *Physics in Medicine* 14: 100050.

[29] Hausdorff, J. M., Lertratanakul, A., Cudkowicz, M. E., Peterson, A. L., Kaliton, D., & Goldberger, A. L. (2000). Dynamic markers of altered gait rhythm in amyotrophic lateral sclerosis. *Journal of Applied Physiology*.

[30] Błażkiewicz, M., Hadamus, A., & Borkowski, R. (2023). Recurrence quantification analysis as a form of postural control assessment: a systematic review. *Applied Sciences*, 13(9), 5587.

[31] Marwan, N., Romano, M. C., Thiel, M., & Kurths, J. (2007). Recurrence plots for the analysis of complex systems. *Physics Reports*, 438(5–6), 237–329.

[32] Marwan, N., Webber, C. L., Macau, E. E. N., & Viana, R. L. (2018). Introduction to focus issue: Recurrence quantification analysis for understanding complex systems. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 28(8).

[33] Schenk, J., Kaiser, M., & Rigoll, G. (2009). Selecting features in on-line handwritten whiteboard note recognition: SFS or SFFS? *2009 10th International Conference on Document Analysis and Recognition*, 1251–1254.

[34] Marcano-Cedeño, A., Quintanilla-Domínguez, J., Cortina-Januchs, M. G., & Andina, D. (2010). Feature selection using sequential forward selection and classification applying artificial metaplasticity neural network. *IECON 2010-36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, 2845–2850.

[35] Webber Jr, C. L., & Zbilut, J. P. (2005). Recurrence quantification analysis of nonlinear dynamical systems. *Tutorials in Contemporary Nonlinear Methods for the Behavioral Sciences*, 94(2005), 26–94.

[36] Marwan, N. (2020). Cross Recurrence Plot Toolbox for MATLAB® (Version 5.22 (R32. 2)). *Computer Software*. <http://Tocsy.Pik-Potsdam.de/CRPtoolbox>.

[37] Donner, R. V., Heitzig, J., Donges, J. F., Zou, Y., Marwan, N., & Kurths, J. (2011). The geometry of chaotic dynamics—a complex network perspective. *The European Physical Journal B*, 84, 653–672.

اندکی بیشتر از مقادیر صحت طبقه‌بندی نظیر در پژوهش حاضر می‌باشد. روش [۲۵] که در آن ابتدا ویژگی‌ها به کد QR تبدیل شده و سپس از شبکه عصبی پیچشی برای طبقه‌بندی استفاده شده است نسبت به روش پیشنهادی دارای بار محاسباتی به مراتب بالاتری است. همچنین به داده‌های بیشتری برای آموزش نیاز دارد. ر پژوهش‌های پیشین طبقه‌بندی چهار کلاسه انجام نشده است.

به طور کلی، استفاده از روش غیرخطی RQA و الگوریتم انتخاب ویژگی می‌تواند به طور قابل‌توجهی صحت تشخیص بیماری‌های NDD را بهبود بخشد. همچنین نمودار بازگشتی امکان درک شهودی موثری از شرایط بیماری‌های نورودیجنریتیو را فراهم می‌سازد.

۵-مراجع

[1] Takashima, R., Murata, W., & Saeki, K. (2016). Movement changes due to hemiplegia in stroke survivors: A hermeneutic phenomenological study. *Disability and Rehabilitation*, 38(16), 1578–1591.

[2] Langhorne, P., Bernhardt, J., & Kwakkel, G. (2011). Stroke rehabilitation. *The Lancet*, 377(9778), 1693–1702.

[3] Armstrong, M. J., & Okun, M. S. (2020). Diagnosis and treatment of Parkinson disease: a review. *Jama*, 323(6), 548–560.

[4] Britain, N. C. C. for C. C. (Great. (2006). *Parkinson's disease: national clinical guideline for diagnosis and management in primary and secondary care*.

[5] Bronstein, J. M., Tagliati, M., Alterman, R. L., Lozano, A. M., Volkmann, J., Stefani, A., Horak, F. B., Okun, M. S., Foote, K. D., & Krack, P. (2011). Deep brain stimulation for Parkinson disease: an expert consensus and review of key issues. *Archives of Neurology*, 68(2), 165.

[6] Frank, S., & Jankovic, J. (2010). Advances in the pharmacological management of Huntington's disease. *Drugs*, 70, 561–571.

[7] Russell, P., & Harrison, R. (2014). What is amyotrophic lateral sclerosis. *Clinical Pharmacist*, 6(7).

[8] Ren, P., Tang, S., Fang, F., Luo, L., Xu, L., Bringas-Vega, M. L., Yao, D., Kendrick, K. M., & Valdes-Sosa, P. A. (2016). Gait rhythm fluctuation analysis for neurodegenerative diseases by empirical mode decomposition. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(1), 52–60.

[9] Hoff, J., et al. (2001). Accelerometric assessment of levodopa-induced dyskinesias in Parkinson's disease. *Movement disorders: official journal of the Movement Disorder Society* 16(1): 58–61.

[10] Chaki, J. and M. Woźniak (2023). Deep learning for neurodegenerative disorder (2016 to 2022): A systematic review. *Biomedical Signal Processing and Control* 80: 104223.

[11] Kelser, B. M., et al. (2024). A review of proposed mechanisms for neurodegenerative disease. *Frontiers in Aging Neuroscience* 16: 1370580.

[12] Rana, N., et al. (2024). Modeling Huntington's disease: An insight on in-vitro and in-vivo models. *Behavioural Brain Research* 459: 114757.

[13] Baker, R. (2013). Measuring walking: a handbook of clinical gait analysis.

[14] Soubra, R., Chkeir, A., & Novella, J.-L. (2019). A systematic review of thirty-one assessment tests to evaluate mobility in older adults. *BioMed Research International*, 2019(1), 1354362.

[15] Labini, F. S., Meli, A., Ivanenko, Y. P., & Tufarelli, D. (2012). Recurrence quantification analysis of gait in normal and hypovestibular subjects. *Gait & Posture*, 35(1), 48–55.

[16] Afsar, O., Tirnakli, U., & Marwan, N. (2018). Recurrence Quantification Analysis at work: Quasi-periodicity-based interpretation of gait force profiles for patients with Parkinson disease. *Scientific Reports*, 8(1), 9102.

[17] Zhao, K., Wen, H., Guo, Y., Scano, A., & Zhang, Z. (2023). Feasibility of recurrence quantification analysis (RQA) in quantifying dynamical coordination among muscles. *Biomedical Signal Processing and Control*, 79, 104042.