

## Local Binary Pattern Analysis of Foot Pressure Signals for Stroke Detection

Arefeh Yagoubi<sup>1</sup>, Peyvand Ghaderyan<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>M.Sc. Student, Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran, E-mail: [a\\_yagoubi401@sut.ac.ir](mailto:a_yagoubi401@sut.ac.ir)

<sup>2\*</sup> Associate Professor, Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran, E-mail: [p\\_ghaderyan@sut.ac.ir](mailto:p_ghaderyan@sut.ac.ir)

\* means corresponding author

### Abstract

Stroke patients generally exhibit trouble walking and moving, which affects their quality of life. Hence, an accurate diagnosis of stroke is important for providing an effective treatment and rehabilitation strategy. However, the development of a cost-effective and non-invasive diagnostic tool is a big challenge for clinical applications. To address this challenge, in this study, a new ischemic stroke detection has been proposed based on structural features of foot plantar pressure signals and support vector machine classifier. A local uniform binary pattern extracted from the time-frequency representation of pressure signals has been used to capture the local structure over two-dimensional space and quantify the stability of this pattern. The proposed method has been evaluated using the pressure signals recorded during normal walking tasks from 46 healthy controls and 36 Ischemic stroke patients. The classification has also been performed for different plantar channels to offer regional analysis. The obtained results have achieved an average accuracy rate of 99.66% for stroke detection. Furthermore, the robustness of the proposed method against different plantar regions as well as technical parameters of the local binary pattern approach has been demonstrated in an experimental comparative study. The performance has confirmed that the local binary pattern analysis discriminates effectively stroke patients and healthy controls when foot plantar pressure signals are used.

### Keywords

Machine learning, Ischemic stroke, Time-frequency plantar pressure features, automatic detection.

### Introduction

Stroke is one of the serious neurological diseases, which is associated with difficulty in walking and moving and affects the quality of a patient's life [1, 2]. Despite the significant progress in stroke monitoring devices, the development of a reliable and cost-effective real-time detection system is still challenging and in high demand. To address this challenge, the computer-aided analysis of gait signals, as a noninvasive and affordable tool has attracted considerable attention in recent years [3-7]. However, most preliminary works have extracted simple basic foot plantar pressure features in the time domain pressure [8, 9]. Furthermore, from the decision-making perspective, different types of statistical tests have been frequently explored for evaluating the discriminative capability of the proposed features [8-10]. Considering the non-stationary and non-linear nature of the gait signal, the lack of interpretability of statistical tests, and the potential capability of time-frequency features in capturing the local and transient characteristics of non-stationary signals [11], this study has proposed a new stroke detection system based on textural features of time-frequency representation of plantar pressure signals.

### Proposed Work and Methodology

The main goal of this study is to propose a reliable and clinically automatic method for ischemic stroke detection. To achieve this goal, the foot pressure signals with a noninvasive, cost-effective, and accessible nature have been analyzed using hybrid feature extraction and machine learning techniques. The proposed new pressure feature extraction includes a hybrid technique based on a joint time-frequency transformation and a textural descriptor to quantify local characteristics of plantar pressure patterns across two-dimensional space. For this purpose, a synchrosqueezed transform method that is adapted to short-time fourier transform as "fourier synchrosqueezed transform (FSST)", in combination with "local binary pattern (LBP)" has been employed to simultaneously enhance the time-frequency representation of the pressure signals and measure the contrast in grayscale [12-14]. Finally, the histogram of uniform patterns as the proposed features have been fed into a "support vector machine (SVM)" classifier for discriminating between stroke patients and healthy controls. In this study, the investigation has been conducted on the foot pressure signals extracted from different plantar regions of 46 healthy controls and 36 stroke survivors who walked in a circular corridor for 12 minutes [15]. The data has been collected using insoles with 99 pressure-sensitive sensors with a sampling frequency of 50 Hz, allowing for an accurate measurement of the foot pressure map during walking [15]. The obtained results have demonstrated that the proposed binary pressure pattern analysis technique can accurately detect ischemic stroke with a high average accuracy rate of 99.66%. Moreover, the robustness of the proposed diagnostic system against different technical parameters of LBP has been confirmed in a comparative study.

### Conclusion

Plantar foot pressure analysis can assess whether pressure distribution patterns and balance control are abnormal and abnormalities in these plantar regions are often associated with neuronal or movement diseases. In this study, LBP of an enhanced time-frequency representation of plantar pressure signals based on the FSST has been used to quantify the local and transient characteristic markers of walking dysfunction in stroke patients and the association between dynamic changes in plantar pressure and clinical symptoms of Ischemic stroke has been investigated. Results revealed that the pathophysiology of stroke can be effectively characterized by local pressure patterns in two-dimensional time-frequency space different from healthy controls, which may be related to the shift of the center of pressure trajectory in stroke patients [16]. In particular, the possibility to automatically detect ischemic stroke, through cost-effective, non-invasive foot pressure sensors, pressure distribution changes makes the proposed system a relevant tool for studying stroke symptoms.

## تحلیل الگوی باینری محلی سیگنال‌های فشار پا جهت تشخیص سکتة مغزی

عارفه یعقوبی

دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

پیوند قادیان

دانشیار، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

### چکیده

در بیماران مبتلا به سکتة مغزی به صورت عمومی مشکلات حرکتی و راه رفتن قابل مشاهده است که کیفیت زندگی آن‌ها را تحت تاثیر قرار می‌دهد. از این رو تشخیص دقیق سکتة مغزی برای ارائه یک راهکار درمانی و توانبخشی موثر در این بیماران ضروری به نظر می‌رسد. با این حال، توسعه یک ابزار تشخیصی کم‌هزینه و غیرتهاجمی برای کاربردهای کلینیکی یک چالش بزرگ در این زمینه محسوب می‌شود. به همین جهت، در این مطالعه یک روش تشخیصی جدید سکتة ایسکمیک بر پایه ویژگی‌های ساختاری سیگنال فشار کف پا و طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان ارائه شده است. در این روش، یک الگوی باینری محلی یکنواخت که از نمایش زمانی-فرکانسی سیگنال فشار کف پا استخراج شده است، برای اخذ ساختار محلی سیگنال در فضای دوبعدی و کمی‌سازی پایداری این الگو استفاده شده است. روش پیشنهادی به کمک سیگنال‌های ثبت شده از ۴۶ فرد سالم و ۳۶ بیمار مبتلا به سکتة ایسکمیک در حین راه رفتن طبیعی فرد مورد ارزیابی قرار گرفته است. جهت ارائه تحلیل ناحیه‌ای، طبقه‌بندی با استفاده از کانال‌های مختلف کف پا انجام شده است. نتایج به‌دست آمده به میانگین صحت ۹۹/۶۶ درصد برای تشخیص سکتة مغزی رسیده است. در ادامه، طی یک آزمایش مقایسه‌ای، پایداری و عدم تغییر نتایج روش پیشنهادی در برابر سنسورهای فشار نواحی مختلف کف پا و پارامترهای تکنیکی روش الگوی باینری محلی نشان داده شده است. عملکرد روش پیشنهادی نشان می‌دهد که تحلیل الگوی باینری محلی سیگنال فشار کف پا قادر است افراد سالم و بیماران مبتلا به سکتة مغزی را به صورت موثری تفکیک نماید.

### کلمات کلیدی

یادگیری ماشین، سکتة مغزی ایسکمیک، ویژگی‌های زمانی-فرکانسی فشار کف پا، تشخیص اتوماتیک.

نام نویسنده مسئول: دکتر پیوند قادیان

ایمیل نویسنده مسئول: p\_ghaderyan@sut.ac.ir

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۲/۰۸/۲۳

تاریخ(های) اصلاح مقاله: ۱۴۰۲/۱۰/۲۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۰۳/۳۰

### ۱- مقدمه

شناخته شده است که می‌تواند سلامت افراد و روند طبیعی زندگی آن‌ها را با مشکلات جدی مواجه سازد [۲۳]. مطالعات اخیر نشان داده‌اند که تشخیص دقیق و به‌هنگام سکتة بعد از وقوع آن می‌تواند به انجام روش درمانی مناسب کمک نموده و سبب اثربخشی بهتر درمان سکتة مغزی گردد [۲۴]. از سوی دیگر این مساله به مدیریت بهتر زمان و هزینه‌های فرد بیمار کمک نموده و سبب ارتقای کیفیت زندگی آنها می‌گردد [۲۴]. مساله دیگر اهمیت تشخیص به‌موقع بیماری در انتخاب نوع راهکارهای توانبخشی و اثربخشی آنها می‌باشد. به‌نحوی که بررسی‌های انجام شده نشان‌دهنده نقش بازشناسی الگوی اثرگذاری سکتة بر فعالیت‌های حرکتی، در انتخاب استراتژی موثر توانبخشی است [۱۶]. به همین دلیل تشخیص و شناسایی سکتة مغزی، برای کمک به افراد بیمار در راستای مدیریت بیماری و کنترل آن از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. مشکلات راه رفتن جزء متداول‌ترین ناتوانی‌هایی است که در بیماران سکتة مغزی مشاهده می‌شود [۲۵-۲۷]. مطالعات انجام شده در این زمینه نشان داده است که الگوی راه رفتن افراد سالم و بیماران مبتلا به سکتة مغزی با یکدیگر تفاوت بسیاری دارد، به‌نحوی که بیماران در مقایسه با افراد عادی دارای الگوی راه رفتن نامتقارن، سرعت پایین راه رفتن، افزایش طول گام سمت آسیب‌دیده، افزایش فلکشن زانو، کاهش فلکشن لگن و تغییرات توزیع فشار کف پا می‌باشند

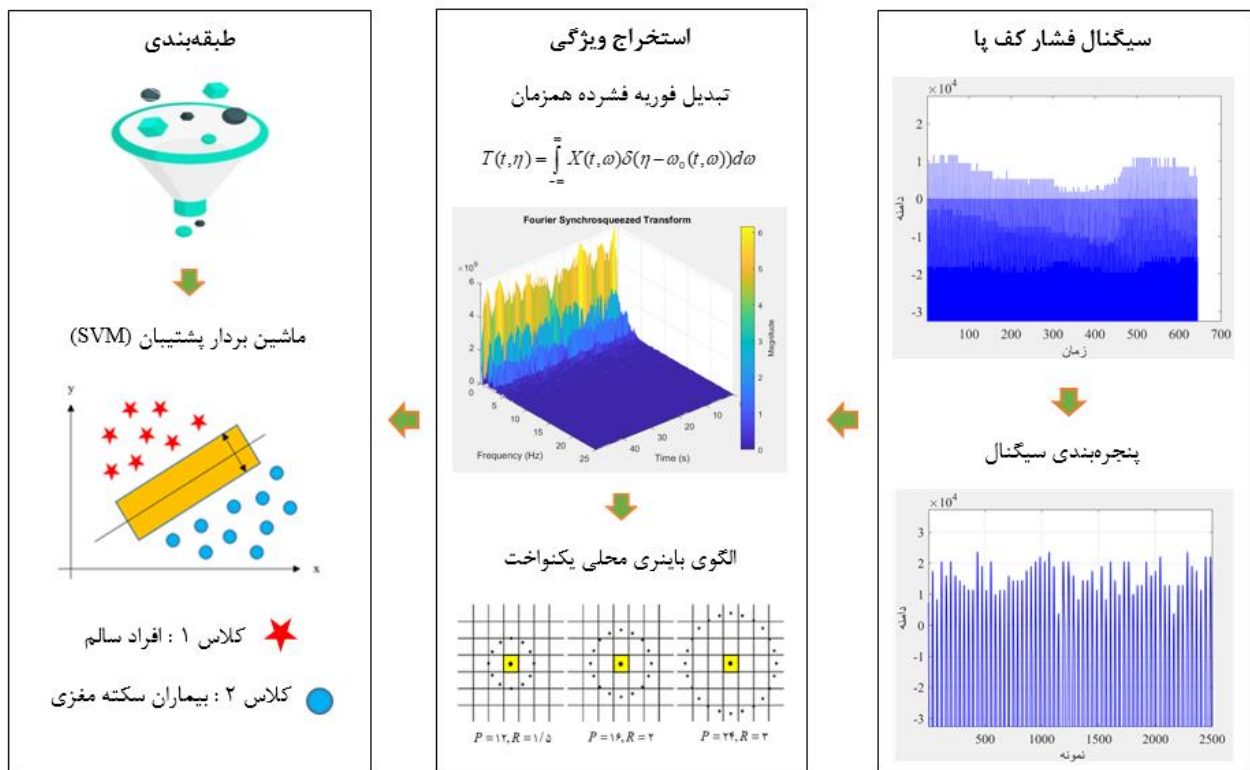
سکتة مغزی از جمله بیماری‌های عصبی پرمخاطره و مهلک به‌ویژه برای سنین بالای ۶۰ سال است که عوارض مختلفی به همراه دارد و تعداد افراد مبتلا به آن در حال افزایش است [۱، ۲]. این بیماری که عامل اصلی ناتوانی‌های طولانی‌مدت است، به‌عنوان دومین علت مرگ و میر در جهان، بعد از مشکلات قلبی-عروقی شناخته شده است [۱۷]. هنگام وقوع سکتة مغزی در اثر انسداد مسیر جریان خون مغز (سکتة ایسکمیک) و یا پارگی رگ‌های خونی (سکتة هموراژیک)، تخریب و مرگ سلول‌های عصبی در اثر کمبود اکسیژن به‌وقوع می‌پیوندد [۱۸]. سکتة ایسکمیک که شایع‌ترین نوع سکتة مغزی است، با عوارض و مشکلات متعددی، مانند افزایش فشار داخل جمجمه، ایسکمی مغزی، فشار خون شدید شریانی، آمبولی ریوی، ترومبوز وریدی و انفارکتوس مغزی همراه است [۱۹]. وقوع سکتة مغزی، ناهنجاری‌ها و اختلالات متعددی در توانایی حرکت فرد بیمار و انجام کارهای روزمره ایجاد می‌کند [۲۰]. به‌نحوی که بررسی‌های سازمان جهانی بهداشت نشان داده است از میان ۱۵ میلیون نفری که سالانه دچار سکتة مغزی می‌شوند، ۵ میلیون نفر با معلولیت‌های دائمی مواجه شده و یک سوم آن‌ها نیز با محدودیت‌های عملکردی درگیر می‌شوند [۲۱، ۲۲]. از این رو، این بیماری به‌عنوان یکی از مشکلات شایع جوامع انسانی

است به تنهایی قادر به کمی‌سازی تمامی اثرات بیماری بر سیگنال نباشند. جهت کمی‌سازی تغییرات گذرای سیگنال، استفاده از ویژگی‌های توام زمانی-فرکانسی که قادر به نمایش اطلاعات گذرای سیگنال و فرکانس تغییرات آن به صورت یکجا می‌باشند، امکان ارائه نمایش مناسب‌تری را خواهند داشت [۱۱]. از این رو در این مطالعه، از یک روش زمانی-فرکانسی ارتقا یافته با عنوان روش فشرده همزمان مبتنی بر تبدیل فوریه<sup>۱</sup> استفاده شده است. این تکنیک یکی از روش‌های تخصیص مجدد<sup>۲</sup> است که به بهبود نمایش ویژگی‌های محلی تبدیلات زمانی-فرکانسی کمک می‌نماید [۳۵]. در ادامه برای توصیف الگوی توزیع فشار کف پا در فضای دو بعدی زمان-فرکانس از یک توصیف‌گر بافت با عنوان الگوی باینری محلی<sup>۳</sup> بهره گرفته شده است که برای توصیف تغییرات دینامیک فشار کف پا به عنوان نشانه‌ای از سکتة مغزی می‌تواند مفید باشد. جنبه دیگر نوآوری این مطالعه نسبت به مقالات گذشته، استفاده از روش‌های یادگیری ماشین جهت تشخیص کامپیوتری این بیماری می‌باشد. این در حالی است که مطالعات گذشته به صورت عمومی از تست‌های آماری که فقط تفاوت میانگین یا میانه دو گروه را مدنظر قرار می‌دهند استفاده کرده‌اند و تشخیص اتوماتیک کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

## ۲- روش‌ها

در این مطالعه یک روش جدید تشخیص اتوماتیک سکتة مغزی مبتنی بر تحلیل الگوی باینری محلی سیگنال فشار کف پا ارائه شده است. نگاره روش پیشنهادی در شکل ۱ قابل مشاهده است. مطابق این شکل، روش پیشنهادی شامل چهار مرحله پایگاه داده، پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، طبقه‌بندی و تشخیص بیماری می‌باشد.

[۲۵، ۳۰-۲۸]. این مشکلات حرکتی و عملکردی متعدد که با بروز سکتة مغزی ظاهر می‌شوند، کیفیت زندگی بیماران را به شدت تحت تاثیر قرار می‌دهند. لذا بررسی نحوه حرکت و راه رفتن می‌تواند به تشخیص این بیماری، همچنین ارائه راهکارهای درمانی و توانبخشی موثر و بهبود کیفیت زندگی بیماران کمک شایانی نماید [۱۶]. سیگنال‌های راه رفتن یک روش ارزیابی غیرتهاجمی، کم‌هزینه و کلینیکی را برای بررسی نحوه حرکت اندام‌های تحتانی فرد فراهم می‌نمایند که حاوی اطلاعات مفیدی از ثبات حرکت رو به جلو و حرکت جانبی، کنترل تعادل، تطبیق‌پذیری، هماهنگی بین اندام‌های حرکتی و تغییرات فعالیت‌های ریتمیک پاها می‌باشند [۱۶، ۳۱]. به این جهت، مطالعات مختلفی از این ابزار کلینیکی برای ارزیابی و تشخیص سکتة مغزی به شکل موفقیت‌آمیزی استفاده نموده‌اند [۳-۷]. در این راستا، باتوجه به اینکه مشکلات حرکتی بعد از بروز سکتة، در نواحی تحتانی و قوزک پا احتمال وقوع بیشتری در مقایسه با زانو و لگن دارند، تشخیص بیماری به کمک اندازه‌گیری و تحلیل تغییرات فشار کف پا، به‌عنوان یکی از مرسوم‌ترین انواع سیگنال‌های راه رفتن مورد توجه شمار زیادی از محققان قرار گرفته است [۳۲]. جهت ایجاد تمایز بین افراد مبتلا به سکتة مغزی و افراد سالم به کمک تحلیل سیگنال فشار کف پا، در ابتدا باید تغییرات ناشی از بروز سکتة در سیگنال با روش‌های مختلف کمی‌سازی شود و استخراج ویژگی فشار کف پا یکی از اصلی‌ترین مراحل می‌باشد. مطالعات گذشته برای بررسی سیگنال فشار کف پا، اکثراً از ویژگی‌های ساده حوزه زمان مانند میانگین و انحراف استاندارد مرکز فشار کف پا [۸، ۹]، نسبت فشار جزئی کف پا به وزن بدن [۱۰] و حداکثر فشار کف پا [۳۳، ۳۴] استفاده نموده‌اند. باتوجه به ماهیت غیرایستای سیگنال‌های راه رفتن، از جمله سیگنال فشار کف پا، این ویژگی‌ها به سادگی می‌توانند تحت تاثیر نویزهای مختلف هنگام ثبت سیگنال و همچنین تغییرات بین فردی قرار گیرند و ممکن



شکل ۱- نمودار شماتیک روش پیشنهادی برای تشخیص سکتة مغزی

<sup>3</sup> Local Binary Pattern (LBP)

<sup>1</sup> Fourier Synchrosqueezed Transform (FSST)

<sup>2</sup> Reassignment Methods (RM)

## ۱-۲- پایگاه داده

پایگاه داده مورد استفاده در این مطالعه، توسط ورا نواک و همکاران<sup>۴</sup> گردآوری شده است [۱۵] که شامل ۳۶ بیمار مبتلا به سکنه مغزی (۱۹ زن و ۱۷ مرد، در بازه سنی  $(۶۴/۵۲ \pm ۹)$ ) و ۴۶ فرد سالم (۲۷ زن و ۱۹ مرد، در بازه سنی  $(۶۸/۱۳ \pm ۶/۳)$ ) می‌باشد. گروه بیمار شامل افرادی است که برای اولین بار به سکنه ایسکمیک در یک یا هر دو نیمکره مغز دچار شده‌اند. بیماری این افراد از طریق انجام تصویربرداری‌های سی تی اسکن و ام آر آی مورد تایید قرار گرفته و مقیاس سکنه مغزی (NIHSS) و تغییرات بیوشیمیایی بافت مغز (MRS) در آن‌ها، جهت تایید بیشتر بروز سکنه مغزی مورد استفاده قرار گرفته است [۱۵]. گروه کنترلی از میان افرادی که سابقه بالینی سکنه مغزی نداشتند و در معاینه عصبی سالم بودند، انتخاب شده‌اند. از طرفی این گروه دارای فشار خون طبیعی بودند و هیچ دارویی برای فشار خون مصرف نمی‌کردند. در این میان افرادی که دچار خون‌ریزی داخل جمجمه‌ای، زوال عقل، دیابت، فیبریلاسیون دهلیزی و فشار خون شدید بودند، از مطالعه کنار گذاشته شدند. به منظور ارزیابی مشکلات راه رفتن، تمامی شرکت‌کنندگان به مدت ۱۲ دقیقه در یک راهروی دایروی با سرعت معمول خود پیاده‌روی کرده‌اند [۱۵]. برای ثبت داده‌های راه رفتن این افراد، کفی‌هایی با ۱۹۸ حسگر حساس به فشار در زیر هر دو کفش آن‌ها جایگذاری شده و سیگنال‌های فشار کف پا توسط سیستم پدار با فرکانس نمونه‌برداری ۵۰ هرتز از هر دو پا ثبت گردیده است [۱۵].

## ۲-۲- پیش‌پردازش

هدف این مرحله از پردازش، آماده‌سازی و حذف نویزهای گذرای موجود در ۱۹۸ سیگنال فشار اخذ شده از هر دو پای افراد شرکت‌کننده است. بدین منظور در ابتدا، ۱۰ ثانیه شروع و پایان راه رفتن فرد، برای به حداقل رساندن اثرات گذرای سیگنال، حذف گردیده [۳۶] و در ادامه سیگنال‌ها به پنجره‌هایی با طول ۵۰ ثانیه پشت سرهم و بدون همپوشانی تقسیم شده‌اند [۳۶]. لذا هر پنجره دارای ۲۵۰۰ نمونه از سیگنال فشار کف پا می‌باشد که وارد مرحله استخراج ویژگی خواهند شد.

## ۳-۲- استخراج ویژگی

با توجه به اینکه نوسانات و تغییرات توزیع فشار کف پا، اطلاعات مفیدی از مکانیزم عصبی تحت تاثیر قرار گرفته و آسیب‌شناسی سکنه مغزی فراهم می‌کند [۱۶]، استخراج اطلاعات توام زمانی-فرکانسی سیگنال و کمی‌سازی این نوسانات می‌تواند به ارائه ویژگی‌های تفکیک‌کننده افراد سالم از بیمار و در نتیجه تشخیص قابل اعتماد این بیماری منجر شود. از سوی دیگر ماهیت غیرایستا و شبه‌پریودیک سیگنال‌های راه رفتن که با بروز ویژگی‌های غیرثابت و تغییر خواص طیفی زمانی در این سیگنال‌ها همراه است، باعث می‌شود پردازش چنین سیگنال‌هایی به‌طور جداگانه در حوزه زمان یا فرکانس اطلاعات کافی ارائه ندهد [۱۱، ۳۷]. برای غلبه بر این مشکل، روش‌های توام زمان-فرکانس توسعه یافته‌اند که برای تجزیه، تحلیل و نمایش سیگنال‌های غیرایستا استفاده می‌شوند [۱۲]. لذا در مطالعه حاضر از یک روش جدید ترکیبی مبتنی بر تجزیه توام زمان-فرکانس با عنوان تبدیل فوری فشرده همزمان برای نمایش تصویر سیگنال فشار کف پا در دو حوزه زمان و فرکانس و استخراج ویژگی‌های بافتی آن جهت تشخیص سکنه مغزی استفاده شده است. روش استخراج ویژگی مورد استفاده شامل دو بخش اعمال تبدیل فوری فشرده همزمان و الگوی باینری محلی است که در ادامه معرفی می‌گردند.

## • روش فشرده همزمان مبتنی بر تبدیل فوری زمان کوتاه

تبدیل فشرده همزمان<sup>۵</sup> یکی از روش‌های تخصیص مجدد<sup>۶</sup> است که در ابتدا برای تجزیه و تحلیل سیگنال‌های صوتی مورد استفاده قرار گرفت [۳۸، ۳۹]. در روش‌های تخصیص مجدد، ضرایب زمانی-فرکانسی حول فرکانس لحظه‌ای بازیابی شده و وضوح زمان-فرکانس افزایش می‌یابد [۳۵]. مزیت این روش در بهبود توصیف ویژگی‌های محلی نمایش زمانی-فرکانسی و تغییرات گذرای سیگنال است [۱۴] که می‌تواند در کمی‌سازی تغییرات فشار افراد بیمار و ایجاد تمایز آن بین افراد سالم و بیمار موثر باشد. در این پروژه از روش «تبدیل فشرده همزمان مبتنی بر تبدیل فوری (FSST)» برای نمایش زمانی-فرکانسی سیگنال‌های فشار کف پا استفاده شده است [۱۴] و در ادامه این تصاویر توسط الگوی باینری محلی تحلیل شده است. تبدیل فشرده همزمان بر مبنای «تبدیل موجک پیوسته (CWT)» و یا «تبدیل فوری زمان کوتاه (STFT)» محاسبه می‌شود. تبدیل مبتنی بر موجک، اکثراً در فرکانس‌های بالا رفتار بهتری از خود نشان می‌دهد و در مقابل تبدیل مبتنی بر فوری، طیف گسترده‌ای از مدولاسیون را در فرکانس‌های پایین انجام می‌دهد [۴۰]. با توجه به اینکه سیگنال فشار کف پا، جزء سیگنال‌های کم‌فرکانس است، لذا تبدیل فشرده همزمان مبتنی بر فوری مورد استفاده قرار گرفته است. جهت اعمال این روش، در ابتدا تبدیل فوری زمان کوتاه سیگنال  $x(u)$  با تابع پنجره  $\omega(t)$  محاسبه می‌گردد [۱۲]. در تبدیل فوری زمان کوتاه برای نمایش زمانی از تکنیک پنجره‌بندی و برای نمایش فرکانسی از تبدیل فوری استفاده می‌شود [۴۱] که با فرض ایستا بودن سیگنال در هر پنجره، تبدیل فوری پنجره به‌صورت زیر تعریف می‌شود [۴۲].

$$X(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \omega(\tau - t) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (1)$$

که فرکانس لحظه‌ای  $\omega_0(t, \omega)$  با اخذ مشتق زمانی  $X(t, \omega)$  به‌صورت زیر تخمین زده می‌شود [۴۲].

$$\omega_0(t, \omega) = \frac{1}{2\pi} \frac{\partial(\arg X(t, \omega))}{\partial t} = \operatorname{Re} \left( \frac{1}{2\pi j} \frac{1}{x(t, \omega)} \frac{\partial X(t, \omega)}{\partial t} \right) \quad (2)$$

در نهایت تبدیل فشرده همزمان  $T(t, \eta)$  با استفاده از عملگر فشرده‌سازی برای تابع دلتای دیراک به‌صورت زیر محاسبه می‌گردد [۴۲].

$$T(t, \eta) = \int_{-\infty}^{\infty} X(t, \omega) \delta(\eta - \omega_0(t, \omega)) d\omega \quad (3)$$

شکل ۲ نمونه‌ای از سیگنال فشار کف پا و نمایش زمانی-فرکانسی آن را با استفاده از روش تبدیل فشرده همزمان مبتنی بر فوری برای یک بیمار سکنه مغزی و یک فرد سالم نشان می‌دهد. همان‌طوری که از این شکل مشخص است، الگوی توزیع اجزای فرکانسی موجود در نواحی مختلف تصویر بین فرد سالم و بیمار دارای تفاوت‌هایی می‌باشد. از این‌رو توصیف این الگوی محلی می‌تواند به ارائه ویژگی‌های تفکیک‌کننده منجر شود که در ادامه جهت کمی‌سازی آن از روش الگوی باینری محلی استفاده شده است.

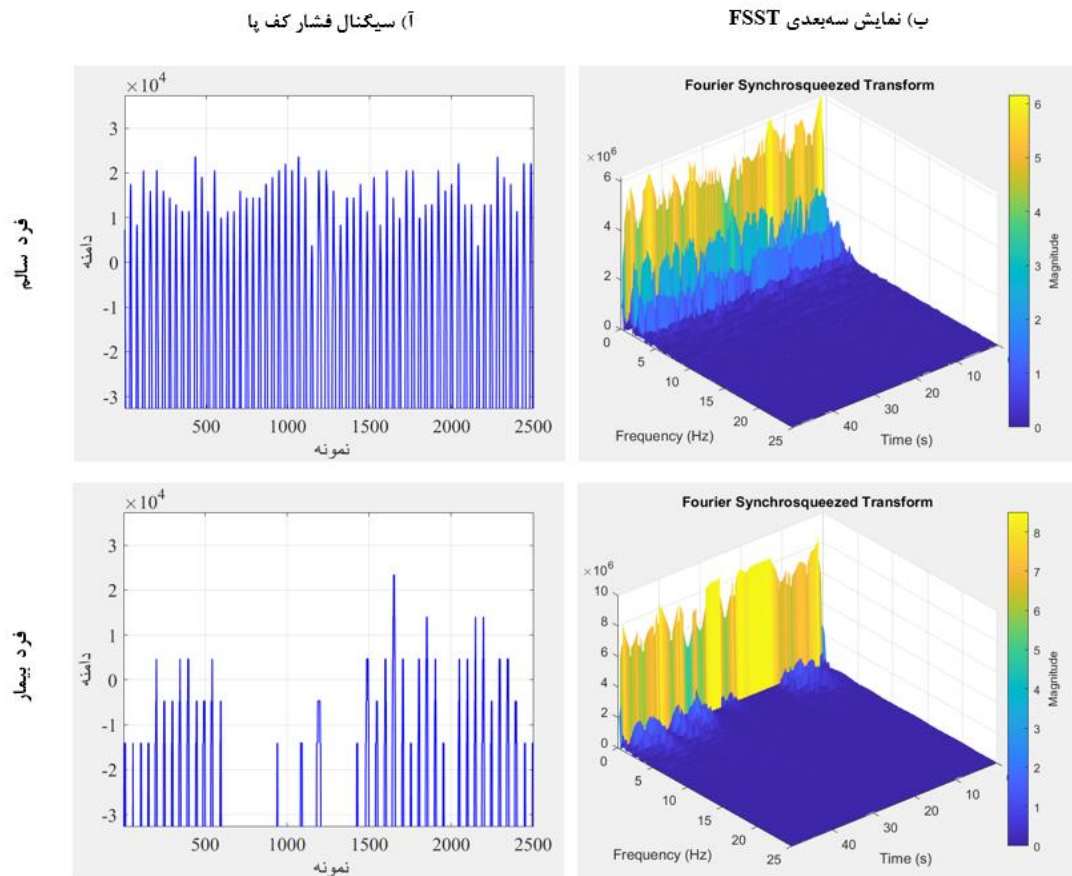
## • الگوی باینری محلی

«الگوی باینری محلی (LBP)» توصیف‌کننده الگوی محلی استخراج ویژگی از تصویر بر پایه بافت است و از نظر عملکرد، الگوریتمی نسبتاً ساده و کاربردی است که موجب استفاده از آن در حوزه‌های مختلف شده است [۴۳]. در الگوی باینری، پیکسل‌های موجود در هر تصویر از طریق آستانه‌گذاری در همسایگی‌ها برچسب‌گذاری می‌شوند و نتیجه به‌صورت یک عدد باینری ثبت می‌گردد [۴۳].

<sup>6</sup> Reassignment Methods (RM)

<sup>4</sup> Vera Novak et al

<sup>5</sup> Synchrosqueezed Transform (SST)



شکل ۲- سیگنال فشار کف پا و نمایش سه بعدی مربوط به تبدیل FSST فرد سالم و بیمار سکنه مغزی

با فرض اینکه مختصات  $g_c$  برابر  $(0,0)$  است، مختصات  $g_p$  به صورت زیر محاسبه می‌شود [۱۳].

$$g_p = (-R \sin(2\pi p / P), R \cos(2\pi p / P)) \quad (5)$$

در ارزیابی مقیاس خاکستری، تابع علامت اختلاف پیکسل مرکزی و پیکسل‌های همسایه به صورت  $s(g_p - g_c)$  مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۳]. تابع علامت نیز برابر است با:

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (6)$$

با اضافه کردن ضریب  $2^p$  به هر تابع علامت، الگوی باینری محلی طبق معادله زیر به دست می‌آید [۱۳].

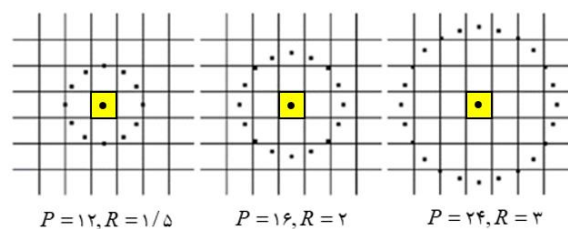
$$LBP_{p,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (7)$$

یکی از تکنیک‌های مورد استفاده در روش LBP دایره‌ای، تعریف الگوهای یکنواخت است و در این مطالعه از الگوی باینری محلی یکنواخت برای توصیف ویژگی‌های بافتی استفاده شده است. در این روش اگر الگوی باینری، حداکثر دارای دو انتقال بیتی از ۰ به ۱ و یا برعکس باشد، یکنواخت در نظر گرفته می‌شود [۱۳، ۴۳]. در این حالت، هر الگوی یکنواخت یک برچسب جداگانه خواهد داشت و تمام الگوهای غیریکنواخت با یک برچسب مشخص می‌شوند [۴۳]. در مطالعه حاضر از این تکنیک جهت کاهش طول بردار ویژگی [۴۳] و همچنین کاهش پیچیدگی محاسباتی [۱۳] برای تحلیل تصاویر زمانی-فرکانسی استفاده شده است. شکل ۴ تعدادی از الگوهای باینری محلی یکنواخت را نشان می‌دهد.

در روش الگوی باینری محلی، به بررسی مقیاس سطح خاکستری پرداخته می‌شود. لذا از اطلاعات به دست آمده در مقیاس خاکستری استفاده شده و مقدار کنتراست تصویر از طریق محاسبه تفاوت سطح خاکستری پیکسل‌هایی که دارای مقدار یک و صفر هستند، کمی‌سازی می‌شود [۴۴]. تاکنون جهت برچسب‌گذاری پیکسل‌های تصویر از مدل‌های مختلف الگوی باینری، از جمله همسایگی سه سطحی، دو سطحی و همسایگی دایره‌ای توسط محققان استفاده شده است [۱۳، ۴۴، ۴۵]. در مدل دایره‌ای الگوی باینری محلی، بافت T به عنوان توزیع مشترک سطوح خاکستری برای تعداد P پیکسل به شکل زیر تعریف می‌گردد [۱۳].

$$T = t(g_c, g_0, \dots, g_{p-1}) \quad (4)$$

در اینجا،  $g_c$  مقدار خاکستری پیکسل مرکزی است و  $g_p (p = 0, \dots, P-1)$  مقدار خاکستری P پیکسل با فاصله مساوی در دایره‌ای به شعاع R را نشان می‌دهد که در مجموع یک همسایگی متقارن دایره‌ای تشکیل می‌دهند [۱۳]. شکل ۳ مقادیر مختلف همسایه‌ها و شعاع‌های همسایگی را نشان می‌دهد.



شکل ۳- شعاع (R) و تعداد همسایه (P) مختلف در LBP دایره‌ای

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{(TP+FN)+(TN+FP)} \quad (صحت) : \quad (7)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} \quad (حساسیت) : \quad (8)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP} \quad (اختصاصیت) : \quad (9)$$

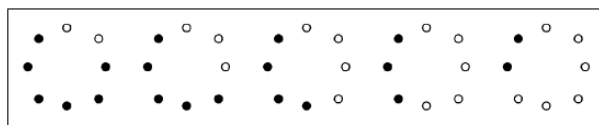
که در آن TP (مثبت حقیقی) تعداد بیمارانی که به درستی تشخیص داده شده‌اند، TN (منفی حقیقی) تعداد افراد سالم که به درستی تشخیص داده شده‌اند، FP (مثبت کاذب) تعداد افراد سالم که به اشتباه بیمار تشخیص داده شده‌اند و FN (منفی کاذب) تعداد بیمارانی که به اشتباه سالم تشخیص داده شده‌اند، می‌باشند [۴۹].

### ۳- نتایج

در این قسمت نتایج حاصل از طبقه‌بندی ویژگی‌های بافتی سیگنال فشار کف پا برای تشخیص بیماری سکنه مغزی گزارش می‌شود. جدول ۱ نتایج حاصل جهت تشخیص سکنه ایسکمیک را به کمک روش پیشنهادی نشان می‌دهد. همان‌طور که از نتایج این جدول مشخص است، روش پیشنهادی قابلیت تشخیص دقیق سکنه مغزی را با صحت ۹۹/۶۶٪ به کمک سیگنال‌های اخذ شده از تمام نواحی کف پا ارائه داده است که اثربخشی ویژگی‌های بافتی پیشنهادی را در تمایز و تشخیص سکنه مغزی آشکار می‌کند. در ادامه برای بررسی دقیق‌تر، کانال‌های موجود در کف پا به چهار ناحیه شامل پاشنه، انگشتان، کف پا و کناره پا تقسیم شده‌اند [۳۶] و این نواحی به‌طور جداگانه با رویکردی مشابه مورد بررسی قرار گرفته‌اند. این نتایج نیز در جدول ۱ قابل مشاهده است.

بر اساس نتایج به‌دست آمده، تمام نواحی به صحت بالایی در تفکیک افراد سالم و بیمار دست یافته‌اند و تفاوت‌های معناداری در نتایج این نواحی قابل مشاهده نمی‌باشد که نشان‌دهنده مقاومت بالای نتایج به کمک روش پیشنهادی است. با وجود قابلیت ارائه نتایج مطلوب در تمام نواحی، ناحیه کناره پا عملکرد اندک بهتری نسبت به سایر نواحی داشته است و به صحت ۹۶/۳۴٪ رسیده است که نشان می‌دهد با تعداد کانال‌های کمتر نیز روش پیشنهادی می‌تواند عملکرد مطلوب داشته باشد.

در ادامه بررسی نتایج، جهت تحقیق در مورد عوامل اثرگذار تکنیکی بر نتایج تشخیصی به‌دست آمده، اثر شعاع همسایگی و تعداد همسایه‌ها که می‌توانند در الگوی باینری و نتایج آن اثرگذار باشند [۱۳]، مورد بررسی قرار گرفته‌اند که نتایج آن در جدول ۲ قابل رویت است. لازم به ذکر است باتوجه به اینکه نتایج به‌دست آمده از کناره پا عملکرد اندکی مطلوب‌تر نسبت به سایر نواحی داشته است، اثر عوامل تکنیکی روی این ناحیه مورد ارزیابی قرار گرفته است. همان‌طور که از این نتایج مشخص است با ثابت نگه داشتن شعاع و تغییر تعداد همسایه‌های الگوی باینری محلی، تغییر معناداری در نتایج حاصل نمی‌شود. همچنین ثابت ماندن تعداد همسایه‌ها و تغییر شعاع نیز منجر به افت عملکرد روش تشخیصی پیشنهادی نمی‌گردد. این مشاهدات، مقاومت روش پیشنهادی را در برابر تغییر عوامل تکنیکی الگوی باینری محلی نشان می‌دهد. در انتها میزان مقاومت روش پیشنهادی در برابر ثبات و تغییر زاویه چرخش مورد آزمایش قرار گرفته است و نتایج آن در جدول ۳ گزارش شده است. نتایج حاصل صحت تشخیصی بالا را برای حالت‌های مختلف بدون افت عملکرد نشان می‌دهد و بیانگر عملکرد مطلوب روش پیشنهادی و مقاومت آن در برابر عوامل مختلف تکنیکی می‌باشد.



شکل ۴- الگوهای باینری محلی یکنواخت

بدین منظور، هر کدام از پنجره‌های پیش‌پردازش شده مربوط به سیگنال‌های فشار کف پا به‌صورت مجزا توسط روش تبدیل فوریه فشرده همزمان تحلیل شده و تصاویر زمانی-فرکانسی به‌دست آمده توسط تکنیک الگوی باینری محلی یکنواخت با شعاع همسایگی و تعداد همسایه‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در انتها تک‌ویژگی کنتراست از سیگنال‌های فشار کف پا استخراج شده است. بر اساس شعاع همسایگی و تعداد همسایه‌های اطراف پیکسل مرکزی، مقدار الگوی باینری محلی یکنواخت متفاوت به‌دست می‌آید. برای حالتی که  $R=1$  و  $P=4$  است، تعداد الگوهای یکنواخت برابر ۱۵ است که برای هر سیگنال فشار کف پا، ۱۵ ویژگی کنتراست در نظر گرفته شده است. این ویژگی‌ها در یک ماتریس ویژگی که ستون‌های آن برابر تعداد ویژگی‌های استخراج شده و سطرها آن برابر تعداد نمونه‌ها می‌باشد، قرار گرفته‌اند که جهت بازشناسی الگو به ماشین بردار پشتیبان [۴۶] داده شده است. باتوجه به اینکه ماهیت افراد سالم و بیمار در این پژوهش مشخص بوده، جهت بازشناسی الگو، از روش یادگیری با نظارت استفاده شده است و در آن یک بردار برجسب کلاس‌ها، که عدد صفر را به فرد سالم و عدد یک را به فرد بیمار نسبت داده است، جهت آموزش و ارزیابی نتایج طبقه‌بند مورد استفاده قرار گرفته است.

### ۲-۴- طبقه‌بندی

هدف طبقه‌بندی در این مطالعه ایجاد نگاشتی موثر بین ماتریس ویژگی‌های استخراجی از الگوی باینری محلی، به دو کلاس سالم و بیماران مبتلا به سکنه مغزی ایسکمیک است. در این مطالعه جهت تفکیک ویژگی‌های دو گروه و تشخیص بیماران سکنه مغزی از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان دوکلاسه استفاده شده است. این الگوریتم اغلب برای حل مسائل طبقه‌بندی در فضای ویژگی غیرخطی مورد استفاده قرار می‌گیرد و عملکرد تشخیصی بسیار مطلوبی در تحلیل سیگنال‌های فیزیولوژیکی دارد [۴۷، ۴۸]. از عمده مزیت‌های این طبقه‌بند ایجاد یک مصالحه موثر بین عملکرد طبقه‌بندی و پیچیدگی محاسباتی با استفاده از یک بهینه‌سازی درجه دوم با تعداد کم عملگرهای مورد نیاز می‌باشد [۴۸].

در مطالعه حاضر جهت طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراجی از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان با کرنل تابع پایه شعاعی و روش ارزیابی متقابل پنج‌گانه برای تقسیم داده‌ها در دو گروه آموزش و آزمایش استفاده شده است. بدین منظور ویژگی‌های استخراجی از داده‌های ۱۹۸ سیگنال فشار کف پا به پنج دسته مجزا تقسیم شده‌اند. چهار قسمت از این دسته‌ها برای آموزش (۸۰٪ داده‌ها) و یک دسته باقیمانده برای آزمایش (۲۰٪ داده‌ها) طبقه‌بند مورد استفاده قرار گرفته‌اند. جهت ایجاد ارزیابی بی‌طرفانه، فرآیند آموزش و آزمایش پنج بار تکرار شده و هر بار یک دسته از داده‌ها در فرآیند آزمایش شرکت کرده‌اند، به‌نحوی که هر کدام از داده‌ها حداقل یک بار در گروه آزمایشی قرار گیرند. در انتها، میانگین نتایج به‌دست آمده از این پنج تکرار به‌عنوان نتیجه نهایی گزارش شده است. برای بررسی عملکرد این طبقه‌بند از معیارهای صحت، حساسیت و اختصاصیت استفاده شده است و نتایج برحسب درصد ثبت گردیده است که در ادامه روابط مربوط به محاسبه هر کدام از این معیارها معرفی می‌گردند [۴۹].

جدول ۱- عملکرد طبقه‌بند SVM در نواحی مختلف پا بر مبنای LBP

ناحیه‌ها	صحت (%)	حساسیت (%)	اختصاصیت (%)
تمام نواحی	۹۹/۶۶±۰/۰۱	۹۹/۱۹±۰/۰۱	۱۰۰±۰
پاشنه پا	۹۴/۶۲±۰/۰۱	۹۱/۰۸±۰/۰۴	۹۷/۲۲±۰/۰۱
انگشتان	۹۳/۷۱±۰/۰۱	۸۵/۹۵±۰/۰۳	۹۹/۴۱±۰/۰۱
کف پا	۹۵/۰۸±۰/۰۲	۹۱/۸۹±۰/۰۶	۹۷/۴۲±۰/۰۱
کناره پا	۹۶/۳۴±۰/۰۳	۹۴/۰۵±۰/۰۶	۹۸/۰۲±۰/۰۱

جدول ۲- عملکرد طبقه‌بند SVM براساس تغییر پارامترهای LBP (شعاع و همسایه)

پارامتر	صحت	پارامتر	صحت
R = ۱	P = ۴	R = ۱	۹۵/۵۴±۰/۰۱
	P = ۸	R = ۲	۹۶/۳۴±۰/۰۳
	P = ۱۲	R = ۳	۹۷/۴۸±۰/۰۱
			۹۶/۳۴±۰/۰۳

جدول ۳- عملکرد طبقه‌بند SVM براساس تغییر پارامترهای LBP (تغییر زاویه چرخش)

پارامتر	صحت	پارامتر	صحت	پارامتر	صحت
R = ۱	زاویه چرخش ثابت	R = ۱	زاویه چرخش ثابت	R = ۳	۹۸/۸۵±۰/۰۱
					۹۶/۳۴±۰/۰۳
P = ۴	زاویه چرخش متغیر	P = ۸	زاویه چرخش متغیر	P = ۸	۹۹/۰۸±۰/۰۲
					۹۸/۹۷±۰/۰۱

#### ۴- بحث و بررسی

فرکانسی در سیگنال می‌شود و لزوم استفاده از اطلاعات توام زمان-فرکانس و روش‌های تجزیه‌ای را برای بهبود نتایج نشان می‌دهد. از سوی دیگر روش‌های تحلیل آماری در بیشتر موارد تفاوت موجود در میانه یا میانگین ویژگی‌ها را مبنای تفکیک‌پذیری بین گروه‌ها قرار می‌دهند و از ارزیابی تفاوت‌ها در کل محدوده تغییرات ویژگی‌ها چشم‌پوشی می‌کنند. عدم امکان تعبیر ساده نتایج حاصل از این روش‌ها نیز محدودیت دیگر آن‌ها به‌شمار می‌رود. از این‌رو در سال‌های اخیر استفاده از روش‌های یادگیری ماشین مورد توجه محققان در این زمینه قرار گرفته است. به‌عنوان مثال در مطالعه انجام شده برای تشخیص بیماری سکتة مغزی به کمک تحلیل سیگنال راه رفتن و روش‌های یادگیری ماشین [۷] صحت طبقه‌بندی به میزان ۹۴٪ رسیده است که نتایج ارائه شده در مطالعه حاضر قدرت تشخیصی بالاتری را نسبت به آن نشان می‌دهد.

در روش پیشنهادی حاضر، طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان مورد استفاده قرار گرفته است که یکی از کارآمدترین روش‌های یادگیری ماشین است و به‌طور گسترده در تجزیه و تحلیل داده‌های فیزیولوژیکی استفاده می‌شود [۵۱، ۵۲]. در نتیجه ارزیابی‌های دقیق‌تری نسبت به تحلیل‌های آماری انجام شده است. با توجه به مزایای ذکر شده و نتایج به‌دست آمده، روش پیشنهادی می‌تواند برای کاربردهای تشخیصی سکتة مغزی مناسب بوده و قابلیت مناسبی برای تمایز و تفکیک بین افراد سالم و بیمار ارائه دهد.

#### ۵- نتیجه‌گیری

در این مطالعه جهت ارائه یک روش تشخیصی قابل اعتماد و کم هزینه از روشی ترکیبی شامل تبدیل فوریه فشرده همزمان و الگوی باینری محلی یکنواخت جهت تحلیل ویژگی‌های محلی و تغییرات توام زمانی-فرکانسی سیگنال‌های فشار کف پا استفاده شده است و ویژگی‌های ساختاری استخراج شده توسط طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج بررسی‌ها، امکان ایجاد مصالحه بین صحت تشخیصی بالا و هزینه پایین را با

هدف اصلی این مقاله ارائه روشی کارآمد و غیرتهاجمی برای تشخیص سکتة مغزی بوده است. با توجه به اینکه روش‌های تصویربرداری تشخیصی اغلب تنهاجمی هستند، همچنین این روش‌ها پرهزینه و زمانبر می‌باشند، لذا استفاده از سیگنال‌های پزشکی از جمله سیگنال فشار کف پا جهت تشخیص دقیق سکتة مغزی به‌عنوان روشی غیرتهاجمی، کلینیکی، کم‌هزینه و سریع بسیار مفید خواهد بود. برای نیل به این هدف، بررسی سیگنال راه رفتن با روش ترکیبی مبتنی بر تبدیل فشرده همزمان مبتنی بر فوریه، الگوی باینری محلی و طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان انجام شده است. تبدیل فشرده همزمان مبتنی بر فوریه، روشی برای تخصیص مؤثر چندین مؤلفه سیگنال غیرثابت در صفحه زمان-فرکانس می‌باشد که علاوه بر بازسازی سیگنال اصلی، تصویر ارتقا یافته زمانی-فرکانسی را از سیگنال فشار کف پا ارائه می‌دهد [۱۲]. الگوی باینری محلی نیز از یک ماتریس فرکانس استفاده می‌کند و ویژگی‌های اطلاعاتی در مورد دامنه تغییرات شعاعی و تعداد همسایه‌ها و زاویه چرخش بافت محلی سطح خاکستری تصویر عرضه می‌کند [۵۰]. نتایج به‌دست آمده نشان‌دهنده عملکرد بسیار مطلوب روش پیشنهادی در تشخیص سکتة مغزی ایسکمیک و مقاومت نتایج حاصل در برابر تغییر پارامترهای تکنیکی است. از آنجایی که در پایگاه داده حاضر، بیمارانی با آسیب در نواحی مختلف مغزی و نیمکره‌های متفاوت وجود دارند، ارزیابی روش پیشنهادی با استفاده از همه این بیماران و صحت تشخیصی بالای به‌دست آمده، نشان‌دهنده قابلیت این روش در شناسایی سکتة مغزی ایسکمیک، فارغ از مکان و نیمکره آسیب‌دیده می‌باشد که کاربرد آن را در کلینیک‌ها مناسب می‌سازد.

بررسی‌های گذشته برای ارزیابی سیگنال‌های راه رفتن، به‌صورت معمول مبتنی بر ویژگی‌های ساده و پایه‌ای سیگنال فشار کف پا در حوزه زمان و ارزیابی آن‌ها براساس تحلیل‌های آماری بوده‌اند [۸-۱۰]. این درحالی است که ماهیت غیرایستا و غیرخطی سیگنال‌های راه رفتن منجر به تغییرات توام زمانی-

- [20] Langerak, A.J., et al., Externally validated model predicting gait independence after stroke showed fair performance and improved after updating. *Journal of clinical epidemiology*, 2021. **137**: p. 73-82.
- [21] Lopez-Meyer, P., G.D. Fulk, and E.S. Sazonov, Automatic detection of temporal gait parameters in poststroke individuals. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2011. **15**(4): p. 594-601.
- [22] Yang, S., et al., Estimation of spatio-temporal parameters for post-stroke hemiparetic gait using inertial sensors. *Gait & posture*, 2013. **37**(3): p. 354-358.
- [23] Simats, A. and A. Liesz, Systemic inflammation after stroke: implications for post-stroke comorbidities. *EMBO Molecular Medicine*, 2022. **14**(9): p. e16269.
- [24] Srinivas, A. and J.P. Mosiganti, A brain stroke detection model using soft voting based ensemble machine learning classifier. *Measurement: Sensors*, 2023. **29**: p. 100871.
- [25] Balaban, B. and F. Tok, Gait disturbances in patients with stroke. *Pm&r*, 2014. **6**(7): p. 635-642.
- [26] Gor-Garcia-Fogeda, M.D., et al., Observational gait assessments in people with neurological disorders: a systematic review. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, 2016. **97**(1): p. 131-140.
- [27] Yavuzer, G., et al., Rehabilitation of stroke patients: clinical profile and functional outcome. *American journal of physical medicine & rehabilitation*, 2001. **80**(4): p. 250-255.
- [28] Hendricks, H.T., et al., Motor recovery after stroke: a systematic review of the literature. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, 2002. **83**(11): p. 1629-1637.
- [29] Firouzi, M., et al., Immediate effects of the honda walking assist on spatiotemporal gait characteristics in individuals after stroke. *Medicine in Novel Technology and Devices*, 2022. **16**: p. 100173.
- [30] Duncan, P.W., et al., Body-weight-supported treadmill rehabilitation after stroke. *New England Journal of Medicine*, 2011. **364**(21): p. 2026-2036.
- [31] Saljuqi, M. and P. Ghaderyan, A novel method based on matching pursuit decomposition of gait signals for Parkinson's disease, Amyotrophic lateral sclerosis and Huntington's disease detection. *Neuroscience Letters*, 2021. **761**: p. 136107.
- [32] Burnfield, M., Gait analysis: normal and pathological function. *Journal of Sports Science and Medicine*, 2010. **9**(2): p. 353.
- [33] Rogers, A., et al., Repeatability of plantar pressure assessment during barefoot walking in people with stroke. *Journal of Foot and Ankle Research*, 2020. **13**: p. 1-7.
- [34] Meyring, S., et al., Dynamic plantar pressure distribution measurements in hemiparetic patients. *Clinical Biomechanics*, 1997. **12**(1): p. 60-65.
- [35] Meignen, S., T. Oberlin, and D.-H. Pham, Synchrosqueezing transforms: From low-to high-frequency modulations and perspectives. *Comptes Rendus Physique*, 2019. **20**(5): p. 449-460.
- [36] Kanitthika, K. and K.S. Chan, Pressure sensor positions on insole used for walking analysis. In *The 18th IEEE International Symposium on Consumer Electronics (ISCE 2014)*. 2014. IEEE.
- [37] Saljuqi, M. and P. Ghaderyan, Combining homomorphic filtering and recurrent neural network in gait signal analysis for neurodegenerative diseases detection. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2023. **43**(2): p. 476-493.
- [38] Daubechies, I. and S. Maes, A nonlinear squeezing of the continuous wavelet transform based on auditory nerve models. *Wavelets Med.* 1996, Biol.
- [39] Thakur, G. and H.-T. Wu, Synchrosqueezing-based recovery of instantaneous frequency from nonuniform samples. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 2011. **43**(5): p. 2078-2095.
- [40] Oberlin, T., S. Meignen, and V. Perrier, The Fourier-based synchrosqueezing transform. In *2014 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing (ICASSP)*. 2014. IEEE.
- [41] Degirmenci, D., et al. Synchrosqueezing transform in biomedical applications: A mini review. In *2020 Medical Technologies Congress (TIPTEKNO)*. 2020. IEEE.
- [42] Ozdemir, M.A., O.K. Cura, and A. Akan, Epileptic eeg classification by using time-frequency images for deep learning. *International journal of neural systems*, 2021. **31**(08): p. 2150026.
- استفاده از سیگنال‌های غیرتهاجمی و کم‌هزینه فشار کف پا فراهم نموده است. ارزیابی بیشتر روش پیشنهادی نیز مقاومت بالای نتایج را در برابر پارامترهای مختلف تکنیکی نشان داده است. این ویژگی‌ها پتانسیل استفاده از روش پیشنهادی را در کاربردهای کلینیکی به اثبات می‌رسانند.

## مراجع

- [1] Lundström, E., et al., Four-fold increase in direct costs of stroke survivors with spasticity compared with stroke survivors without spasticity: the first year after the event. *Stroke*, 2010. **41**(2): p. 319-324.
- [2] Norrving, B. and B. Kissela, The global burden of stroke and need for a continuum of care. *Neurology*, 2013. **80**(3 Supplement 2): p. S5-S12.
- [3] Rozanski, G.M., et al., Lower limb muscle activity underlying temporal gait asymmetry post-stroke. *Clinical Neurophysiology*, 2020. **131**(8): p. 1848-1858.
- [4] Guzik, A., et al., Relationship between observational Wisconsin gait scale, gait deviation index, and gait variability index in individuals poststroke. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, 2019. **100**(9): p. 1680-1687.
- [5] Wang, Y., et al., Gait characteristics of post-stroke hemiparetic patients with different walking speeds. *International journal of rehabilitation research. Internationale Zeitschrift für Rehabilitationsforschung. Revue internationale de recherches de readaptation*, 2020. **43**(1): p. 69.
- [6] Little, V.L., et al., Pelvic excursion during walking post-stroke: A novel classification system. *Gait & posture*, 2018. **62**: p. 395-404.
- [7] Li, M., et al., Gait analysis for post-stroke hemiparetic patient by multi-features fusion method. *Sensors*, 2019. **19**(7): p. 1737.
- [8] Valentini, F., et al., Repeatability and variability of baropodometric and spatio-temporal gait parameters—results in healthy subjects and in stroke patients. *Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology*, 2011. **41**(4): p. 181-189.
- [9] Wang, W., et al. Evaluation of postural instability in stroke patient during quiet standing. In *2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. 2017. IEEE.
- [10] Echigoya, K., et al., Changes to foot pressure pattern in post-stroke individuals who have started to walk independently during the convalescent phase. *Gait & Posture*, 2021. **90**: p. 307-312.
- [11] Krishnan, S. and Y. Athavale, Trends in biomedical signal feature extraction. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018. **43**: p. 41-63.
- [12] Akan, A. and O.K. Cura, Time-frequency signal processing: Today and future. *Digital Signal Processing*, 2021. **119**: p. 103216.
- [13] Ojala, T., M. Pietikainen, and T. Maenpaa, Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002. **24**(7): p. 971-987.
- [14] Ezazi, Y. and P. Ghaderyan, Textural feature of EEG signals as a new biomarker of reward processing in Parkinson's disease detection. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2022. **42**(3): p. 950-962.
- [15] Novak, V., et al., Cerebral flow velocities during daily activities depend on blood pressure in patients with chronic ischemic infarctions. *Stroke*, 2010. **41**(1): p. 61-66.
- [16] Beyaert, C., R. Vasa, and G.E. Frykberg, Gait post-stroke: Pathophysiology and rehabilitation strategies. *Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology*, 2015. **45**(4-5): p. 335-355.
- [17] Feigin, V.L., et al., Global, regional, and national burden of stroke and its risk factors, 1990–2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019. *The Lancet Neurology*, 2021. **20**(10): p. 795-820.
- [18] Lakhan, S.E., A. Kirchgessner, and M. Hofer, Inflammatory mechanisms in ischemic stroke: therapeutic approaches. *Journal of translational medicine*, 2009. **7**(1): p. 1-11.
- [19] Weimar, C., et al., Complications following acute ischemic stroke. *European neurology*, 2002. **48**(3): p. 133-140.

- workload estimation. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2023. **43**(1): p. 261-278.
- [49] Boubchir, L., et al. Classification of EEG signals for detection of epileptic seizure activities based on LBP descriptor of time-frequency images. in *2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. 2015. IEEE.
- [50] Gao, S., Gray level co-occurrence matrix and extreme learning machine for Alzheimer's disease diagnosis. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, 2021. **2**: p. 116-129.
- [51] Quinlan, J.R., *Program for machine learning*. C4. 5, 1993.
- [52] Moghaddam, F., P. Ghaderyan, and M. Shamsi, Diagnosis of Attention Deficit/Hyperactivity Disorder using the analysis of different brain regions connectivity and Dynamic Time Warping method. *TABRIZ JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING*, 2023. **53**(3): p. 223-233.
- [43] Pietikäinen, M., *Local binary patterns*. Scholarpedia, 2010. **5**(3): p. 9775.
- [44] Ojala, T., M. Pietikäinen, and D. Harwood, A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition*, 1996. **29**(1): p. 51-59.
- [45] Wang, L. and D.-C. He, Texture classification using texture spectrum. *Pattern recognition*, 1990. **23**(8): p. 905-910.
- [46] Ganjali, M. and V. Shalchyan, Extracting Spatial Spectral Patterns from EEG Signals for Diagnosis of Mild Cognitive Impairment. *TABRIZ JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING*, 2019. **48**(4): p. 1741-1752.
- [47] Burges, C.J., *A tutorial on support vector machines for pattern recognition*. *Data mining and knowledge discovery*, 1998. **2**(2): p. 121-167.
- [48] Mirzaeian, R. and P. Ghaderyan, Gray-level co-occurrence matrix of Smooth Pseudo Wigner-Ville distribution for cognitive