

Algebraic Analysis of Vertical Ground Reaction Force Signal for diagnosis and Differentiation of Parkinson's Disease Severity

Fathi, Gisoo ¹ / Ghaderyan, Peyvand ^{2*}

¹ - M.Sc. Student, Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

² - Assistant Professor, Computational Neuroscience Laboratory, Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

ARTICLE INFO

DOI: 10.22041/IJBME.2021.530841.1694

Received: 22 May 2021

Revised: 26 June 2021

Accepted: 27 June 2021

KEYWORDS

Parkinson's Disease
K-Nearest Neighbor
Probabilistic Neural Network
Symmetric Feature
Vertical Ground Reaction Force

ABSTRACT

Parkinson's Disease (PD) is one of the most common neurodegenerative diseases that cause abnormal gait patterns by affecting central nervous system. Since this disease is incurable, the reliable diagnosis can lead to slowing disease progression, reducing the risk of physical injuries and improving the quality of patient's life. In this regard, the development of fast, cost-effective and reliable detection systems is essential. This study has therefore proposed a detection method using vertical ground reaction force signals, which provide a non-invasive and useful index of the motor control function. It is based on generalized singular value decomposition, K-Nearest Neighbor (KNN) and Probabilistic Neural Network (PNN). The performance of the algorithm has been evaluated by gait signal of 93 individuals with PD and 73 healthy controls. The results have demonstrated that the proposed new symmetric feature is able to achieve 96.19% and 95.67% accuracy rates, 97.22% and 93.35% sensitivity rates, 95.02% and 97.33% specificity rates using the KNN and PNN classifiers, respectively. Furthermore, average accuracy rates of 98.23% and 98.51%, sensitivity rates of 93.5% and 100%, specificity rates of 100% and 96.53% have been obtained for stage classification using these two classifiers. The obtained high average accuracy rates have confirmed the promising capability of the proposed non-invasive and cost-effective method in PD detection and stage classification, which makes it suitable for clinical applications.

*Corresponding Author

Address	Computational Neuroscience Laboratory, Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran		
Postal Code	51335-1996	Tel	+98-41-33458421
E-Mail	p_ghaderyan@sut.ac.ir	Fax	+98-41-33444360





تحلیل جبری سیگنال نیروی عکس‌العمل عمودی زمین برای تشخیص و تفکیک شدت بیماری پارکینسون

فتحی، گیسو^۱ / قادریان، پیوند^{۲*}

^۱ - دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران
^۲ - استادیار، آزمایشگاه علوم اعصاب محاسباتی، دانشکده‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22041/IJBME.2021.530841.1694

پذیرش: ۶ تیر ۱۴۰۰

بازنگری: ۵ تیر ۱۴۰۰

ثبت در سامانه: ۱ خرداد ۱۴۰۰

چکیده

واژه‌های کلیدی

بیماری پارکینسون یکی از رایج‌ترین بیماری‌های پیش‌رونده‌ی تدریجی است که با تأثیر بر سیستم عصبی مرکزی باعث بروز اختلالات راه رفتن می‌شود. از آن‌جا که این بیماری قابل‌درمان نیست، تشخیص صحیح و به موقع آن می‌تواند به آهسته کردن سیر پیش‌رفت بیماری، کاهش آسیب‌های جسمی و ارتقای کیفیت زندگی بیماران کمک شایانی نماید. در این راستا توسعه‌ی سیستم‌های تشخیصی با عمل‌کرد سریع، کم‌هزینه و قابل اعتماد حائز اهمیت است. برای حل این مسأله در این تحقیق یک روش تشخیصی با استفاده از سیگنال نیروی عکس‌العمل عمودی زمین که یک شاخص غیرتهاجمی و مفید از نحوه‌ی کنترل حرکتی فراهم می‌کند، ارائه شده است. این روش تشخیصی بر اساس تجزیه‌ی تعمیم‌یافته‌ی مقدار تکین سیگنال و طبقه‌بندهای k-نزدیک‌ترین همسایگی (KNN) و شبکه‌ی عصبی احتمالی (PNN) است. عمل‌کرد این الگوریتم با استفاده از سیگنال راه رفتن ۹۳ بیمار پارکینسون و ۷۳ فرد سالم مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که ویژگی جدید متقارن ارائه شده قادر است بیماری پارکینسون را به کمک روش طبقه‌بندی k-نزدیک‌ترین همسایگی و شبکه‌ی عصبی احتمالی به ترتیب با صحت ۹۶/۱۹٪ و ۹۵/۶۷٪، حساسیت ۹۷/۰۲٪ و ۹۳/۳۵٪ و اختصاصیت ۹۵/۰۲٪ و ۹۷/۳۳٪ تشخیص دهد. از سوی دیگر این روش در تشخیص شدت بیماری نیز موفق به ارائه‌ی صحت ۹۸/۲۳٪ و ۹۸/۵۱٪، حساسیت ۹۳/۵٪ و ۱۰۰٪ و اختصاصیت ۱۰۰٪ و ۹۶/۵۳٪ برای این دو طبقه‌بند شده است. صحت بالای نتایج به دست آمده نشان دهنده‌ی قابلیت مناسب روش غیرتهاجمی و کم‌هزینه‌ی ارائه شده در تشخیص بیماری پارکینسون و تفکیک شدت آن است که استفاده از آن را در کاربردهای کلینیکی ممکن می‌سازد.

بیماری پارکینسون
k-نزدیک‌ترین همسایگی
شبکه‌ی عصبی احتمالی
ویژگی متقارن
نیروی عکس‌العمل عمودی
زمین

*نویسنده‌ی مسئول

نشانی آزمایشگاه علوم اعصاب محاسباتی، دانشکده‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

کد پستی ۵۱۳۳۵-۱۹۹۶ تلفن +۹۸-۴۱-۳۳۴۵۸۴۲۱

پست الکترونیک p_ghaderyan@sut.ac.ir دورنگار +۹۸-۴۱-۳۳۴۴۴۳۶۰



۱- مقدمه

بیماری پارکینسون یکی از دلایل بروز سندروم زوال عقل و از جمله بیماری‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی است که توانایی‌های حرکتی فرد را تحت تاثیر قرار می‌دهد [۱]. حدود ۶/۲ میلیون نفر در سراسر دنیا از این بیماری رنج می‌برند [۲]. تقریباً از میان هر صد نفر یک یا دو نفر ممکن است با گذشت زمان دچار بیماری پارکینسون شوند [۳]. انحطاط سلول‌های مغزی تولید کننده‌ی دوپامین در بیماران پارکینسون می‌تواند توانایی فرد در انجام فعالیت‌های روزانه را تحت تاثیر قرار دهد و با علائمی نظیر ضعف در عضلات، هماهنگی ضعیف بین سیستم عصبی و مفاصل، مشکل در حفظ تعادل راه رفتن، لرزش هنگام استراحت و بی‌ثباتی وضعیتی همراه باشد [۴-۶]. با وجود این که این بیماری قابل درمان یا پیش‌گیری نیست، در مطالعات اخیر موفقیت برخی از داروها در کنترل علائم بیماری پارکینسون و کند نمودن سیر پیش‌رفت بیماری گزارش شده است [۴، ۷]. از این رو ارائه‌ی روش‌های تشخیصی و طبقه‌بندی شدت بیماری در سال‌های اخیر به سبب تاثیر آن‌ها در کنترل بیماری و بهبود کیفیت زندگی بیماران، توجه محققان را به خود جلب کرده است. تا کنون روش‌های مختلفی مانند تصویربرداری‌های عصبی عمل‌کردی، آزمایش‌های ژنتیک و خون و ... جهت تشخیص بیماری‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی مانند پارکینسون ارائه شده است [۸]. بسیاری از این روش‌ها تهاجمی، پرهزینه و یا زمان‌بر بوده و ممکن است اشتباهاتی نیز در تعبیر آن‌ها وجود داشته باشد [۹]. از این رو بسیاری از تحقیقات به سوی استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیکی و حرکتی مانند سیگنال الکتروانسفالوگرافی، سیگنال دست‌خط، سیگنال‌های صوتی و راه رفتن که غیرتهاجمی و کم‌هزینه هستند سوق داده شده است. از جمله معایب استفاده از سیگنال الکتروانسفالوگرافی دامنه‌ی کوچک آن در رنج میکروولت و هم‌چنین وجود میدان مغناطیسی در محیط و فعالیت الکتریکی و حرکتی عضلات در ناحیه‌ی سر (مانند جویدن، صحبت کردن و ...) است که می‌تواند باعث اختلال در ثبت و یا پایین آمدن نسبت سیگنال به نویز شود [۱۰]. بررسی سیگنال صوتی در طولانی مدت نشان می‌دهد که این سیگنال ثابت نبوده و به دلیل این که ویژگی‌های اختلالی بیماری پارکینسون به طور ناگهانی ظاهر نشده و این سیگنال دارای فرایند تغییر آهسته‌ای است، تشخیص بیماری در مراحل اولیه به کمک آن ممکن نیست [۱۱]. از سوی دیگر در استفاده از سیگنال دست‌خط [۱۲] برای تشخیص بیماری با توجه به درگیری یک طرف بدن در مراحل اولیه، در صورتی که دست

نگارشی در آن سمت نباشد، ممکن است امکان تشخیص کاهش یابد. یک روش جای‌گزین، تجزیه و تحلیل سیگنال راه رفتن بوده که یکی از روش‌های تشخیصی قابل اعتماد، غیرتهاجمی، بالینی و مقرون به صرفه است و می‌تواند اطلاعات مهمی در مورد عمل‌کرد قشر حرکتی اولیه، عقده‌های قاعده‌ای و مخچه فراهم سازد و مطالعات اخیر نیز نشان داده که این روش برای تشخیص و نظارت بر بیماری‌های پیش‌رونده‌ی تدریجی مفید است [۶، ۱۳، ۱۴]. متغیرهای راه رفتن مانند نیروهای واکنش زمین (GRF) می‌توانند به راحتی و با هزینه‌ی کم توسط مقاومت‌های حساس به نیروی زیر پا اندازه‌گیری شده و از این رو ممکن است روش تشخیصی سریع و آسانی را ارائه دهند [۱۵]. سیگنال‌های راه رفتن ترکیبی پیچیده از اجزای قدرت، احساس و هماهنگی را شامل می‌شوند [۱۴]. این سیگنال‌ها به اختلالات عصبی در عمل‌کرد حرکت حساس بوده و بنابراین می‌توانند تشخیص چنین بیماری‌هایی را تسهیل کنند. راه رفتن یک فعالیت متناوب مربوط به دو اندام تحتانی است که الگوی آن به صورت یک چرخه‌ی حرکتی توصیف شده و توسط سیستم عصبی مرکزی کنترل می‌شود [۱۴، ۱۶].

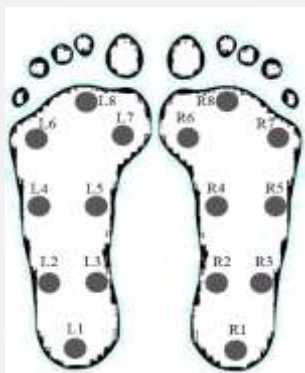
مطالعات اخیر نشان داده که الگوهای ثبت شده از راه رفتن در یک فرد سالم بین هر دو پا متقارن است و تفاوت معنی‌داری بین نیروهای عمودی و میانی وجود ندارد [۱۷]. اختلالات عصبی می‌تواند کنترل حرکات عضلانی را تحت تاثیر قرار داده و منجر به انحراف بین اندام‌های تحتانی راست و چپ بدن و عدم تقارن در حین راه رفتن شود [۱۴]. به همین دلیل کمی‌سازی عدم تقارن یکی از جنبه‌های مهم برای افتراق بین راه رفتن یک فرد سالم و بیمار است [۱۸]. از این رو در مطالعات مختلف جهت تشخیص بیماری پارکینسون از ویژگی‌های دومتغیره برای کمی‌سازی تقارن و یا عدم تقارن بین اندام‌ها استفاده شده است. به صورت کلی روش‌های مورد استفاده در این زمینه را می‌توان در چهار دسته‌ی شاخص‌های گسسته، رویکردهای متقارن چرخه‌ی راه رفتن کامل، روش‌ها و رویکردهای آماری و غیرخطی طبقه‌بندی کرد [۱۸]. از معایب شاخص‌های گسسته می‌توان به نادیده گرفتن تغییرات پیوسته در کل چرخه‌ی راه رفتن اشاره کرد [۱۴]. جهت غلبه بر محدودیت اندازه‌گیری‌های گسسته، مجموعه‌ای جدید از ویژگی‌ها به نام رویکردهای متقارن چرخه‌ی راه رفتن ارائه شده است [۱۴]. با این حال توانایی پیش‌بینی این روش‌ها به مقدار زیادی به تعیین پارامترهای ابتدایی بستگی دارد که سبب وابستگی آن‌ها به داده‌های هنجاری بیماران به عنوان مرجع یا انتخاب پارامترهای ورودی می‌شود [۱۴]. علاوه بر این به دلیل

ویژگی دیگر روش حاضر، قابلیت آن در تعیین شدت بیماری علاوه بر تشخیص آن است. از آنجا که تشخیص شدت بیماری در نظارت بر بیماری و ارزیابی روند درمان آن حائز اهمیت است، ارائه‌ی یک الگوریتم واحد برای تشخیص و تفکیک مراحل بیماری به کمک یک روش می‌تواند در کاربردهای کلینیکی بسیار مفید واقع شود. جهت طبقه‌بندی ویژگی‌های جدید ارائه شده در این مطالعه نیز از دو طبقه‌بند K-نزدیک‌ترین همسایگی (KNN) و شبکه‌ی عصبی احتمالی (PNN) بهره گرفته شده است. مهم‌ترین مزیت شبکه‌ی عصبی احتمالی، آموزش ساده و سریع آن است که می‌تواند به صورت بلادرنگ مورد استفاده قرار گیرد [۳۵]. در روش شبکه‌ی عصبی احتمالی، حالت سطوح تصمیم می‌تواند با انتخاب مقدار مناسبی برای پارامتر هموار کننده σ به پیچیدگی یا سادگی مورد نظر برسد، سطوح تصمیم می‌تواند به روش بهینگی بیز نزدیک شود، نمونه‌های دارای مشکل قابل پردازش هستند، نمونه‌های کمی از هر طبقه برای عمل کرد و اجرای شبکه کافی است، بدون نیاز به آموزش مجدد شبکه اگر تعداد کل نمونه‌های آموزشی افزایش یابد σ می‌تواند کوچک‌تر گردد و هم‌چنین طرح‌های جدید برای آماره‌های متغیر نسبت به زمان می‌تواند جایگزین طرح‌های قدیمی شوند [۳۵]. یکی دیگر از مزیت‌های عملی شبکه‌ی عصبی احتمالی این است که بر خلاف اکثر شبکه‌ها می‌تواند بدون بازگشت به لایه‌های قبلی به صورت کاملا موازی عمل کرده و به راحتی با طراحی یک سخت‌افزار می‌توان این شبکه را پیاده‌سازی کرد [۳۵]. طبقه‌بند مورد تایید دیگر، الگوریتم طبقه‌بندی K-نزدیک‌ترین همسایگی با ساختار ساده بوده که سرعت عمل کرد برنامه‌ی کامپیوتری آن بسیار مطلوب است [۳۶]. این طبقه‌بند بسیار انعطاف‌پذیر بوده و برای دسته‌های چندکلاسه مناسب است [۳۶]. در این الگوریتم می‌توان از فضاهای ویژگی با بعد نسبتا بالاتر استفاده نمود [۳۷].

روش پیشنهادی این مطالعه در شکل (۱) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که این روش تشخیصی شامل پیش‌پردازش داده‌های اخذ شده از پایگاه داده، استخراج ویژگی به کمک تجزیه‌ی تعمیم یافته‌ی مقادیر تکین و طبقه‌بندی به کمک روش K-نزدیک‌ترین همسایگی و شبکه‌ی عصبی احتمالی بوده که در ادامه جزئیات هر قسمت به صورت مجزا توصیف شده است. هدف این روش، ارائه‌ی یک روش واحد برای تشخیص و مرحله‌بندی بیماری پارکینسون به کمک ارائه‌ی یک ویژگی متقارن است. فرضیه‌ی آن نیز این است که مقادیر تکین دو سیگنال پای چپ و راست، امکان کمی‌سازی تفاوت بین حرکات دو پا را برای تشخیص و مرحله‌بندی بیماری ممکن می‌سازد.

تفسیر دشوار نتایج، استفاده از آن‌ها در کاربردهای بالینی محدود است [۱۴]. دسته‌ی سوم از ویژگی‌های متقارن، روش‌های آماری است که می‌تواند روی مقادیر گسسته و هم‌چنین سیگنال‌های پیوسته اعمال شود [۱۸]. اگرچه این دسته از روش‌ها ممکن است تفاوت‌های قابل توجهی بین افراد سالم و بیمار ایجاد کند، اما گاهی اوقات قادر به نشان دادن الگوهای اساسی سیگنال‌های راه رفتن نبوده که این را می‌توان به وجود آرتیفکت‌های مختلف در ثبت سیگنال و یا غیرخطی بودن و پیچیدگی‌های الگوی سیگنال نسبت داد [۱۴]. برای رفع این مشکل می‌توان از روش‌های پردازش سیگنال غیرخطی که متناسب با ساختار غیرخطی و غیرایستای سیگنال راه رفتن است استفاده کرد [۱۴]. تا کنون از روش‌های غیرخطی مختلفی مانند آنتروپی چندرزولوشنه و یا آنتروپی فازی برای تحلیل تقارن سیگنال‌های راه رفتن استفاده شده است. از جمله محدودیت‌های این ویژگی‌ها می‌توان به نیاز آن‌ها به حدس اولیه‌ی برخی پارامترها برای محاسبات اشاره کرد که می‌تواند بر عمل کرد شناسایی تاثیر بگذارد [۱۴]. محدودیت‌های موجود در روش‌های پیشین نیاز به ارائه‌ی ویژگی‌های جدید دومتغیره جهت کمی‌سازی تقارن بین حرکات پا برای تشخیص بیماری پارکینسون را آشکار می‌کند. بنابراین در این مطالعه از ویژگی متقارن جدیدی که سعی در کمی‌سازی شباهت بین دو سیگنال پای چپ و راست داشته و مبتنی بر روش تجزیه‌ی تعمیم‌یافته‌ی مقادیر منفرد بوده برای تشخیص بیماری پارکینسون بهره گرفته شده است. این ویژگی با استخراج اطلاعات پایه‌ای جبری از سیگنال [۱۹]، یک ساختار ریاضیاتی را جهت کمی‌سازی شباهت بین دو سیگنال و تعیین میزان تقارن و یا عدم تقارن بین حرکات پای چپ و راست فراهم می‌نماید. به دلیل یکتا بودن مقادیر تکین، مقادیر تکین تعمیم‌یافته نیز یکتا بوده اما تجزیه‌ی مقادیر تکین تعمیم‌یافته، بر خلاف تجزیه‌ی مقادیر تکین استاندارد لزوما تحت آشفتگی خوش‌حالت نمی‌باشد [۲۰]. از کاربردهای تجزیه‌ی تعمیم‌یافته‌ی مقادیر تکین می‌توان به توصیف داده‌های بیولوژیکی [۲۱]، تشخیص چهره [۲۲]، تقویت گفتار [۲۳]، مقایسه‌ی DNA طبیعی و دارای تومور [۲۴]، حل معادلات ماتریسی خطی [۲۵]، کم‌ترین مربعات مفید [۲۶]، فضای پوچ مشترک دو ماتریس [۲۶]، بازشناسی اطلاعات [۲۷]، کم‌ترین مربعات وزن‌دار [۲۸، ۲۹]، منظم‌سازی مسائل بدو وضع [۳۰]، کم‌ترین مربعات کل تعمیم‌یافته [۳۱]، پردازش سیگنال و هویت شناسی [۳۲]، تحلیل مبین خطی [۳۳]، روش حاوی حل‌های ویژه [۳۴] و ... اشاره کرد.

اجرای سه سبک مختلف راه رفتن شامل پیاده‌روی حین تحریک شنوایی ریتمیک (Ju)، پیاده‌روی روی تردمیل (Si) و پیاده‌روی هم‌زمان با انجام کار دوگانه‌ی شمارش (Ga) انجام شده است. جزئیات مربوط به افراد شرکت کننده در این آزمایش‌ها در جدول (۱) تشریح شده است.



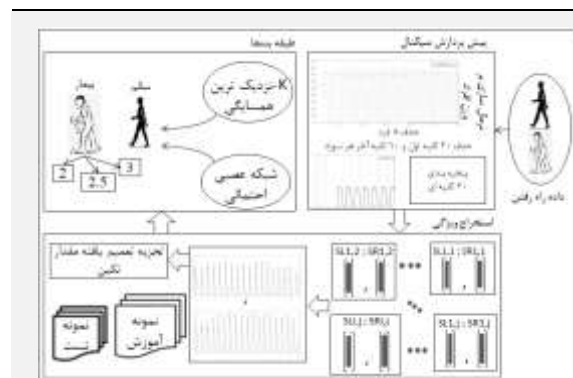
شکل (۲) - محل قرارگیری ۸ سنسور زیر هر پا

جدول (۱) - اطلاعات افراد مجموعه‌ی داده‌ی راه رفتن

Si	Ju	Ga	
۵۹/۸۶±۸/۲۵	۶۶/۳۳±۸/۰۷	۷۰/۹۱±۸/۳۲	سن (سال)
زن ۲۳ مرد ۴۰	زن ۲۳ مرد ۲۶	زن ۱۶ مرد ۲۹	تعداد کل
۲۸	۲۳	۱۸	تعداد سالم
۲۸	۱۰	۱۵	تعداد با ضریب ۲-
۷	۱۳	۷	با ضریب ۲/۵-
۰	۳	۵	با ضریب ۳-
۷۴/۲۸±۱۲/۷۵	۷۱/۲۴±۱۱/۲۴	۷۲/۲۲±۱۳/۸۱	وزن افراد سالم
۷۳/۰۵±۱۱/۲۵	۷۰/۲۷±۸/۴۲	۷۳/۸۱±۱۵/۶۶	وزن افراد بیمار

۲-۱- پیش‌پردازش داده

در ابتدا جهت حذف اثرات گذرای ابتدا و انتهای حرکت و تاثیر وزن روی محاسبات، سیگنال نیروی عکس‌العمل عمودی زمین ثبت شده از ۱۶ سنسور و ۲ کانال مربوط به مجموع نیروهای زیر هر پا پیش‌پردازش شده است. بدین منظور نرمال‌سازی داده‌ها بر اساس وزن بدن افراد انجام شده است [۴۲، ۴۳]. سپس ۲۰ ثانیه‌ی اول و ۱۰ ثانیه‌ی آخر سیگنال‌ها به منظور به حداقل رساندن اثرات گذرای شروع و پایان حرکت حذف شده است [۸، ۱۵، ۴۴]. در ادامه سیگنال‌های نرمال شده به



شکل (۱) - نگاره‌ی روش پیشنهادی برای تشخیص بیماری با استفاده از ویژگی نقاط تکین تعمیم یافته

۲- پایگاه داده

در این پژوهش به منظور ارزیابی کارایی الگوریتم‌های پیشنهادی، از یک پایگاه داده که در بر گیرنده‌ی نیروی عکس‌العمل عمودی زمین در هنگام راه رفتن برای بیماران پارکینسون و افراد سالم بوده استفاده شده است. این سیگنال یک روش سریع و غیرتهاجمی برای ارزیابی تغییرات ریتم راه رفتن فراهم می‌کند [۱۵]. از سوی دیگر این سیگنال می‌تواند حاوی اطلاعات پنهان و مفیدی از نحوه‌ی راه رفتن فرد در کل چرخه‌ی راه رفتن باشد. این پایگاه داده در طول سه پژوهش با هم‌کاری فرنکل تلودو و هم‌کارانش [۳۸، ۳۹]، هاسدورف و هم‌کارانش [۴۰] و یوگو و هم‌کارانش [۴۱] گردآوری شده که در سایت فیزیوت قابل دسترسی است. در مجموعه‌ی داده‌های جمع‌آوری شده توسط هاسدورف و هم‌کارانش [۴۰] (Ju)، تمام شرکت کنندگان در شرایط عادی با تحریک شنوایی ریتمیک راه رفته‌اند. در حالی که پیاده‌روی همراه با گوش دادن ساده، گوش دادن و شمارش پیچیده و کارهای محاسباتی در مجموعه‌ی داده‌ی یوگو و هم‌کارانش [۴۱] (Ga) انجام شده است. شرکت کنندگان در این آزمایش شامل ۹۳ فرد مبتلا به پارکینسون ایدیوپاتیک (میانگین سنی ۶۶/۳ سال، ۶۳٪ مرد) و ۷۳ فرد سالم (میانگین سنی ۶۶/۳ سال، ۵۵٪ مرد) هستند. شدت بیماری افراد شرکت کننده، به کمک دو مقیاس هوهن و یاهر و مقیاس رتبه‌بندی بیماری‌های یک‌پارچه‌ی پارکینسون ارزیابی و گزارش شده است. در ثبت‌های انجام شده، نیروی عکس‌العمل عمودی زمین (VGRF) بر حسب نیوتون به عنوان تابعی از زمان با سرعت نمونه‌برداری ۱۰۰ هرتز طبق شکل (۲) توسط ۸ سنسور مختلف در کف کفش هر دو پای فرد اندازه‌گیری شده است. این سیگنال‌ها در حین راه رفتن افراد با سرعت انتخابی خود برای مدت ۲ دقیقه ثبت شده است. از افراد خواسته شده تا کفش‌ها را بپوشند و سپس اندازه‌گیری در حین



به کمک این روش تجزیه و در فضای تعریف شده‌ی جدید، داده به کمک دو ماتریس غیرمنفی عمود بر هم C و S نشان داده شده و در این روابط S ماتریس قطری مقادیر تکین بوده که به صورت صعودی مرتب شده و به شکل زیر است [۲۱].

$$S = C * S^{-1} \quad (۴)$$

مقادیر تکین قادر به نمایش مقاوم در برابر نویز و فشرده‌ای از اطلاعات پایه‌ای و جبری سیگنال بوده که برای توصیف آن بسیار مفید هستند [۸]. جهت فهم این موضوع که چه زمانی تجزیه‌ی تعمیم یافته‌ی مقدار تکین به تجزیه‌ی مقدار تکین معمولی تبدیل می‌شود از رابطه‌ی (۳) استفاده شده است [۲۱].

$$S^{-1} * V^T * B = X^T \quad (۵)$$

استفاده از این رابطه در کنار تجزیه‌ی ماتریس A (رابطه‌ی ۲)، به رابطه‌ی زیر منجر می‌شود [۲۱].

$$A = U * C * X^T = U * C * S^{-1} * V^T * B \\ = U * S * V^T * B \quad (۶)$$

بنابراین اگر $B=I$ باشد، آن‌گاه تجزیه‌ی مقدار تکین معمولی به دست آمده و اگر $A=B$ باشد رابطه‌ی زیر به دست می‌آید [۲۱].

$$A = U * C * X^T = V * S * X^T \quad (۷)$$

این مورد فقط به صورت زیر ممکن می‌شود [۲۱].

$$C = S, U = V \quad (۸)$$

در نهایت با این فرضیات رابطه‌ی زیر به دست می‌آید [۲۱].

$$\Sigma = C * S^{-1} = I \quad (۹)$$

بنابراین اگر هر دو سیگنال اولیه مشابه باشند، تمام مقادیر تکین به دست آمده برای تجزیه‌ی تعمیم یافته‌ی مقدار تکین برابر یک بوده و در غیر این صورت عددی بین صفر و یک را در اختیار قرار می‌دهد [۲۱]. این نتایج به این معنا است که از روش تجزیه‌ی تعمیم یافته‌ی مقدار تکین می‌توان به تشابهات بین دو سیگنال پی برد [۲۱]. از این رو در مطالعه‌ی حاضر جهت بررسی میزان تقارن حرکت پا در حین راه رفتن، سیگنال‌های ثبت شده از سنسورهایی در مکان‌های مشابه از پای چپ و راست به کمک این روش مورد تحلیل و بررسی قرار گرفته است. هم‌چنین ارتباط بین سیگنال‌های نیروی مجموع

پنجره‌هایی به طول ۲۰ ثانیه پشت سر هم تقسیم شده است [۱۳]. در این مطالعه ۳ شرکت کننده به دلیل عدم وجود داده‌ی وزن آن‌ها [۴۳] و ۵ شرکت کننده به دلیل سیگنال بسیار کوتاه (کم‌تر از ۲۰ ثانیه) از ادامه‌ی روند بررسی حذف شده‌اند.

۳- استخراج ویژگی

از آن‌جا که اختلالات عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی مانند پارکینسون توانایی سیستم عصبی عضلانی را تحت تاثیر قرار داده و منجر به عدم تقارن بین اندام‌ها می‌شوند، تحلیل انحرافات بین اندام‌های چپ و راست قابلیت بالایی را در تشخیص این نوع بیماری‌ها فراهم می‌کند [۴۳، ۱۸]. از آن‌جا که روش تجزیه‌ی تعمیم یافته‌ی مقدار تکین یک تبدیل ساده‌ی جبری بوده که میزان شباهت و عدم شباهت دو سیگنال را در ساختار ماتریسی گزارش می‌دهد [۲۴]، در این مطالعه از این روش تجزیه برای استخراج یک ویژگی جدید تقارنی که میزان شباهت بین داده‌های متناسب با نیروی کف پای چپ و راست را کمی‌سازی می‌کند، استفاده شده است. در ادامه خصوصیات این تبدیل جبری ذکر شده است.

۳-۱- تجزیه‌ی تعمیم یافته‌ی مقدار تکین

تجزیه‌ی تعمیم یافته‌ی مقدار تکین^۱، مشابه تجزیه‌ی مقدار تکین است اما با هدف مورب‌سازی یک جفت سیگنال انجام می‌شود [۴۵]. در صورتی که پنجره‌های به دست آمده از سنسورهای مربوط به پای چپ و راست به عنوان دو سیگنال ورودی به این الگوریتم در نظر گرفته شده و به ترتیب با A و B نشان داده شود، تجزیه‌ی تعمیم یافته‌ی مقدار تکین به صورت رابطه‌ی زیر روی این دو سیگنال قابل تعریف است [۲۱].

$$gsvd(A, B) = [U, V, X, C, S] \quad (۱)$$

در این رابطه C و S ماتریس‌های قطری غیرمنفی، V و U ماتریس‌های یکانی و X یک ماتریس مربعی است. در این رابطه سیگنال A به دو ماتریس عمود بر هم و یک ماتریس قطری (حاوی مقادیر تکین) به صورت زیر تجزیه شده است [۲۱].

$$A = U * C * X^T \quad (۲)$$

سیگنال B نیز به دو ماتریس عمود بر هم و یک ماتریس قطری به صورت زیر تجزیه شده است.

$$B = V * S * X^T \quad (۳)$$

^۱ Generalized Singular Value Decomposition

۴-۱- طبقه‌بند شبکه‌ی عصبی احتمالی

شبکه‌ی عصبی احتمالی بر اساس استراتژی بیزی در دسته‌بندی الگوها ساخته شده و منشا آن شبکه‌ی پایه‌ی شعاعی است [۳۵]. این شبکه از جمله روش‌هایی است که مبتنی بر الگوهای آماری موجود در داده عمل کرده [۶۸] و ابزار قدرتمندی برای شناخت و طبقه‌بندی الگوها با بیش‌ترین احتمال موفقیت می‌باشد [۶۹]. اساس کار سایر دسته‌بندی کننده‌های بیزین مبتنی بر انتخاب کلاسی با بزرگ‌ترین جمله‌ی حاصل از قاعده‌ی استراتژی بیزین است [۷۰].

$$\max\{h_i l_i f_i(X)\}, \quad i \in \{1, \dots, k\} \quad (10)$$

در این رابطه، h_i طبقه‌بندی نادرست یک مورد کلاس i ، l_i احتمال قبلی وقوع کلاس i و f_i نیز تابع چگالی احتمال کلاس i است [۳۵]. رابطه‌ی فوق، قانون تصمیم‌گیری که برای شناخت تابع چگالی احتمال مورد نیاز است را پیشنهاد نمی‌کند [۷۰]. یک تخمین زننده‌ی خاص از این نوع که در شبکه‌های عصبی احتمالی مورد استفاده قرار می‌گیرد، به صورت رابطه‌ی زیر قابل تعریف است [۳۵، ۷۰].

$$p_i(X) = \frac{1}{2\pi^2 \sigma^k} \cdot \frac{1}{n_i} \cdot \sum_{j=1}^{n_i} \exp\left[-\frac{(X - X_{i,j})^T \cdot (X - X_{i,j})}{2\sigma^2}\right] \quad (11)$$

در این رابطه X بردار ورودی، k بعد بردار ورودی، n_i تعداد الگوهای آموزشی موجود در کلاس i ، $X_{i,j}$ -امین الگوی آموزشی موجود در کلاس i و σ پارامتر هموارسازی است [۷۰، ۷۱]. تابع چگالی احتمال فوق با به کارگیری روش تقریب پارزن^۱ مستقیماً از مجموعه‌ی داده‌های آموزشی برآورد می‌شود [۳۵، ۷۰]. رابطه‌ی (۱۱) به صورت مجموعی از توزیع‌های گوسی چندمتغیره‌ی کوچک است اما این موضوع دلیلی بر گوسی بودن آن‌ها نبوده و این مجموع می‌تواند هر تابع چگالی احتمالی را تقریب بزند [۳۵، ۷۲].

ساختار شبکه‌های عصبی احتمالی در حالت کلی در بر گیرنده‌ی یک لایه‌ی ورودی و سه لایه‌ی پردازش اطلاعات شامل لایه‌ی الگو، لایه‌ی کلاس‌بندی و لایه‌ی خروجی است [۷۱]. نورون‌های لایه‌ی ورودی هیچ‌گونه محاسبه‌ای انجام نمی‌دهند و صرفاً وظیفه‌ی انتقال مقادیر ورودی به سلول‌های عصبی لایه‌ی دوم را بر عهده دارند [۷۱]. هر یک از نورون‌های لایه‌ی دوم با دریافت یک الگوی X از لایه‌ی ورودی و انجام یک عمل

پای چپ و راست نیز مورد بررسی قرار گرفته و مقادیر تکین تعمیم یافته‌ی حاصل از مقایسه‌ی بین هر کدام از این سیگنال‌ها در یک بردار ویژگی به مرحله‌ی طبقه‌بندی وارد شده است. تعداد کل ویژگی‌ها در این مطالعه برابر با ۹، تعداد کل نمونه‌های بیمار در سه پایگاه داده برابر با ۳۳۷ و تعداد نمونه‌های سالم برابر با ۲۴۱ است.

۴- طبقه‌بند

یک مرحله‌ی مهم پس از استخراج ویژگی‌های مناسب سیگنال راه رفتن، طبقه‌بندی ماتریس ویژگی‌ها در گروه‌های سالم و بیمار و یا در دسته‌هایی از بیماری با شدت متفاوت است. آن‌جا که داده‌های حاصل از راه رفتن افراد می‌تواند آغشته به نویز باشد و هم‌چنین ثبت داده‌های کلینیکی طولانی‌مدت نیز اغلب چندان ممکن نیست، طبقه‌بندی این نوع از داده‌ها کار دشواری بوده و به روش‌های مقاوم در برابر نویز و موثر در آموزش داده‌های کوتاه نیاز دارد. جهت تشخیص بیماری پارکینسون تا کنون روش‌های مختلفی مانند شبکه‌ی عصبی با توابع عضویت فازی وزنی [۴۶]، ماشین بردار پشتیبان با هسته‌های متفاوت [۹، ۴۲، ۴۷-۵۱]، شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه [۴۳، ۵۲]، برچسب تجزیه‌ی مقادیر منفرد [۵۳]، تجزیه و تحلیل تفکیک خطی [۱۷، ۵۴]، شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی [۱۵، ۵۵]، شبکه‌ی عصبی تاخیر زمانی [۵۶]، فاصله‌ی اقلیدسی [۵۷]، شبکه‌ی عصبی مصنوعی [۵۸-۶۰]، حافظه‌ی کوتاه‌مدت و شبکه‌ی عصبی کانولوشن [۶۱، ۶۲]، جنگل تصادفی وزن دار [۱، ۵۰]، تجزیه‌ی تاکر با استفاده از تجزیه‌ی مقدار منفرد [۶۳]، شبکه‌ی عصبی ژرف [۶۴]، درخت تصمیم [۵۰، ۶۵]، توجه هرمی زمانی-مکانی [۶۶]، درخت رگرسیون [۶۷]، بیز ساده [۴۸، ۵۰]، k -نزدیک‌ترین همسایگی [۴۸، ۵۰] و کم‌ترین مربعات غیرمنفی تنک [۸] مورد استفاده قرار گرفته است. در بعضی از این طبقه‌بندها تنها به تشخیص بیماری پارکینسون پرداخته شده و بررسی شدت بیماری در آن‌ها در دستور کار نبوده است. از معایب دیگر بعضی از این روش‌ها می‌توان به پیچیدگی الگوریتم‌های مختلف اشاره کرد. جهت مواجهه با این چالش‌ها، در مطالعه‌ی حاضر از طبقه‌بندهای شبکه‌ی عصبی احتمالی و k -نزدیک‌ترین همسایگی استفاده شده است که قادر به آموزش سریع با داده‌های کوتاه بوده و هم‌چنین مقاومت مناسبی در برابر نویز دارند [۳۶، ۳۵]. در بخش‌های بعدی هر یک از این دو روش طبقه‌بندی توصیف شده است.

^۱ Parzen

محاسبه‌ی این که هر عضو مجموعه‌ی آموزش چقدر به نمونه‌ی آزمایشی نزدیک است استفاده می‌شود [۷۵].

$$d_E(x, t) = \sqrt{\sum_{1 \leq i \leq n} (x_i - t_i)^2} \quad (14)$$

$$d_m(x, t) = \sum_{1 \leq i \leq n} |x_i - t_i| \quad (15)$$

سپس k همسایه‌ی نزدیک امتحان شده تا مشخص شود که کدام کلاس بیش‌ترین عضو را در نزدیکی نمونه‌ی آزمایشی دارد و کلاس آن نمونه‌ی آزمایشی تعیین شده و این فرایند برای تمام اعضای گروه آزمایش تکرار شده است. دقت این طبقه‌بند به یک تابع فاصله و اندازه بین نقاط k بستگی دارد [۷۳]. در این تحقیق مقادیر مختلف برای k امتحان شده و عددی که بالاترین صحت را ارائه داده (۱ با استفاده از فاصله‌ی اقلیدسی) به عنوان انتخاب نهایی در نظر گرفته شده است [۳۷، ۷۶].

برای آموزش هر دو طبقه‌بند در این مقاله از روش اعتبارسنجی متقابل پنج‌گانه برای تقسیم داده‌ها به ۵ قسمت استفاده شده است. هدف استفاده از روش اعتبارسنجی این است که چهار قسمت از ویژگی‌های ورودی برای آموزش طبقه‌بند و یک قسمت برای داده‌ی آزمایشی مورد استفاده قرار گیرد. در ادامه، این روند ۵ بار تکرار شده است به طوری که هر دسته از این داده‌ها حداقل یک بار در فرایند آزمایش شرکت نمایند. در انتها میانگین نتایج به دست آمده از ۵ بار تکرار گزارش شده است.

۵- نتایج و بحث

در این مطالعه یک روش جدید جهت تشخیص و طبقه‌بندی شدت بيماري پارکينسون بر اساس کمی‌سازی تقارن راه رفتن فرد به کمک یک روش تجزیه‌ی جبری ارائه شده است. قدرت تشخیص این روش به کمک چندین پایگاه داده و در حین انجام تکالیف دوگانه‌ی مختلف راه رفتن ارزیابی شده است. به منظور نشان دادن میزان قدرت تشخیصی ارائه شده در این الگوریتم، پارامترهای ارزیابی مختلف مانند صحت (Acc)، اختصاصیت (Spe) و حساسیت (Sen) مورد مطالعه قرار گرفته است. میزان موفقیت روش پیشنهادی در تشخیص بيماري به کمک دو روش طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی احتمالی و k -نزدیک‌ترین همسایگی در جدول‌های (۲) و (۳) ارائه شده است. درصد‌های صحت بالای به دست آمده در هر دو جدول نشان دهنده‌ی این موضوع است که ویژگی‌های مقادیر تکین ارائه شده در این مطالعه توانسته‌اند قدرت تفکیکی بسیار مناسبی بین افراد بیمار و سالم ارائه دهند. از سوی دیگر، نتایج به دست آمده نشان داده است که افرادی

غیرخطی روی حاصل ضرب مذکور، خروجی نورون $X_{i,j}$ را مطابق با رابطه‌ی (۱۲) محاسبه کرده و در اختیار لایه‌ی سوم قرار می‌دهند [۶۹].

$$\Phi_{ij}(X) = \frac{1}{2\pi^{\frac{k}{2}}\sigma^k} \exp\left[-\frac{(X - X_{i,j})^T \cdot (X - X_{i,j})}{2\sigma^2}\right] \quad (12)$$

نورون‌های لایه‌ی سوم، ورودی متناظر با دسته‌ای که الگوی آموزش به آن تعلق دارد را طبق رابطه‌ی (۱۱) با هم جمع می‌کنند [۶۹]. در نهایت نورون‌های لایه‌ی خروجی با توجه به قاعده‌ی تصمیم بیز، فرض متعلق به الگوی X را با رابطه‌ی زیر تعیین می‌کنند [۷۱].

$$c(X) = \operatorname{argmax}\{p_i(X)\}, i = 1, 2, \dots, m \quad (13)$$

در این رابطه m تعداد کلاس نمونه‌ی آموزش است و در نهایت $c(X)$ به عنوان الگوی کلاس X تخمین زده می‌شود [۷۱]. در سیستم ارائه شده، بردار ورودی داده‌ها، بردار الگوی داده‌ها و یک شاخص شیوع^۱ به الگوریتم پیشنهادی تعریف می‌شود. اگر این شاخص نزدیک به صفر باشد، شبکه به صورت طبقه‌بندی نزدیک‌ترین همسایه عمل می‌کند اما با بزرگ‌تر شدن این شاخص، شبکه‌ی طراحی شده چندین بردار طراحی نزدیک را در نظر می‌گیرد [۴۵]. شاخص شیوع در نظر گرفته شده به صورت پیش‌فرض برابر با ۰/۱ است. در این روش از الگوریتم کاهش گرادینان در یک شبکه‌ی عصبی دولایه (لایه‌ی اول نورون‌های تابع شعاعی پایه‌ای و لایه‌ی دوم نورون‌های رقابتی) استفاده شده است. طبق اصول شبکه‌ی عصبی احتمالاتی تعداد نورون‌ها در لایه‌ی اول برابر تعداد ورودی‌ها و تعداد نورون‌ها در لایه‌ی دوم برابر تعداد کلاس‌ها انتخاب شده است.

۴-۲- طبقه‌بند k -نزدیک‌ترین همسایگی

الگوریتم k -نزدیک‌ترین همسایگی یکی از ساده‌ترین و موثرترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین با نظارت است که مبتنی بر حافظه بوده و به داده‌های آموزش حین اجرا نیاز دارد [۷۳]. این طبقه‌بند در تشخیص گفتار، طبقه‌بندی اشیای نجومی، پیش‌بینی حملات قلبی و طبقه‌بندی انقباضات رحمی در هنگام زایمان مورد استفاده قرار گرفته است [۷۴]. در این الگوریتم در ابتدا برای هر ردیف از نمونه‌های آزمایشی، تعداد k عدد از نزدیک‌ترین اعضای داده‌ی آموزش (k همسایه‌ی نزدیک‌تر) انتخاب می‌شود. از فاصله‌ی اقلیدسی d_E و یا منهن d_m به دلیل نتایج بهتر در مقایسه با سایر فواصل، طبق روابط زیر برای

^۱ Spread

صحت ۹۸/۲۳٪، حساسیت ۹۳/۵٪ و اختصاصیت ۱۰۰٪ برای k-نزدیک‌ترین همسایگی در تشخیص شدت بیماری عمل کرد بسیار مطلوبی داشته است که این مساله می‌تواند مفید بودن روش پیشنهادی را در نظارت بر بیماری نیز نشان دهد.

جدول (۴) - عمل کرد طبقه‌بند شبکه‌ی عصبی احتمالی در سه پایگاه داده‌ی راه رفتن برای تشخیص شدت‌های متفاوت بیماری

پایگاه داده	صحت (%)	حساسیت (%)	اختصاصیت (%)
Ga	۹۸/۱۳	۹۸/۳۳	۹۸
Ju	۹۴/۳۷	۹۴/۲۸	۹۴/۵۴
Si	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
کل داده	۹۸/۵۱	۱۰۰	۹۶/۵۳

جدول (۵) - عمل کرد طبقه‌بند k-نزدیک‌ترین همسایگی در سه پایگاه داده‌ی راه رفتن برای تشخیص شدت‌های بیماری

پایگاه داده	صحت (%)	حساسیت (%)	اختصاصیت (%)
Ga	۹۸/۰۹	۹۶	۹۸/۷۵
Ju	۹۶/۶۰	۹۱/۴۲	۱۰۰
Si	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
کل داده	۹۸/۲۳	۹۳/۵	۱۰۰

در ادامه‌ی ارزیابی، جهت مقایسه‌ی میزان قدرت تشخیصی ارائه شده توسط سنسورهای مختلف در کف پا و امکان کم کردن تعداد این سنسورها، میزان قدرت تشخیصی الگوریتم پیشنهادی به کمک ترکیب سنسورها مورد آزمایش قرار گرفته و نتایج آن در جدول (۶) گزارش شده است. مشاهده می‌شود که استفاده از سنسورهای جلو و عقب کف پا و سنسور مجموع نیروی کف پا قدرت تشخیصی مناسبی را فراهم می‌سازد و امکان کم کردن تعداد سنسورها در عین گرفتن نتایج مناسب در این روش تا حدی وجود دارد.

جدول (۶) - عمل کرد طبقه‌بند k-نزدیک‌ترین همسایگی در سنسورهای متفاوت برای تشخیص افراد بیمار از سالم

پایگاه داده	صحت (%)	حساسیت (%)	اختصاصیت (%)
S1,8	۶۶/۶۱	۷۱/۵۱	۵۹/۷۴
S1,8,9	۷۴/۲۲	۷۵/۰۸	۷۳
S5,7,8	۷۶/۱	۸۱/۲۸	۶۸/۹
S5,7,8,9	۷۸/۸۸	۸۱/۸۸	۷۴/۶۷
S2,3,6,7	۸۰/۷۹	۸۱/۵۸	۷۹/۷
S2,3,6,7,9	۸۴/۴۲	۸۶/۳۴	۸۱/۷۳
S1,3,4,7,8	۸۹/۴۴	۹۱/۰۹	۸۷/۱۵
S1,3,4,7,8,9	۹۰/۶۶	۹۲/۲۷	۸۸/۳۷

جهت ارزیابی بهتر روش پیشنهادی، نتایج سایر روش‌های تشخیصی بیماری پارکینسون مطالعه شده و مورد مقایسه قرار

که حین راه رفتن کار دوگانه‌ی شمارش و پیاده‌روی ساده را انجام دادند، به کمک این روش، نسبت به افرادی که دارای تحریک شنوایی ریتمیک بودند، با درصد بالاتری تفکیک شده‌اند. به همین دلیل می‌توان توصیه نمود جهت تشخیص بهتر بیماری به کمک این روش از افراد خواسته شود که یا فقط به صورت ساده راه بروند و یا در حین راه رفتن عمل شمارش را انجام دهند. مقایسه‌ی نتایج این دو جدول نشان می‌دهد که تفاوت معناداری بین نتایج دو طبقه‌بند وجود ندارد که گویای موثر بودن هر دو نوع طبقه‌بند در تشخیص این بیماری است.

جدول (۲) - عمل کرد طبقه‌بند شبکه‌ی عصبی احتمالی در سه پایگاه داده‌ی مختلف راه رفتن برای تشخیص افراد بیمار از سالم

پایگاه داده	صحت (%)	حساسیت (%)	اختصاصیت (%)
Ga	۹۹/۴۲	۹۸/۵۷	۱۰۰
Ju	۹۱/۰۲	۹۱/۳۶	۹۰/۹۸
Si	۹۹/۶	۹۹/۱۳	۱۰۰
کل داده	۹۵/۶۷	۹۳/۳۵	۹۷/۳۳

جدول (۳) - عمل کرد طبقه‌بند k-نزدیک‌ترین همسایگی در سه پایگاه داده‌ی راه رفتن برای تشخیص افراد بیمار از سالم

پایگاه داده	صحت (%)	حساسیت (%)	اختصاصیت (%)
Ga	۹۹/۴۲	۱۰۰	۹۸/۵۷
Ju	۹۱/۰۸	۹۳/۲۶	۸۷/۷۲
Si	۹۸/۸۰	۱۰۰	۹۷/۳۱
کل داده	۹۶/۱۹	۹۷/۰۲	۹۵/۰۲

این روش پیشنهادی، عمل کرد فوق‌العاده‌ای را تنها با استفاده از استخراج یک نوع ویژگی سیگنال‌های نیروی عکس‌العمل عمودی زمین فراهم کرده که در مقایسه با سایر مطالعات که از ترکیب چندین نوع ویژگی جهت تشخیص استفاده می‌کنند حائز اهمیت بوده و پیچیدگی محاسباتی کم‌تری دارد که از دیدگاه اجرایی امیدوار کننده است. یکی دیگر از مزایای این روش داشتن قابلیت تعمیم مناسب آن با استفاده از داده‌های افراد مختلف در هر سه مجموعه‌ی پایگاه داده و در طول تکالیف مختلف است که قابلیت اعتماد به آن را افزایش می‌دهد.

یک سیستم تشخیص بیماری پارکینسون که قابل اعتماد بوده و بتواند در رده‌ی رقابتی با دیگر مطالعات قرار گیرد، باید علاوه بر شناسایی بیماری قابلیت تشخیص شدت بیماری را نیز داشته باشد. از این رو در ادامه‌ی این مقاله، قابلیت تشخیص شدت‌های بیماری مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج به دست آمده در جدول‌های (۴) و (۵) گزارش شده است. مشاهده می‌شود که الگوریتم پیشنهادی با صحت ۹۸/۵۱٪، حساسیت ۱۰۰٪ و اختصاصیت ۹۶/۵۳٪ برای طبقه‌بند شبکه‌ی عصبی احتمالی و



صحت آن‌ها بین ۷۷/۳۳٪ تا ۹۲/۸۶٪ قرار دارد که در مقایسه با نتایج مطالعه‌ی حاضر با صحت ۹۶/۱۹٪، حساسیت ۹۷/۰۲٪ و اختصاصیت ۹۵/۰۲٪، ضعیف‌تر هستند. هم‌چنین بیش‌تر آن‌ها اقدام به تشخیص بیماری نموده و شدت بیماری را مورد شناسایی قرار نداده‌اند. این در حالی است که بر خلاف اکثر مطالعات موجود، مطالعه‌ی حاضر علاوه بر شناسایی بیماری، سه شدت متفاوت بیماری پارکینسون را تفکیک نموده است. هم‌چنین ارزیابی با استفاده از سه مجموعه‌ی داده‌ی راه رفتن ارائه شده است که توانایی تعمیم‌پذیری بالای روش پیشنهادی را آشکار می‌سازد. علاوه بر این، استفاده از یک نوع ویژگی در مقایسه با تعداد بیش‌تر ویژگی‌های سایر مقالات، پیچیدگی محاسباتی کم روش پیشنهادی را نشان داده و آن را برای سیستم نظارت بر سلامت به صورت بلادرنگ مناسب می‌کند.

گرفته که خلاصه‌ی آن در جدول (۷) ارائه شده است. در این جدول ویژگی‌ها و طبقه‌بندی‌های استفاده شده معرفی گشته و درصد صحت ارائه شده در سه پایگاه داده و هم‌چنین در تعیین شدت بیماری گزارش شده است. در این مطالعات ویژگی‌های مختلف آماری، دومتغیره، خطی و غیرخطی از ضرایب فوریه، موجک و یا سیگنال خام استخراج شده و به کمک طبقه‌بندی‌های مختلف مانند ماشین بردار پشتیبان، k-نزدیک‌ترین همسایگی، انواع شبکه‌های عصبی، درخت تصمیم، جنگل تصادفی و یا بیز ساده طبقه‌بندی شده است. هر چند تمام این روش‌ها در تشخیص بیماری در هر سه پایگاه داده و یا مرحله‌بندی آن‌ها موفق نبوده و در اکثر آن‌ها از ترکیب چندین ویژگی استفاده شده است. مرور مطالعات پیشین که قابل مقایسه با تحقیق حاضر بوده و پایگاه داده‌ی یکسان دارند، نشان می‌دهد که

جدول (۷) - مقایسه‌ی عمل کرد طبقه‌بندی سیستم پیشنهادی با روش‌های انجام شده با استفاده از پایگاه داده‌ی مشترک

صحت (بهترین صحت) %					طبقه‌بند	ویژگی (تعداد)	مقاله
شدت	Si	Ju	Ga	کل			
-	-	-	-	۷۷/۳۳	شبکه‌ی عصبی با توابع عضویت فازی وزن‌دار	آماري مبتنی بر تبدیل موجک (۴۰)	[۴۶]
-	-	-	-	۹۱/۲	ماشین بردار پشتیبان با هسته‌ی فاصله‌ی کای دو	تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه (۲۴)	[۴۹]
-	-	-	-	۸۳	برچسب سازگار با تجزیه مقادیر منفرد	تنک و ضرایب تبدیل فوریه (۲۴)	[۵۳]
-	-	-	-	۷۸	شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه	حرکتی-زمانی از تبدیل موجک (۶۴)	[۴۳]
-	۹۰	۹۲/۵	۹۲/۲۵	۸۶/۹	آنالیز افتراقی خطی	زمانی و مکانی (۸)	[۵۴]
-	-	-	-	۸۸/۸۹	پرسپترون چندلایه	آماري استخراجی از هیستوگرام الگوهای باینری محلی یک‌بعدی شیفته یافته (۱۰۸)	[۵۲]
-	۹۰/۹۱	۹۲/۱۹	۹۱/۴۹	-	شبکه‌ی عصبی تاخیری زمان انتشار برگشت Q	۱۶ سنسور داده‌های خام	[۵۶]
-	-	-	-	۸۱	فاصله‌ی اقلیدسی	تحلیل مولفه‌ی اصلی (۳)	[۵۷]
-	۸۹/۹۳	۹۶/۳۵	۹۳/۰۸	-	شبکه‌ی عصبی مصنوعی	نسخه‌ی دودویی الگوریتم خفاش (۱۱)	[۵۸]
-	۷۱/۸	-	۵۷/۱	-	ماشین بردار پشتیبان	مبتنی بر موجک استخراجی از سری-های زمانی (۳۵)	[۹]
-	-	-	۹۵/۷	-	ماشین بردار پشتیبان با هسته‌ی مکعبی	آماري از ضرایب تغییر (۱۳)	[۴۷]
-	-	-	۸۴/۴۸	-	ماشین بردار پشتیبان	آنتروپیک استخراجی از سری‌های زمانی (۹)	[۵۱]
-	-	-	-	۹۲/۷	ماشین بردار پشتیبان	زمانی و جنبشی (۵ سری زمانی)	[۴۲]
-	-	-	-	۸۳/۳ ۹۲/۸۶	K-نزدیک‌ترین همسایگی، درخت تصمیم، جنگل تصادفی، بیز ساده، ماشین بردار پشتیبان	مکانی و زمانی (۱۹)	[۵۰]
-	-	۹۵	-	-	آنالیز افتراقی خطی	همبستگی (۱۶)	[۱۷]
۹۸/۲۳	۹۸/۸ ۱۰۰	۹۱/۰۸ ۹۶/۶	۹۹/۴۲ ۹۸/۰۹	۹۶/۱۹	k-نزدیک‌ترین همسایگی	تجزیه‌ی تعمیم یافته‌ی مقادیر تکین (۹)	الگوریتم پیشنهادی
۹۸/۵۱	۹۹/۶ ۱۰۰	۹۱/۰۲ ۹۴/۳۷	۹۹/۴۲ ۹۸/۱۳	۹۵/۶۷	شبکه‌ی عصبی احتمالی	تجزیه‌ی تعمیم یافته‌ی مقادیر تکین (۹)	الگوریتم پیشنهادی

Parkinson's disease detection and stage classification. Measurement, 2021: p. 109249.

- [9] Joshi, D., A. Khajuria, and P. Joshi, An automatic non-invasive method for Parkinson's disease classification. Computer methods and programs in biomedicine, 2017. 145: p. 135-145.
- [10] Schlögl, A., M. Slater, and G. Pfurtscheller. Presence research and EEG. in Proceedings of the 5th International Workshop on Presence. 2002.
- [11] Benba, A., et al. Voiceprints analysis using MFCC and SVM for detecting patients with Parkinson's disease. in 2015 International conference on electrical and information technologies (ICEIT). 2015. IEEE.
- [12] Deharab, E.D. and P. Ghaderyan. Parkinson's Disease Detection Using Dynamic Writing Traces Warping. in 2020 28th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE). 2020. IEEE.
- [13] Beyrami, S.M.G. and P. Ghaderyan, A robust, cost-effective and non-invasive computer-aided method for diagnosis three types of neurodegenerative diseases with gait signal analysis. Measurement, 2020. 156: p. 107579.
- [14] Ghaderyan, P. and S.M.G. Beyrami, Neurodegenerative diseases detection using distance metrics and sparse coding: A new perspective on gait symmetric features. Computers in Biology and Medicine, 2020: p. 103736.
- [15] Zeng, W., 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 Networks, 2019. 111: p. 64-76.
- [16] Ren, P., et al., Gait rhythm fluctuation analysis for neurodegenerative diseases by empirical mode decomposition. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016. 64(1): p. 52-60.
- [17] Alkhatib, R., et al., Machine Learning Algorithm for Gait Analysis and Classification on Early Detection of Parkinson. IEEE Sensors Letters, 2020.
- [18] Viteckova, S., et al., Gait symmetry measures: A review of current and prospective methods. Biomedical Signal Processing and Control, 2018. 42: p. 89-100.
- [19] Bentbib, A.H., A. Kanber, and K. Lachhab, Subspace iteration method for generalized singular values. Annals of the University of Craiova-Mathematics and Computer Science Series, 2019. 46(1): p. 78-89.
- [20] Bai, Z., CSD, GSVD, their applications and computations. 1992.

۶- جمع‌بندی

با توجه به نقش تشخیص بیماری پارکینسون در بهبود کیفیت زندگی بیماران از طریق کمک به ارائه‌ی راه‌کارهای درمانی موثر و کند نمودن روند بیماری، در سال‌های اخیر توجه محققان به ارائه‌ی روش‌های تشخیص خودکار، کم‌هزینه، قابل اعتماد و کلینیکی جلب شده است. در تحقیق حاضر برای رفع این مشکلات، رویکرد جدیدی که قادر به تشخیص و مرحله‌بندی بیماری به کمک تحلیل سیگنال راه رفتن باشد ارائه شده است. این سیگنال به دلیل امکان ثبت آسان و کم‌هزینه در مقایسه با آزمایش‌های تشخیصی و روش‌های تصویربرداری گران‌قیمت، یک روش مقرون به صرفه و غیرتهاجمی را ارائه می‌دهد. در الگوریتم تحلیلی این سیگنال، از ویژگی جدید جبری در کنار دو طبقه‌بند شبکه‌ی عصبی احتمالی و K-نزدیک‌ترین همسایگی برای تشخیص بیماری پارکینسون و شدت آن استفاده شده است. بررسی‌های انجام شده و نتایج آزمایش‌ها، قابلیت مناسب و قدرت تشخیصی بالای الگوریتم پیشنهادی را در تمام مراحل بیماری و روی داده‌های مختلف با تکالیف متفاوت حرکتی-شناختی نشان داده است.

۷- مراجع

- [1] Aşuroğlu, T., et al., Parkinson's disease monitoring from gait analysis via foot-worn sensors. Biocybernetics and Biomedical Engineering, 2018. 38(3): p. 760-772.
- [2] Castaño-Pino, Y.J., et al., Using Wavelets for Gait and Arm Swing Analysis. Wavelet Transform and Complexity, 2019.
- [3] Tysnes, O.-B. and A. Storstein, Epidemiology of Parkinson's disease. Journal of Neural Transmission, 2017. 124(8): p. 901-905.
- [4] Golbe, L.I., M.H. Mark, and J. Sage, Parkinson's Disease Handbook. 2009: American Parkinson Disease Association.
- [5] Nonnekes, J., et al., Neurological disorders of gait, balance and posture: a sign-based approach. Nature Reviews Neurology, 2018. 14(3): p. 183.
- [6] Prabhu, P., et al., Classification of gait signals into different neurodegenerative diseases using statistical analysis and recurrence quantification analysis. Pattern Recognition Letters, 2018.
- [7] Goyal, J., P. Khandnor, and T.C. Aseri, Classification, Prediction, and Monitoring of Parkinson's disease using Computer Assisted Technologies: A Comparative Analysis. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020. 96: p. 103955.
- [8] Ghaderyan, P. and G. Fathi, Inter-limb time-varying singular value: a new gait feature for

- solutions. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2008. 30(3): p. 1278-1295.
- [35] Wu, C., H. Jiang, and P. Wang, Education quality detection method based on the probabilistic neural network algorithm. *Diagnostyka*, 2020. 21.
- [36] Ray, S. A quick review of machine learning algorithms. in 2019 International conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITCon). 2019. IEEE.
- [37] Deng, Z., et al., Efficient kNN classification algorithm for big data. *Neurocomputing*, 2016. 195: p. 143-148.
- [38] Frenkel-Toledo, S., et al., Effect of gait speed on gait rhythmicity in Parkinson's disease: variability of stride time and swing time respond differently. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 2005. 2(1): p. 23.
- [39] Frenkel-Toledo, S., et al., Treadmill walking as an external pacemaker to improve gait rhythm and stability in Parkinson's disease. *Movement disorders: official journal of the Movement Disorder Society*, 2005. 20(9): p. 1109-1114.
- [40] Hausdorff, J.M., et al., Rhythmic auditory stimulation modulates gait variability in Parkinson's disease. *European Journal of Neuroscience*, 2007. 26(8): p. 2369-2375.
- [41] Yogev, G., et al., Dual tasking, gait rhythmicity, and Parkinson's disease: which aspects of gait are attention demanding? *European journal of neuroscience*, 2005. 22(5): p. 1248-1256.
- [42] Abdulhay, E., et al., Gait and tremor investigation using machine learning techniques for the diagnosis of Parkinson disease. *Future Generation Computer Systems*, 2018. 83: p. 366-373.
- [43] Su, B., et al., Characterizing gait asymmetry via frequency sub-band components of the ground reaction force. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2015. 18: p. 56-60.
- [44] Zeng, W. and C. Wang, Classification of neurodegenerative diseases using gait dynamics via deterministic learning. *Information Sciences*, 2015. 317 :p. 246-258.
- [45] Wasserman, P.D., *Advanced methods in neural computing*. 1993: John Wiley & Sons, Inc.
- [46] Lee, S.-H. and J.S. Lim, Parkinson's disease classification using gait characteristics and wavelet-based feature extraction. *Expert Systems with Applications*, 2012. 39(8): p. 7338-7344.
- [47] Alam, M.N., et al., Vertical ground reaction force marker for Parkinson's disease. *PloS one*, 2017. 12(5): p. e0175951.
- [21] Alter, O., P.O. Brown, and D. Botstein, Generalized singular value decomposition for comparative analysis of genome-scale expression data sets of two different organisms. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2003. 100(6): p. 3351-3356.
- [22] El Abbadi, N.K., Face Recognition based on GSVD. *International Journal of Computer Applications*, 2015. 114(12).
- [23] Doclo, S. and M. Moonen, GSVD-based optimal filtering for single and multimicrophone speech enhancement. *IEEE Transactions on signal processing*, 2002. 50(9): p. 2230-2244.
- [24] Bradley, M.W., et al., GSVD-and tensor GSVD-uncovered patterns of DNA copy-number alterations predict adenocarcinomas survival in general and in response to platinum. *APL bioengineering*, 2019. 3(3): p. 036104.
- [25] Chu, K.-W.E., Singular value and generalized singular value decompositions and the solution of linear matrix equations. *Linear Algebra and Its Applications*, 1987. 88: p. 83-98.
- [26] Golub, G.H. and C.F. Van Loan, *Matrix computations*. Vol. 3. 2013: JHU press.
- [27] Howland, P., M. Jeon, and H. Park, Structure preserving dimension reduction for clustered text data based on the generalized singular value decomposition. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 2003. 25(1): p. 165-179.
- [28] Björck, Å., *Numerical methods for least squares problems*. 1996: SIAM.
- [29] Van Loan, C.F., Generalizing the singular value decomposition. *SIAM Journal on numerical Analysis*, 1976. 13(1): p. 76-83.
- [30] Hansen, P.C., Rank-deficient and discrete ill-posed problems: numerical aspects of linear inversion. 1998: SIAM.
- [31] Van Huffel, S. and J. Vandewalle, Analysis and Properties of the Generalized Total Least Squares Problem \$ AX \approx B \$ When Some or All Columns in \$ A \$ are Subject to Error. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 1989. 10(3): p. 294.
- [32] Speiser, J.M. and C. Van Loan. Signal processing computations using the generalized singular value decomposition. in *Real-Time Signal Processing VII*. 1984. International Society for Optics and Photonics.
- [33] Park, C.H. and H. Park, A relationship between linear discriminant analysis and the generalized minimum squared error solution. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 2005. 27(2): p. 474-492.
- [34] Betcke, T., The generalized singular value decomposition and the method of particular



- using Neighborhood Representation Local Binary Patterns. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020. 62: p. 102070.
- [61] Zhao, A., et al., A hybrid spatio-temporal model for detection and severity rating of Parkinson's Disease from gait data. *Neurocomputing*, 2018. 315: p. 1-8.
- [62] Liu, X., et al., A dual-branch model for diagnosis of Parkinson's disease based on the independent and joint features of the left and right gait. *Applied Intelligence*, 2021: p. 1-12.
- [63] Noella, R.N., D. Gupta, and J. Priyadarshini, Diagnosis of Parkinson's disease using Gait Dynamics and Images. *Procedia Computer Science*, 2019. 165: p. 428-434.
- [64] El Maachi, I., G.-A. Bilodeau, and W. Bouachir, Deep 1D-Convnet for accurate Parkinson disease detection and severity prediction from gait. *Expert Systems with Applications*, 2020. 143: p. 113075.
- [65] Balaji, E., D. Brindha, and R. Balakrishnan, Supervised machine learning based gait classification system for early detection and stage classification of Parkinson's disease. *Applied Soft Computing*, 2020. 94: p. 106494.
- [66] Pei, X., H. Fan, and Y. Tang, Temporal pyramid attention-based spatiotemporal fusion model for Parkinson's disease diagnosis from gait data. *IET Signal Processing*, 2021. 15(2): p. 80-87.
- [67] Aydın, F. and Z. Aslan, Recognizing Parkinson's disease gait patterns by vibes algorithm and Hilbert-Huang transform. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 2021. 24(1): p. 112-125.
- [68] Jiang, Q., et al., Automatic detection for ship target in SAR imagery using PNN-model. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2000. 26(4): p. 297-305.
- [69] Mao, K.Z., K.-C. Tan ,and W. Ser, Probabilistic neural-network structure determination for pattern classification. *IEEE Transactions on neural networks*, 2000. 11(4): p. 1009-1016.
- [70] Tsai, C.-Y., On detecting nonlinear patterns in discriminant problems. *Information Sciences*, 2006. 176(7): p. 772-798.
- [71] Sa'adah, S. and M.S. Pratiwi. Classification of Customer Actions on Digital Money Transactions on PaySim Mobile Money Simulator using Probabilistic Neural Network (PNN) Algorithm. in 2020 3rd International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (ISRITI). 2020. IEEE.
- [72] Cacoullos, T., Estimation of a multivariate density. 1964, University of Minnesota.
- [48] Balaji, E., et al., Data-driven gait analysis for diagnosis and severity rating of Parkinson's disease. *Medical Engineering & Physics*, 2021. 91: p. 54-64.
- [49] Daliri, M.R., Chi-square distance kernel of the gaits for the diagnosis of Parkinson's disease. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013. 8(1): p. 66-70.
- [50] Khoury, N., et al., Data-driven based approach to aid Parkinson's disease diagnosis. *Sensors*, 2019. 19(2): p. 242.
- [51] Wu, Y., et al., Measuring signal fluctuations in gait rhythm time series of patients with Parkinson's disease using entropy parameters. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2017. 31: p. 265-271.
- [52] Ertuğrul, Ö.F., et al., Detection of Parkinson's disease by shifted one dimensional local binary patterns from gait. *Expert Systems with Applications*, 2016. 56: p. 156-163.
- [53] Zhang, Y., et al. Pathological gait detection of Parkinson's disease using sparse representation. in 2013 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA). 2013. IEEE.
- [54] Perumal, S.V. and R. Sankar, Gait and tremor assessment for patients with Parkinson's disease using wearable sensors. *Ict Express*, 2016. 2(4): p. 168-174.
- [55] Zeng, W., et al., Parkinson's disease classification using gait analysis via deterministic learning. *Neuroscience letters*, 2016. 633: p. 268-278.
- [56] Jane, Y.N., H.K. Nehemiah, and K. Arputharaj, A Q-backpropagated time delay neural network for diagnosing severity of gait disturbances in Parkinson's disease. *Journal of biomedical informatics*, 2016. 60: p. 169-176.
- [57] Medeiros, L., et al. A gait analysis approach to track parkinson's disease evolution using principal component analysis. in 2016 IEEE 29th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS). 2016. IEEE.
- [58] Shrivastava, P., et al., A survey of nature-inspired algorithms for feature selection to identify Parkinson's disease. *Computer methods and programs in biomedicine*, 2017. 139: p. 171-179.
- [59] Alafeef, M. and M. Fraiwan, On the diagnosis of idiopathic Parkinson's disease using continuous wavelet transform complex plot. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2019. 10(7): p. 2805-2815.
- [60] Yurdakul, O.C., M. Subathra, and S.T. George, Detection of Parkinson's Disease from gait

- [75] Greche, L., et al. Comparison between Euclidean and Manhattan distance measure for facial expressions classification. in 2017 International Conference on Wireless Technologies, Embedded and Intelligent Systems (WITS). 2017. IEEE.
- [76] Bharate, A.A. and M. Shirdhonkar. Classification of Grape Leaves using KNN and SVM Classifiers. in 2020 Fourth International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC). 2020. IEEE.
- [73] Narayan, Y., SEMG signal classification using KNN classifier with FD and TFD features. Materials Today: Proceedings, 2021. 37: p. 3219-3225.
- [74] Babu, T.A. and P.R. Kumar. Characterization and classification of uterine magnetomyography signals using KNN classifier. in 2018 Conference on Signal Processing And Communication Engineering Systems (SPACES). 2018. IEEE .