Published by: Iranian Society for Biomedical Engineering / www.isbme.ir

Iranian Journal of Biomedical Engineering

www.ijbme.org / P-ISSN: 2008-5869 / E-ISSN: 8006-9685

Volume 19, Issue 1, Spring 2025, 51-64

Presenting a new method in the field of biomedical signal processing based on compass directions and applying it to tremor time series

Zolfagharzadeh-Kermani, Mahdi [1] / Rashidi, Saeid[2*] /Asaseh, Maryam[3]

[1] - Ph.D. Student, Department of Biomedical Engineering, SR.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran
[2] - Assistant Professor, Department of Biomedical Engineering, SR.C., Islamic .Azad University, Tehran, Iran
[3] - Assistant Professor, Department of Psychology and Education of Exceptional Children, SR.C., Islamic .Azad University, Tehran, Iran

ARTICLE INFO

DOI: https://doi.org/10.22041/ijbme.2025.2066961.1990
Received: 25-7-2025 Revised: 29-8-2025 Accepted: 26-9-2025

KEYWORDS

Compass directions
Dynamical feature extraction
Phase space topology
Tremor time series
Diagnostic systems

ABSTRACT

In addition to the advantage of being non-invasive, the design of diagnostic systems based on medical data processing has a special place in increasing knowledge, understanding, and clinical understanding. Cognitive systems in the field of Parkinson's disease first require an accurate diagnosis of the severity of tremor in patients. Therefore, this study aims to identify a topological pattern of tremor time series in Parkinson's patients and tries to distinguish between two severe and mild classes of the level of this disorder. The desired hypothesis is that the topology of points reconstructed from tremor time series in phase space contains richer information for the analysis of non-Gaussian, non-linear and non-stationary time series. Given the lack of analytical tools for extracting such information, in this study, a new processing approach based on following the basic states of the reconstructed phase trajectory of tremor time series based on compass directions was presented. Then, the behavioral pattern related to tremor severity was calculated in the form of a tactic based on dynamic feature extraction and identified in the form of a tactic based on statistical-competitive analysis. Using the KNN classifier with supervised Holdout validation, the severe and mild tremor classes were separated with 100% accuracy for the training data and 96.55% accuracy for the test data. The findings showed that a behavioral pattern consisting of north, east, and northwest directions in the tremor phase trajectory is associated with the severity of Parkinson's disease. Thus, an increase in relative variability (coefficient of variation), simultaneously with a decrease in the irregularity (Shannon entropy) of the selected directions during the time series, indicates a patient with severe tremor, and vice versa, a decrease in relative variability simultaneously with an increase in irregularity in the selected directions indicates mild tremor.

[*]Corresponding Author

Address Department of Biomedical Engineering, SR.C., Islamic .Azad University, Tehran, Iran.
E-Mail *rashidi.saied@iau.ir*

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

ناشر: انجمن مهندسی پزشکی ایران / www.isbme.ir

مجله‌ی مهندسی پزشکی زیستی

شاپای چاپی: ۵۸۶۹-۲۰۰۸ / شاپای الکترونیکی: ۹۶۸۵-۸۰۰۶ / www.ijbme.org

دوره: ۱۹، شماره: ۱، بهار ۱۴۰۴، ۵۱ - ۶۴

ارائه روشی جدید در حوزه پردازش سیگنال‌های زیستی مبتنی بر جهت‌های قطب‌نما و بکارگیری آن بر روی سری‌زمانی رعشه

ذوالفقارزاده کرمانی، مهدی [۱] / رشیدی، سعید [۲*] / اساسه، مریم [۳]

[۱] – دانشجو دکتری، گروه مهندسی پزشکی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

[۲] – استادیار، گروه مهندسی پزشکی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

[۳] – استادیار، گروه روان‌شناسی و آموزش کودکان استثنایی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: https://doi.org/10.22041/ijbme.2025.2066961.1990

ثبت در سامانه: ۱۴۰۴/۵/۳ بازنگری: ۱۴۰۴/۶/۷ پذیرش: ۱۴۰۴/۷/۴

واژه‌های کلیدی

استخراج ویژگی پویا
توپولوژی فضای فاز
جهت‌های قطب‌نما
سری‌زمانی رعشه
سیستم شناخت

چکیده

طراحی سیستم‌های شناخت مبتنی بر پردازش داده‌های پزشکی علاوه‌بر مزیت غیرتهاجمی بودن در افزایش دانش، درک و فهم بالینی از جایگاه ویژه‌ای برخوردار هستند. شناخت در زمینهٔ بیماری پارکینسون، نخست به یک تشخیص دقیق از شدت رعشه بیماران نیاز دارد. از این‌رو، این مطالعه با هدف شناسایی یک الگوی توپولوژیک از سری‌زمانی رعشه در بیماران پارکینسونی سعی در تفکیک دو کلاس شدید و خفیف از سطح این اختلال را دارد. فرضیه مطلوب این است که توپولوژی نقاط بازسازی‌شده از سری‌زمانی رعشه در فضای فاز شامل اطلاعات غنی‌تری برای تحلیل سری‌های‌زمانی غیرخطی و غیرایستا می‌باشد. با توجه به کمبود ابزارهای تحلیلی برای استخراج چنین اطلاعاتی، در این مطالعه رویکرد پردازشی جدیدی مبتنی بر تعقیب حالات اساسی تراژکتوری فاز بازسازی‌شده از سری‌زمانی رعشه براساس جهت‌های قطب‌نما ارائه گردید. سپس، الگوی رفتاری مرتبط با شدت رعشه، در قالب یک تاکتیک مبتنی بر استخراج ویژگی‌های پویا محاسبه و در قالب یک تاکتیک سلسله‌مراتبی مبتنی بر تحلیل‌های آماری شناسایی شد. با استفاده از طبقه‌بند KNN به روش اعتبارسنجی Holdout نظارت شده، کلاس رعشه شدید و خفیف برای داده‌های آموزش با صحت، ٪۱۰۰ و برای داده‌های آزمایش با صحت ٪۹۶/۵۵ تفکیک شدند. یافته‌ها نشان داد که الگوی رفتاری متشکل از جهت‌های شمال، شرق و شمال‌غربی در تراژکتوری فاز رعشه با شدت بیماری پارکینسون ارتباط دارد. به‌نحوی‌که، افزایش تغییرپذیری‌نسبی (ضریب‌تغییر)، همزمان با کاهش بی‌نظمیِ (آنتروپی‌شانون) جهت‌های منتخب در طول سری‌زمانی بیان‌گر بیمار مبتلا به رعشه شدید و بالعکس کاهش همزمان تغییرپذیری‌نسبی و افزایش بی‌نظمی در جهت‌های منتخب بیان‌گر رعشه خفیف بود.

[*] نویسنده‌ی مسئول

نشانی گروه مهندسی پزشکی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزد اسلامی، تهران، ایران

پست الکترونیک rashidi.saied@iau.ir

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

۱- مقدمه

بیماری پارکینسون ناشی از اختلال عملکرد مغز میانی است که باعث حرکات غیرقابل کنترل، از جمله رعشه، مشکلات تعادل می‌شود. رعشه یک حرکت لرزشی غیرارادی در سیستم حرکتی است [۱، ۲]. در ابتدای ابتلا به بیماری پارکینسون، رعشه‌ها موقت، منظم و هارمونیک هستند و فرکانس آن‌ها به محدوده پایین منتقل می‌شود و با پیشرفت بیماری، رعشه‌ها دائمی، نامنظم و دامنه آن‌ها افزایش می‌یابد [۳، ۴]. بر اساس تجزیه و تحلیل‌های طیفی نشان داده شده است که رفتار رعشه در حالت استراحت، فرکانسی بین ۴ تا ۷ هرتز دارد و دامنه آن بین افراد متفاوت است [۵، ۶]. طبق جستجوی نویسندگان، مقالات کمی در مورد ارزیابی و تخمین شدت بیماران پارکینسون بر اساس پردازش سری‌زمانی رعشه منتشر شده است. در سال ۲۰۰۱، بیوتر و همکاران[1] [۷]، در مطالعه‌ای با هدف ارزیابی اثربخشی تحریک عمقی مغز (DBS[2]) در بیماری پارکینسون، سری‌های زمانی رعشه را از انگشت اشاره افراد ثبت و پردازش کردند. در سال ۲۰۱۸، پدروسا و همکارانش[3] [۸] در مطالعه‌ای بر روی داده‌های ثبت شده توسط بیوتر و همکاران، یک سیستم شناختی برای تعیین سطح رعشه در بیماران مبتلا به پارکینسون پیشنهاد کردند. آن‌ها در مطالعه خود با تحلیل فرکانسی سری‌های زمانی رعشه و استخراج ویژگی‌هایی چون متوسط طیف توان، انحراف معیار طیف توان، سعی کردند داده‌های رعشه را با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های KNN[4] به دو کلاس شدید و خفیف تفکیک کنند. علاوه بر این، فیلهو و همکارانش[5] (۲۰۲۵) [۹] در مطالعه‌ای که بر روی سری‌زمانی رعشه انجام دادند، از یک سو، با استفاده از تابع خودهمبستگی، بین رعشه‌های با دامنه بالا و پایین تمایز قائل شدند؛ و از سوی دیگر، با استفاده از ویژگی آنتروپی شانون، اطلاعاتی در مورد رفتار با عدم قطعیت بالا در سری‌زمانی رعشه را گزارش دادند.

در این تحقیق روشی مبتنی بر تعقیب تراژکتوری یا مسیر حرکت[6] بازسازی شده از سری‌زمانی رعشه در فضای فاز بر اساس جهت‌های قطب‌نما[7] پیشنهاد می‌شود. در ادامه از این فضای جدید، در یک تاکتیک اندازه‌گیری مبتنی بر قطعه‌بندی سری‌زمانی برای استخراج ویژگی‌های آماری از روی مشخصه‌های عددی قطعات سری‌زمانی استفاده شد. و در نهایت مبتنی بر یک الگوریتم آماری-رقابتی، سعی شد یک الگوی توپولوژیک (شکل‌شناسی) از سری‌زمانی رعشه شناسایی و ارائه گردد که با حفظ مشخصات اصلی، رفتار کیفی رعشه را در فضای فاز دنبال کند. به بیان دیگر، در این تحقیق، هدف ارائه سیستم شناخت رعشه در بیماران مبتلا به پارکینسون بر اساس کمی‌سازی و طبقه‌بندی شدت رعشه در افراد مبتلا به بیماری پارکینسون است. ارائه سیستمی مبتنی بر ویژگی‌های پویا از رعشه، علاوه بر تشخیص غیرتهاجمی بیماری، می‌تواند باعث افزایش فهم و درک بالینی از بیماری پارکینسون شود.

علاوه بر این، از نقطه نظر روش‌شناسی، فرضیه مطلوب اتخاذ شده در این مطالعه عبارت است از این‌که ساختارهای هندسی[8] یا توپولوژی[9] نقاط بازسازی شده از سری‌های زمانی در فضای فاز شامل اطلاعات غنی‌تری برای طبقه‌بندی سری‌های زمانی با مشخصه‌های غیرخطی[10]، غیرایستا[11] و غیر گوسی[12] است و این در حلیست که کمبود ابزارهای پردازشی و تحلیلی برای استخراج چنین اطلاعاتی از جمله محدودیت‌های موجود در حوزه پردازش سیگنال‌های زیست‌پزشکی است.

پیشینه تحقیق که صورت مسئله را توصیف می‌کند در بخش اول مقاله گزارش شده است. بخش دوم مقاله روش پیشنهادی مطالعه در خصوص نحوه آماده‌سازی دادگان، معرفی فضای پردازش دادگان و مجموعه عملیات‌های منتج به شناسایی الگو را شرح داده است. بخش سوم نتایج بدست آمده بر روی سری‌های زمانی رعشه را گزارش می‌دهد. بخش چهارم به بحث بر روی نتایج و یافته‌های مطالعه می‌پردازد. بخش پنجم به نتیجه‌گیری اختصاص دارد.

۲- مواد و روش‌ها

استراتژی اتخاذ شده برای مسئله تشخیص شدت رعشه در دو سطح شدید (HAT[13]) و خفیف (LAT[14]) در شکل (۱) نشان داده شده است. تمامی مراحل مربوط به پردازش سری‌های زمانی رعشه توسط نرم‌افزار MATLAB نسخه R2011b انجام شده است. علاوه بر این، تمامی مراحل مربوط به تحلیل‌های آمار و احتمالی توسط نرم‌افزار SPSS نسخهٔ 26.0.0.1 انجام شده است.

[1] Beuter
[2] Deep Brain Stimulation (DBS)
[3] Pedrosa
[4] K-Nearest Neighbors (KNN)
[5] Filho
[6] Trajectory or Orbit
[7] Compass Directions

[8] Geometric Structures
[9] Topology
[10] Non-linearity
[11] Non-stationary
[12] Non-Gaussian
[13] High Amplitude Tremor
[14] Low Amplitude Tremor

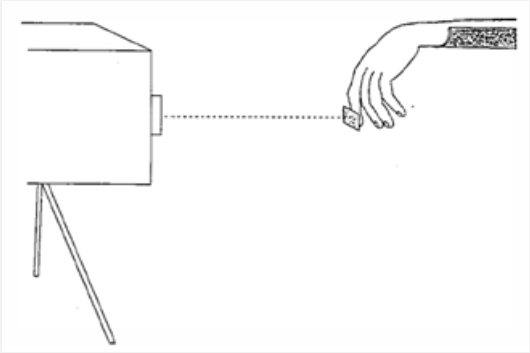
Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

شکل (۱) – بلوک‌دیاگرام سیستم شناخت شدت رعشه

۲-۱- پیش پردازش

۲-۱-۱- جمع‌آوری دادگان

برای اجرای این تحقیق از بانک داده Effect of Deep Brain Stimulation on Parkinsonian Tremor موجود در پایگاه فیزیونت[15] استفاده شد. کلیه ثبت‌ها از ۱۶ فرد مبتلا به بیماری پارکینسون می‌باشند که توسط یک متخصص مغز و اعصاب بالینی مبتنی بر مقیاس یکپارچه‌ی درجه‌بندی پارکینسون (UPDRS [16]) مورد بررسی قرار گرفته و در دو گروه نمونه‌گیری شدند: گروه HAT [17]، شامل هشت آزمودنی مبتلا به پارکینسون با دامنه رعشه‌های شدید و گروه LAT [18]، شامل هشت آزمودنی مبتلا به پارکینسون با دامنه رعشه‌های خفیف است. این بانک داده [۴] شامل ۱۰۱ ثبت در حدود ۶۰ ثانیه با نرخ نمونه‌برداری ۱۰۰ هرتز است. کلیه ثبت‌ها در وضعیت استراحت و با استفاده از لیزر کم توان مبدل سرعت[19] که به یک تکه کاغذ متصل به انگشت اشاره دست آزمودنی تابانده می‌شد با ولتاژ خروجی متناسب با رعشه بدست آمده است (به شکل (۲) مراجعه شود). ثبت‌ها در دو شرایط DBS با فرکانس الکتریکی بالا (<۱۰۰ هرتز) و تحریک دارویی[20] به شرح جدول (۱) ثبت شده‌اند. با توجه به ثبت داده‌ها در شرایط مختلف، مجموعه داده‌ها به دو زیرمجموعه آموزش و آزمون تقسیم شدند. داده‌های آموزشی برای انتخاب ویژگی و آموزش طبقه‌بندی‌کننده و داده‌های آزمون برای آزمایش و اعتبارسنجی مدل نهایی استفاده شدند [۴]. زیرمجموعه آموزش، از مجموعه داده rof تشکیل شده است که در آن سیگنال‌های رعشه افراد در معرض هیچ نوع محرکی قرار نگرفتند و برای زیرمجموعه آزمون از دیگر مجموعه دادگان موجود در پایگاه داده استفاده شد (به جدول ۱ مراجعه شود).



شکل (۲) – نحوه ثبت رعشه انگشت اشاره با استفاده از لیزر کم توان مبدل سرعت [۱۱]

جدول (۱) – اطلاعات ثبت سری‌های زمانی رعشه

تحریک عمیق مغز	تحریک دارو	اندیس	تعداد HAT	تعداد LAT
تحریک	تحریک	ren	۵	۸
تحریک	عدم تحریک	Ref	۵	۸
عدم تحریک	تحریک	ron	۷	۸
عدم تحریک	عدم تحریک	rof	۶	۸
۱۵ دقیقه بعد از تحریک	عدم تحریک	r15of	۳	۸
۳۰ دقیقه بعد از تحریک	عدم تحریک	r30of	۴	۸
۴۵ دقیقه بعد از تحریک	عدم تحریک	r45of	۳	۸
مجموع ثبت‌ها:			۳۷	۶۴

[15] PhysioNet
[16] Unified Parkinson's Disease Rating Scale
[17] High Amplitude Tremor
[18] Low Amplitude Tremor
[19] Low Intensity Velocity-Transducing Laser
[20] Medication

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

۲-۱-۲- حذف مصنوعات حرکتی

ابتدا، تمامی سری‌های زمانی از یک فیلتر باتروث[21] بالاگذر، مرتبه ۵ و فرکانس قطع ۱ هرتز جهت حذف نویز انحراف از خط پایه عبور داده شدند [۱۰]. در ادامه، جهت حذف داده‌های مرتبط با حرکات اندامی در حین ثبت که به صورت مقادیر دامنه شدید در ثبت ظاهر می‌شوند از تحلیل دادگان پرت مبتنی بر مشخصهٔ ۹۵٪ فاصله اطمینان تابع توزیع احتمال استفاده شد. برای این منظور با استفاده از معادله (۱) حد بالا و حد پایین تابع توزیع محاسبه و برای آستانه‌گذاری تعیین شدند [۱۱].

$$U_{th} \,\&\, L_{th} = \mu \pm 3\sigma \qquad (۱)$$

U_{th} و L_{th} به ترتیب حد بالا و حد پایین برای آستانه‌گذاری، μ میانگین آماری و σ انحراف معیار می‌باشند. بنابراین، چنانچه مقادیر دامنه در هر یک از نمونه‌های زمانی ثبت شده از سری‌های‌زمانی رعشه از حد بالا و حد پایین گذر کنند به عنوان نمونه زمانی پرت شناسایی شده و از سری‌زمانی مورد نظر حذف می‌شود.

۲-۱-۳- یکتاسازی سری‌های زمانی

بعد از جمع‌آوری داده‌ها، با توجه به ثبت شماره (v5rof) که دارای کوتاه‌ترین طول داده بود (۳۴۰۰ نمونه)، طول کلیه داده‌ها با استفاده از روش حذف نمونه از انتهای ثبت، به ۳۴۰۰ نمونه یکسان‌سازی شدند. تا حجم اطلاعات در اختیار از رفتار رعشه برای تمامی ثبت‌ها یکسان شود.

۲-۲- پردازش

منطق حاکم بر واحد پردازش سیستم شناخت از یک دستورالعمل دو مرحله‌ای پیروی می‌کند:

۲-۲-۱- بازسازی فضای فاز

در این مرحله از روی سری‌های زمانی ثبت شده به روش تأخیر تیکنز[22]، فضای فاز بازسازی شد. به منظور ترسیم فضای فاز تیکنز [۱۲، ۱۳] با استفاده از سری‌زمانی ثبت شده کافیست که تنها زمان تأخیر[23] (τ) و بعد[24] (d) برای بازسازی تعیین شوند. از دیدگاه تئوری هر مقداری از τ قابل قبول است ولی شکل فضای فاز ایجاد شده از یک سری‌زمانی، به انتخاب τ بستگی دارد. از دیدگاه توپولوژیک، واضح است، تأخیر بازسازی در مقدار اولیهٔ برابر با یک نمونه ($\tau = ۱$) تغییرات کیفیِ تراژکتوری یا مسیر حرکت را با حفظ مشخصات اصلی گام به گام نشان می‌دهد. همچنین با توجه به ایده اصلی مطالعه، فضای فاز با بعد دو ($d = ۲$) مدنظر خواهد بود تا تراژکتوری‌ها بر روی صفحه بازسازی شوند.

۲-۲-۲- معادل‌سازی تراژکتوری فاز با جهت‌های قطب‌نما

بازسازی سری‌های‌زمانی در فضای فاز به روش تیکنز که مبتنی بر نسبی‌گرایی[25] است، علاوه بر کمّیت، کیفیت تراژکتوری یا مسیر حرکت سری‌های‌زمانی را به صورت فاصله[26] و زاویه[27] در نمونه‌های متوالی به عنوان اطّلاعاتی از دینامیک حاکم بر سیستم، در اختیار ما قرار می‌دهد؛ به نحوی که فاصله نمونه‌های تشکیل دهنده تراژکتوری از یکدیگر متناسب با اطلاعات دامنه یا انرژی سری‌زمانی و زاویهٔ نمونه‌های تشکیل دهنده تراژکتوری نسبت به هم متناسب با اطلاعات فاز (رفتار) سری‌زمانی می‌باشد. برای رسیدن به یک الگوی توپولوژیک از سری‌زمانی پیشنهاد ما تعقیب و تخمین زاویه تراژکتوری‌های بازسازی شده از سری‌زمانی در فضای فاز بر اساس جهت‌های قطب‌نما و بدون در نظر گرفتن طول تراژکتوری که معادل اطلاعات دامنه یا انرژی سری‌زمانی است، می‌باشد. برای این منظور با توجه به ترتیب نقاط بازسازی شده در فضای فاز تیکنز، هر دو نقطه متوالی در این فضا را به عنوان یک تراژکتوری مجزا در نظر می‌گیریم و مسیر حرکت آن را صرف‌نظر از طول مسافتی که در فضای فاز طی می‌کند تا از نقطهٔ شروع به نقطهٔ انتهایی برسد، براساس جهت‌های قطب‌نما (چهار جهت اصلی و چهار جهت فرعی[28]) و به ترتیبی که در شکل (۳) نشان داده شده است، برچسب می‌زنیم. در گام بعدی هر تراژکتوریِ برچسب‌گذاری شده، پس از انتقال به فضای پیشنهادی تحقیق، به یک جهت قطب‌نما، معادل با زاویه‌ای که بر اساس جدول (۲) تعیین می‌گردد، رقمی‌سازی می‌شود [۱۴]. در نتیجه هر سه نقطه از دامنه ثبت اسکالر مربوط به سری‌زمانی موردنظر ابتدا به یک تراژکتوری جهت‌دار در فضای فاز و در نهایت به یک جهت قطب‌نما با زاویه‌ای تخمین زده شده بر اساس مسیر حرکت معادل می‌گردد. بر اساس جدول (۲) چنانچه تراژکتوری در جهت شمال شکل بگیرد زاویه تراژکتوری را برابر با زاویه ۰ درجه تخمین می‌زنیم؛ چنانچه تراژکتوری در جهت شمال-

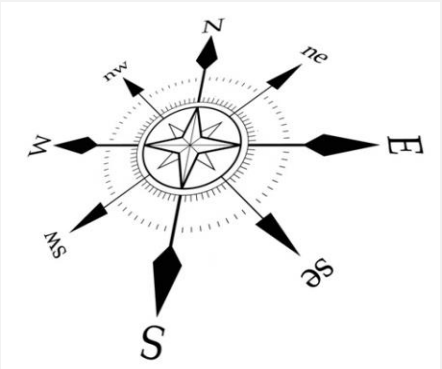
[21] Butterworth Filter
[22] Takens
[23] Time Delay
[24] Dimension
[25] Relativism
[26] Distance
[27] Angle
[28] Four cardinal directions & four ordinal directions

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

شرق شکل بگیرد زاویه تراژکتوری را برابر با زاویه ۴۵ درجه تخمین می‌زنیم؛ به همین ترتیب چنانچه تراژکتوری در جهت شرق شکل بگیرد برابر با زاویه ۹۰ درجه، جنوب‌شرق را برابر با زاویه ۱۳۵ درجه، جنوب را برابر با زاویه ۱۸۰ درجه، جنوب غرب را برابر با زاویه ۲۲۵ درجه، غرب را برابر با زاویه ۲۷۰ درجه و نهایتاً تراژکتوری در جهت شمال‌غرب را برابر با زاویه ۳۱۵ درجه در نظر می‌گیریم. تکمیل چنین فرآیندی برای یک سری‌زمانی با طول محدود، نهایتاً به دنباله‌ای از جهت‌های قطب‌نما که معرف رفتار قبض و بسطِ تراژکتوری یا اطلاعات فاز سری‌زمانی یا همان رفتار کیفی حاکم بر رعشه می‌باشد، تبدیل می‌شود. منطق محاسباتی حاکم بر معادل‌سازی تراژکتوری‌های فاز به دنباله‌ای از زوایا و در ادامه نمادسازی این زوایا با جهت‌های قطب‌نما در قالب الگوریتم ۱ شرح داده شده است.

جدول (۲)- جهت‌های قطب‌نما بهمراه زاویای تحت پوشش

جهت‌های قطب‌نما	اندیس	حد پایین (درجه)	زاویه منتخب	حد بالا (درجه)
شمال	*N*	$35° \geq$	0°	$\leq 331°$
شمال شرق	*Ne*	$> 35°$	45°	$60° \geq$
شرق	*E*	$> 60°$	90°	$105° \geq$
جنوب شرق	*Se*	$> 105°$	135°	$150° \geq$
جنوب	*S*	$> 150°$	180°	$215° \geq$
جنوب غرب	*sw*	$> 215°$	225°	$240° \geq$
غرب	*W*	$> 240°$	270°	$305° \geq$
شمال غرب	*nw*	$> 305°$	315°	$330° \geq$



شکل (۳)- نامگذاری جهت‌ها به ترتیب نقاط قطب‌نما. شمال (N)، شمال شرق (ne)، شرق (E)، جنوب شرق (se)، جنوب (S)، جنوب غرب (sw)، غرب (W)، شمال غرب (nw)

الگوریتم ۱: معادل‌سازی تراژکتوری فاز با جهت‌های قطب‌نما

1- اگر سری‌زمانی را با مقادیر اسکالر $x(k)$ و $k = 1, 2, \ldots, K$) نمایش دهیم، بر اساس تأخیر یک نمونه ($\tau = ۱$) و بُعد دو ($d = ۲$)، دامنهٔ هر نقطه از ثبت اسکالر سری‌زمانی بر حسب دامنهٔ تأخیر یافته‌اش ماتریس M را برای بازسازی فضای فاز تشکیل می‌دهد معادله (۲).

$$M = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) \\ x(2) & x(3) \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ x(k-1) & x(k) \end{bmatrix} \quad (۲)$$

2- فضای فاز دو بعدی با تأخیر یک نمونه، با ترسیم ستون۲ از ماتریس M بر حسب ستون۱ ایجاد می‌شود.

3- هر دو نقطهٔ متوالی در فضای فاز توسط خطی مستقیم به یکدیگر متصل شده و معرف یک تراژکتوری خواهند بود.

4- هر تراژکتوری در فضای فاز، ابتدا به زاویهٔ محاسبه شده (θ) بر اساس معادله (۳) تبدیل و نهایتاً بر اساس مجموعه قوانین شرطی پیوست شده به جهت‌های قطب‌نما معادل می‌گردد.

$$\theta(n) = tan^{-1}\frac{|x(k+2) - x(k+1)|}{|x(k+1) - x(k)|} \quad (۳)$$

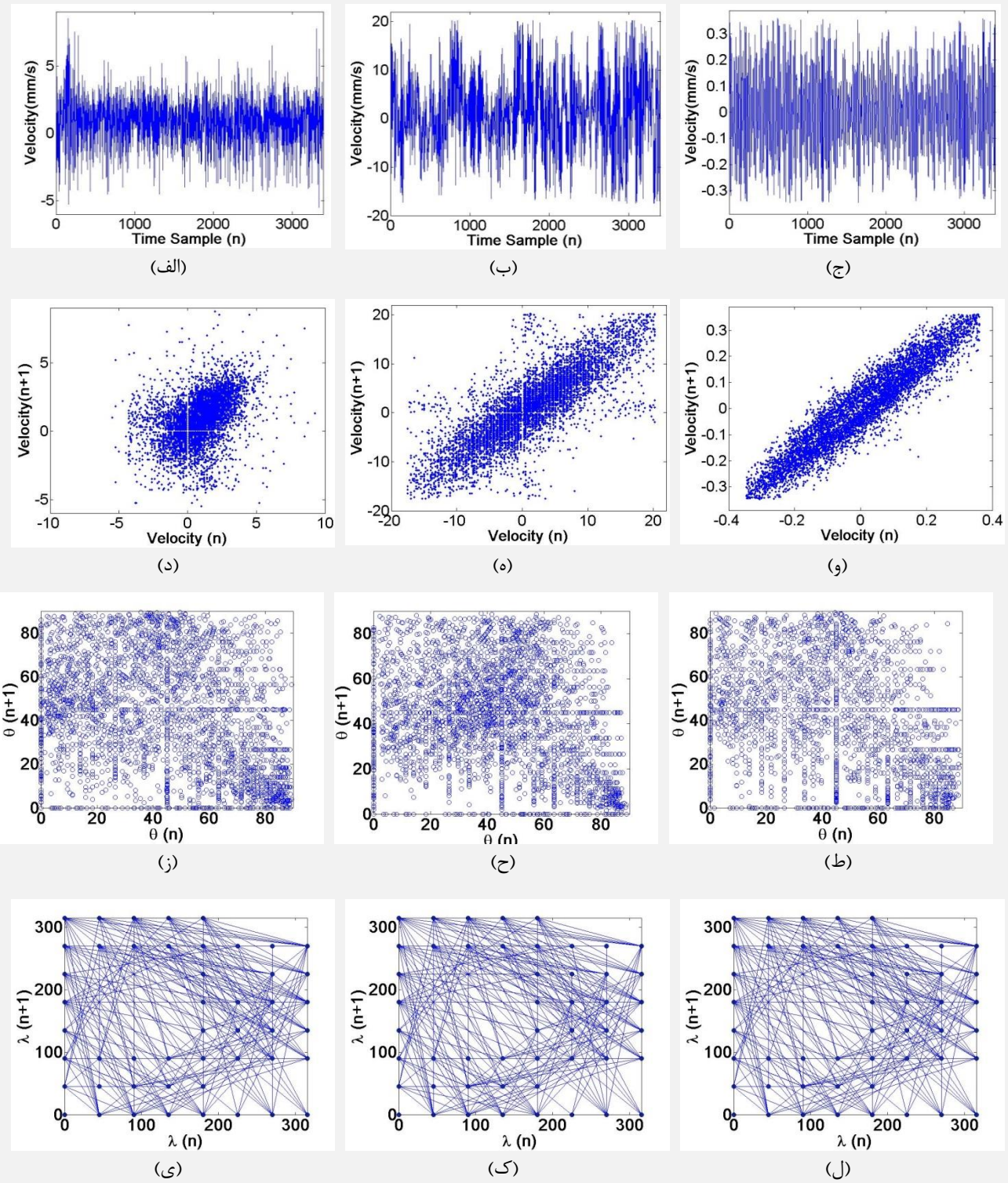
$$\begin{aligned}
&if \quad x(k+1) > x(k) \;\&\&\; x(k+2) > x(k+1) \\
&\& \quad \theta(n)\ in\ range\{305° - 330°\} \\
&\qquad then \quad \lambda(n) = 315° \\
&elseif\ x(k+1) < x(k) \;\&\&\; x(k+2) > x(k+1) \\
&\& \quad \theta(n)\ in\ range\{35° - 60°\} \\
&\qquad then \quad \lambda(n) = 45° \\
&elseif\ x(k+1) < x(k) \;\&\&\; x(k+2) < x(k+1) \\
&\& \quad \theta(n)\ in\ range\{105° - 150°\} \\
&\qquad then \quad \lambda(n) = 135° \\
&elseif\ x(k+1) > x(k) \;\&\&\; x(k+2) < x(k+1) \\
&\& \quad \theta(n)\ in\ range\{215° - 240°\} \\
&\qquad then \quad \lambda(n) = 225° \\
&elseif\ x(k+1) > x(k) \;\&\&\; x(k+2) = x(k+1) \\
&\& \quad \theta(n) = range\{0° - 35°\ or\ 330° - 360°\} \\
&\qquad then \quad \lambda(n) = 0° \\
&elseif\ x(k+1) = x(k) \;\&\&\; x(k+2) > x(k+1) \\
&\& \quad \theta(n)\ in\ range\{60° - 105°\} \\
&\qquad then \quad \lambda(n) = 90° \\
&elseif\ x(k+1) = x(k) \;\&\&\; x(k+2) < x(k+1) \\
&then \quad \theta(n)\ in\ range\{240° - 305°\} \\
&\qquad then \quad \lambda(n) = 270° \\
&elseif\ x(k+1) = x(k) \;\&\&\; x(k+2) < x(k+1) \\
&then \quad \theta(n)\ in\ range\{150° - 215°\} \\
&\qquad then \quad \lambda(n) = 180° \\
&else \quad \theta(n) = 0°
\end{aligned}$$

5- از تکرار مراحل ۲ و ۳ و ۴ برای کلیهٔ نقاط سری-زمانی، دنباله $W(n)$ براساس معادله (۴) تشکیل می‌دهد.

$$W(n) = [\lambda(1) \quad \lambda(2) \quad \ldots \quad \lambda(N)] \quad (۴)$$
$$n = 1, 2, \ldots, N$$

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

همچنین، تعمیم دنباله‌های زوایا ($\theta(n)$) و جهت‌های قطب‌نما ($\lambda(n)$) به قضیهٔ تیکنز، منتج به نمایش دنباله‌ها در فضاهای حالت جدیدی می‌شود که می‌تواند بسترهای جدیدی را برای نمایش دینامیک حاکم بر سری‌های‌زمانی رعشه فراهم سازد (به شکل (۴) مراجعه شود).



شکل (۴)– مراحل بازسازی فضاهای حالت، به ترتیب از سری‌های زمانی رعشه، زوایای تراژکتوری فاز بازسازی شده و جهت‌های قطب‌نمای معادل شده: (الف) ثبت s16ren مربوط به گروه LAT؛ (ب) ثبت g2ron مربوط به گروه HAT؛ (ج) ثبت v4rof مربوط به گروه LAT. (د)، (ه) و (و) به ترتیب فضای فاز بازسازی شده از ثبت‌های منتخب است ؛ (ز)، (ح) و (ط) مربوط به بازسازی فضای حالت بر روی دنباله‌ی عددی بدست آمده از محاسبه زوایای تراژکتوری؛ (ی)، (ک) و (ل) مربوط به بازسازی فضای حالت مبتنی بر جهت‌های قطب‌نما (معادل‌سازی شده با ۸ نقطه).

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

۲-۳- پساپردازش

هدف نهایی در هر مسأله طراحی سیستم شناخت، تفکیک مجموعه دادگان با استفاده از ویژگی‌های بهینه به دو یا چند دستهٔ مختلف است. از اینرو، واحد پساپردازش در این مطالعه از سه گام استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی کننده به شرح ذیل تشکیل شده است.

۲-۳-۱- استخراج ویژگی

در این مرحله با هدف استخراج ویژگی‌های پویا، یک تاکتیک مبتنی بر قطعه‌بندی دنباله‌ی جهت‌های قطب‌نما ($W(n)$) ارائه شد. برای این منظور، در گام اول، قطعه‌بندی سری‌های زمانی با استفاده از یک پنجره متحرک ۲ ثانیه‌ای با همپوشانی زمانی ۵۰٪ انجام شد. بر اساس یک رویکرد فرکانسی، پنجره زمانی به اندازه کافی طولانی (۲ ثانیه) برای پوشش حداقل دو چرخه کامل از کمترین فرکانس موردنظر سری‌زمانی (۱ هرتز) موردنیاز است. در نتیجه، هر دنباله‌ی $W(n)$ به ۳۴ قطعه تبدیل شد [۱۰، ۱۱]. سپس، مشخصه‌های عددی برای هر یک از ۳۴ قطعه مربوط به دنباله $W(n)$ استخراج شدند. مشخصه‌های عددی از شمارش تعداد تکرار یک یا چند جهت خاص در هر قطعه بدست می‌آیند. براساس نمادسازی دنباله‌ی $W(n)$ با استفاده از ۸ جهت قطب‌نما (λ)، تعداد ۶۵ مشخصه عددی ($1+8^2$) را می‌توان از جهت‌های قطب‌نما (λ) استخراج کرد. در ادامه، هر یک از ۶۵ مشخصه عددی که در ۳۴ قطعه محاسبه شده‌اند و مجموعه‌ای متشکل از ۳۴ عدد را تشکیل داده‌اند، با استفاده از ویژگی‌های آماری شرح داده شده در جدول (۳) و برگرفته از مرجع [۱۵] این مجموعه ۳۴ عددی معادل یک عدد اندازه‌گیری و رقمی‌سازی می‌شوند. بنابراین، بر اساس تعداد ویژگی‌های آماری × مشخصه‌های عددی، (۱۰ × ۶۵) تعداد ۶۵۰ ویژگی مختلف از هر سری‌زمانی رعشه استخراج شد. چنین تاکتیک مبتنی بر قطعه‌بندی که ویژگی‌های آماری را بر روی مشخصه‌های عددی بدست آمده از قطعات مختلف در سرتاسر یک سری‌زمانی محاسبه می‌کند؛ در واقع تغییرات اطلاعاتی یک سری‌زمانی را در طول زمان حفظ می‌کند که منتج به اندازه‌گیری ویژگی‌های پویا برای سری‌های‌زمانی می‌شود.

۲-۳-۲- انتخاب ویژگی

در این تحقیق انتخاب ویژگی‌هایی که بیشترین اثر را بر واحد طبقه‌بندی کننده برای نشان دادن سطح رعشه (شدید "HAT" و خفیف"LAT") دارند، در یک تحلیل آماری-رقابتی در دو گام انجام گرفت. در گام نخست اثربخشی هر یک از ویژگی‌ها در آزمون‌های آماری مبتنی بر فرضیه صفر به صورت سلسله مراتبی بررسی شد و در گام دوم بهترین ترکیب از ویژگی‌های اثرگذار بر اساس معیارهای عملکرد خوشه‌بندی شناسایی شد.

گام اول: تعیین اثربخشی ویژگی‌های استخراجی

از آن جایی که در این گام هدف تأیید کارایی مجرد ویژگی-های استخراجی در تفکیک دادگان به دو سطح است؛ از این رو انتظار می‌رود در آزمون‌های مبتنی بر آمار و احتمال فرضیه اختلاف فابل توجه دو سطح در مقابل فرضیه صفر پذیرفته شود. به بیان دیگر، ابتدا به اثربخش بودن هریک از ویژگی‌های استخراجی بر روی واحد طبقه‌بندی کننده (با هدف تشکیل ۲ کلاس شدید و خفیف) پرداخته شد. برای این منظور از روش تجزیه و تحلیل واریانس یک طرفه یا One-way analysis of variance (ANOVA) به همراه پیش شرط‌های این آزمون به ترتیب شامل: تحلیل دادگان گمشده[29]، تحلیل توزیع نرمال دادگان (آزمون کولموگروف-اسمیرنف[30]) و تحلیل همگنی واریانس‌ها[31](آزمون لون[32]) در دو سطح معادل با دو کلاس به کار گرفته شد [۱۵]. در این مطالعه از تحلیل آماری ANOVA بعنوان یک تحلیل رقابتی برای تأیید اثربخشی ویژگی‌های بهینه استفاده شد. مادامیکه پیش‌شرط‌های آزمون به صورت سلسله مراتبی و براساس ترتیب شرح داده شده اجرا شدند. در هریک از آزمون‌ها تنها ویژگی‌های پذیرفته شده از آزمون قبلی اعمال شدند و نهایتاً ویژگی‌های باقی‌مانده در آزمون ANOVA، براساس تحلیل اختلاف میانگین دادگان در دو سطح، با هدف تعیین اثربخشی در تفکیک دو کلاس ارزیابی شدند.

گام دوم: ارزیابی ترکیب ویژگی‌های اثرگذار

در این گام، ابتدا مقادیر مربوط به ویژگی‌های پذیرفته شده از آزمون ANOVA (ویژگی‌های اثرگذار) در محدودهٔ [۱،۱-] نرمال گردیدند. در ادامه به منظور انتخاب بهینه‌ترین ترکیب از ویژگی‌های اثرگذار با بهترین اثر بر روی واحد طبقه‌بندی کننده، تمامی حالات ممکن از ترکیب ویژگی‌های اثرگذار به واحد خوشه‌بند اعمال شد. از الگوریتم خوشه‌بندی K-means برای تشکیل دو خوشه معادل دو کلاس به روش با ناظر استفاده شد [۱۷]. با استفاده از تعاریف جدول (۴) عملکرد

[29] Missing Value Analysis
[30] Kolmogorov–Smirnov test
[31] Homogeneity of Variances
[32] Levene test

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

خوشه‌بندی کننده بر روی انواع ترکیب‌های ممکن از ویژگی‌ها با معیارهای تصمیم‌گیری صحت (ACC [33])، نرخ خطا (ERR [34])، حساسیت (SEN [35]) و مقدار تشخیص مثبت (PPV [36]) بر اساس معادلات (۵) تا (۸) محاسبه شد.

جدول (۳)- لیست ویژگی‌های آماری استخراج شده [۱۵]

ردیف	ویژگی	معادل انگلیسی	اندیس
۱	متوسط	Average	AVG
۲	انحراف معیار	Standard Deviation	STD
۳	واریانس	Variance	VAR
۴	کشیدگی	Kurtosis	KRT
۵	چولگی	Skewness	SKN
۶	میانه	Median	MED
۷	دامنه تغییرات	Range	RNG
۸	ضریب تغییر	Coefficient of Variation	COV
۹	نما	Mode	MOD
۱۰	آنتروپی‌شانون	Shannon Entropy	SHN

جدول (۴)- تعاریف TP، TN، FP و FN براساس شدت رعشه

شدت رعشه در	آیا به درستی طبقه‌بندی شده است؟	
	بله	خیر
کلاس HAT	True Positive (TP)	False Negative (FN)
کلاس LAT	True Negative (TN)	False Positive (FP)

$$\mathrm{ACC} = \frac{\mathrm{TP}+\mathrm{TN}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FP}+\mathrm{TN}+\mathrm{FN}} \times 100(\%) \quad (۵)$$

$$\mathrm{ERR} = \frac{\mathrm{FP}+\mathrm{FN}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FP}+\mathrm{TN}+\mathrm{FN}} \times 100(\%) \quad (۶)$$

$$\mathrm{SEN} = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FN}} \times 100(\%) \quad (۷)$$

$$\mathrm{PPV} = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FP}} \times 100(\%) \quad (۸)$$

۲-۳-۳- طبقه‌بندی کننده

هدف نهایی این مطالعه ارزیابی قابلیت روش پیشنهادی در حل مسائل تشخیص الگوی رعشه در بیماران پارکینسونی است. از این رو، برای ایجاد شرایطی با حداکثر شباهت سیستماتیک با تنها مطالعه موجود بر روی این پایگاه داده، از طبقه‌بندی‌کننده K-NN با ۳ همسایه برای حل مسئله تشخیص الگو استفاده شد [۱۸]. همچنین، معیارهای طبقه‌بندی شرح داده شده در معادلات (۵) تا (۸) برای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی‌کننده استفاده شد. علاوه بر این، به منظور اعتبارسنجی نتایج، از دو روش اعتبارسنجی به شرح زیر استفاده شد:

Holdout نظارت‌شده: از داده‌های آموزش برای آموزش طبقه‌بندی‌کننده استفاده شد، در حالی که از داده‌های آزمایش برای ارزیابی عملکرد آن استفاده شد [۱۹].

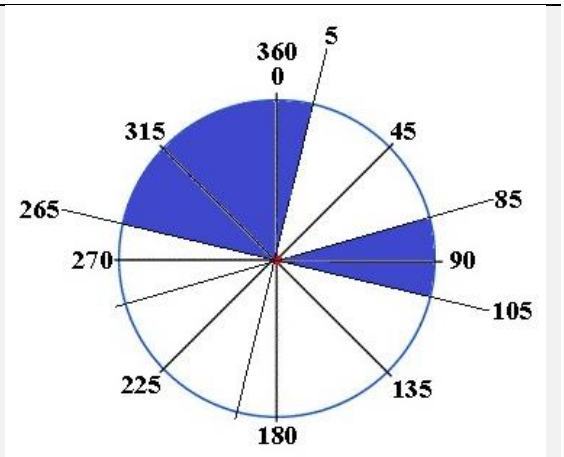
Holdout تکرارشونده: این روش به طور مکرر با نمونه‌گیری مجدد یک مجموعه با ٪۷۰ داده برای آموزش و ٪۳۰ برای آزمایش تولید می‌کند. برای این منظور، ۱۰۰۰ نمونه‌گیری تصادفی مجدد از داده‌ها با جایگزینی گرفته شد [۲۰].

LOSO [37]: هر مجموعه آموزش با نمونه‌گیری از تمامی دادگان به جز داده‌های مربوط به یک آزمودنی ایجاد می‌شود. مجموعه آزمایش همان دادگان حذف شده است. فرآیند نمونه‌گیری مجدد به تعداد آزمودنی‌ها تکرار می‌شود [۲۱].

۳- نتایج

در گام اول انتخاب ویژگی، زیرمجموعه‌ای متشکل از ویژگی‌های MEN، SHN، STD و COV به عنوان ویژگی‌های اثرگذار شناسایی شدند. طبق معادله (۹)، مشخصه عددی (NC [38]) مربوط به این ویژگی‌های آماری تحت تأثیر مجموع جهات شمال، شرق و شمال‌غربی قرار داشتند. در شکل (۵) محدوده زوایایی که مشخصه عددی NC پوشش می‌دهد، نشان داده شده است.

$$NC = \{(\#\lambda = 315°) + (\#\lambda = 0°) + (\#\lambda = 90°)\} \quad (۹)$$



شکل (۵)- محدوده زوایایی که مشخصه عددی NC پوشش می‌دهد، که معادل سه جهت شرق، شمال و شمال غربی است.

[33] Accuracy
[34] Error Rate
[35] Sensitivity
[36] Positive Predictive Value

[37] Leave-One-Subject-Out
[38] Numerical Characteristic

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

به طور خلاصه، نتایج واحد انتخاب ویژگی برای ویژگی‌های اثرگذار شامل MEN، SHN، STD و COV به شرح زیر است: نتایج آزمون دادگان پرت در جدول (۵) شرح داده شده است که در خصوص ویژگی‌های مذکور هیچگونه داده گمشده‌ای در سطح بالا و یا سطح پایین شناسایی نشد. سپس، نتایج آزمون کولموگروف-اسمیرنوف، نرمال بودن توزیع دادگان را برای ویژگی‌های اثرگذار در سطح معنی‌داری ۰/۰۵ تأیید کرد (به جدول (۶) مراجعه کنید). طبق جدول (۷)، فرض همگنی واریانس‌ها برای ویژگی‌های بهینه در دو سطح با استفاده از آزمون لون پذیرفته می‌شود، زیرا مقادیر P-value مربوط به هر یک از ویژگی‌های بهینه بزرگتر از سطح معنی‌داری ۰/۰۱ هستند. در نهایت، با استفاده از نتایج به‌دست‌آمده از تحلیل ANOVA در ۲ سطح مشخص شد از میان کلیه ویژگی‌های مستخرج، تنها مقادیر مربوط به ویژگی‌های MEN، SHN، STD و COV معنی‌دار بودند (P-value < ۰/۰۱) و به عنوان ویژگی‌های اثرگذار بر روی واحد طبقه‌بندی کننده قادرند مجموعه دادگان را در دو سطح با اختلاف معنادار تفکیک کنند (به جدول (۸) مراجعه شود). در گام دوم انتخاب ویژگی‌های بهینه، خوشه‌بندی K-means ترکیب ویژگی‌های COV و SHN را به عنوان زیرمجموعه بهینه شناسایی نمود (به جدول (۹) مراجعه کنید). علاوه بر این، شکل (۶) نمودار پراکندگی ویژگی‌های بهینه در مجموعه‌های آموزش و آزمایش برای کلاس‌های HAT و LAT، نشان می‌دهد. در نهایت، طبقه‌بندی‌کننده K-NN با اعتبارسنجی Holdout نظارت‌شده به ترتیب به دقت ٪۱۰۰ بر روی داده‌های آموزش و ٪۹۶/۵۵ بر روی داده‌های آزمایش دست یافت (جدول ۱۰). نتایج طبقه‌بندی‌کننده با روش اعتبارسنجی Holdout تکرار شونده برای معیارهای ACC، PPV و SEN به ترتیب ٪۹۶/۰۰، ٪۸۷/۵۵ و ٪۹۸/۲۳ بدست آمد (جدول ۱۰). همچنین، نتایج طبقه‌بندی‌کننده با روش اعتبارسنجی LOSO تکرار شونده برای معیارهای ACC، PPV و SEN به ترتیب ٪۹۷/۴۳، ٪۹۳/۵۷ و ٪۹۸/۴۰ بدست آمد (جدول ۱۰). علاوه بر این، جدول ۱۱ نتایج طبقه‌بندی‌کننده KNN را به‌طور جداگانه برای هر زیر مجموعه از داده‌های آزمایش ثبت‌شده تحت شرایط تحریکی مختلف نشان می‌دهد. نتایج نشان داد که عملکرد سیستم تنها زمانی با خطای تشخیص همراه بود که افراد تحت تحریک عمیق مغزی قرار گرفتند (جدول ۱۱ را ببینید). در نهایت، نتایج روش پیشنهادی با نتایج گزارش شده در تنها مقاله همسو با این مطالعه در مورد داده‌های مجموعه rof، مقایسه شد؛ همانطور که در جدول ۱۲ نشان داده شده است، نتایج نشان از عملکرد مطلوب روش پیشنهادی در این مطالعه دارد.

جدول (۵)- نتایج آزمون داده‌های گمشده به اختصار

[illegible]	[illegible]	انحراف	تعداد داده‌های پرت	
			حد پایین	حد بالا
MEN	۴۱/۶۱	۲/۵۵	۰	۰
SHN	۰/۳۵۶	۰/۱۹۲	۰	۰
STD	۸۷/۹۳	۰/۶۵۵	۰	۰
COV	۱/۱۷۷	۰/۴۳۴	۰	۰

جدول (۶)- نتایج آزمون کولموگروف-اسمیرنوف به اختصار

ویژگی	آماره آزمون	df	P-value
MEN	۰/۱۰۵	۱۲	۰/۱۱
SHN	۰/۰۶۸	۱۲	۰/۲۰
STD	۰/۰۷۵	۱۲	۰/۲۰
COV	۰/۹۰۷	۱۲	۰/۱۴۲

جدول (۷)- نتایج تحلیل آماری لون به اختصار

ویژگی	آماره آزمون	df_1, df_2	P-value
MEN	۰/۰۲۴	۱,۱۲	۰/۸۷۸
SHN	۱/۷۸۹	۱,۱۲	۰/۱۸۴
STD	۰/۶۲۵	۱,۱۲	۰/۴۴۵
COV	۰/۹۰۶	۱,۱۲	۰/۳۶۰

جدول (۸)- نتایج تحلیل آماری ANOVA به اختصار

ویژگی (حالت)	SS *	آماره F	df	P-value
بین	۲/۳۲	۱۳/۷	۱	۰/۰۰۳
درون	۲/۰۲		۱۲	
کل	۴/۳۴		۱۳	
بین	۸/۱۹	۲۹/۶	۱	۰/۰۰۰
درون	۳/۳۲		۱۲	
کل	۱۱/۵		۱۳	
بین	۰/۵۶	۱۷/۸	۱	۰/۰۰۱
درون	۰/۳۸		۱۲	
کل	۰/۹۴		۱۳	
بین	۱/۹۴	۴۴/۶	۱	۰/۰۰۰
درون	۰/۵۲		۱۲	
کل	۲/۴۶		۱۳	

* مجموع مربعات پراکندگی

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

جدول (۹) – نتایج حاصل از الگوریتم خوشه‌بندی K-means

ترکیب ویژگی‌ها	ACC %	ERR %	PPV %	SEN %
SHN & STD & COV & MEN	۹۲/۸۵	۷/۱۵	۱۰۰	۸۵/۷۱
SHN&MEN&STD	۹۲/۸۵	۷/۱۵	۱۰۰	۸۵/۷۱
SHN&MEN&COV	۹۲/۸۵	۷/۱۵	۱۰۰	۸۵/۷۱
SHN&COV&STD	۹۲/۸۵	۷/۱۵	۱۰۰	۸۵/۷۱
MEN&COV&STD	۹۲/۸۵	۷/۱۵	۱۰۰	۸۳/۳۳
MEN & STD	۶۴/۲۹	۳۵/۷۱	۵۵/۵۵	۸۳/۳۳
MEN & COV	۹۲/۸۵	۷/۱۵	۱۰۰	۸۳/۳۳
SHN & MEN	۹۲/۸۵	۷/۱۵	۱۰۰	۸۵/۷۱
SHN & STD	۹۲/۸۵	۷/۱۵	۱۰۰	۸۵/۷۱
STD & COV	۹۲/۸۵	۷/۱۵	۱۰۰	۸۵/۷۱
COV & SHN	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**
MEN	۶۴/۲۹	۳۵/۷۱	۵۵/۵۵	۸۳/۳۳
STD	۹۲/۸۵	۷/۱۵	۱۰۰	۸۵/۷۱
SHN	۹۲/۸۵	۷/۱۵	۱۰۰	۸۵/۷۱
COV	۹۲/۸۵	۷/۱۵	۱۰۰	۸۵/۷۱

جدول (۱۰) – نتایج طبقه‌بند KNN

روش اعتبارسنجی (زیر مجموعه)		ERR (%)	PPV (%)	SEN (%)	ACC (%)
آموزش		۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
آزمون		۳/۴۵	۹۵/۴۴	/۲۵ ۹۸	۹۶/۵۵
آزمون	۲**	۴/۰۰	۸۷/۵۵	/۲۳ ۹۸	۹۶/۰۰
آزمون	۳***	۲./۵۷	۹۳/۵۷	/۴۰ ۹۸	۹۷/۴۳

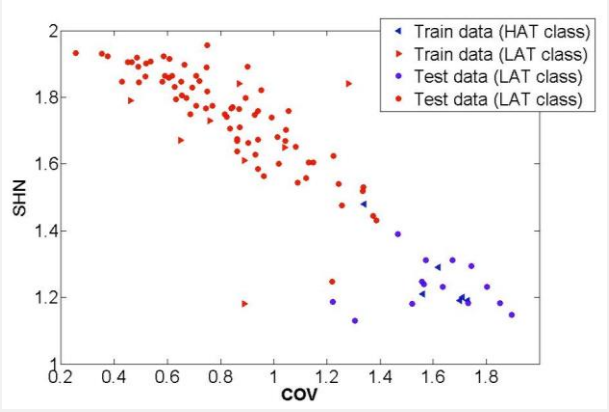
* Holdout نظارت شده؛ ** Holdout تکرار شونده؛ *** LOSO

جدول (۱۱) – نتایج طبقه بند KNN به تفکیک هر گروه از داده‌های آزمایش

عنوان گروه	تعداد ثبت	ACC (%)	ERR (%)
r15of (HAT & LAT)	۱۱	۱۰۰	۰
r30of (HAT & LAT)	۱۲	۱۰۰	۰
r45of (HAT & LAT)	۱۱	۱۰۰	۰
r60of (HAT & LAT)	۱۲	۱۰۰	۰
ref (HAT & LAT)	۱۳	۸۴/۶۲	۱۵/۳۸
ron (HAT & LAT)	۱۳	۹۳/۳۳	۶/۶۷
ren (HAT & LAT)	۱۳	۱۰۰	۰

جدول (۱۲) – نتایج طبقه بند KNN برای داده‌های آموزش

روش تشخیص	PPV (%)	ACC (%)	ERR (%)
روش پیشنهادی مقاله [۱۲]	۸۳/۳۳	۹۲/۸۵	۷/۱۵
روش پیشنهادی ما	۱۰۰	۱۰۰	۰



شکل (۶) – فضای پراکندگی داده‌های آموزش و آزمایش مربوط به روش اعتبارسنجی Holdout نظارت شده.

۴- بحث

در این مطالعه، روش پردازشی نوینی با رویکرد نمادین‌سازی دینامیک سری‌های‌زمانی با استفاده از جهت‌های قطب‌نما پیشنهاد شد. این روش پردازشی با هدف استخراج ویژگی‌های پویا در قالب تاکتیکی مبتنی‌بر قطعه‌بندی سری‌های‌زمانی پیاده‌سازی شد. در نهایت، عملکرد روش پیشنهادی در چالش تفکیک بیماران پارکینسون به دو کلاس شدید و خفیف با استفاده از سری‌زمانی رعشه ارزیابی شد. با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده K-NN و روش اعتبارسنجی Hold-out نظارت شده بر روی داده‌های rof که در شرایط بدون تحریک خارجی ثبت شده بودند، تفکیک کلاسی با ACC = ۱۰۰٪ و PPV = ۱۰۰٪ محاسبه شد. این نتایج بالاتر از نتایج مطالعه انجام‌شده در سال ۲۰۱۸ توسط پدروسا و همکارانش [۸] بود که تفکیک کلاسی بر روی داده‌های rof را با ACC ۹۲/۸۵٪ = و PPV = ۸۳/۳۳٪ گزارش دادند. در مطالعه آن‌ها، از میان ویژگی‌های فرکانسی استخراج‌شده، متوسط طیف توان و انحراف‌معیار طیف توان به‌عنوان ویژگی‌های بهینه انتخاب شدند و نتایج با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده K-NN گزارش شدند. برای داده‌های r15of، r30of، r45of و r60of که به ترتیب در شرایط ۱۵، ۳۰، ۴۵ و ۶۰ دقیقه پس از توقف DBS ثبت شده‌اند، جداسازی کلاس‌های LAT و HAT بدون خطا انجام شد. این نتایج مشابه نتایج مطالعه بوتر و همکارانش در

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

سال ۲۰۰۱ [۷] است که هیچ تفاوتی در سطح رعشه در دو حالت قبل و بعد از DBS با استفاده از ویژگی‌های دامنه و فرکانس گزارش نکردند. همچنین، نتایج مربوط به زیرمجموعه داده‌های ron ثبت‌شده روی تحریک دارویی با ACC = ۱۰۰٪ به دست آمد (به جدول ۱۱ مراجعه کنید) و این نتایج مطابق با گزارش بوتر و همکاران [۷] است. از این رو، می‌توان نتیجه گرفت که تحریک دارویی تاثیر قابل ملاحظه‌ای بر سطح کیفی رعشه نداشته است. علاوه بر این، مشابه مطالعه بوتر و همکاران [۷]، در شرایط ren و ref نتایج ACC با درصد کمی محاسبه شد، که نشان می‌دهد در بیماران مبتلا به رعشه با دامنه بالا، تحت DBS و تحت هر دو تحریک دارویی و DBS، رعشه آن‌ها به سطح پایین کاهش می‌یابد (به جدول ۱۱ مراجعه کنید).

در مطالعات قبلی نشانگرهای زیستی، همواره مبتنی‌بر اطلاعات دامنه و فرکانس استخراج و شناسایی شده‌اند؛ در مقابل، این مطالعه سیستم شناختی را در قالب نشانگرهای زیستی مبتنی‌بر کمی‌سازی اطلاعات فاز و سطح پیچیدگی سری‌زمانی رعشه پیشنهاد داد و مقایسه نتایج بیان‌گر عملکرد با صحت بالاتر این نشانگرهای زیستی می‌باشد. مادامیکه ارزیابی عملکرد سیستم شناخت پیشنهادی با روش‌های مختلف اعتبارسنجی شامل: Holdout نظارت شده، Holdout تکرار شونده و LOSO به ترتیب در سناریوهای جداسازی هدفمندِ دادگان تحریک‌شده از بدون‌تحریک، جداسازی تصادفی با نمونه‌گیری‌های مکرر و جداسازی مبتنی بر دادگان یک آزمودنی، نویدبخش سیستمی با عملکرد مطمئن و پایدار می‌باشد، از جمله محدودیت‌های این مطالعه پیاده‌سازی سیستم شناخت بر روی حجم داده کم و ارزیابی عملکرد سیستم شناخت بر روی یک مجموعه داده می‌باشد.

به هر حال، نتایج و یافته‌های این مطالعه در صورت تعمیم-پذیری با سایر دادگان و همچنین با بسط به دیگر حوزه‌های پژوهشی (نوروآناتومی، نورولوژی و سایکوفیزیولوژی)، می‌تواند فرصت‌های مطالعاتی گوناگونی را در جهت ردیابی این نشانگرهای زیستی در مکانیزم‌های عملکردی سیستم اعصاب مرکزی، سیستم اعصاب محیطی دست، سیستم عضلانی دست و هماهنگی عصب- عضله فراهم سازد.

از نقطه نظر روش‌شناسی، رویکرد پردازشی اتخاذ شده در این مطالعه در حوزه‌ی پردازش غیرخطی سری‌های زمانی زیست-پزشکی قرار می‌گیرد که با هدف کمی‌سازی توپولوژی جاذب بازسازی شده در فضای فاز تیکنز انجام می‌شوند. در این دیدگاه به رفتار زمانی حاصل از سیستم موردنظر (سری‌زمانی) اجازه داده می‌شود تا در طول زمان مناسب در فضای فاز و در محدوده بستر جذب حرکت کند و سپس ساختارهای هندسی یا توپولوژی نقاط بازسازی شده از سری‌زمانی در فضای فاز که شامل اطلاعات غنی‌تری برای طبقه‌بندی سری‌های‌زمانی غیرخطی است، بررسی و کمی‌سازی شوند [۲۲]. پیش از این، در مطالعات جاذب بازسازی شده در فضای فاز بر اساس گستره تحت پوشش، اطلاعات دامنه و زاویه تراژکتوری‌ها کمی‌سازی شده است [۲۳، ۲۴، ۲۵، ۲۶]. این درحالیست که مطالعه حاضر، معادل‌سازی تراژکتوری‌های فاز را با جهت‌های قطب‌نما پیشنهاد می‌دهد که چنین رویکردی تأکید بر تغییرات حالت اساسیِ جاذب بازسازی شده در فضای فاز دارد. چرا که بازسازی رفتار زمانی سیستم در فضای فاز علاوه بر کمّیت، کیفیت تراژکتوری یا مسیر حرکت سری‌های‌زمانی را به عنوان اطّلاعاتی از دینامیک حاکم بر سیستم به صورت زاویه θ در نقاط متوالی، در اختیار ما قرار می‌دهد. در ادامه معادل‌سازی زوایای مسیر حرکت مبتنی بر جهت‌های قطب‌نما ($\lambda(n)$) این امکان را می‌دهد که تغییر اطلاعات جزئی (تغییر زاویا) را کنار گذاشته و تنها به تغییر حالات اساسی (تغییر جهات) در مسیر حرکت بپردازیم. به بیان دیگر به مطالعه رفتار کیفی سری‌زمانی در یک رویکرد کل‌نگر بپردازیم. چنین رویکرد کل‌نگری با مفاهیم توپولوژی تطبیق دارد که در آن هدف شناسایی مشخصه‌های هندسی به نحوی است که تحت تأثیر تغییر شکل‌های مداوم مانند کشش، فشردگی و پیچش مقاوم بوده و مشخصات حفظ می‌شوند [۲۷]. همچنین، بازسازی دنباله‌ی زوایا ($\theta(n)$) و دنباله‌ی جهت‌های قطب‌نما ($\lambda(n)$) براساس قضیهٔ تیکنز، منتج به نمایش دنباله‌ها در فضاهای حالت[۳۹] جدیدی می‌شود که می‌تواند در مطالعات آتی، نویدبخش بسترهای جدید برای نمایش دینامیک حاکم بر سری‌های‌زمانی زیست‌پزشکی و متعاقباً پردازش و استخراج ویژگی باشد.

علاوه بر این، شناسایی الگو از چنین رویکرد پردازشی در قالب پیاده‌سازی یک تاکتیک استخراج ویژگی، مبتنی‌بر تقسیم‌بندی سری‌های‌زمانی و در نهایت کمی‌سازی تغییرات آماری بین مشخصه‌های عددی قطعات، امکان درک بهتر پویایی و تکامل الگوهای زیربنایی یا همان حالات اساسی را در طول زمان فراهم می‌کند. به عبارت ساده‌تر، اتخاذ چنین تاکتیکی، چگونگی تغییر حالات اساسی یک سری‌زمانی را در طول زمان رقمی‌سازی می‌کند. چنین تاکتیک جزءنگری با مفاهیم استخراج ویژگی‌های پویا همسو است، جایی که هدف

[39] State Space

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

کمی‌سازی ماهیت در حال تکامل رفتار یک سیستم یا سیگنال است [۲۸].

۵- نتیجه‌گیری

این مطالعه از مفاهیم مربوط به جهت‌های قطب‌نما برای کمی‌سازی توپولوژی فضای فاز بازسازی‌شده از سری‌های زمانی رعشه در بیماری پارکینسون استفاده کرد. سپس، الگوی رفتاری مرتبط با شدت رعشه، در قالب یک تاکتیک مبتنی بر استخراج ویژگی‌های پویا محاسبه و در قالب یک تاکتیک سلسله‌مراتبی مبتنی بر تحلیل‌های آماری شناسایی شد. با استفاده از طبقه‌بند KNN به روش اعتبارسنجی Holdout نظارت شده، کلاس رعشه شدید و خفیف برای داده‌های آموزش با صحت، ۱۰۰٪ و برای داده‌های آزمایش با صحت ۹۶/۵۵٪ تفکیک شدند. کاربرد این رویکرد نوین، نویدبخش شناسایی جهت‌های غیرطبیعی مرتبط با شدت رعشه در مسئله بیماری پارکینسون است. یافته‌ها نشان داد که الگوی رفتاری متشکل از جهت‌های شمال، شرق و شمال-غربی در تراژکتوری فاز رعشه با شدت بیماری پارکینسون ارتباط دارد. نتایج این مطالعه، سازگاری فرضیه تحقیق را تأیید می‌کند و نشان می‌دهد که ویژگی‌های مبتنی بر ساختارهای هندسی یا توپولوژی نقاط بازسازی‌شده از سری‌های زمانی رعشه، از نظر اطلاعات غنی‌تر از ویژگی‌های فرکانسی مورد استفاده در مطالعات قبلی هستند. با این وجود، پیشنهاد می‌شود در مطالعات آینده، عملکرد و قابلیت فضای فاز جغرافیایی بر روی سایر سیگنال‌های زیست‌پزشکی دقیق‌تر بررسی و تعیین شود. همچنین، تشخیص بیماری پارکینسون در مراحل اولیه به لحاظ بالینی از جایگاه ویژه‌ای برخوردار است. این مورد یکی از محدودیت‌های طرح فعلی است و بنابراین یک پیشنهاد تحقیقاتی برای مطالعات آینده است. علاوه بر این، از نظر فنی، روش‌های مختلفی برای اندازه‌گیری زوایای تراژکتوری وجود دارد؛ مانند مشتقات مرتبه بالاتر یا توصیف‌کننده‌های مسیر جایگزین (انحنا) که می‌توانند برای مطالعات آینده در نظر گرفته شوند.

دسترسی به دادگان

https://www.physionet.org/physiobank/database/tremordb/

۶- مراجع

[1] W. Wang, J. Lee, F. Harrou, Y. Sun, "Early detection of Parkinson's disease using deep learning and machine learning," IEEE Access, vol. 8, pp. 147635-147646, Aug 2020.

[2] S. Kumar, L. Goyal, S. Singh, "Tremor and rigidity in patients with Parkinson's disease: Emphasis on epidemiology, pathophysiology and contributing factors," CNS & Neurological Disorders-Drug Targets (Formerly Current Drug Targets-CNS & Neurological Disorders), vol. 21, pp. 596-609, Aug 2022.

[3] R. Edwards, A. Beute, "Using time domain characteristics to discriminate physiologic and parkinsonian tremors," Journal of Clinical Neurophysiology, vol. 17, pp. 87-100, Jan 2000.

[4] A. Beuter, R. Edwards, "Using frequency domain characteristics to discriminate physiologic and parkinsonian tremors," Journal of clinical neurophysiology, vol. 16, pp. 484, Sep 1999.

[5] M. Patel, M. H. Nilsson, S. Rehncrona, F. Tjernström, M. Magnusson, R. Johansson, P. A. Fransson, "Spectral analysis of body movement during deep brain stimulation in Parkinson's disease," Gait & posture, vol. 86, pp. 217-225, May 2021.

[6] R. Nisticò, A. Quattrone, M. Crasà, M. De Maria, B. Vescio, A. Quattrone, "Evaluation of rest tremor in different positions in Parkinson's disease and essential tremor plus," Neurological Sciences, vol. 43, pp. 3621-3627, Jun 2022.

[7] A. Beuter, M. Titcombe, F. Richer, C. Gross, D. Guehl, "Effect of deep brain stimulation on amplitude and frequency characteristics of rest tremor in Parkinson's disease," Thalamus & Related Systems, vol. 1, pp. 203-211, Nov 2001.

[8] T. Í. Pedrosa, F. F. Vasconcelos, L. Medeiros, L. D. Silva, "Machine learning application to quantify the tremor level for Parkinson's disease patients," Procedia computer science, vol. 138, pp. 215-220, Jan 2018.

[9] F. M. Oliveira Filho, E. F. dos Santos Silva, S. E. de Freitas Santos, A. Á. Bandeira Santos, G. F. Zebende. Study of autocorrelations and uncertainties applied to patients with Parkinson's disease. Scientific Reports, vol. 15, pp. 10068, Mar 2025.

[10] M. Zolfagharzadeh-Kermani, S. Rashidi, M. Asaseh, "Optimal segmentation of non-linear and non-stationary time series based on fractal dimension and Poincare section and its application in solving EEG-signal," Applied Soft Computing, vol. 166, pp. 112178, Nov 2024.

[11] M. Changizi, S. Rashidi, M. Zolfagharzadeh-Kermani, "Applying the parametric learning tactic along with the Welch signal processing technique in designing a depression recognition system using electroencephalogram," Biomedical Signal Processing and Control, vol. 108, pp.107921, Oct 2025.

[12] S. Parvaneh, M. R. Hashemi Golpayegani, M. Firoozabadi, M. Haghjoo, "Predicting the spontaneous termination of atrial fibrillation based on Poincare section in the electrocardiogram phase space," Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine, vol. 226, pp. 3-20, Jan 2012.

[13] S. Rashidi, A. Fallah, F. Towhidkhah, "Nonlinear analysis of dynamic signature," Indian Journal of Physics, vol. 87, pp. 1251-1261, Dec 2013.

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

[14] A. Keren, "Ordinals vs. Cardinals in ℕ and Beyond," InMathematical Knowledge, Objects and Applications: Essays in Memory of Mark Steiner, Cham: Springer International Publishing, pp. 193-225, May 2023.

[15] G. Casella, R. Berger, "Statistical inference," CRC press; May 2024.

[16] S. Ntumi, "Reporting and interpreting One-Way Analysis of Variance (ANOVA) using a data-driven example: A practical guide for social science researchers," Journal of Research in Educational Sciences (JRES), vol. 12, pp. 38-47, 2021.

[17] A. M. Ikotun, A. E. Ezugwu, L. Abualigah, B. Abuhaija, J. Heming, "K-means clustering algorithms: A comprehensive review, variants analysis, and advances in the era of big data," Information Sciences, vol. 622, pp. 178-210, Apr 2023.

[18] S. Zhang, "Challenges in KNN classification," IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 34, pp. 4663-4675, Jan 2021.

[19] U. Michelucci, "Fundamental Mathematical Concepts for Machine Learning in Science," Springer, May 2024.

[20] E. M. Tanner, C. G. Bornehag, C. Gennings, "Repeated holdout validation for weighted quantile sum regression," MethodsX, vol. 6, pp. 2855-60, Jan 2019.

[21] T. Manabe, A. Dutta, "Machine learning brain activation topography for individual skill classification: Need for leave-one-subject-out (LOSO) cross-validation," InBiomedical Robots and Devices in Healthcare. Academic Press, pp. 153-163, Jan 2025.

[22] J. de Pedro-Carracedo, D. Fuentes-Jimenez, A. M. Ugena, A. P. Gonzalez-Marcos, "Phase space reconstruction from a biological time series: A photoplethysmographic signal case study," Applied Sciences, vol. 10(4), pp. 1430, Feb 2020.

[23] M. Z. Kermani, S. M. Golpayegani, "Offering a Novel Method to Quantify the Arrangement of the Reconstructed Phase Space Points in Bioelectric Signals and using It as a Feature for ECG Biometrics," Biomedical Journal of Scientific & Technical Research, vol. 33(4), pp. 25993-9, 2021.

[24] S. Lashkari, A. Sheikhani, M. R. Hashemi Golpayegani, A. Moghimi, H. Kobravi, "Detection and prediction of absence seizures based on nonlinear analysis of the EEG in Wag/Rij animal model," International Clinical Neuroscience Journal, vol. 5(1), pp. 21-7, Mar 2018.

[25] A. Goshvarpour, A. Goshvarpour, S. Rahati, V. Saadatian, M. Morvarid, "Phase space in EEG signals of women refferred to meditation clinic," Journal of Biomedical Science and Engineering. Vol. 4(6), pp. 479-82, Jun 2011.

[26] S. Lashkari, A. Sheikhani, M. R. Golpayegani, A. Moghimi, H. R. Kobravi, "Topological feature extraction of nonlinear signals and trajectories and its application in EEG signals classification," Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, vol. 26(3), pp. 1329-42, 2018.

[27] J. J. Rotman, "An introduction to algebraic topology," Springer Science & Business Media, Nov 2013.

[28] C. Zhang, A. A. Mousavi, S. F. Masri, G. Gholipour, K. Yan, X. Li, "Vibration feature extraction using signal processing techniques for structural health monitoring: A review," Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 177, pp. 109175, Sep 2022.

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License