

Differentiation of Neurodegenerative Diseases by Dynamic Analysis of Gait Pattern and Feature-level Fusion Approaches

Goshvarpour A¹, Goshvarpour A²

Abstract

Purpose: In recent years, some studies have examined the gait patterns of neurodegenerative diseases utilizing signal processing techniques and machine learning algorithms. The aim of this study was to provide an automated system for distinguishing Huntington's disease, amyotrophic lateral sclerosis (ALS), and Parkinson's disease from healthy control group using dynamic analysis of gait pattern (more precisely, stride time). In addition, we examined the effect of fusion of features obtained from the left and right feet.

Methods: First, polar-based measures were extracted from lagged Poincaré maps. The optimal latency of the map was estimated using the mutual information algorithm. Then, five feature-level fusion strategies were presented. The classification was performed using the feed-forward neural network; while the effect of changing the network parameter was also investigated. The proposed system was evaluated using the data available in the Physionet database, which includes 16 records of the control group (14 females and 2 males; 20-74 years), 20 records of Huntington's disease (14 females and 6 males; 29-71 years), 13 records of ALS (3 women and 10 men; 36-70 years) and 15 records of Parkinson's disease (5 women and 10 men; 44-80 years).

Results: Using the fourth fusion strategy, the maximum accuracy of 93.47% was obtained in separating the control and Huntington groups. Applying the second fusion algorithm, the control/Huntington and control/Parkinson groups were separated with the accuracy rate of 92.92% and 91.93%, respectively. The highest accuracy of the first fusion algorithm was 91.72% in classifying the control group and ALS. The third fusion algorithm was able to provide a 91.13% classification accuracy in separating the control and Huntington groups. The performance of the algorithm in separating patient groups was weaker.

Conclusion: The proposed system performed well compared to previously published algorithms. Further studies on intelligent classification algorithms and the development of the suggested method could pave the way for preclinical diagnosis of neurodegenerative diseases.

Keywords: Gait pattern, Feature-level fusion, Lagged Poincaré plot, Huntington's disease, Amyotrophic lateral sclerosis, Parkinson's disease, Classification

Received:2020.04.18 Accepted: 2021.02.19

تفکیک بیماری های نورودژنراتیو با تحلیل دینامیک الگوی راه رفتن و رویکردهای ادغام در سطح ویژگی

عاطفه گشوارپور^۱، عاتکه گشوارپور^۲

هدف: در سال های اخیر، برخی از مطالعات، تاثیر بیماری های نورودژنراتیو بر الگوهای راه رفتن افراد را با تکنیک های پردازش سیگنال و الگوریتم های یادگیری ماشین مورد بررسی قرار داده اند. هدف مطالعه حاضر، ارائه یک سیستم خودکار برای تفکیک بیماری- های هانتینگتون، اسکروز جانبی آمیوتروفیک (Amyotrophic Lateral Sclerosis; ALS) و پارکینسون از گروه کنترل سالم با تحلیل دینامیک الگوی راه رفتن (به طور دقیق تر، زمان قدم) بوده است. به علاوه، تاثیر ادغام ویژگی های بدست آمده از پای چپ و راست افراد را مورد بررسی قرار دادیم.

روش بررسی: ابتدا، ویژگی های قطبی از نداشت های پوانکاره تاخیردار استخراج شد. تاخیر بهینه این نگاشت، با استفاده از الگوریتم اطلاعات متقابل تخمین زده شد. سپس، پنج استراتژی ادغام در سطح ویژگی ارائه شد. تفکیک گروه ها با شبکه عصبی

رو به جلو انجام شد در حالی که اثر تغییر پارامتر شبکه نیز مورد بررسی قرار گرفت. سیستم پیشنهادی با استفاده از داده های موجود در پایگاه داده فیزیوتون ارزیابی شد، که حاوی ۱۶ ثبت از گروه کنترل (۱۴ زن و ۲ مرد؛ ۲۰-۷۴ سال)، ۲۰ ثبت از هانتینگتون (۱۴ زن و ۶ مرد؛ ۲۹-۷۱ سال)، ۱۳ ثبت از ALS (۳ زن و ۱۰ مرد؛ ۳۶-۷۰ سال) و ۱۵ ثبت از پارکینسون (۵ زن و ۱۰ مرد؛ ۴۴-۸۰ سال) است.

یافته ها: با چهارمین استراتژی ادغام، صحت ۹۳/۴۷٪ در جداسازی گروه های کنترل و هانتینگتون بدست آمد. با الگوریتم ادغام دوم، گروه های کنترل/ هانتینگتون و کنترل/ پارکینسون به ترتیب با نرخ صحت ۹۲/۹۲٪ و ۹۱/۹۳٪ جدا شدند. بالاترین صحت در الگوریتم ادغام اول ۹۱/۷۲٪ در طبقه بندی گروه کنترل و ALS بود. سومین الگوریتم ادغام نیز توانست درصد صحت طبقه بندی ۹۱/۱۳٪ در جداسازی دو گروه کنترل و هانتینگتون را ارائه دهد. عملکرد الگوریتم در تفکیک گروه های بیمار از هم ضعیف تر بوده است.

نتیجه گیری: سیستم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم های قبلی منتشر شده عملکرد مناسبی داشته است. مطالعات بیشتر بر الگوریتم های هوشمند طبقه بندی و گسترش روش پیشنهادی می تواند راه را برای تشخیص پیش بالینی بیماری های نورودژنراتیو هموار کند.

کلمات کلیدی: الگوی راه رفتن، ادغام در سطح ویژگی، نگاشت پوانکاره تاخیردار، هانتینگتون، اسکروز جانبی آمیوتروفیک، پارکینسون، طبقه بندی

نویسنده مسئول: عاتکه گشوارپور، ak_goshvarpour@imamreza.ac.ir ORCID: 0000-0002-5185-5645

آدرس: خراسان رضوی، مشهد، میدان فلسطین، دانشگاه بین المللی امام رضا (ع)، پردیس رضوان، گروه مهندسی پزشکی

۱- دکترای تخصصی گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

۲- استادیار گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه بین المللی امام رضا (ع)، مشهد، ایران

مقدمه

پیشرونده است که با آسیب نورون های حرکتی در نخاع و مغز تحت تاثیر عواملی نظیر ضربه مغزی و مصرف مکرر مواد مخدر ایجاد می شود. هرچند، گزارش شده است که حدود ۵-۱۰٪ موارد به طور مستقیم از والدین شخص به ارث رسیده است (۲).

به طور کلی، بیماری های نورودژنراتیو عمدتاً به علت از بین رفتن تدریجی ساختار یا عملکرد نورون ها (و همچنین مرگ نورون ها) درمان قطعی ندارند که با تغییراتی در کنترل عصبی عضلانی این بیماران همراه می شود (۳). به دلیل آسیب به نورون های حرکتی یا غلاف میلین، تنظیم حرکات خمشی و کششی اندام های تحتانی که توسط سیستم عصبی مرکزی انجام می شود، دچار اختلال شده و در نتیجه الگوی راه رفتن یک بیمار مبتلا به اختلال نورودژنراتیو غیرطبیعی می شود (۴). بنابراین، از نظر بالینی، ارزیابی الگوی راه رفتن مؤلفه ای مهم در تشخیص پیش بالینی (Pre-Clinical) بیماری بشمار می رود. با این حال، ابزارهای ارزیابی موجود اغلب مبتنی بر مشاهدات بالینی و خودگزارش های بیمار است که غالباً کیفی انجام می شود که روش دقیقی برای شناسایی آن ها بشمار

بیماری های هانتینگتون، اسکروز جانبی آمیوتروفیک (Amyotrophic Lateral Sclerosis; ALS) و پارکینسون جزء بیماری های نورودژنراتیو به شمار می آیند. پارکینسون نوعی اختلال در سیستم عصبی مرکزی است که در اثر مرگ سلول های مولد دوپامین در ناحیه ای از مغز میانی ایجاد می شود. اگرچه این بیماری کشنده نیست، اما پیش رونده است و به شدت کیفیت زندگی فرد را تحت تاثیر قرار می دهد. این بیماری با مشکلات تعادل، لرزش دست یا انگشت، سفتی اندام، و آکینزیا (عدم وجود حرکت همبسته یا همزمان) همراه است (۱). در مقابل، هانتینگتون یک بیماری ژنتیکی کشنده است که نه تنها فرد به صورت تدریجی هماهنگی حرکتی خود را از دست می دهد بلکه عملکرد ذهنی او نیز تحت الشعاع قرار می گیرد. جهش ژنتیکی موجب ایجاد این بیماری می شود اما چگونگی جهش ژن به خوبی درک نشده است (۲). برخلاف پارکینسون در هانتینگتون هیپرکینزیا (حرکات غیر ارادی سریع) ایجاد می شود. هر دو بیماری با اختلال در هسته ها یا عقده های قاعده ای ارتباط دارند. ALS یک بیماری

اصلاح شده اندازه گیری کردند و حاصل جمع وزنی آن را به عنوان شاخص تقارن راه رفتن در نظر گرفتند. نتایج آن-ها نشان داد که تقارن راه رفتن در افراد هانتینگتونی و پارکینسونی، و به ویژه بیماران ALS به طور قابل توجهی از بین می رود. Zheng و همکاران (۹) برای طبقه بندی سه بیماری فوق از الگوریتم های یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان، KStar و جنگل تصادفی و رویکردهای آماری استفاده کردند. ویژگی های بهینه با روش حداقل افزونگی و حداکثر ارتباط (Minimum Redundancy Maximum Relevance) انتخاب شد. نتایج آن ها بیانگر آن بود که بهترین عملکرد طبقه بندی با ۵ ویژگی حاصل می شود و افزایش تعداد ویژگی ها نرخ های بازشناسی را بهبود نمی بخشد.

Ren و همکاران (۱۰) بجای بررسی الگوهای حرکتی هر یک از پاها در الگوی راه رفتن، رابطه میان دو پا را از طریق شاخص همزمان سازی فاز و آنتروپی شرطی مورد بررسی قرار دادند. نتایج آن ها حاکی از آن بود که ریتم های راه رفتن افراد سالم برخلاف بیماران نوروژنراتیو دارای بالاترین مقدار همزمان سازی فاز و کمترین مقدار آنتروپی شرطی است. هر چند، تفاوت معناداری بین گروه ها حاصل نشد. این تیم تحقیقاتی در مطالعه ای دیگر (۱۱) توزیع بازه فرکانسی ریتم های راه رفتن را با استفاده از الگوریتم تجزیه مد تجربی مورد مطالعه قرار دادند. پس از تجزیه الگوها به مدهای مختلف، ضرایب کندال (Kendall) و نسبت تغییرات انرژی آن ها را بررسی نمودند. نتایج آن ها نشان داد که توزیع فرکانسی ریتم راه رفتن در بیمارانی که دارای بیماری های نوروژنراتیو هستند کمتر از افراد سالم یکنواخت است و ریتم راه رفتن بیماران حاوی اجزای فرکانس بسیار بالاتری است.

Shi و Wu (۱۲) از یک روش آماری برای تجزیه و تحلیل فاصله زمانی قدم در بیماران مبتلا به ALS استفاده کردند. برای طبقه بندی، ماشین بردار پشتیبان با حداقل مربعات (Least-Squares Support Vector Machine; LS-SVM) و هسته های گاوسی برای تمایز الگوهای قدم بیماران ALS استفاده شد. نتایج آن ها بیانگر وجود ارتباط بین شاخص استخراجی از فاصله قدم پای چپ و پای راست در بیماران مبتلا به ALS بود. همچنین الگوریتم پیشنهادی آن ها توانست الگوهای قدم گروه کنترل سالم و بیماران مبتلا به ALS را با میزان صحت ۸۲/۸٪ از هم

نمی رود. به همین علت، در سال های اخیر، برخی از مطالعات، تاثیر این بیماری ها بر الگوهای راه رفتن افراد را با تکنیک های پردازش سیگنال و الگوریتم های یادگیری ماشین مورد بررسی قرار داده اند.

Hausdorff و همکاران (۵، ۶) دینامیک الگوی راه رفتن بیماران ALS و گروه کنترل را مقایسه کردند. بدین منظور، پارامترهای مختلف سیگنال از جمله خودهمبستگی سری زمانی و تحلیل نوسانات روندزایی شده (Detrended Fluctuation Analysis; DFA) را تحلیل کردند و گزارش کردند که الگوی راه رفتن گروه بیمار در مقایسه با افراد سالم دارای ثبات کمتر و بی نظمی زمانی بیشتری است (۵). بیماران دارای زمان قدم طولانی تر و اختلاف بین دو قدم متوالی بیشتری بودند (۶). Aziz و Arif (۷) پیچیدگی زمان قدم افراد سالم و بیماران نوروژنراتیو را با شاخص آنتروپی بررسی کردند. آنتروپی میزان پیچیدگی و عدم قطعیت در سری زمانی را نشان می دهد. بطور خاص، آنتروپی نمادین وابسته به آستانه (Threshold Dependent Symbolic Entropy) تحلیل شد. آن ها نشان دادند که تفاوت معناداری بین میزان پیچیدگی سیگنال در دو گروه وجود دارد. همچنین، پیچیدگی سیگنال فیزیولوژیکی نسبت به سیگنال های تصادفی در مقادیر آستانه کم بیشتر است. گروهی از محققان چینی (۳) برای شناسایی الگوی راه رفتن بیماران مبتلا به بیمارهای نوروژنراتیو از رویکرد مبتنی بر یک سیستم تطبیقی استنتاج عصبی فازی (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System; ANFIS) استفاده کردند. طول قدم، فواصل حمایت دوگانه به عنوان متغیرهای ورودی به مدل در نظر گرفته شد. برای یادگیری پارامترهای مدل ANFIS از الگوریتم بهینه سازی توده ذرات (Particle Swarm Optimization; PSO) استفاده شد. عملکرد مناسب سیستم در مقایسه با سایر روش های پیشین گزارش شد.

عدم تقارن راه رفتن در بیماری های پارکینسون، هانتینگتون و ALS با تحلیل نوسانات زمانی فاز حمایت و با استفاده از روش آنتروپی چند رزولوشنی در مطالعه Liao و همکاران بررسی شد (۸). آن ها سری زمانی داده ها را با استفاده از تبدیل موجک به سطوح مناسب تجزیه کردند. سپس، شباهت بین دو ضریب موجک مربوطه از نظر منظم بودن آن ها در هر سطح را براساس روش آنتروپی نمونه

جدا کند. در مطالعه عابدی و همکاران (۱۳) از تحلیل طیف توان برای آشکارسازی تفاوت های سری های زمانی افراد ALS و سالم استفاده شد. نتایج این تحقیق نشان داد که در فرکانس های بالا توان طیف هر دو گروه مشابه، ولی در فرکانس های پایین، توان طیف افراد سالم معمولا کمتر از افراد بیمار است. آنها با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی توانستند افراد بیمار را از افراد سالم با صحت ۸۳٪ تفکیک کنند.

Wahid و همکاران (۱۴) از ویژگی های زمانی - مکانی الگوی راه رفتن و الگوریتم های یادگیری ماشین برای تفکیک الگوی راه رفتن افراد مبتلا به پارکینسون و گروه کنترل استفاده نمودند. آنها نرمال سازی دادگان با رگرسیون چندگانه را با هدف کمینه کردن پراکندگی ویژگی ها و کاهش همبستگی بین ویژگی های الگوی راه رفتن اتخاذ نمودند. این نرمال سازی، با در نظر گرفتن خواص فیزیکی بیمار نظیر سن، قد، جنسیت و شاخص توده بدنی و سرعت راه رفتن انتخابی آزمودنی لحاظ شد. نتایج این مطالعه حاکی از آن بود که به ترتیب جنگل تصادفی با صحت ۹۲/۶٪، ماشین بردار پشتیبان با صحت ۸۰/۴٪ و جداساز فیشر با صحت ۸۶/۲٪ دارای بیشترین قدرت تفکیک دو گروه از یکدیگر هستند. در مطالعه انجام شده توسط Zeng و همکاران (۱۵) الگوریتمی جهت طبقه بندی دینامیک راه رفتن بیماران مبتلا به پارکینسون و گروه کنترل ارائه شد. در سیستم پیشنهادی، از الگوریتم های بازسازی فضای فاز و تجزیه مد تجربی برای استخراج ویژگی و از شبکه های عصبی برای طبقه بندی استفاده شد. با ارزیابی رویکردهای مختلف اعتبارسنجی متقابل، ماکزیمم نرخ صحت ۹۸/۸٪ برای اعتبارسنجی یک طرفه (Leave-One-Out) گزارش شد.

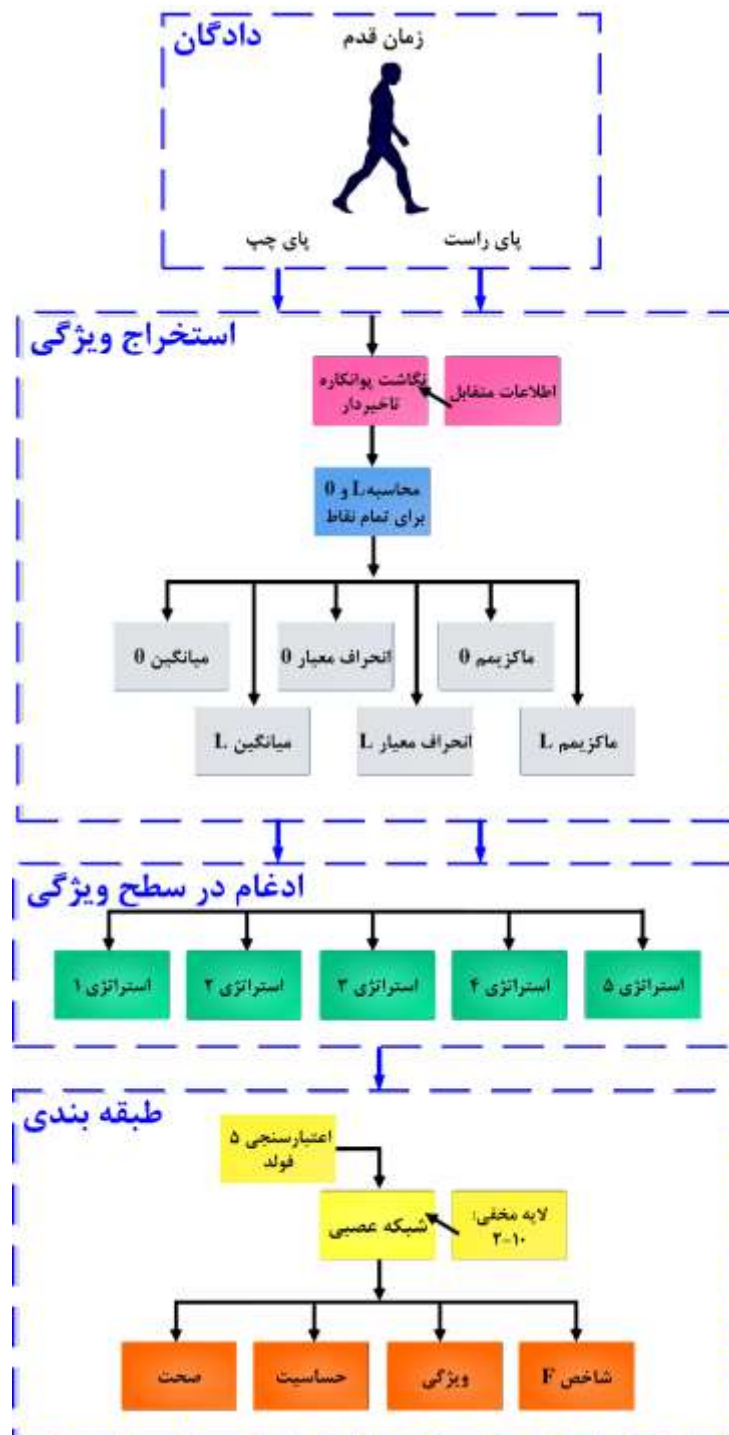
در تحقیق Chatterjee (۱۶) با تحلیل همبستگی متقابل چندفراکتالی (Multifractal Detrended Cross Correlation Analysis)، خودهمبستگی و همبستگی متقابل نوسانات فاصله قدم بین پای چپ و پای راست در افراد سالم و بیماران ALS مورد مطالعه قرار گرفت. نتایج این تحقیق حاکی از آن بود که درجه چندفراکتالی و درجه همبستگی و همچنین، همبستگی متقابل بین دو پا برای افراد سالم بزرگتر است. Rehman و همکاران (۱۷) سیستمی برای طبقه بندی الگوی راه رفتن بیماران پارکینسونی از افراد سالم ارائه دادند. بدین منظور، میانگین

سرعت گام، میانگین طول گام، تغییرات طول گام، میانگین پهنای گام و تغییرات پهنای گام استخراج شد. تفکیک بیماران پارکینسونی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine; SVM) با صحت ۷۳٪ - ۹۷٪، حساسیت ۶۳ - ۱۰۰٪ و ویژگی ۷۹ - ۹۴٪ انجام شد. Varrecchia و همکاران (۱۸) الگوریتمی خودکار برای طبقه بندی سیگنال راه رفتن بیماران پارکینسونی ارائه دادند. پارامترهای کینماتیک و زمانی - فاصله ای از سیگنال استخراج شد و به شبکه عصبی مصنوعی داده شد. بالاترین نرخ تشخیص بیماری ۹۷/۸۹٪ بود.

همان طور که مرور تحقیقات پیشین نشان می دهد اغلب مطالعات به تفکیک یک نوع بیماری نورودژنراتیو از گروه سالم پرداخته اند (۱۸-۱۲، ۸، ۶، ۵). از طرفی، اغلب اطلاعات ناشی از هر یک از پاها به عنوان یک منبع جداگانه در نظر گرفته شده است. مطالعه حاضر طبقه بندی سه نوع بیماری نورودژنراتیو را مورد بررسی قرار خواهد داد. به علاوه، برای اولین بار، الگوریتمی برای ترکیب اطلاعات بدست آمده از هر دو پای راست و چپ ارائه خواهد شد. ترکیب این اطلاعات موجب کاهش ابعاد بردار ویژگی اعمال شده به طبقه بندی و در نتیجه کاهش هزینه محاسباتی خواهد شد.

هدف این مقاله، ارائه سیستمی برای تفکیک خودکار بیماری های هانتینگتون، ALS و پارکینسون از گروه کنترل مبتنی بر دینامیک فضای فاز الگوهای راه رفتن است. همچنین، می خواهیم بررسی کنیم که آیا بکارگیری الگوریتم های ادغام در سطح ویژگی تأثیری بر صحت تفکیک بیماری های نورودژنراتیو دارد. بدین منظور، ابتدا، نگاشت های پوانکاره تاخیردار الگوهای راه رفتن پای چپ و پای راست بازسازی شد. تاخیر بهینه با الگوریتم اطلاعات متقابل تخمین زده شد. سپس، این نگاشت ها با شاخص های قطبی کمی شدند. پنج قاعده ادغام در سطح ویژگی معرفی و بر ویژگی های استخراجی اعمال شد. در نهایت، عملکرد شبکه عصبی رو به جلو با ساختارهای مختلف (تعداد

نورون های لایه پنهان) در تفکیک حالات مورد آزمایش قرار گرفت. شکل ۱ بلوک دیاگرام سیستم پیشنهادی را نشان می دهد.



شکل ۱: بلوک دیاگرام سیستم پیشنهادی.

در بخش دادگان زمان قدم از پای چپ و پای راست اخذ شده است. این الگوها وارد بخش استخراج ویژگی می شوند که در آن نگاشت های پوانکاره تاخیردار ترسیم می شود؛ تاخیر بهینه با روش اطلاعات متقابل تخمین زده می شود. سپس، مولفه های مختصات قطبی تمام نقاط فضای حالت (θ و L) استخراج می گردد که شش ویژگی آماری از آن ها محاسبه می شود. این ویژگی ها عبارتند از ماکزیمم زاویه (θ)، انحراف معیار زاویه، میانگین زاویه، ماکزیمم فاصله (L)، انحراف معیار فاصله، میانگین فاصله. سپس وارد ماژول ادغام در سطح ویژگی می شوند که در آن ۵ قانون ادغام تعریف شده است. ویژگی های ادغام شده وارد مرحله طبقه بندی می شوند. در این ماژول از شبکه عصبی با روش اعتبارسنجی ۵ فولداستفاده شده است. در حالی که، ابعاد لایه های پنهان شبکه از ۲ تا ۱۰ تغییر می کند. در نهایت عملکرد طبقه بندی با چهار معیار صحت، حساسیت، ویژگی و شاخص F ارزیابی می شود.

روش بررسی

در این تحقیق از سیگنال های موجود در پایگاه داده فیزیوت استفاده شده است (۵) که به طور رایگان در دسترس عموم قرار دارد. این مجموعه داده ها برای بررسی پاتوفیزیولوژی بیماری های نورودژنراتیو شامل ALS، هانتینگتون و پارکینسون جمع آوری شده است (۵).

این پایگاه داده شامل ۶۴ ثبت از راه رفتن (به طور مشخص، زمان قدم) می باشد که ۱۶ ثبت مربوط به گروه کنترل سالم، ۲۰ ثبت از بیماران مبتلا به بیماری هانتینگتون، ۱۳ ثبت از افراد مبتلا به ALS و ۱۵ ثبت از افراد مبتلا به بیماری پارکینسون است. گروه کنترل شامل ۱۴ زن و ۲ مرد در محدوده سنی ۲۰-۷۴ سال، افراد مبتلا به بیماری هانتینگتون شامل ۱۴ زن و ۶ مرد در دامنه سنی ۲۹-۷۱، افراد مبتلا به ALS شامل ۳ زن و ۱۰ مرد در محدوده سنی ۳۶-۷۰ سال و بیماران پارکینسونی شامل ۵ زن و ۱۰ مرد در محدوده سنی ۴۴-۸۰ سال بوده اند. بیماران ALS و پارکینسونی بطور متوسط از هر دو گروه دیگر مسن تر بودند. شرکت کنندگان گروه کنترل و افراد مبتلا به هانتینگتون عمدتاً خانم بودند. در حالی که بیماران پارکینسونی عمدتاً مرد بودند. تفاوت معناداری میان قد و وزن شرکت کنندگان چهار گروه وجود نداشت. افراد هر چهار گروه از کلینیک مغز و اعصاب در بیمارستان عمومی ماساچوست جذب و انتخاب شده اند. کلیه فعالیت های صورت گرفته با رضایت آگاهانه و کتبی از افراد بوده و این مطالعه توسط هیئت نظارت بر نهادهای بیمارستان عمومی ماساچوست تایید شده است (۵).

برای انجام آزمایش، از شرکت کنندگان خواسته شده است که به مدت پنج دقیقه با سرعت معمولی خود، در امتداد راهروی ۷۷ متری قدم بردارند. به علاوه، برای اندازه گیری ریتم راه رفتن و زمان چرخه راه رفتن، کفی-های حساس به نیرو در کفش سوژه قرار داده شده بود. این کفی ها نیرویی که در حین راه رفتن به زمین اعمال می شود را اندازه گیری می کنند. با استفاده از مبدل آنالوگ به دیجیتال ۱۲ بیتی از خروجی های سنسور در ۳۰۰ هرتز نمونه برداری شد و داده ها ذخیره گردید (۵).

استخراج ویژگی

در این مطالعه، استخراج ویژگی از نگاشت پوانکاره تاخیردار صورت گرفت. ابتدا، نرمال سازی سیگنال ها در بازه ۱- تا ۱

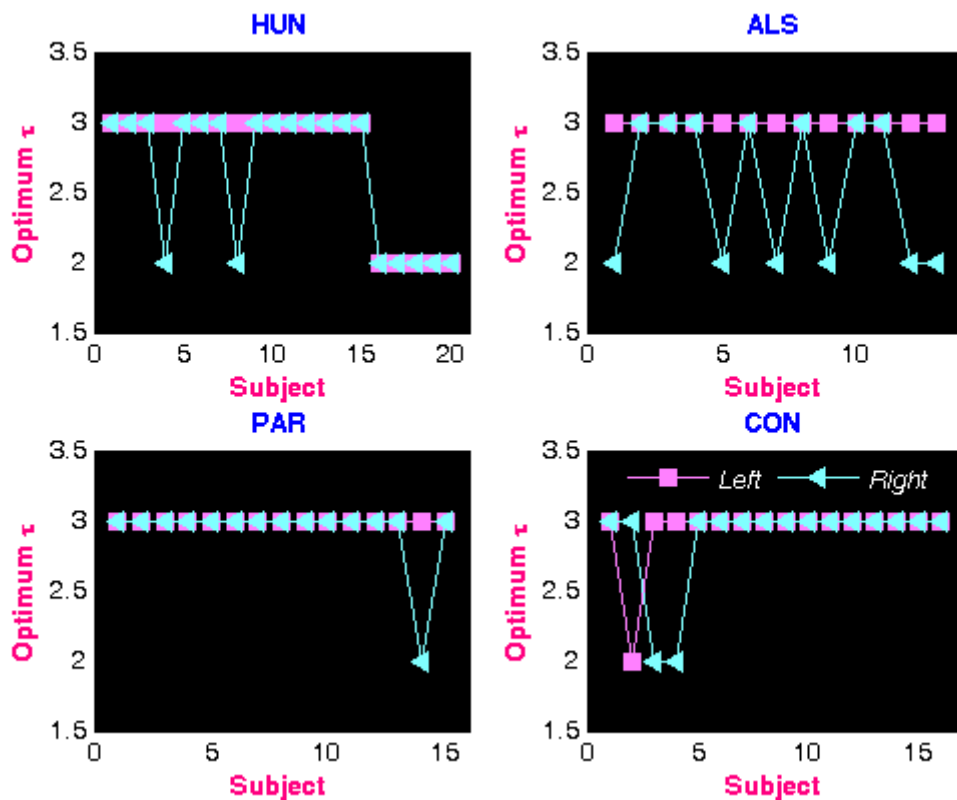
مطابق رابطه (۱) انجام شد که در آن X سری زمانی، X_{min} کمترین مقدار نمونه در سری زمانی و X_{max} بیشینه مقدار نمونه در سری زمانی است. همچنین، $Normalized X$ بیانگر سری زمانی نرمالیزه شده می باشد. پس از بازسازی فضای فاز تاخیر یافته، زاویه و فاصله هر نقطه در تراژکتوری مورد بررسی قرار گرفت.

$$Normalized X = 2 \left(\frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \right) - 1 \quad (1)$$

نگاشت پوانکاره رهیافتی در فضای دو بعدی است که در آن سیگنال براساس یک تاخیر زمانی از خودش ترسیم می شود. این روش قابلیت نمایش طبیعت دینامیکی سیستم را داراست.

سری زمانی راه رفتن را به صورت $x_i (i=1, 2, \dots, N)$ و داده های تاخیر $(X(k))$ را در فضای فاز به صورت $X(k) = [x_k, x_{k+\tau}, x_{k+2\tau}, \dots, x_{k+(d-1)\tau}]$ برای $k=1, 2, \dots, N-(d-1)\tau$ در نظر بگیرید که τ و d به ترتیب تاخیر جاسازی و بعد تعبیه هستند (در اینجا بعد ۲ در نظر گرفته شده است). نمایش دو بعدی از $(X_i, X_{i+\tau})$ تحت عنوان "نگاشت پوانکاره تاخیردار" شناخته می شود. انتخاب τ بر میزان وابستگی بین متغیرها تأثیر می گذارد. بنابراین، یکی از اقدامات اساسی در این روش، تخمین تاخیر مطلوب است. با انتخاب تاخیر بیشتر از (یا کمتر از) مقدار مطلوب، فازهای کاملاً ناهمبسته (یا کاملاً همبسته) ایجاد می شود. پیشتر روش های مختلفی برای انتخاب تاخیر زمانی ارائه شده است. یکی از مهمترین این رویکردها، استفاده از اطلاعات متقابل است (۱۹). با ترسیم اطلاعات متقابل در تاخیرهای مختلف، تاخیر مناسب هنگامی تعیین می شود که نمودار به اولین کمینه محلی خود برسد.

این رویکرد برای همه سیگنال ها آزمایش شد (شکل ۲). در مرحله بعد، تاخیر بهینه با بیشترین فراوانی در تمام سیگنال ها به عنوان تاخیر مناسب انتخاب شد. مطابق شکل ۲، بیشترین تکرار در تاخیر بهینه ۳ بود. بنابراین، برای بازسازی فضای فاز از این تاخیر استفاده شد. پس از ترسیم فضای فاز تاخیردار، برای کمی سازی آن، بجای استفاده از شاخص های مرسوم (یعنی پهنای طولی و عرضی یک بیضی فیت شده بر نگاشت)، ما از اندازه ای مبتنی بر نگاشت قطبی استفاده کردیم. یک نقطه از تراژکتوری را در نظر بگیرید که مختصات آن X_1 و Y_1 باشد. دو مقدار برای این نقطه محاسبه شد: (۱) زاویه بین نقطه نسبت به محور افقی



شکل ۲: انتخاب بهترین تاخیر برای بازسازی نگاشت پوانکاره تاخیردار

محور افقی شماره شرکت کننده (Subject) و محور عمودی تاخیر بهینه (τ Optimum) در گروه های مختلف هانتینگتون (HUN)، اسکروز جانبی آمیوتروفیک (ALS)، پارکینسون (PAR) و کنترل (CON) برای پای چپ (Left) با مربع های به رنگ صورتی و پای راست (Right) با مثلث های به رنگ آبی را نشان می دهد.

استخراج شده برای پای چپ و بردار ویژگی **B** شامل ویژگی های استخراج شده برای پای راست را در نظر بگیرید. پنج قانون مختلف ادغام به شرح زیر مورد بررسی قرار گرفت.

۱- استراتژی ۱ (Fusion Strategy 1; FS1) بردارهای **A** و **B** در کنار هم قرار گرفتند:

$$FS1 = [A \ B] \quad (3)$$

۲- استراتژی ۲ (Fusion Strategy 2; FS2) ویژگی های متناظر بردارهای **A** و **B** با هم جمع شدند:

$$FS2 = [A + B] \quad (4)$$

۳- استراتژی ۳ (Fusion Strategy 3; FS3) ویژگی های متناظر بردارهای **A** و **B** از هم کسر شدند:

$$FS3 = [A - B] \quad (5)$$

۴- استراتژی ۴ (Fusion Strategy 4; FS4) ویژگی های متناظر بردارهای **A** و **B** در هم ضرب شدند:

(θ) و (τ) فاصله نقطه تا مبدا مختصات (**L**) (رابطه (۲)).

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{y_1}{x_1} \right) \quad (2)$$

$$L = \sqrt{x_1^2 + y_1^2}$$

مقادیر θ و **L** برای همه نقاط تراژکتوری محاسبه شد. در نهایت، میانگین، انحراف استاندارد و حداکثر مقادیر θ و **L** محاسبه گردید.

ادغام ویژگی ها

الگوریتم های ادغام، اطلاعات ناشی از منابع مختلف (الگوی راه رفتن پای راست و چپ) را با هم ترکیب می کنند با این فرض که ترکیب اطلاعات منابع مختلف می تواند بر عملکرد طبقه بندی اثرگذار باشد.

در این مطالعه رویکردهای مختلف ادغام در سطح ویژگی مورد استفاده قرار گرفت. بردار ویژگی **A** شامل ویژگی های

اول و دوم (میانگین θ و انحراف معیار θ) دارای بیشترین فراوانی در تفاوت معنادار بین دو گروه ($p < 0/01$) هستند. این تفاوت ها بین بیماران ALS با سایر گروه ها بوده است. در مقابل سومین ویژگی (ماکزیمم θ) هیچ تفاوت معناداری بین گروه ها را نشان نداد ($p > 0/05$).

برای طبقه بندی، طبقه بند NN 20 بار اجرا شد و میانگین و انحراف معیار این تعداد اجرا محاسبه گردید. شکل های 3-7 نتایج طبقه بندی را برای 5 استراتژی ادغام نشان می دهد. به علاوه، بالاترین مقادیر نرخ های صحت، حساسیت، ویژگی و شاخص F الگوریتم طبقه بندی با تعداد نورون های لایه مخفی متناظر با آن بین گروه ها و استراتژی های ادغام مختلف در جدول 3 آورده شده است. نتایج طبقه بندی با استفاده از استراتژی های مختلف ادغام بیانگر آن است که تفکیک بیماران نورودژنراتیو از گروه کنترل به خوبی و با عملکرد بالا (90٪) انجام شده است. نه تنها صحت طبقه بندی بالایی حاصل شد، بلکه نرخ های بالای حساسیت، ویژگی و شاخص F نیز حاصل شد. هرچند، تفکیک بین دو گروه بیماری با نرخ عملکرد طبقه بندی پایین تری همراه بوده است. از میان استراتژی های ادغام بالاترین نرخ طبقه بندی با استفاده از استراتژی های (2) و (1) بدست آمد. از منظر انتخاب بهترین ابعاد برای لایه مخفی شبکه، نتایج به عدد واحدی همگرا نشد.

بحث و نتیجه گیری

در این مقاله، الگوریتمی خودکار برای طبقه بندی بیماری های نورودژنراتیو مبتنی بر تئوری ادغام در سطح ویژگی و نگاشت پوانکاره تاخیردار ارائه شد. بدین منظور، نگاشت پوانکاره تاخیردار از الگوی راه رفتن پای راست و چپ بازسازی شد؛ در حالی که تاخیر بهینه آن با الگوریتم اطلاعات متقابل تخمین زده شد. سپس، شاخص های قطبی از این نگاشت ها استخراج گردید. پنج رویکرد برای ادغام ویژگی های بدست آمده از الگوی پای راست و چپ در طبقه بندی اتخاذ گردید: (1) اعمال همه ویژگی ها بطور همزمان، (2) جمع، (3) تفریق، (4) ضرب، و (5) تقسیم. برای طبقه بندی از ساده ترین طبقه بند (شبکه عصبی رو به جلو) به شکل باینری استفاده شد. به علاوه، اثر تغییر پارامتر طبقه بندی در نتایج مورد بررسی قرار گرفت. نتایج تجربی نشان داد که روش پیشنهادی می تواند ماکزیمم صحت طبقه بندی را تا حدود 90٪ افزایش دهد.

$$FS4=[A \times B] \quad (6)$$

5- استراتژی 5 (Fusion Strategy 5; FS5) ویژگی های متناظر بردارهای A و B بر هم تقسیم شدند:

$$FS5=[A/B] \quad (7)$$

یادآوری این نکته حائز اهمیت است که در استراتژی 1 تعداد ویژگی های اعمال شده به طبقه بند 12 مورد است اما در سایر استراتژی ها تعداد ویژگی ها به 6 کاهش می یابد.

طبقه بندی

هر یک از بردارهای ویژگی بدست آمده از مرحله قبل (استراتژی های مختلف ادغام)، جهت تفکیک بین گروه ها به صورت دوتایی به شبکه عصبی (Neural Network; NN) اعمال شدند. شبکه عصبی رو به جلو ساده ترین نوع شبکه عصبی مصنوعی است. در این شبکه، اطلاعات فقط به جلو حرکت می کنند. به طور دقیق تر، اطلاعات از گره های ورودی، از طریق گره های پنهان (در صورت وجود) به گره های خروجی و بدون چرخه یا حلقه ها منتقل می شوند. در مقاله حاضر، طبقه بندی NN با استفاده از مقادیر مختلف اندازه لایه های پنهان، از 2 تا 10 انجام شد. به علاوه، با استفاده از روش اعتبارسنجی 5 فولد (5-Fold Cross-Validation)، عملکرد شبکه در تفکیک باینری (تفکیک هر دو گروه از هم) برآورد شد. عملکرد طبقه بندی با چهار معیار صحت (Accuracy; AC)، حساسیت (Sensitivity; SE)، ویژگی (Specificity; SP) و شاخص F (F-Score; F1) محاسبه گردید.

در این مطالعه، برای ارزیابی وجود/عدم وجود تفاوت معنادار میان هر دو گروه، از آزمون ناپارامتری ویلکاکسون (Wilcoxon Signed-Rank Test) استفاده شده است. در این آزمون الزامی در مورد نوع توزیع متغیر مورد نظر وجود ندارد. بنابراین، در صورت عدم برقراری فرض نرمال بودن نمونه می توان از آن استفاده کرد. تمام تحلیل ها با نرم افزار MATLAB انجام شده است.

یافته ها

در جدول 1 میانگین و انحراف معیار مقادیر ویژگی های قطبی فضای فاز تاخیردار را در گروه های مختلف نشان می دهد. نتایج آزمون آماری در جدول 2 گزارش شده است. همان طور که نتایج آزمون آماری نشان می دهد، دو ویژگی

جدول ۱: ویژگی های استخراجی در گروه های مختلف و برای پای چپ و راست

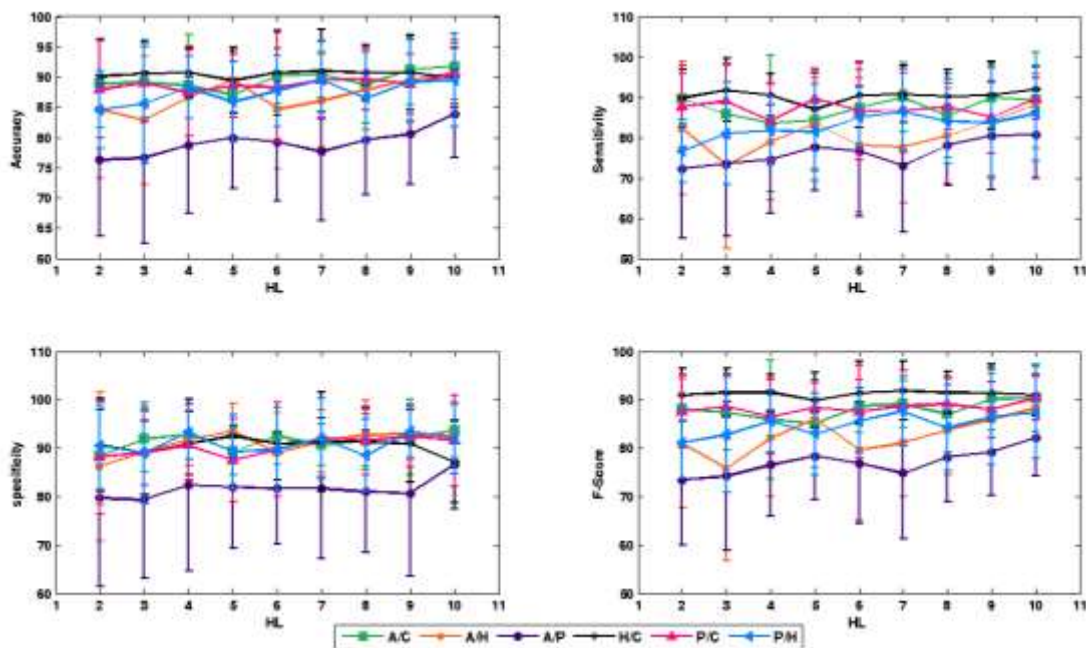
میانگین \pm انحراف معیار ویژگی							شرایط	
F6	F5	F4	F3	F2	F1			
۱/۴۱۴ \pm ۰/۰۰۰۲	۰/۳۶ \pm ۰/۰۶	۰/۹۵ \pm ۰/۱۱	۱/۵۶ \pm ۰/۰۰۲	۰/۱۸ \pm ۰/۰۲	۰/۷۷ \pm ۰/۰۰۳	L	A	
۱/۴۱۳ \pm ۰/۰۰۰۵	۰/۲ \pm ۰/۱۴	۱/۱۶ \pm ۰/۱۶	۱/۲۱ \pm ۰/۰۴	۰/۱۴ \pm ۰/۱۵	۰/۷۵ \pm ۰/۰۰۶۶	R		
۱/۴۱۴ \pm ۰/۰۰۰۲	۰/۲۹ \pm ۰/۰۸	۱/۰۸ \pm ۰/۱۱	۱/۵۲ \pm ۰/۱۸	۰/۱۹ \pm ۰/۰۴	۰/۷۶ \pm ۰/۰۰۴	L	C	
۱/۴۱۳ \pm ۰/۰۰۰۴	۰/۲۸ \pm ۰/۰۸	۱/۰۸ \pm ۰/۱۴	۱/۴۷ \pm ۰/۲۶	۰/۱۷ \pm ۰/۰۶	۰/۷۶ \pm ۰/۰۰۶	R		
۱/۴۱۳ \pm ۰/۰۰۰۱	۰/۳۲ \pm ۰/۰۶	۰/۹۷ \pm ۰/۰۸	۱/۵۷ \pm ۰/۰۰۱	۰/۲ \pm ۰/۰۱	۰/۷۷ \pm ۰/۰۰۲	L	H	
۱/۴۱۳ \pm ۰/۰۰۰۶	۰/۲۹ \pm ۰/۱	۱/۰۲ \pm ۰/۱۵	۱/۴۶ \pm ۰/۲۷	۰/۱۹ \pm ۰/۰۶	۰/۷۷ \pm ۰/۰۰۹	R		
۱/۴۱۳ \pm ۰/۰۰۰۴	۰/۳۳ \pm ۰/۰۷	۰/۹۹ \pm ۰/۱	۱/۵۷ \pm ۰/۰۰۱	۰/۲ \pm ۰/۰۱	۰/۷۷ \pm ۰/۰۰۳	L	P	
۱/۴۱۴ \pm ۰/۰۰۰۲	۰/۳۲ \pm ۰/۰۹	۱/۰۵ \pm ۰/۱۱	۱/۵۲ \pm ۰/۱۸	۰/۲ \pm ۰/۰۱	۰/۷۷ \pm ۰/۰۰۳	R		

توضیحات: ALS = A, C = کنترل, H = هانتینگتون, P = پارکینسون, L = پای چپ و R = پای راست. F1: ویژگی اول, میانگین θ , F2: ویژگی دوم, انحراف معیار θ , F3: ویژگی سوم, ماکزیمم θ , F4: ویژگی چهارم, میانگین L, F5: ویژگی پنجم, انحراف معیار L, F6: ویژگی ششم, ماکزیمم L.

جدول ۲: نتایج آزمون آماری ویلکاکسون بر ویژگی های استخراجی بین گروه های مختلف

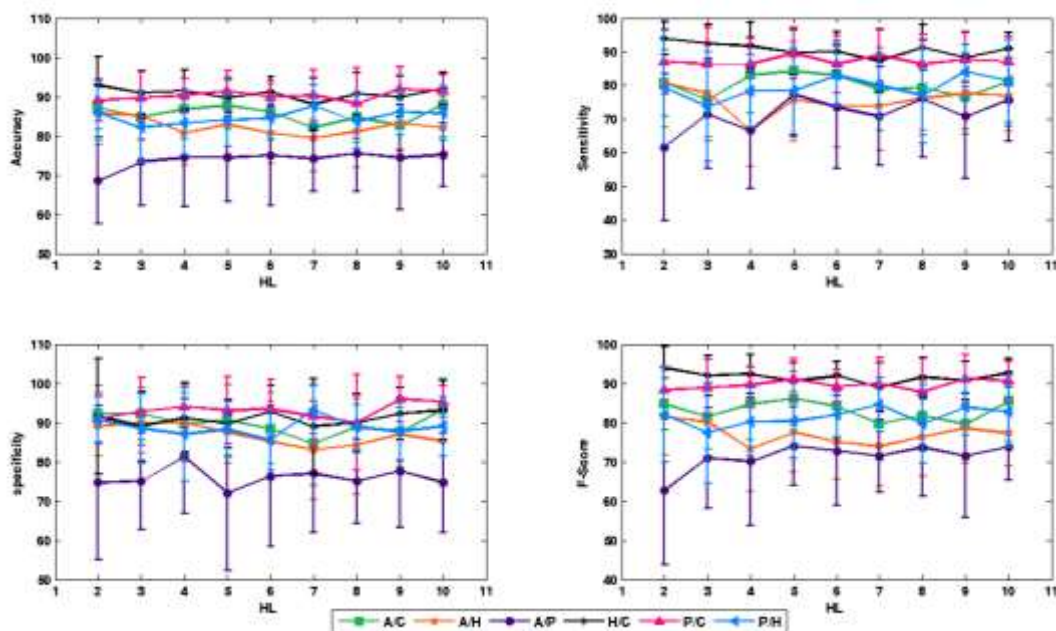
ویژگی							شرایط
F6	F5	F4	F3	F2	F1		
-	۰/۰۰۶	۰/۰۰۴	-	-	-	A_LR	
-	-	-	-	-	-	C_LR	
-	-	-	-	-	-	H_LR	
۰/۰۲۹	-	-	-	-	-	P_LR	
-	۰/۰۰۳	۰/۰۰۵	-	۰/۰۰۴	۰/۰۰۴	AC_L	
-	-	-	-	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۱	AH_L	
۰/۰۴۸	-	-	-	۰/۰۰۸	۰/۰۰۷	AP_L	
-	-	۰/۰۰۰۶	-	-	-	HC_L	
۰/۰۰۶	-	۰/۰۱	-	-	-	PC_L	
-	-	-	-	-	-	PH_L	
-	-	-	-	۰/۰۰۳	۰/۰۱۴	AC_R	
-	۰/۰۳۴	۰/۰۰۶	-	۰/۰۰۴	۰/۰۰۹	AH_R	
-	۰/۰۱۲	-	-	۰/۰۱۱	۰/۰۲۳	AP_R	
-	-	-	-	-	-	HC_R	
-	-	-	-	-	-	PC_R	
-	-	-	-	-	-	PH_R	

توضیحات: ALS = A, C = کنترل, H = هانتینگتون, P = پارکینسون, L = پای چپ و R = پای راست. در ستون اول هر دو حرف که کنار هم قرار گرفته اند آزمون آماری بین آن ها انجام شده است. به عنوان مثال شرایط A_LR یعنی انجام آزمون آماری بین ویژگی استخراجی از پای چپ و راست افراد با بیماری ALS. F1: ویژگی اول, میانگین θ , F2: ویژگی دوم, انحراف معیار θ , F3: ویژگی سوم, ماکزیمم θ , F4: ویژگی چهارم, میانگین L, F5: ویژگی پنجم, انحراف معیار L, F6: ویژگی ششم, ماکزیمم L. علامت '-' بیانگر عدم وجود تفاوت معنادار میان گروه ها است.



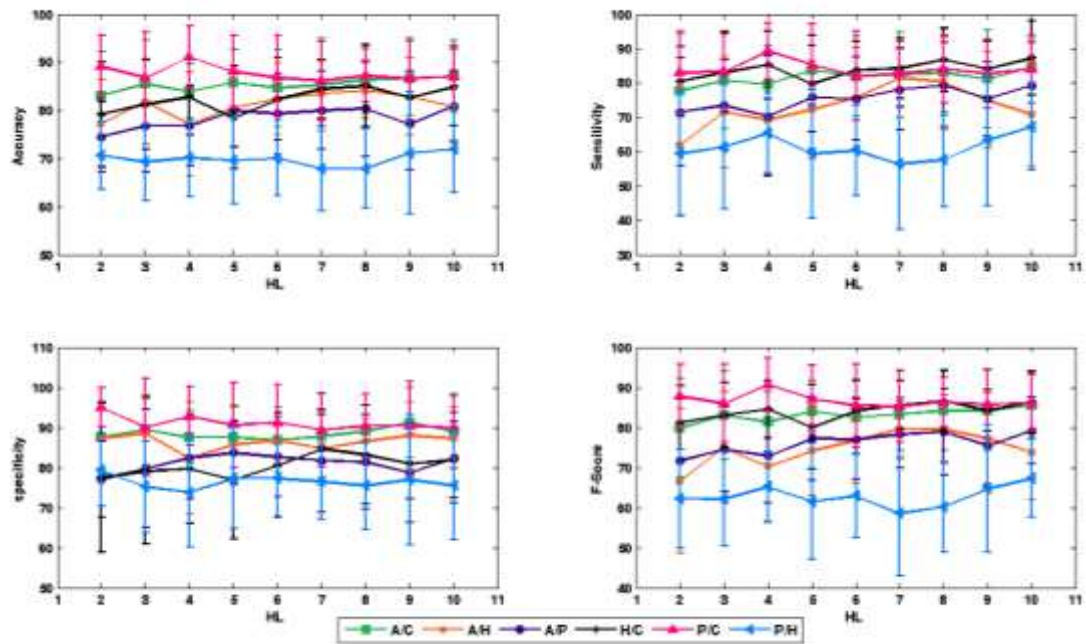
شکل ۳: عملکرد طبقه‌بندی با FS1.

ابعاد لایه های پنهان شبکه (HL) از ۲ تا ۱۰ تغییر می کند (محور افقی). چهار معیار صحت (Accuracy)، حساسیت (Sensitivity)، ویژگی (Specificity) و شاخص F (F-Score) بر حسب درصد (محور عمودی) در چهار قاب نمایش داده شده است. تفکیک گروه ها با نام های زیر مشخص شده اند A: ALS، C: کنترل، H: هانتینگتون، P: پارکینسون.



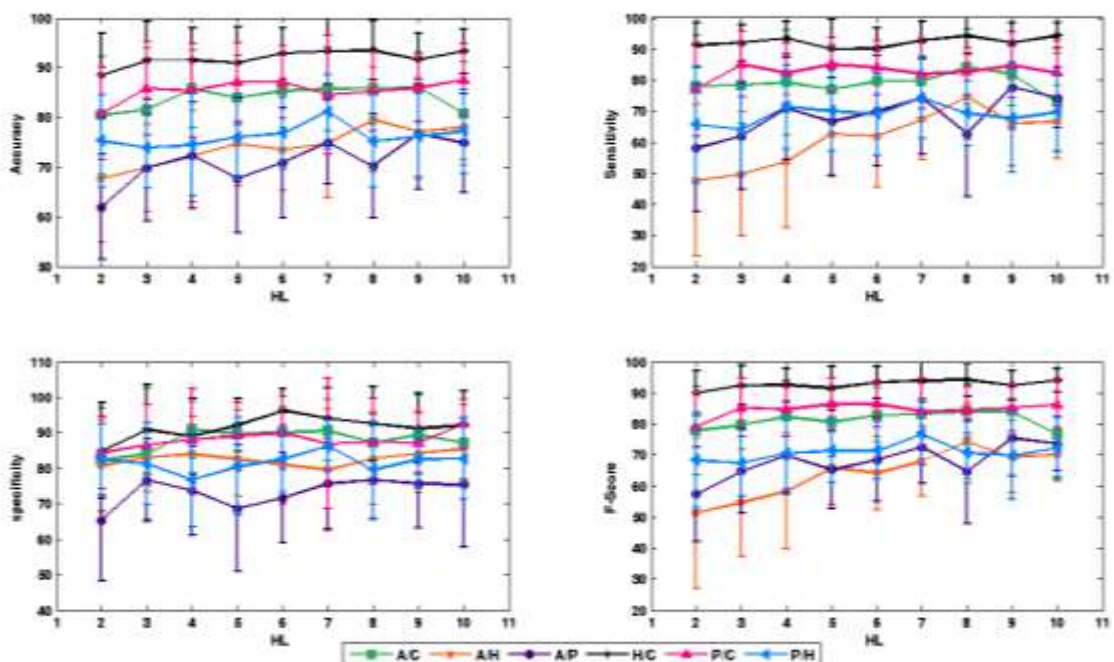
شکل ۴: عملکرد طبقه‌بندی با FS2.

ابعاد لایه های پنهان شبکه (HL) از ۲ تا ۱۰ تغییر می کند (محور افقی). چهار معیار صحت (Accuracy)، حساسیت (Sensitivity)، ویژگی (Specificity) و شاخص F (F-Score) بر حسب درصد (محور عمودی) در چهار قاب نمایش داده شده است. تفکیک گروه ها با نام های زیر مشخص شده اند A: ALS، C: کنترل، H: هانتینگتون، P: پارکینسون.



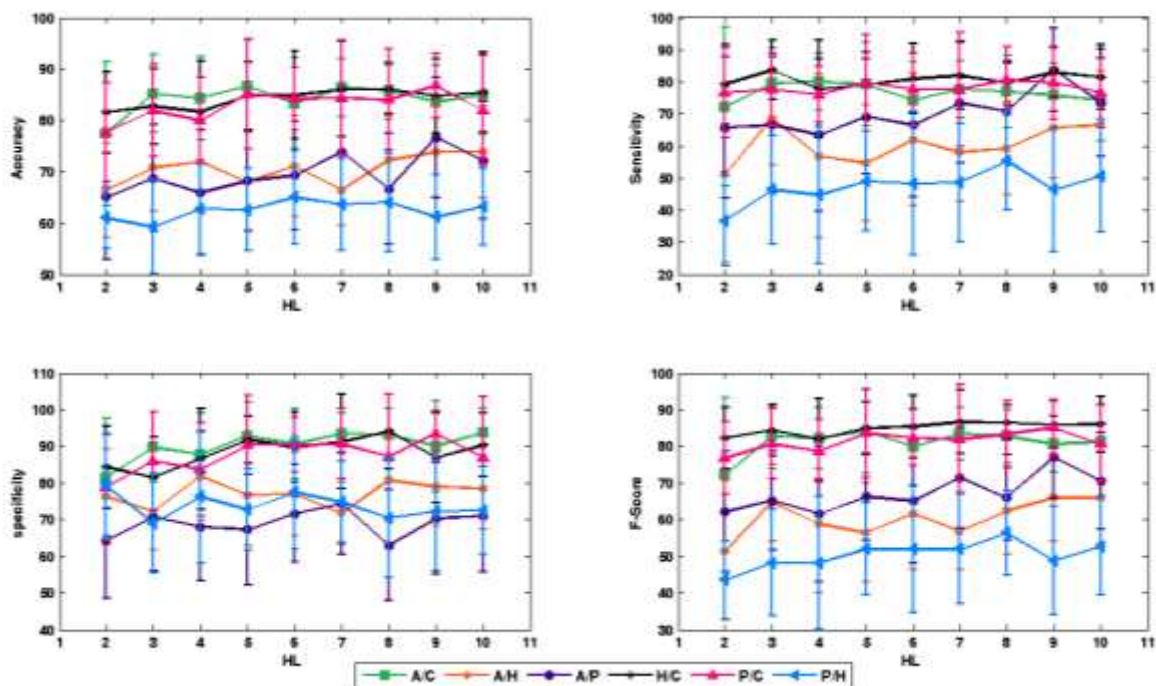
شکل ۵: عملکرد طبقه‌بندی با FS3.

ابعاد لایه های پنهان شبکه (HL) از ۲ تا ۱۰ تغییر می کند (محور افقی). چهار معیار صحت (Accuracy)، حساسیت (Sensitivity)، ویژگی (Specificity) و شاخص F (F-Score) بر حسب درصد (محور عمودی) در چهار قاب نمایش داده شده است. تفکیک گروه ها با نام های زیر مشخص شده اند A: ALS، C: کنترل، H: هانتینگتون، P: پارکینسون.



شکل ۶: عملکرد طبقه‌بندی با FS4.

ابعاد لایه های پنهان شبکه (HL) از ۲ تا ۱۰ تغییر می کند (محور افقی). چهار معیار صحت (Accuracy)، حساسیت (Sensitivity)، ویژگی (Specificity) و شاخص F (F-Score) بر حسب درصد (محور عمودی) در چهار قاب نمایش داده شده است. تفکیک گروه ها با نام های زیر مشخص شده اند A: ALS، C: کنترل، H: هانتینگتون، P: پارکینسون.



شکل ۷: عملکرد طبقه‌بندی با FS5.

ابعاد لایه های پنهان شبکه (HL) از ۲ تا ۱۰ تغییر می کند (محور افقی). چهار معیار صحت (Accuracy)، حساسیت (Sensitivity)، ویژگی (Specificity) و شاخص F (F-Score) بر حسب درصد (محور عمودی) در چهار قاب نمایش داده شده است. تفکیک گروه ها با نام های زیر مشخص شده اند A: ALS، C: کنترل، H: هانتینگتون، P: پارکینسون.

دیگر را نیز در حدود ۹۰٪ تفکیک نماید. از این رو، می توان گفت که عملکرد چارچوب پیشنهادی در این مقاله نسبت به آن ها بهتر بوده است.

در مجموع، مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با سایر تحقیقات نشان می‌دهد که استفاده از روش پیشنهادی مبتنی بر شاخص های قطبی نگاشت های پوانکاره تاخیردار و الگوریتم های ادغام می‌تواند به طور قابل توجهی صحت تشخیص بیماری های نورودژنراتیو را بهبود بخشد.

از نکات قوت الگوریتم پیشنهادی آن است که ویژگی-های استخراجی مبتنی بر دینامیک فضای فاز سیستم و ماهیت کیاتیک و آشوب گونه سیگنال های بیولوژیکی است. به علاوه، برخلاف اغلب الگوریتم های مبتنی بر آشوب دارای حجم محاسباتی پایین و سرعت محاسبات بالاست. از طرفی، ما از ساده ترین طبقه بند برای تفکیک گروه های بیماری استفاده کردیم. اگرچه با سیستم پیشنهادی صحت طبقه بندی بالایی حاصل شد، اما همواره می توان عملکرد سیستم را ارتقا بخشید. بدین منظور پیشنهاد می شود که در کارهای آتی از الگوریتم های

به طور کلی، نتایج نشان داد که استفاده از الگوریتم پیشنهادی نرخ های طبقه بندی بالایی ارائه می‌دهد. به طوری که ماکزیمم عملکرد آن در تمایز بیماران از افراد سالم به حدود ۹۰٪ رسیده است. پیش از این، در چند تحقیق مسئله طبقه بندی بیماران نورودژنراتیو با استفاده از داده های راه رفتن بررسی شده است. برای مقایسه، جدول ۴ نتایج تحقیقات قبل و نتایج مطالعه حاضر در طبقه بندی بیماران نورودژنراتیو با الگوی راه رفتن را نشان می‌دهد. از حیث صحت طبقه بندی و تعداد کلاس های تفکیک شده، الگوریتم پیشنهادی در این مقاله نسبت به مطالعات (۱۲) و (۱۳) عملکرد بهتری داشته است. اگرچه در مطالعات (۱۴) و (۱۵) نرخ صحت بیشتری گزارش شده است، اما باید در نظر داشت که الگوریتم پیشنهادی در این مراجع تنها در تفکیک دو گروه کنترل و بیماران پارکینسونی بکار گرفته شده است. در مطالعه (۹) فقط برای تفکیک سالم از ALS بالاترین صحت ۹۳/۹۶٪ گزارش شد، در حالی که نرخ تفکیک سایر کلاس ها در حدود ۷۳-۸۷٪ بود. در مقابل الگوریتم مطالعه حاضر، توانست بیماری های

جدول ۳: بالاترین نرخ‌های صحت، حساسیت، ویژگی و شاخص F الگوریتم طبق هبندی با تعداد نوروں های لایه مخفی متناظر با آن بین گروه های مختلف و با استفاده از استراتژی های ادغام

ادغام	گروه	بالاترین مقدار میانگین صحت (تعداد نرون لایه مخفی) و میانگین مقادیر حساسیت، ویژگی و شاخص F متناظر با آن					بالاترین مقدار میانگین (تعداد نرون لایه مخفی)		
		صحت (%)	حساسیت (%)	ویژگی (%)	شاخص F (%)	حساسیت (%)	ویژگی (%)	شاخص F (%)	
FS1	A/C	۹۱/۷۲ ± ۵/۴	۸۹/۲۳ ± ۱۱/۸	۹۳/۷۵ ± ۵/۷	۹۰/۳۲ ± ۶/۹	۹۰ ± ۸/۷	۹۳/۷۵ ± ۵/۷	۹۰/۳۲ ± ۶/۹	
	A/H	۹۰/۷۶ ± ۵/۳	۸۸/۰۸ ± ۷/۷	۹۲/۵ ± ۶/۶	۸۸/۳۱ ± ۶/۵	(۱۰) ۸۸/۰۸ ± ۷/۷	۹۳/۵ ± ۵/۶	۸۸/۳۱ ± ۶/۵	
	A/P	(۱۰) ۸۳/۹۳ ± ۷/۲	۸۰/۷۷ ± ۱۱	۸۶/۶۷ ± ۹/۲	۸۲/۲۳ ± ۷/۹	(۱۰) ۸۰/۷۷ ± ۱۱	۸۶/۶۷ ± ۹/۲	۸۲/۲۳ ± ۷/۹	
	H/C	(۷) ۹۰/۹۷ ± ۶/۹	۹۰/۷۵ ± ۷/۱	۹۱/۲۵ ± ۱۰/۲	۹۱/۸ ± ۶/۱	(۱۰) ۹۲ ± ۵/۴	۹۱/۲۵ ± ۱۰/۲	۹۱/۸ ± ۶/۱	
	P/C	(۱۰) ۹۰/۶۵ ± ۵	۸۹/۶۷ ± ۵/۱	۹۱/۵۶ ± ۹/۳	۹۰/۴ ± ۴/۶	(۱۰) ۸۹/۶۷ ± ۵/۱	۹۱/۵۶ ± ۹/۳	۹۰/۴ ± ۴/۶	
	P/H	(۷) ۸۹/۵۷ ± ۶/۲	۸۶/۳۳ ± ۹/۸	۹۲ ± ۸/۳	۸۷/۶۱ ± ۷/۱	(۷) ۸۶/۳۳ ± ۹/۸	۹۲ ± ۸/۳	۸۷/۶۱ ± ۷/۱	
FS2	A/C	(۱۰) ۸۷/۹۳ ± ۸/۳	۸۱/۱۵ ± ۱۳/۳	۹۳/۴۴ ± ۷/۷	۸۵/۴۶ ± ۱۰/۳	(۵) ۸۴/۲۳ ± ۸/۸	۹۳/۴۴ ± ۷/۷	۸۵/۴۶ ± ۱۰/۳	
	A/H	(۲) ۸۵/۷۶ ± ۶/۹	۸۰/۷۷ ± ۱۳/۱	۸۹ ± ۷/۷	۸۱/۴۳ ± ۹/۸	(۲) ۸۰/۷۷ ± ۱۳/۱	۸۹ ± ۷/۷	۸۱/۴۳ ± ۹/۸	
	A/P	(۸) ۷۵/۵۴ ± ۹/۷	۷۶/۱۵ ± ۱۷/۵	۷۵ ± ۱۰/۸	۷۳/۶۳ ± ۱۲/۴	(۵) ۷۷/۳۱ ± ۱۲/۶	۷۵ ± ۱۰/۸	۷۳/۶۳ ± ۱۲/۴	
	H/C	(۲) ۹۲/۹۲ ± ۷/۲	۹۴ ± ۵	۹۱/۵۶ ± ۱۴/۷	۹۳/۸۵ ± ۵/۶	(۲) ۹۴ ± ۵	۹۱/۵۶ ± ۱۴/۷	۹۳/۸۵ ± ۵/۶	
	P/C	(۹) ۹۱/۹۴ ± ۵/۷	۸۷/۶۷ ± ۸/۲	۹۵/۹۴ ± ۵/۸	۹۱/۲۳ ± ۶/۱	(۵) ۸۹/۶۷ ± ۷/۶	۹۵/۹۴ ± ۵/۸	۹۱/۲۳ ± ۶/۱	
	P/H	(۷) ۸۷/۵۷ ± ۵/۴	۸۰ ± ۹/۴	۹۳/۲۵ ± ۶/۱	۸۴/۵۲ ± ۶/۹	(۹) ۸۴ ± ۸/۲	۹۳/۲۵ ± ۶/۱	۸۴/۵۲ ± ۶/۹	
FS3	A/C	(۱۰) ۸۷/۰۷ ± ۷/۶	۸۴/۶۲ ± ۸/۳	۸۹/۰۶ ± ۹/۳	۸۵/۵۴ ± ۸/۲	(۱۰) ۸۴/۶۲ ± ۸/۳	۸۹/۰۶ ± ۹/۳	۸۵/۵۴ ± ۸/۲	
	A/H	(۸) ۸۴/۰۹ ± ۵/۸	۸۰/۴ ± ۱۲/۸	۸۶/۵ ± ۵/۶	۷۹/۵۴ ± ۸/۵	(۷) ۸۱/۵۴ ± ۸/۸	۸۶/۵ ± ۵/۶	۷۹/۵۴ ± ۸/۵	
	A/P	(۱۰) ۸۰/۸۹ ± ۷/۳	۷۹/۲۳ ± ۱۲/۵	۸۲/۳۳ ± ۱۱/۳	۷۹/۲ ± ۸/۲	(۸) ۷۹/۲۳ ± ۱۲/۵	۸۲/۳۳ ± ۱۱/۳	۷۹/۲ ± ۸/۲	
	H/C	(۸) ۸۵/۱۴ ± ۸/۶	۸۶/۷۵ ± ۹/۴	۸۳/۱۳ ± ۱۲/۴	۸۶/۶۲ ± ۷/۷	(۱۰) ۸۷/۲۵ ± ۱۰/۷	۸۳/۱۳ ± ۱۲/۴	۸۶/۶۲ ± ۷/۷	
	P/C	(۴) ۹۱/۱۳ ± ۶/۴	۸۹/۳۳ ± ۸/۲	۹۲/۸۱ ± ۷/۴	۹۰/۶۵ ± ۶/۸	(۴) ۸۹/۳۳ ± ۸/۲	۹۲/۸۱ ± ۷/۴	۹۰/۶۵ ± ۶/۸	
	P/H	(۱۰) ۷۲ ± ۸/۹	۶۷/۳۳ ± ۱۲/۷	۷۵/۵ ± ۱۳/۶	۶۷/۲۳ ± ۹/۷	(۱۰) ۶۷/۳۳ ± ۱۲/۷	۷۵/۵ ± ۱۳/۶	۶۷/۲۳ ± ۹/۷	
FS4	A/C	(۹) ۸۶/۰۳ ± ۷	۸۱/۹۲ ± ۱۰/۱	۸۹/۳۸ ± ۱۱/۳	۸۴/۰۸ ± ۷/۷	(۸) ۸۴/۲۳ ± ۱۲/۱	۸۹/۳۸ ± ۱۱/۳	۸۴/۰۸ ± ۷/۷	
	A/H	(۸) ۷۹/۵۵ ± ۱۰/۵	۷۴/۶۲ ± ۱۳/۷	۸۲/۷۵ ± ۱۳	۷۴/۳۱ ± ۱۲/۱	(۸) ۷۴/۶۲ ± ۱۳/۷	۸۲/۷۵ ± ۱۳	۷۴/۳۱ ± ۱۲/۱	
	A/P	(۹) ۷۶/۶۱ ± ۱۱/۱	۷۷/۶۹ ± ۱۳/۴	۷۵/۶۷ ± ۱۲/۵	۷۵/۴۴ ± ۱۲/۱	(۹) ۷۷/۶۹ ± ۱۳/۴	۷۵/۶۷ ± ۱۲/۵	۷۵/۴۴ ± ۱۲/۱	
	H/C	(۸) ۹۳/۴۷ ± ۵/۹	۹۴/۲۵ ± ۵/۷	۹۲/۵ ± ۱۰/۴	۹۴/۲ ± ۵/۲	(۸) ۹۴/۲۵ ± ۵/۷	۹۲/۵ ± ۱۰/۴	۹۴/۲ ± ۵/۲	
	P/C	(۴) ۸۷/۵۸ ± ۷/۱	۸۲/۳۳ ± ۱۰/۴	۹۲/۵ ± ۶/۹	۸۶/۳۲ ± ۷/۹	(۳) ۸۵ ± ۱۰/۵	۹۲/۵ ± ۶/۹	۸۶/۳۲ ± ۷/۹	
	P/H	(۷) ۸۱/۱۴ ± ۷/۵	۷۴/۳۳ ± ۱۳	۸۶/۲۵ ± ۷	۷۶/۸۲ ± ۱۰/۱	(۷) ۷۴/۳۳ ± ۱۳	۸۶/۲۵ ± ۷	۷۶/۸۲ ± ۱۰/۱	
FS5	A/C	(۵) ۸۶/۷۲ ± ۸/۹	۷۹/۲۳ ± ۱۲/۹	۹۲/۸۱ ± ۹/۱	۸۴ ± ۱۱/۳	(۴) ۸۰ ± ۸/۸	۹۲/۸۱ ± ۹/۱	۸۴ ± ۱۱/۳	
	A/H	(۹) ۷۳/۷۹ ± ۸/۸	۶۵/۷۷ ± ۱۵/۹	۷۹ ± ۱۰/۶	۶۵/۹۴ ± ۱۲	(۳) ۶۸/۴۶ ± ۱۴/۳	۷۹ ± ۱۰/۶	۶۵/۹۴ ± ۱۲	
	A/P	(۹) ۷۶/۶۱ ± ۱۱/۸	۸۳/۸۵ ± ۱۲/۹	۷۰/۳۳ ± ۱۵/۴	۷۷ ± ۱۱/۲	(۹) ۸۳/۸۵ ± ۱۲/۹	۷۰/۳۳ ± ۱۵/۴	۷۷ ± ۱۱/۲	
	H/C	(۸) ۸۶/۱۱ ± ۴/۹	۷۹/۷۵ ± ۶/۸	۹۴/۰۶ ± ۱۰/۲	۸۶/۴۴ ± ۴/۶۶	(۳) ۸۳/۷۵ ± ۹/۲	۹۴/۰۶ ± ۱۰/۲	۸۶/۴۴ ± ۴/۶۶	
	P/C	(۹) ۸۶/۷۷ ± ۶/۴	۷۹/۶۷ ± ۱۱/۱	۹۳/۴۴ ± ۶/۲	۸۵/۰۶ ± ۷/۷	(۸) ۸۰/۶۷ ± ۱۰/۴	۹۳/۴۴ ± ۶/۲	۸۵/۰۶ ± ۷/۷	
	P/H	(۶) ۶۵ ± ۹/۱	۴۸/۳۳ ± ۲۲/۵	۷۷/۵ ± ۱۵/۴	۵۱/۹۴ ± ۱۷/۲	(۸) ۵۵/۳۳ ± ۱۵/۴۶	۷۷/۵ ± ۱۵/۴	۵۱/۹۴ ± ۱۷/۲	

توضیحات: ستون اول از سمت راست نشان دهنده استراتژی ادغام است FS1: استراتژی ادغام ۱، FS2: استراتژی ادغام ۲، FS3: استراتژی ادغام ۳، FS4: استراتژی ادغام ۴، FS5: استراتژی ادغام ۵. ستون دوم بیانگر دو گروهی است که از یکدیگر تفکیک شده اند: A = ALS، C = کنترل، H = هانتینگتون، P = پارکینسون.

جدول ۴: نتایج طبقه بندی بیماری های نورودژنراتیو با استفاده از تکنیک های مبتنی بر تحلیل الگوی راه رفتن

مطالعه	کلاس ها	روش	ماکزیمم نتایج
(۱۲)	سالم و ALS	روش آماری و LS-SVM	صحت: ۸۲/۸٪
(۱۳)	سالم و ALS	تحلیل طیف توان و شبکه عصبی مصنوعی	صحت: ۸۳٪
(۱۴)	سالم و پارکینسون	ویژگی های زمانی - مکانی الگوی راه رفتن و الگوریتم های یادگیری ماشین	صحت ۹۲/۶٪
(۱۵)	سالم و پارکینسون	بازسازی فضای فاز و تجزیه مد تجربی و شبکه های عصبی	صحت ۹۸/۸٪
(۹)	طبقه بندی سه بیماری بصورت دو کلاسه	الگوریتم های یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان، KStar و جنگل تصادفی و رویکردهای آماری	صحت: ۷۳/۲۳٪ تا ۹۳/۹۶٪
مطالعه حاضر	طبقه بندی سه بیماری بصورت دو کلاسه	نگاشت پوانکاره تاخیردار، ویژگی های قطبی، ادغام در سطح ویژگی، شبکه عصبی رو به جلو	صحت: ۹۰~٪

منابع

- Okun MS. Parkinson's Treatment: 10 Secrets to a Happier Life: English Edition. Creates Space Independent Publishing Platform; 2013.
 - Miriam D, Stroud C. Neurodegeneration: Exploring Commonalities Across Diseases: Workshop Summary. Washington (DC): National Academies Press; 2013.
 - Ye Q, Xia Y, Yao Z. Classification of Gait Patterns in Patients with Neurodegenerative Disease Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Comput. Math. Method. M.* 2018; 9831252.
 - Wu Y, Krishnan S. Computer-aided analysis of gait rhythm fluctuations in amyotrophic lateral sclerosis. *Med. Biol. Eng. Comput* 2009; 47:1165-1171.
 - Hausdorff JM, Lertratanakul A, Cudkowicz ME, Peterson AL, et al. Dynamic markers of altered gait rhythm in amyotrophic lateral sclerosis. *J Appl. Physiol* 2000; 88: 2045-2053.
 - Hausdorff JM, Mitchell SL, Firtion R, Peng C-K, et al. Altered fractal dynamics of gait: reduced stride-interval correlations with aging and Huntington's disease. *J. Appl. Physiol* 1997; 82(1): 262-269.
 - Aziz W, Arif M. Complexity analysis of stride interval time series by threshold dependent symbolic entropy. *Eur. J. Appl. Physiol* 2006; 98(1): 30-40.
 - Liao F, Wang J, He P. Multi-resolution entropy analysis of gait symmetry in neurological
- یادگیری ماشین پیشرفته استفاده شود تا امکان افزایش نرخ های عملکردی مورد بررسی دقیق قرار گیرد. نکته دیگر که باید بدان توجه کرد آن است که تعداد نمونه های گروه های مختلف محدود بود و از طرفی تعداد نمونه ها در کلاسهای مختلف یکسان نبود. برای ارزیابی عملکرد دقیق سیستم پیشنهادی، در کارهای آتی باید از حجم نمونه بزرگتر و تعداد نمونه های همگن در تمام گروه ها استفاده شود.
- در این مقاله از دادگان موجود در پایگاه فیزیوت استفاده شده است (۵). این مقاله فاقد هرگونه مطالعه با شرکت کنندگان انسانی است که دادگان آن توسط نویسندگان مقاله حاضر اخذ شده باشد.

- degenerative diseases and amyotrophic lateral sclerosis. *Med. Eng. Phys* 2008; 30(3): 299-310.
9. Zheng H, Yang M, Wang H, McClean S. Machine Learning and Statistical Approaches to Support the Discrimination of Neuro-degenerative Diseases Based on Gait Analysis. In: McClean S, Millard P, El-Darzi E, Nugent C, eds. *Intelligent Patient Management. Studies in Computational Intelligence*. Berlin, Heidelberg: Springer; 2009. p. 57-70.
 10. Ren P, Zhao W, Zhao Z, Bringas-Vega ML, et al. Analysis of Gait Rhythm Fluctuations for Neurodegenerative Diseases by Phase Synchronization and Conditional Entropy. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng* 2016; 24(2): 291-299.
 11. Ren P, Tang S, Fang F, Luo L, et al. Gait rhythm fluctuation analysis for neurodegenerative diseases by empirical mode decomposition. *IEEE Trans. Biomed. Eng* 2017; 64(1): 52-60.
 12. Wu Y, Shi L. Analysis of altered gait cycle duration in amyotrophic lateral sclerosis based on nonparametric probability density function estimation. *Med. Eng. Phys* 2011; 33(3): 347-355.
 13. Abedi B, Abbasi A, Sarbaz Y, Goshvarpour A. Early Detection of Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS) using the Gait Motor Signal Frequency Analysis. *J Arak Uni Med Sci*. 2016; 19(3): 54-61. [Persian]
 14. Wahid F, Begg RK, Hass CJ, Halgamuge S, et al. Classification of Parkinson's Disease Gait Using Spatial-Temporal Gait Features. *IEEE J Biomed Health Inform* 2015; 19(6): 1794-802.
 15. Zeng W, Yuan C, Wang Q, Liu F, et al. Classification of gait patterns between patients with Parkinson's disease and healthy controls using phase space reconstruction (PSR), empirical mode decomposition (EMD) and neural networks. *Neural Netw* 2019; 111: 64-76.
 16. Chatterjee S. Analysis of the human gait rhythm in Neurodegenerative disease: A multifractal approach using Multifractal detrended cross correlation analysis. *Physica A* 2020; 540: 123154.
 17. Rehman RZU, Del Din S, Guan Y, Yarnall AJ, et al. Selecting Clinically Relevant Gait Characteristics for Classification of Early Parkinson's Disease: A Comprehensive Machine Learning Approach. *Sci Rep* 2019; 9: 17269.
 18. Varrecchia T, Castiglia SF, Ranavolo A, Conte C, et al. An artificial neural network approach to detect presence and severity of Parkinson's disease via gait parameters. *PLoS ONE* 2021; 16(2): e0244396.
 19. Fraser A, Swinney H. Independent coordinates for strange attractors from mutual information. *Phys Rev a Gen Phys* 1986; 33(2): 1134-1140.