

## **Detection of Neurodegenerative Diseases using Time-Frequency Symmetric Features of Gait Signal**

**Saljuqi, Masume<sup>1</sup> / Ghaderyan, Peyvand<sup>2\*</sup>**

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

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

### **ARTICLE INFO**

DOI: 10.22041/IJBME.2021.141428.1645

Received: 27 November 2020

Revised: 28/4/2021 – 4/5/2021

Accepted: 5 May 2021

### **KEYWORDS**

*Neurodegenerative Diseases*  
*Gait Analysis*  
*Time-Frequency Domain*  
*Symmetry Features*

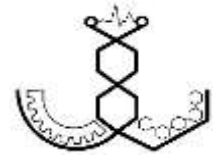
### **ABSTRACT**

In the recent years, the diagnosis of Neurodegenerative Diseases (NDDs) has been one of the most challenging problems in the medical fields. Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS), Parkinson's Disease (PD) and Huntington's Disease (HD) are a group of neurological disorders affecting the quality of patient's life. Occurrence of these diseases is due to the deterioration of motor neurons, causing human gait disturbance and asymmetry between the right and left limbs. For this purpose, in this paper various gait signals namely stride, swing, and stance intervals (from both legs) have been decomposed using a Matching Pursuit (MP) algorithm. Then, two sets of differential and dynamic features have been extracted from the MP coefficients in order to quantify the amount of divergence between both limbs. Finally, the principal components of these features have been fed as an input to sparse Non-Negative Least Squares (NNLS) classifier. The proposed algorithm has been evaluated using the gait signals of 16 healthy control subjects, 13 patients with Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS), 15 patients with Parkinson's Disease (PD) and 20 patients with Huntington's Disease (HD). The results showed that the proposed method has achieved high average accuracy rates of 84.10%, 86.67%, and 91.43% for ALS, PD, and HD detection, respectively.

### **\*Corresponding Author**

|                    |                                                                                                                         |            |                 |
|--------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------|-----------------|
| <b>Address</b>     | Computational Neuroscience Laboratory, Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran |            |                 |
| <b>Postal Code</b> | 51335-1966                                                                                                              | <b>Tel</b> | +98-41-33458421 |
| <b>E-Mail</b>      | p_ghaderyan@sut.ac.ir                                                                                                   | <b>Fax</b> | +98-41-33444360 |





## تشخیص بیماری‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی با استفاده از ویژگی‌های زمان-فرکانسی متقارن سیگنال راه رفتن

سلجوقی، معصومه<sup>۱</sup> / قادریان، پیوند<sup>۲\*</sup>

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

### مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22041/IJBME.2021.141428.1645

پذیرش: ۱۵ اردیبهشت ۱۴۰۰

بازنگری: ۱۴۰۰/۲/۸ - ۱۴۰۰/۲/۱۴

ثبت در سامانه: ۷ آذر ۱۳۹۹

### چکیده

در سال‌های اخیر تشخیص بیماری‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی به یکی از چالش‌برانگیزترین مسائل در حوزه‌ی پزشکی تبدیل شده است. اسکروز جانبی آمیوتروفیک، پارکینسون و هانتینگتون مجموعه‌ای از شایع‌ترین بیماری‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی بوده که بر کیفیت زندگی بیماران تاثیر به سزایی می‌گذارند. وقوع این بیماری‌ها به دلیل زوال سلول‌های حرکتی سیستم عصبی است که می‌تواند منجر به اختلال در راه رفتن و عدم تقارن بین دو سمت بدن شود. از این رو در این مطالعه، در ابتدا با روش الگوریتم پیگیری تطبیقی سیگنال‌های سری زمانی پای چپ و راست در فواصل گام، ایستایی و نوسانی تجزیه و تنک شده، سپس میزان تطابق و همسانی ضرایب به دست آمده توسط یک سری ویژگی‌های دینامیکی و دیفرانسیلی ارزیابی شده و اجزای اصلی این ویژگی‌ها به عنوان ورودی به طبقه‌بند کم‌ترین مربعات غیرمنفی تنک داده شده است. الگوریتم پیشنهادی به کمک پایگاه داده‌ی سیگنال راه رفتن شامل ۱۶ فرد سالم، ۱۵ فرد مبتلا به پارکینسون، ۲۰ فرد مبتلا به هانتینگتون و ۱۳ فرد مبتلا به اسکروز جانبی آمیوتروفیک، آزمایش شده است. نتایج نشان داده که روش پیشنهادی قادر است به ترتیب برای هر سه بیماری اسکروز جانبی آمیوتروفیک، پارکینسون و هانتینگتون میانگین صحت‌های ۸۴/۱۰، ۸۶/۶۷ و ۹۱/۴۳ درصد را ارائه دهد.

### واژه‌های کلیدی

بیماری‌های عصبی  
پیش‌رونده‌ی تدریجی  
تحلیل سیگنال راه رفتن  
حوزه‌ی زمان-فرکانس  
ویژگی‌های تقارن

### \*نویسنده‌ی مسئول

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

تلفن +۹۸-۴۱-۳۳۴۵۸۴۲۱

کد پستی ۵۱۳۳۵-۱۹۹۶

دورنگار +۹۸-۴۱-۳۳۴۴۴۳۶۰

پست الکترونیک p\_ghaderyan@sut.ac.ir

## ۱- مقدمه

بیماری‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی<sup>۱</sup> از جمله شایع‌ترین اختلالات عصبی به شمار رفته که با ایجاد تغییراتی در فعالیت‌های ساختاری، بیوشیمیایی و یا الکتریکی سلول‌ها همراه بوده و می‌تواند منجر به عمل‌کرد غیرطبیعی، از دست رفتن ساختار نورون و حتی مرگ این سلول‌ها شود [۱]. این دسته از بیماری‌ها توانایی فرد را در انجام فعالیت‌های روزانه تحت تاثیر قرار داده و با علایمی نظیر ضعف در عضلات، هماهنگی ضعیف بین سیستم عصبی و مفاصل، مشکل در حفظ تعادل و تغییر در سطح هوشیاری همراه است [۲]. بر اساس مطالعات انجام شده درصد قابل توجهی از افراد مسن به این اختلالات مبتلا بوده و بالاتر رفتن سن یکی از عوامل مخاطره‌آمیز ابتلا به این بیماری‌ها است [۳] بنابراین ارائه‌ی روش‌های تشخیصی مناسب و قابل اعتماد در جهت بهبود کیفیت زندگی این بیماران امری ضروری به نظر می‌رسد [۴]. امروزه روش‌های مختلفی مانند آزمایش‌های ژنتیکی، خون و تصویربرداری‌های عصبی عمل‌کردی برای تشخیص بیماری‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی وجود دارد [۴، ۵]. این روش‌ها زمان‌بر، تهاجمی و یا همراه با هزینه‌های زیاد بوده و ممکن است در تشخیص زودهنگام این بیماری‌ها ناموفق باشند [۴، ۶]. از این رو در سال‌های اخیر توجه زیادی به روش‌های تشخیصی کم‌هزینه و غیرتهاجمی با قابلیت استفاده در محیط‌های کلینیکی جلب شده است [۶، ۷]. یکی از این روش‌ها، استفاده از سیگنال راه رفتن است که توانایی مناسبی در نمایش غیرتهاجمی تغییرات پاتولوژیک بیماری‌های عصبی-حرکتی از خود نشان داده است [۶-۸]. از این رو در تحقیق حاضر برای ارائه‌ی یک روش کلینیکی قابل اعتماد و کم‌هزینه، از تحلیل سیگنال‌های راه رفتن افراد به منظور تشخیص هر سه بیماری اسکروز جانبی آمیوتروفیک، پارکینسون و هانتینگتون استفاده شده است.

در سال‌های اخیر با هدف بهبود تشخیص این بیماری‌ها، روش‌های تحلیلی و بازشناسی الگویی متفاوتی بر انواع سیگنال راه رفتن اعمال شده است [۹-۱۴]. این روش‌ها به سه دسته‌ی تحلیل در حوزه‌ی زمان، تحلیل در حوزه‌ی فرکانس و تحلیل در حوزه‌ی زمان-فرکانس قابل تقسیم است. تحلیل در حوزه‌ی زمان به شکل سنتی خود معمولاً با استخراج ویژگی‌های ساده‌ی آماری انجام می‌شود [۱۵]. در سال‌های اخیر این ویژگی‌ها در کنار ویژگی‌های دیگری مانند ویژگی‌های لمپل زیو<sup>۲</sup>، آنتروپی

فازی، انرژی تیگر کایزر<sup>۳</sup>، آنتروپی جایگشت، آنتروپی نمونه، بیش‌ترین افت نسبی<sup>۴</sup>، پارامترهای حاصل از تحلیل کمی تکراری<sup>۵</sup> و متغیرهای کلینیکی مورد استفاده قرار گرفته است [۸، ۱۴، ۱۶، ۱۷]. تحلیل در حوزه‌ی فرکانس بر اساس انتقال سیگنال به حوزه‌ی فرکانس و معمولاً با کمک تبدیل فوریه‌ی سریع است [۱۸]. در این دسته از مطالعات ویژگی‌های آماری از طیف فرکانسی و یا چگالی طیفی توان استخراج شده و برای تشخیص اثرات بیماری مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۵، ۱۹-۲۳]. تحلیل در حوزه‌های زمان و فرکانس به تنهایی، دو روش کلاسیک برای بازنمایی سیگنال‌ها بوده که در آن متغیرهای زمان و فرکانس به صورت مجزا مورد بررسی قرار می‌گیرد [۱۸]. به همین دلیل تغییرات فرکانس سیگنال در حوزه‌ی زمان و برعکس تغییرات زمان سیگنال در حوزه‌ی فرکانس مشخص نیست [۱۸]. سری‌های زمانی سیگنال راه رفتن نایست هستند [۲۴، ۲۵] بنابراین تجزیه و تحلیل در هر یک از دو حوزه‌ی زمان و یا فرکانس ممکن است ابزار مناسبی برای چنین سیگنال‌هایی که طیف آن‌ها در طول زمان تغییر می‌کند، نباشد و از طرفی زمان رخ دادن فرکانس‌ها نیز در این حوزه‌ها در نظر گرفته نمی‌شود [۱۸]. این در حالی است که در روش‌های زمان-فرکانس که برای مواجهه با سیگنال‌های نایست توسعه داده شده [۱۵]، امکان بازنمایی و تحلیل هم‌زمان در حوزه‌ی زمان و فرکانس وجود دارد [۱۸]. در مطالعات اندکی برای تحلیل سیگنال راه رفتن از روش‌های زمانی-فرکانسی استفاده شده و با وجود این که در آن‌ها با استفاده از تبدیل موجک و حوزه‌ی ابهام<sup>۶</sup> سعی در تجزیه و تحلیل سیگنال شده است، محدود به تشخیص یک بیماری بوده‌اند [۶، ۲۵، ۲۶]. از این رو ارائه‌ی یک روش تشخیصی جدید و قابل اعتماد در حوزه‌ی زمان-فرکانس و با هدف تفکیک هر سه بیماری اسکروز جانبی آمیوتروفیک، پارکینسون و هانتینگتون ضروری به نظر می‌رسد.

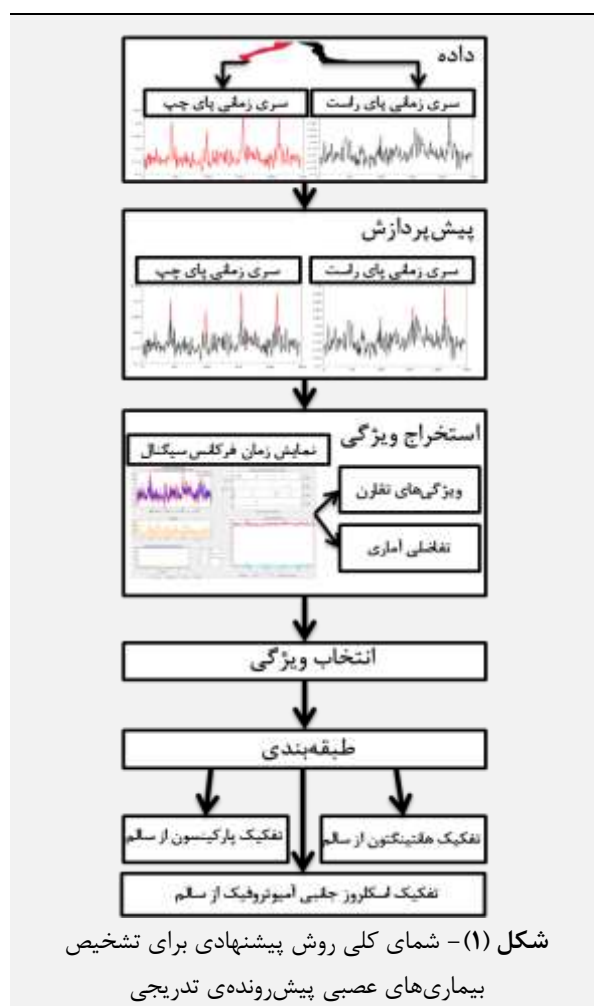
با افزایش حجم اطلاعات موجود در داده‌ها، پیچیدگی و هزینه‌ی پردازش این داده‌ها نیز افزایش یافته، بنابراین توسعه‌ی روش‌هایی برای کسب مهم‌ترین اطلاعات در تنک‌ترین حالت سیگنال‌ها مورد توجه قرار گرفته است [۲۷، ۲۸]. در این موارد، روش‌های سنجش فشرده<sup>۷</sup> برای پردازش و ساخت دوباره‌ی سیگنال به تعداد کمی از نمونه‌ها نیاز داشته و به خوبی نویز را حذف می‌کنند [۲۹]. الگوریتم پیگیری تطبیقی یکی از روش‌های سنجش فشرده است که با داشتن رزولوشن زمانی-

<sup>۱</sup> Recurrence Quantification Analysis<sup>۲</sup> Ambiguity Domain<sup>۳</sup> Compressed Sensing<sup>۴</sup> Neurodegenerative Diseases<sup>۵</sup> Lempel-Ziv Complexity<sup>۶</sup> Teager-Kaiser Energy Operator<sup>۷</sup> Maximum Relative Drawdown

که به تشخیص هر سه بیماری منجر شود، تحلیل سیگنال در حوزه‌ی زمان-فرکانس با استفاده از الگوریتم پیگیری تطبیقی پیشنهاد شده است. هم‌چنین بررسی میزان تقارن زمانی-فرکانسی بین اندام‌های تحتانی چپ و راست به عنوان یک مشخصه جهت تشخیص مد نظر قرار گرفته است. در ادامه‌ی این مقاله در بخش ۲ مواد و روش تحقیق شرح داده شده، در بخش ۳ نتایج پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی و جدول نتایج شبیه‌سازی ارائه شده و در بخش پایانی نتیجه‌گیری حاصل از این پژوهش بیان شده است.

## ۲- مواد و روش‌ها

گام‌های اصلی صورت گرفته در این تحقیق در شکل (۱) نشان داده شده است که شامل تشریح پایگاه داده، پیش‌پردازش، استخراج ویژگی به کمک محاسبه‌ی ضرایب تنک زمانی-فرکانسی سیگنال راه رفتن و ترکیب دو گروه ویژگی‌های تقارن و تفاضلی آماری، انتخاب ویژگی‌های اصلی و در انتها تشخیص به کمک طبقه‌بند می‌باشد.



فرکانسی مناسب در تمام فرکانس‌ها، کاهش عبارات متقاطع<sup>۱</sup>، حذف نویز و سازگار بودن اندازه‌ی پنجره با ویژگی‌های محلی می‌تواند به کمک پارامترهای اندک به استخراج مفیدترین و مهم‌ترین اطلاعات زمانی-مکانی موجود در یک سیگنال پردازد [۳۰، ۳۱]. از این رو در مطالعه‌ی حاضر جهت نمایش تغییرات سیگنال راه رفتن در فازهای مختلف از این روش بهره گرفته شده است. پس از استخراج نمایش تنک سیگنال به کمک روش پیگیری تطبیقی جهت مشخص نمودن تأثیرات بیماری، ویژگی‌های پنهان این ضرایب مورد محاسبه و تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. استخراج ویژگی از سیگنال راه رفتن می‌تواند به دو صورت، تک‌متغیره و یا دومتغیره انجام شود. در روش تک‌متغیره سیگنال حاصل از نوسانات هر پا به صورت مجزا در نظر گرفته می‌شود [۷، ۳۲-۳۵]. این در حالی است که در روش دومتغیره، سری‌های زمانی هر دو پا مد نظر قرار گرفته و ارتباط و هماهنگی آن‌ها تحلیل می‌شود [۳۶-۴۰]. از آن‌جا که راه رفتن و انحراف‌های بین اندام‌های راست و چپ بدن، در افراد سالم با تعامل و هماهنگی و در افراد مبتلا به اختلال‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی با عدم هماهنگی بین حرکات دو پا همراه است، اندازه‌گیری تقارن یا عدم تقارن و تحلیل ارتباط بین سری‌های زمانی هر دو پا می‌تواند قابلیت مناسبی در تشخیص این نوع بیماری‌ها فراهم کند [۴، ۴۱]. تا کنون مشخصه‌های اندازه‌گیری تقارن مختلفی شامل گسسته، آماری، سیکل کامل راه رفتن و غیرخطی مورد استفاده قرار گرفته است [۴۱]. این مشخصه‌ها محدودیت‌هایی از قبیل عدم ارزیابی پیچیدگی اندام تحتانی، عدم تشخیص تفاوت‌های کوچک در دو سمت بدن، نیاز به نرمال‌سازی، تعیین پارامترهای بهینه، تنظیم پارامترهای ورودی و محاسبات پیچیده دارند [۴، ۴۱]. به همین دلیل در مطالعه‌ی حاضر جهت کمی‌سازی تفاوت مشاهده شده در ضرایب تنک زمانی-فرکانسی سری‌های زمانی فواصل گام، فواصل ایستایی و فواصل نوسانی (هر دو پا)، از یک دسته‌ی جدید از ویژگی‌های دومتغیره‌ی دینامیکی و تفاضلی آماری استفاده شده است. به منظور انتخاب ویژگی‌های موثر از روش تحلیل مولفه‌های اصلی<sup>۲</sup> و برای طبقه‌بندی و تشخیص بیماری از روش کم‌ترین مربعات غیرمنفی تنک<sup>۳</sup> بهره گرفته شده است. هدف اصلی این تحقیق ارائه‌ی یک روش تشخیصی قابل اعتماد برای تفکیک هر سه بیماری اسکروز جانبی آمیوتروفیک، پارکینسون و هانتینگتون از افراد سالم است. از این رو در این پژوهش به منظور استخراج ویژگی‌های قابل اعتماد و کارآمدتر

<sup>۱</sup> Sparse Non-Negative Least Squares (NNLS)

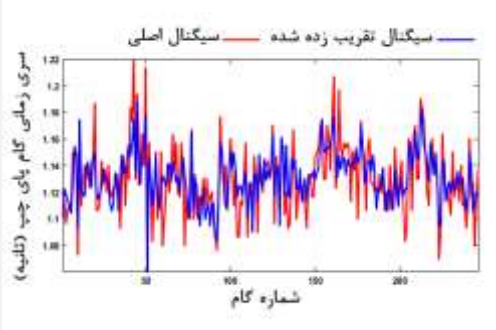
<sup>۱</sup> Cross-terms

<sup>۲</sup> Principal Component Analysis (PCA)

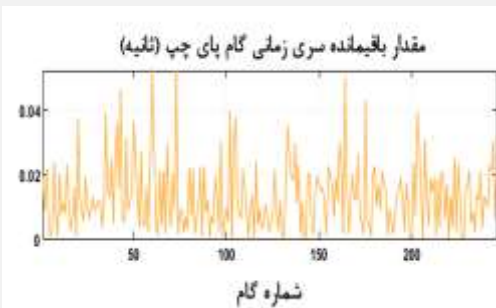
Copyright © 2021 by ISBME, <http://www.ijbme.org> - All rights reserved  
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License



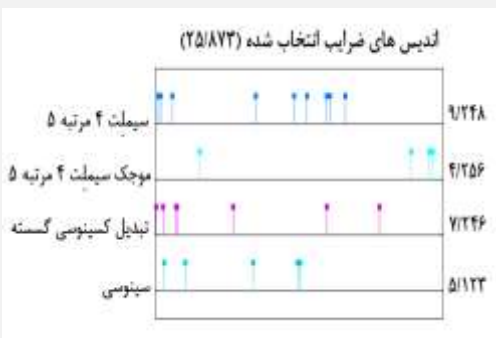
ارائه شده است. سیگنال اصلی و سیگنال تقریب زده شده در شکل (۲)، مقدار باقی‌مانده‌ی این سیگنال در شکل (۳) و تعداد ۲۵ ضریب حریصانه در تکرار ۲۵-ام در شکل (۴) نشان داده شده است.



شکل (۲) - سیگنال تقریب زده شده (آبی) و سیگنال اصلی (قرمز) توسط الگوریتم پیگیری تطبیقی در تکرار ۲۵-ام



شکل (۳) - باقی‌مانده‌ی سیگنال در تکرار ۲۵-ام



شکل (۴) - ساخت ۲۵ ضریب حریصانه در زیردیکشنری‌ها

پس از استخراج ضرایب تنک، برای کمی‌سازی تفاوت‌های بین سری‌های زمانی سمت چپ و راست بدن، دو گروه ویژگی‌های ارزیابی تقارن و شباهت به شرح زیر محاسبه شده است.

#### الف) گروه ویژگی‌های مبتنی بر شکل

این گروه به طور کلی به دو دسته تقسیم می‌شود [۴۷].

##### ۱- معیارهای قدم‌به‌قدم

معیارهای قدم‌به‌قدم<sup>۱</sup> دنباله‌های زمانی را یک‌به‌یک و بر اساس اندیس زمانی مقایسه می‌کنند [۴۸]. از شاخص‌ترین روش‌های

آن‌گاه تجزیه‌ی تخمینی یک سیگنال به صورت زیر بوده که در آن  $R^m$  باقی‌مانده‌ی سیگنال است.

$$s = \sum_{i=1}^m \alpha_{\gamma_i} \phi_{\gamma_i} + R^m \quad (2)$$

با معلوم بودن مقادیر  $s$ ،  $m$  و  $D$  اقدام به یافتن اندیس‌های  $\gamma_i$  محاسبه‌ی  $\alpha_{\gamma_i}$  در شرایط  $i=1,2,\dots,m$  و حداقل کردن  $R^m$  شده است. با شروع از مقدار اولیه‌ی  $s^0=s$  و  $R^0=s$  الگوریتم پیگیری تطبیقی در ابتدا ضرب داخلی سیگنال  $s$  را با تمام اتم‌های دیکشنری  $D$  محاسبه می‌کند. پس از گام اول، اولین اتم به عنوان اولین اتمان انتخاب شده و از سیگنال  $s$  کسر می‌شود. الگوریتم پیگیری تطبیقی در مرحله‌ی  $k=1,2,\dots$  اتمی که بیش‌ترین میزان همبستگی با باقی‌مانده دارد را تعیین کرده و سپس ضریب اسکالری از آن را با تخمین فعلی جمع می‌کند.

$$s^k = s^{k-1} + \alpha_k \phi_{\gamma_k} \quad (3)$$

در این رابطه  $\alpha_k$  و  $R^k$  به صورت زیر قابل تعریف است.

$$\alpha_k = \langle R^{k-1}, \phi_{\gamma_k} \rangle \quad (4)$$

$$R^k = s - s^k \quad (5)$$

پس از  $m$  مرحله، مجموعه‌ای از اتم‌های نماینده‌ی سیگنال و باقی‌مانده‌ی  $R=R^m$  به دست خواهد آمد.

الگوریتم پیگیری تطبیقی اتم‌ها را به صورت گام‌به‌گام از میان مجموعه‌ای از شکل موج‌ها در یک دیکشنری که بیش‌ترین همبستگی را با ساختار سیگنال دارند انتخاب می‌کند [۴۶]. تکرار می‌تواند زمانی که ضریب مرتبط با انتخاب اتم به زیر یک آستانه رسیده یا زمانی که تعداد معینی از اتم‌های کلی انتخاب شده باشد متوقف گردد [۴۶].

در مطالعه‌ی حاضر الگوریتم پیگیری تطبیقی با تعداد تکرار ۲۵ و زیردیکشنری‌های سیملت ۴ مرتبه‌ی ۵، موجک سیملت ۴ مرتبه‌ی ۵، تبدیل کسینوسی گسسته و سینوسی به سری‌های زمانی فواصل گام پای چپ و راست (ثانیه)، فواصل نوسانی پای چپ و راست (ثانیه)، فواصل نوسانی پای چپ و راست (درصدی از گام)، فواصل ایستایی پای چپ و راست (ثانیه) و فواصل ایستایی پای چپ و راست (درصدی از گام) اعمال شده و پس از تجزیه‌ی آن‌ها، ضرایب تنک استخراج شده است. نتایج پیاده‌سازی این الگوریتم برای فاصله‌ی ایستایی چپ (ثانیه) یک بیمار مبتلا به اسکروز جانبی آمیوتروفیک در شکل‌های (۲-۴)

<sup>۱</sup> Lockstep Measures

ویژگی جذر متوسط مربع و جذر مجموع مربعات از ضرایب تنک سری‌های زمانی به صورت زیر استخراج شده است [۵۲].

$$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n|^2} \quad (14)$$

$$x_{rssq} = \sqrt{\sum_{n=1}^N |x_n|^2} \quad (15)$$

سپس تفاضل مقادیر استخراج شده بین پای چپ و راست تحت عنوان ویژگی‌های تفاضلی جذر متوسط مربع و جذر مجموع مربعات مورد استفاده قرار گرفته است.

## ۴-۲- انتخاب ویژگی

حضور اطلاعات هم‌بسته و یا تکراری در ویژگی‌های استخراج شده ممکن است بر کارایی آن‌ها و در نتیجه بر عمل‌کرد طبقه‌بند تاثیر بگذارد [۵۳]. در این مطالعه به منظور دست‌یابی به ویژگی‌های مفیدتر و حذف اطلاعات تکراری، از روش تحلیل مولفه‌های اصلی استفاده شده است. این روش یک روش خطی بوده که ماتریس ویژگی‌های هم‌بسته را از بعد بالا با استفاده از تکنیک تجزیه‌ی مقدار ویژه به مولفه‌های اصلی در بعد پایین تبدیل می‌کند [۵۴]. از جمله محاسن این نوع انتخاب ویژگی می‌توان به توانایی آن در کم کردن پراکندگی بین سوژه‌ای، کم کردن بعد ویژگی‌ها با استفاده از یک روش ساده، ارائه‌ی مولفه‌های ناهمبسته، به حداقل رساندن خطای میانگین مربعات و بهبود عمل‌کرد طبقه‌بندی اشاره نمود [۵۳، ۵۵]. بدین منظور ویژگی‌های استخراج شده با روش Z-score به میانگین صفر و انحراف استاندارد یک، نرمال‌سازی شده و مقدار ویژگی‌های نرمال شده از طریق رابطه‌ی زیر محاسبه شده که در آن  $\mu$  مقدار میانگین و  $\sigma$  انحراف معیار بردار ویژگی‌ها است [۵۵].

$$\text{Normalized Features} = \frac{\text{Features} - \mu}{\sigma} \quad (16)$$

سپس روش تحلیل مولفه‌های اصلی بر ماتریس ویژگی‌های استخراج شده از سری‌های زمانی فواصل گام پای چپ و راست (ثانیه)، فواصل نوسانی پای چپ و راست (ثانیه)، فواصل نوسانی پای چپ و راست (درصدی از گام)، فواصل ایستایی پای چپ و راست (ثانیه) و فواصل ایستایی پای چپ و راست (درصدی از گام) اعمال شده و تعدادی از مولفه‌های اصلی که ۹۰٪ واریانس

این دسته می‌توان به فاصله‌ی پیرسون و فاصله‌ی کسینوس اشاره نمود. این فاصله‌ها با کم کردن مقادیر آن‌ها از یک حاصل شده و برای دو سری زمانی  $x$  و  $y$  دارای رابطه‌ای به صورت زیر است [۴۹].

$$\text{PeaD}(x, y) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \times \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (6)$$

$$\text{CosD}(x, y) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i y_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i)^2 \times \sum_{i=1}^n (y_i)^2}} \quad (7)$$

## ۲- معیار کشسان

در معیار کشسان<sup>۱</sup> مشکل تطبیق سری‌های زمانی با سرعت متفاوت، نرخ نمونه‌برداری متفاوت و مقیاس زمانی ناسازگار با استفاده از پیچ‌وتاب زمانی حل شده است [۴۸]. این ویژگی نشان دهنده‌ی هم‌ترازی بین دو سری زمانی با استفاده از روش‌های تطبیقی و دینامیکی است که می‌تواند برای تعیین مطابقت دو الگو مورد استفاده قرار گیرد [۴۸]. مارتیو و هم‌کارانش [۵۰] روش تاب خوردگی زمانی تصحیح فاصله<sup>۲</sup> را ارائه کردند که شامل خصوصیات فاصله‌ی تاب خوردگی پویا<sup>۳</sup> و فاصله‌ی بزرگ‌ترین زیردنباله‌ی منطبق<sup>۴</sup> به صورت هم‌زمان است [۴۸]. آن‌ها عمل‌گرهای مربوط به فاصله‌ی ویرایش برای اندازه‌گیری شباهت مسیرها را دوباره تعریف کردند [۴۸]. ابتکار روش تاب خوردگی زمانی تصحیح فاصله در کنترل پیچ‌وتاب زمانی است که به صورت یک ضریب برای جریمه‌ی انحراف در بعد زمانی تعریف می‌شود [۴۸]. فاصله‌ی تاب خوردگی زمانی تصحیح فاصله با جریمه‌ی عدم تطابق  $\lambda$  و جریمه‌ی انحراف در بعد زمانی  $v$  که در این پژوهش به ترتیب برابر با ۱ و ۰/۰۰۱ انتخاب شده است به صورت زیر تعریف می‌شود [۵۱].

$$D_{TWED} = \min\{D_{i,j} + \Gamma_{xy}, D_{i-1,j} + \Gamma_x, D_{i,j-1} + \Gamma_y\} \quad (8)$$

$$\text{for } i = 1, \dots, M \text{ and } j = 1, \dots, N \quad (9)$$

$$\Gamma_{xy} = f(x_i, y_j) + f(x_{i-1}, y_{j-1}) + 2v|i - j| \quad (10)$$

$$\Gamma_x = f(x_i, x_{i-1}) + v + \lambda \quad (11)$$

$$\Gamma_y = f(y_j, y_{j-1}) + v + \lambda \quad (12)$$

$$f(x_i, y_j) = |x_i - y_j| \quad (13)$$

## ب) گروه ویژگی‌های آماری

در این قسمت در ابتدا با استفاده از تحلیل‌های آماری، دو

<sup>۱</sup> Dynamic Time Warping (DTW)

<sup>۲</sup> Longest Common SubSequence (LCSS)

<sup>۳</sup> Elastic Measure

<sup>۴</sup> Time Warp Edit Distance (TWED)

جانبی آمیوتروفیک پیشنهاد شده است. این ویژگی‌ها از تجزیه‌ی سری‌های زمانی مختلف مربوط به افراد سالم و بیمار و به کمک الگوریتم پیگیری تطبیقی به دست آمده است. از آن‌جا که صحت روش تشخیص بیماری‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی می‌تواند وابسته به پارامترهای راه رفتن نظیر فواصل گام، نوسانی و ایستایی باشد، در این قسمت نتایج مربوط به تحلیل آماری ویژگی‌های استخراج شده از هر سری زمانی با استفاده از آزمون ویلکاکسون جمعی رتبه‌ای<sup>۲</sup> گزارش شده است. نتایج معنادار بودن آزمون در جدول (۲) نشان داده شده است. تحلیل ویژگی‌های تقارن بین گروه‌های طبقه‌بندی مختلف با استفاده از سری‌های زمانی مختلف نشان دهنده‌ی توانایی خوب معیارهای زاویه‌ای تقارن برای هانتینگتون، پارکینسون و اسکروز جانبی آمیوتروفیک از سالم است.

پس از تحلیل آماری ویژگی‌ها، موثرترین ویژگی‌ها به کمک روش تحلیل مولفه‌های اصلی انتخاب شده، طبقه‌بندی به کمک روش کم‌ترین مربعات غیرمنفی تنک انجام شده و تشخیص بیماری‌ها صورت گرفته است.

در این تحقیق به منظور نشان دادن اثربخشی طبقه‌بند، پارامترهای ارزیابی مختلف مانند صحت (Acc)، ویژگی (Spe) و حساسیت (Sen) مورد مطالعه قرار گرفته است. روابط معیارهای مورد استفاده به صورت زیر است.

$$Sen = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (19)$$

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

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \quad (21)$$

در این روابط TP تعداد نمونه‌هایی که به درستی بیمار، TN تعداد نمونه‌هایی که به درستی سالم، FP تعداد نمونه‌هایی که به اشتباه بیمار و FN تعداد نمونه‌هایی که به اشتباه سالم تشخیص داده شده است.

نتایج حاصل از ارزیابی طبقه‌بند کم‌ترین مربعات غیرمنفی تنک در جدول (۳) ارائه شده است. میانگین صحت ۸۴/۱۰، ۸۶/۶۷ و ۹۱/۴۳ درصد نشان دهنده‌ی قدرت تفکیک مناسب الگوریتم پیشنهادی به ترتیب برای تشخیص بیماری‌های اسکروز جانبی آمیوتروفیک، پارکینسون و هانتینگتون است. نتایج بیان‌گر این است که الگوریتم پیشنهادی قادر به استخراج ویژگی‌های موثری از سیگنال راه رفتن بوده که این ویژگی‌ها می‌توانند جهت تشخیص بیماری‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی به شکل غیرتهاجمی و کم‌هزینه مورد استفاده قرار گیرند.

داده‌ها را توصیف می‌کند، به عنوان اجزای اصلی انتخاب شده است تا به عنوان ورودی به طبقه‌بند داده شود.

## ۲-۵- طبقه‌بندی

در این مطالعه از طبقه‌بند کم‌ترین مربعات غیرمنفی تنک به عنوان یک طبقه‌بند مقاوم و موثر برای تفکیک بیماری‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی از افراد سالم استفاده شده است [۴، ۵۶]. در این روش با در اختیار داشتن مجموعه‌ی داده‌های آموزش  $A_{m \times n}$  با  $m$  ویژگی و  $n$  نمونه، مجموعه‌ی داده‌های آزمایش  $B_{m \times p}$  با  $m$  ویژگی و  $p$  نمونه، تکنیک کم‌ترین مربعات غیرمنفی تنک هسته‌ای با حل مساله‌ی بهینه‌سازی زیر و پیدا کردن ضرایب تنک، نمونه‌های آزمایش به کلاس‌های مختلف طبقه‌بندی شده است [۵۷].

$$\min \frac{1}{2} \|\Phi(B) - \Phi(A)X\|_F^2, \quad X \geq 0 \quad (17)$$

$$K = (\Phi(A)^T \Phi(A)) \quad (18)$$

در این روابط  $X_{n \times p} (B \approx AX)$  ماتریس ضرایب تنک،  $\Phi(\cdot)$  تابع نگاشت،  $\|\cdot\|_F^2$  نرم فروبنیوس<sup>۱</sup> و  $K$  تابع هسته است. پس از حل مساله‌ی بالا و به دست آوردن ضرایب تنک، برچسب‌های کلاس نمونه‌های ناشناخته با استفاده از یک تفسیر کننده‌ی تنک تعیین شده است. یکی از مرسوم‌ترین تفسیر کننده‌های تنک برای طبقه‌بند کم‌ترین مربعات غیرمنفی تنک، قانون حداکثر است که در آن برچسب نمونه‌ی آموزشی با بیش‌ترین ضریب تنک به نمونه‌ی آزمایش اختصاص داده می‌شود [۵۷]. در مطالعه‌ی حاضر به منظور طبقه‌بندی و تفکیک افراد بیمار از سالم از روش اعتبارسنجی متقابل ۵ قسمتی استفاده شده است. در این راستا داده‌ها به دو دسته‌ی آموزشی و آزمایشی به نسبت ۸۰ به ۲۰ تقسیم شده، با ۵ بار اعمال این آزمایش هر بار یک قسمت از داده‌ها به عنوان داده‌ی آزمایشی مورد استفاده قرار گرفته و در انتها نتایج به دست آمده از ۵ بار آزمایش، میانگین‌گیری و گزارش شده است. برای ایجاد مدل طبقه‌بند نیز از کرنل پایه‌ی شعاعی و تفسیر کننده با قانون حداکثر ضریب تنک استفاده شده است.

## ۳- نتایج شبیه‌سازی

در این مطالعه مجموعه‌ی جدیدی از ویژگی‌های دینامیکی تقارن و دیفرانسیلی آماری در حوزه‌ی زمان-فرکانس با هدف تشخیص هر سه بیماری پارکینسون، هانتینگتون و اسکروز

<sup>۲</sup> Wilcoxon Sum-Rank Test

<sup>۱</sup> Frobenius Norm



**جدول (۲) - نمونه‌ای از نتایج معنادار ویژگی‌های دومتغیره حاصل از تحلیل آماری با آزمون ویلکاکسون جمعی رتبه‌ای**

| گروه تفکیک شده                   | ویژگی                        | سری‌های زمانی                | احتمال کم‌تر از ۰/۰۵ |
|----------------------------------|------------------------------|------------------------------|----------------------|
| اسکلروز جانبی آمیوتروفیک از سالم | تاب خوردگی زمانی تصحیح فاصله | فواصل گام (ثانیه)            | ۰/۰۰۰۲               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (ثانیه)         | ۰/۰۰۰۹               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (ثانیه)        | ۰/۰۰۳۱               |
|                                  | فاصله‌ی کسینوس               | فواصل گام (ثانیه)            | ۰/۰۰۰۵               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (ثانیه)         | ۰/۰۰۰۴               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (درصدی از گام)  | ۰/۰۰۱۳               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (ثانیه)        | ۰/۰۰۱۷               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (درصدی از گام) | ۰/۰۰۳۱               |
|                                  | فاصله‌ی پیرسون               | فواصل گام (ثانیه)            | ۰/۰۰۰۵               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (ثانیه)         | ۰/۰۰۰۷               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (درصدی از گام)  | ۰/۰۰۱۳               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (ثانیه)        | ۰/۰۰۲۰               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (درصدی از گام) | ۰/۰۰۳۱               |
| هانتینگتون از سالم               | تاب خوردگی زمانی تصحیح فاصله | فواصل گام (ثانیه)            | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (ثانیه)         | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (درصدی از گام)  | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (ثانیه)        | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (درصدی از گام) | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  | فاصله‌ی کسینوس               | فواصل گام (ثانیه)            | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (ثانیه)         | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (درصدی از گام)  | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (ثانیه)        | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (درصدی از گام) | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  | فاصله‌ی پیرسون               | فواصل گام (ثانیه)            | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (ثانیه)         | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (درصدی از گام)  | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (ثانیه)        | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (درصدی از گام) | ۰/۰۰۰۰               |
| پارکینسون از سالم                | تاب خوردگی زمانی تصحیح فاصله | فواصل گام (ثانیه)            | ۰/۰۰۰۱               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (ثانیه)         | ۰/۰۰۰۱               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (درصدی از گام)  | ۰/۰۰۶۰               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (ثانیه)        | ۰/۰۰۰۳               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (درصدی از گام) | ۰/۰۰۶۰               |
|                                  | فاصله‌ی کسینوس               | فواصل گام (ثانیه)            | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (ثانیه)         | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (درصدی از گام)  | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (ثانیه)        | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (درصدی از گام) | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  | فاصله‌ی پیرسون               | فواصل گام (ثانیه)            | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (ثانیه)         | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل نوسانی (درصدی از گام)  | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (ثانیه)        | ۰/۰۰۰۰               |
|                                  |                              | فواصل ایستایی (درصدی از گام) | ۰/۰۰۰۰               |

### جدول (۳) - عمل کرد طبقه‌بند با استفاده از ویژگی‌های ارزیابی تقارن استخراج شده از الگوریتم پیگیری تطبیقی

| نتایج  | اسکلروز جانبی آمیوتروفیک از سالم (%) | پارکینسون از سالم (%) | هانتینگتون از سالم (%) |
|--------|--------------------------------------|-----------------------|------------------------|
| صحت    | ۸۴/۱۰                                | ۸۶/۶۷                 | ۹۱/۴۳                  |
| ویژگی  | ۹۵/۰۰                                | ۸۶/۶۷                 | ۸۶/۶۷                  |
| حساسیت | ۷۰/۰۰                                | ۸۶/۶۷                 | ۹۵/۰۰                  |

### ۴- نتیجه‌گیری

هدف از این مطالعه ارائه‌ی یک روش تشخیص برای تفکیک هر سه نوع بیماری اسکلروز جانبی آمیوتروفیک، پارکینسون و هانتینگتون است. بدین منظور از سیگنال راه رفتن که یک مشخصه‌ی ارزان و غیرتهاجمی بوده، استفاده شده است. سیگنال راه رفتن دارای نوسانات متعدد و ساختار ناپایستا است [۲۴]. بدین منظور ابتدا با استفاده از الگوریتم پیگیری تطبیقی ضرایب دارای بیش‌ترین همبستگی با ساختار سیگنال، انتخاب شده است. در این صورت از یک طرف مهم‌ترین اطلاعات یک سیگنال در تنک‌ترین حالت ممکن و از طرف دیگر با تعداد تکرار محدود یک سیگنال بدون نویز در حوزه‌ی زمان-فرکانس استخراج شده است. در گام بعدی میزان تفاوت و ارتباط بین ضرایب استخراج شده از پای چپ و راست به کمک مجموعه‌ای از ویژگی‌ها کمی‌سازی شده است. از آن‌جا که این بیماری‌ها بر الگوی فعالیت‌های ریتمیک هر دو پا در هنگام راه رفتن تاثیر

گذاشته و می‌توانند منجر به تغییر تقارن شوند [۴، ۴۱]، مجموعه‌ای از ویژگی‌های جدید تقارن شامل ویژگی‌های دینامیکی و تفاضلی آماری از ضرایب تنک الگوریتم پیگیری تطبیقی، در فازهای مختلف راه رفتن استخراج شده است. از کم‌ترین مربعات غیرمنفی تنک نیز به عنوان یک طبقه‌بند موثر برای طبقه‌بندی داده‌های با نمونه‌های کم استفاده شده است. نتایج حاصل از مقایسه‌ی الگوریتم پیشنهادی با تعدادی از مطالعات پیشین که از پایگاه داده‌ی مشابه استفاده کرده‌اند در جدول (۴) ارائه شده است. مشاهده می‌شود که دقت روش پیشنهادی در این مطالعه نسبت به سایر روش‌های ارائه شده بالاتر است. در مطالعات گذشته ویژگی‌های مختلفی از سیگنال راه رفتن استخراج شده است. به عنوان مثال، وو و کریشان [۵۸] مجموعه‌ی ویژگی‌های انحراف استاندارد و شمارش تغییر جهت سیگنال را به صورت تک‌متغیره و شتی و راوو [۱۳] ویژگی‌های آماری را به صورت دومتغیره استخراج کرده‌اند.

### جدول (۴) - مقایسه‌ی صحت حاصل از ویژگی‌های استخراج شده از ضرایب تنک پیگیری تطبیقی با سایر روش‌ها با پایگاه داده‌ی مشترک

| صحت تشخیص              |                       |                                      | حوزه        | مرجع         |
|------------------------|-----------------------|--------------------------------------|-------------|--------------|
| هانتینگتون از سالم (%) | پارکینسون از سالم (%) | اسکلروز جانبی آمیوتروفیک از سالم (%) |             |              |
| -                      | ۶۷/۷۴                 | -                                    | زمان        | [۵۸]         |
| -                      | ۸۳/۳۳                 | -                                    | زمان        | [۱۳]         |
| -                      | ۱۰۰                   | -                                    | زمان-فرکانس | [۶]          |
| -                      | -                     | ۱۰۰                                  | زمان-فرکانس | [۲۵]         |
| ۴۲/۱                   | ۶۲/۵۰                 | ۶۰                                   | زمان        | [۱۴]         |
| ۸۳/۳۳                  | ۸۳/۸۷                 | ۷۵/۸۶                                | زمان        | [۶۲]         |
| ۸۵                     | -                     | ۶۱/۵۰                                | فرکانس      | [۲۳]         |
| ۹۱/۴۳                  | ۸۶/۶۷                 | ۸۴/۱۰                                | زمان-فرکانس | روش پیشنهادی |

ویژگی‌های استفاده شده در تفکیک دو کلاسه، برای تفکیک سایر گروه‌های بیماری‌های پیش‌رونده‌ی عصبی از سالم مورد استفاده و ارزیابی قرار نگرفته است. اهمیت پژوهش حاضر در بهره‌مندی از یک طبقه‌بند و یک مجموعه‌ی ویژگی برای تشخیص هر سه نوع بیماری است. از سوی دیگر استفاده از تبدیلات موجک حوزه‌ی زمان-فرکانس به دلیل استفاده از پنجره‌هایی با اندازه‌های ثابت در طول سیگنال که قادر به ارائه‌ی دقیقی از

از جمله مطالعاتی که در آن‌ها به صورت دومتغیره به تحلیل سیگنال در حوزه‌ی زمان-فرکانس پرداخته شده است می‌توان به دو مطالعه‌ی [۲۵، ۶] اشاره کرد. این محققان با استخراج ویژگی‌های ساده‌ی آماری از ضرایب تبدیل موجک و حوزه‌ی ابهام سیگنال به تفکیک گروه بیمار از سالم پرداخته‌اند. این مطالعات هر چند حداقل ویژگی‌ها را برای یک الگوریتم تشخیصی ارائه داده، اما محدود به تشخیص یک بیماری بوده و

ویژگی‌های دیگر در حوزه‌ی زمان-فرکانس برای بهبود نتایج به دست آمده لازم به نظر می‌رسد.

## ۵- مراجع

- [1] P. A. Lewis and J. E. Spillane, "Chapter 1 - An Introduction to Neurodegeneration," in *The Molecular and Clinical Pathology of Neurodegenerative Disease*, P. A. Lewis and J. E. Spillane Eds.: Academic Press, 2019, pp. 1-23.
- [2] P. Prabhu, A. Karunakar, H. Anitha, and N. Pradhan, "Classification of gait signals into different neurodegenerative diseases using statistical analysis and recurrence quantification analysis," *Pattern Recognition Letters*, 2018.
- [3] C. De Stefano, F. Fontanella, D. Impedovo, G. Pirlo, and A. Scotto di Freca, "Handwriting analysis to support neurodegenerative diseases diagnosis: A review," *Pattern Recognition Letters*, 2019.
- [4] P. Ghaderyan and S. M. Ghoreschi Beyrami, "Neurodegenerative diseases detection using distance metrics and sparse coding: A new perspective on gait symmetric features," *Computers in Biology and Medicine*, 2020.
- [5] L. I. Golbe, M. H. Mark, and J. Sage, *Parkinson's Disease Handbook*. American Parkinson Disease Association, 2009.
- [6] D. Joshi, A. Khajuria, and P. Joshi, "An automatic non-invasive method for Parkinson's disease classification," (in eng), *Comput Methods Programs Biomed*, 2017.
- [7] Y. Xia, Q. Gao, Y. Lu, and Q. Ye, "A novel approach for analysis of altered gait variability in amyotrophic lateral sclerosis," (in eng), *Med Biol Eng Comput*, 2016.
- [8] P. Prabhu, A. K. Karunakar, H. Anitha, and N. Pradhan, "Classification of gait signals into different neurodegenerative diseases using statistical analysis and recurrence quantification analysis," *Pattern Recognition Letters*, 2018.
- [9] J. M. Hausdorff et al., "Altered fractal dynamics of gait: reduced stride-interval correlations with aging and Huntington's disease," (in eng), *J Appl Physiol* (1985), 1997.
- [10] J. M. Hausdorff, M. E. Cudkowicz, R. Firtion, J. Y. Wei, and A. L. Goldberger, "Gait variability and basal ganglia disorders: stride-to-stride variations of gait cycle timing in Parkinson's disease and Huntington's disease," (in eng), *Mov Disord*, 1998.
- [11] J. M. Hausdorff, A. Lertratanakul, M. Cudkowicz, A. Peterson, D. Kaliton, and A. Goldberger, "Dynamic markers of altered gait rhythm in amyotrophic lateral sclerosis," *Journal of applied physiology* (Bethesda, Md. : 1985), 2000.

اثرات گذرای سیگنال نیستند، به عنوان محدودیت این پژوهش شناخته می‌شود [۵۹]. همچنین استفاده از حوزه‌ی ابهام سیگنال، در انتخاب نوع فیلتر حساس است که به چه میزان عبارات متقاطع را حذف و مولفه‌های اصلی سیگنال را حفظ نماید [۶۰]. در نتیجه استخراج ویژگی از ضرایب الگوریتم پیگیری تطبیقی که از پنجره‌های سازگار با سیگنال حاصل شده است، آن را در مقایسه با دیگر حوزه‌های مورد تحلیل سیگنال از قبیل زمان، فرکانس یا سایر روش‌های زمان-فرکانسی کارآمدتر کرده است. این روش به استخراج ضرایب تنک و مهم‌تر سیگنال با حذف اجزای غیرمفید و اطلاعات توأم زمانی-فرکانسی اقدام نموده و می‌تواند اطلاعات موثرتری را برای تشخیص فراهم سازد.

در مطالعات بعدی استخراج ویژگی از سیگنال راه رفتن به صورت دومتغیره و برای تفکیک هر سه بیماری بوده است. کاردنس [۱۴] ویژگی‌های آماری را به همراه متغیرهای کلینیکی از قبیل سن، جنسیت و وزن استخراج کرده است. کمیت‌های خطی استخراج شده از سیگنال‌های نایستای ممکن است در برابر تغییرات بین فردی مقاوم نبوده و از طرفی میزان اثربخشی آن‌ها در تشخیص بالینی فرد بیمار از سالم نیز مشخص نیست [۶۱]. امین و هم‌کارانش [۶۲] ویژگی‌های آماری و خطی از قبیل میانگین، انحراف استاندارد، واریانس، چولگی و کشیدگی را از سری‌های زمانی و داس و هم‌کارانش [۲۳] این ویژگی‌ها را از طیف فرکانسی استخراج کرده‌اند. بیماری‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی با تغییر در دینامیک غیرخطی سیگنال راه رفتن همراه بوده [۳۴] و ویژگی‌های خطی استخراج شده از سیگنال نایستای راه رفتن ممکن است نتواند نماینده‌ی مناسبی برای تمام جنبه‌های تحت تاثیر قرار گرفته‌ی سیگنال باشد و به همین دلیل نتایج ضعیف‌تری را ارائه داده است. بنابراین ویژگی‌های دیگری از قبیل ویژگی‌های غیرخطی و دینامیکی که می‌تواند میزان مطابقت و پیچیدگی دو الگو را نشان دهد، در کنار ویژگی‌های ساده‌ی آماری مجموعه‌ی ویژگی‌های موثر و قابل اطمینان‌تری خواهد بود.

اختلاف ویژگی‌های آماری به صورت تفاضلی، نماینده‌ای از میزان شباهت و انحراف بین دو سری زمانی پای راست و چپ (میزانی برای شباهت دو طرف بدن) بوده که اولین بار و با هدف تشخیص بیماری‌های عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج به دست آمده نشان داده که الگوریتم پیشنهادی قادر به تحلیل انحراف‌های بین اندام‌های راست و چپ بدن و تشخیص هر سه بیماری عصبی پیش‌رونده‌ی تدریجی با دقت مناسبی است. هر چند بررسی

- [23] K. D. Das, A. J. Saji, and C. S. Kumar, "Frequency analysis of gait signals for detection of neurodegenerative diseases," in 2017 International Conference on Circuit, Power and Computing Technologies, 2017.
- [24] F. Liao, J. Wang, and P. He, "Multi-resolution entropy analysis of gait symmetry in neurological degenerative diseases and amyotrophic lateral sclerosis," (in eng), Med Eng Phys, 2008.
- [25] L. Sugavaneswaran, K. Umapathy, and S. Krishnan, "Ambiguity domain-based identification of altered gait pattern in ALS disorder," Journal of neural engineering, 2012.
- [26] E. Baratin, L. Sugavaneswaran, K. Umapathy, C. Ioana, and S. Krishnan, "Wavelet-based characterization of gait signal for neurological abnormalities," (in eng), Gait Posture, 2015.
- [27] M. Amin, Compressive sensing for urban radar. Crc Press, 2014.
- [28] M. Abo-Zahhad, A. Hussein, and A. Mohamed, "Compressive Sensing Algorithms for Signal Processing Applications: A Survey," International Journal of Communications, Network and System Sciences, 2015.
- [29] S. Qaisar, R. M. Bilal, W. Iqbal, M. Naureen, and S. Lee, "Compressive sensing: From theory to applications, a survey," Journal of Communications and Networks, 2013.
- [30] M. Wacker and H. Witte, "Time-frequency techniques in biomedical signal analysis. a tutorial review of similarities and differences," (in eng), Methods Inf Med, 2013.
- [31] C. Baumgartner et al., "Discussion of "time-frequency techniques in biomedical signal analysis: A tutorial review of similarities and differences"," Methods of Information in Medicine, 2013.
- [32] Y. Wu 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.
- [33] Y. Wu and L. Shi " ,Analysis of altered gait cycle duration in amyotrophic lateral sclerosis based on nonparametric probability density function estimation," Medical Engineering & Physics, 2011.
- [34] P. Ren et al., "Gait Rhythm Fluctuation Analysis for Neurodegenerative Diseases by Empirical Mode Decomposition," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017.
- [35] A. Klomsae, S. Auephanwiriyakul, and N. Theera-Umpon, "String Grammar Unsupervised Possibilistic Fuzzy C-Medians for Gait Pattern Classification in Patients with Neurodegenerative Diseases," Computational Intelligence and Neuroscience, 2018.
- [36] P. Ren, W. Zhao, Z. Zhao, M. L. Bringas-Vega, P. A. Valdes-Sosa, and K. M. Kendrick, "Analysis of Gait Rhythm Fluctuations for
- [12] Q. Ye, Y. Xia, and Z. Yao " ,Classification of Gait Patterns in Patients with Neurodegenerative Disease Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System," Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2018.
- [13] S. Shetty and Y. S. Rao, "SVM based machine learning approach to identify Parkinson's disease using gait analysis," in 2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT), 2016.
- [14] A. M. Cárdenas, C. Isaza, J. Uribe, and A. M. Hernandez, "Gait parameters identification for the differentiation of neurodegenerative diseases using classifiers," in 2018 Global Medical Engineering Physics Exchanges/Pan American Health Care Exchanges (GMEPE/PAHCE), 2018.
- [15] A. K. S. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic, "A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance," Mechanical Systems and Signal Processing, 2006.
- [16] Y. Xia, Q. Gao, and Q. Ye, "Classification of gait rhythm signals between patients with neurodegenerative diseases and normal subjects: Experiments with statistical features and different classification models," Biomedical Signal Processing and Control, 2015.
- [17] R. H. Elden, W. Al-Atabany, and V. F. Ghoneim, "Gait Rhythm Fluctuations Assessment for Neurodegenerative Patients," in 2018 9th Cairo International Biomedical Engineering Conference (CIBEC), 2018.
- [18] B. Boashash, "Time-Frequency Signal Analysis and Processing: A Comprehensive Reference," 2003.
- [19] Yasharsarbaz, Farzadtowhidkhah, Shahriargharibzadeh, and Ayyoobjafari, "GAIT SPECTRAL ANALYSIS: AN EASY FAST QUANTITATIVE METHOD FOR DIAGNOSING PARKINSON'S DISEASE," Journal of Mechanics in Medicine and Biology, 2012.
- [20] Y. Sarbaz and A. Pourhedayat, "Spectral analysis of gait disorders in Huntington's disease: A new horizon to early diagnosis," Journal of Mechanics in Medicine and Biology, 2014.
- [21] M. Banaie, M. Pooyan, and M. Mikaili, "Introduction and application of an automatic gait recognition method to diagnose movement disorders that arose of similar causes," Expert Systems with Applications, 2011.
- [22] S. Dutta, A. Chatterjee, and S. Munshi, "Hybrid Correlation-Neural Network Synergy for Gait Signal Classification," Chapter in the book Amitava Chatterjee, Hadi Nobahari, Patrick Siarry (Eds.), Advances in Heuristic Signal Processing and Applications, 2013.



- [50] P. Marteau, "Time Warp Edit Distance with Stiffness Adjustment for Time Series Matching," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009.
- [51] J. Serrà and J. L. Arcos, "An empirical evaluation of similarity measures for time series classification," Knowledge-Based Systems, 2014.
- [52] "IEEE Standard on Transitions, Pulses, and Related Waveforms," 2003.
- [53] P. Ghaderyan and A. Abbasi, "A novel cepstral-based technique for automatic cognitive load estimation," Biomedical Signal Processing and Control, 2018.
- [54] H. Abdi and L. Williams, "Principal Component Analysis," Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2010.
- [55] P. Ghaderyan, A. Abbasi, and A. Ebrahimi, "Time-varying singular value decomposition analysis of electrodermal activity: A novel method of cognitive load estimation," Measurement, 2018.
- [56] S. Marziyeh Ghoreishi Beyrami 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.
- [57] Y. Li and A. Ngom, "Classification approach based on non-negative least squares," Neurocomputing, 2013.
- [58] Y. Wu and S. Krishnan, "Statistical Analysis of Gait Rhythm in Patients With Parkinson's Disease," IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2009..
- [59] S. C. KS, A. Mishra, V. Shirhatti, and S. Ray, "Comparison of matching pursuit algorithm with other signal processing techniques for computation of the time-frequency power spectrum of brain signals," Journal of Neuroscience, 2016.
- [60] B. Boashash, N. A. Khan, and T. Ben-Jabeur, "Time-frequency features for pattern recognition using high-resolution TFDs: A tutorial review," Digital Signal Processing, 2015.
- [61] R. B. Davis, "Clinical gait analysis," IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 1988.
- [62] S. Amin, A. Singhal, and J. K. Rai, "Identification and classification of neuro-degenerative diseases using statistical features and support vector machine classifier," in 2017 8th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT), 2017.
- Neurodegenerative Diseases by Phase Synchronization and Conditional Entropy," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2016.
- [37] P. Ren et al., "Movement Symmetry Assessment by Bilateral Motion Data Fusion," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2019.
- [38] S. Dutta, A. Chatterjee, and S. Munshi, "An automated hierarchical gait pattern identification tool employing cross-correlation-based feature extraction and recurrent neural network based classification," Expert Systems, 2009.
- [39] T. D. Pham, "Texture Classification and Visualization of Time Series of Gait Dynamics in Patients With Neuro-Degenerative Diseases," (in eng), IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng 2018.
- [40] R. Hossam Elden, V. Ghoneim, and W. Al-Atabany, A computer aided diagnosis system for the early detection of neurodegenerative diseases using linear and non-linear analysis. 2018.
- [41] S. Viteckova, P. Kutilek, Z. Svoboda, R. Krupicka, J. Kauler, and Z. Szabo, "Gait symmetry measures: A review of current and prospective methods," Biomedical Signal Processing and Control, 2018.
- [42] Physionet.  
<https://physionet.org/physiobank/database/gaitnidd>.
- [43] J. Hausdorff, M. Md, R. Bs, P. Md, and A. Goldberger, "Gait variability and basal ganglia disorders: Stride-to-stride variations of gait cycle timing in Parkinson's disease and Huntington's disease," Movement Disorders, 1998.
- [44] J. M. Hausdorff, Z. Ladin, and J. Y. Wei, "Footswitch system for measurement of the temporal parameters of gait," (in eng), Journal of biomechanics, 1995..
- [45] S. G. Mallat and Z. Zhifeng, "Matching pursuits with time-frequency dictionaries," IEEE Transactions on Signal Processing, 1993.
- [46] S. Chu, S. Narayanan, and C. C. J. Kuo, "Environmental Sound Recognition With Time-Frequency Audio Features," Audio, Speech, and Language Processing, IEEE Transactions on, 2009.
- [47] U. Mori, A. Mendiburu, and J. Lozano, "Distance Measures for Time Series in R: The TSdist Package," The R Journal, 2016.
- [۴۸] ا. سالارپور و ح. ختن‌لو، "معیار شباهت مسیرهای حرکت مبتنی بر فاصله پاره خطی با استفاده از انحراف زمانی"، مهندسی برق، دانشکده فنی دانشگاه تبریز، ۱۳۹۸.
- [49] S. Prasath, H. Abu Alfeilat, O. Lasassmeh, A. Hassanat, and A. Tarawneh, "Distance and Similarity Measures Effect on the Performance of K-Nearest Neighbor Classifier - A Review," 2017.