

Optimal Feature Selection and Comparison for Automatic Detection of Parkinson's Disease Using Speech Signal

H. Azadi^{1*}, M.A. Khalilzade^{2*}, M.R. Akbarzade-T³, H.R. Kobravi⁴, F. Rezaeitalab⁵, A. Ziafati⁶, A. Noei-S⁷
and N. Shahsavanpour⁸

^{1,7}M.Eng, Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Ferdowsi University of biomedical, Mashhad, Iran

^{2, 4} Ph.D, Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Azad University, Mashhad, Iran

³Professor, Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Ferdowsi University, Mashhad, Iran

^{6,8}M.Eng, Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Azad University, Mashhad, Iran

^{1,3}Center of Excellence on Soft Computing and Intelligent Information Processing, Ferdowsi University, Mashhad, Iran

Receipt in the online submission system: 23 December 2016, received in revised form: 3 June 2017, accepted: 10 June 2017

Abstract

In recent years, researchers have tried hardly to diagnose Parkinson's disease through finding its relation with the patient's speech signal. Also, many studies have been performed on determining the intensity of the disease and its relation with vocal impairment measures. In this paper, we aim to assess and compare the ability of extracting different feature sets from speech signal in order to Parkinson's disease diagnosis. Therefore, 132 features were used to measure vocal impairments from the voice signal of individuals vocalizing phoneme /a/. Then, we used RELIEF feature selection method and applied it to Support Vector Machine (SVM) classifier to choose the best feature of each class. A comparison was made between different feature sets, and finally discrimination percent 95.93 was reached to separate patients from the healthy ones using the combination of selected features. Results obtained from this research can be a very important step toward diagnosing Parkinson's disease non-invasively.

Key words: *Parkinson's disease, Speech signal processing, RELIEF feature selection, Support Vector Machine*

* Corresponding author

Address: Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Ferdowsi university of Mashhad, Iran

Tel: +98-51-36612597

E-mail: Azadi@mail.um.ac.ir

انتخاب و مقایسه عملکرد ویژگی‌های بهینه استخراج شده از سیگنال گفتار برای تشخیص خودکار بیماری پارکینسون

حمید آزادی^{۱*}، محمدعلی خلیل‌زاده^۲، محمدرضا اکبرزاده توتونچی^۳، حمیدرضا کبروی^۴، فریبرز رضایی طلب^۵، سید امیر ضیافتی باقرزاده^۶، علیرضا نوعی سرچشمه^۷، نینا شاهسون پور^۸

^۱ گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد
^۲ گروه مهندسی پزشکی، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد
^۳ گروه عصب شناسی، دانشکده علوم پزشکی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد
^۴ باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد
^۵ قطب علمی رایانش نرم و پردازش هوشمند اطلاعات، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۵/۱۰/۳، بازنگری: ۱۳۹۶/۳/۱۳، پذیرش قطعی: ۱۳۹۶/۳/۲۱

چکیده

در سال‌های اخیر، محققین تلاش‌های زیادی برای تشخیص بیماری پارکینسون از طریق یافتن ارتباط آن با سیگنال گفتار افراد انجام داده‌اند. همچنین پژوهش‌هایی در تعیین شدت بیماری و ارتباط آن با اختلالات صوتی انجام شده است. هدف این مقاله، ارزیابی و مقایسه توانایی دسته ویژگی‌های مختلف استخراجی از سیگنال گفتار، در تشخیص بیماری پارکینسون است. برای این منظور، ۱۲ دسته ویژگی از سیگنال گفتار ارزیابی شده‌اند، تحلیل صدا روی قسمت آواسازی افراد انجام شده و واج /آ/ توسط افراد بیان شده است. با انتخاب بهترین ویژگی‌ها از هر دسته، که شامل ۱۳۲ ویژگی است، به روش تسکین و اعمال آن به طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان، مقایسه‌ای بین دسته ویژگی‌های مختلف انجام شد. همچنین با ترکیب ویژگی‌های منتخب از هر دسته، صحت تفکیک بسیار خوب ۹۵٫۹۳ درصد، در جداسازی گروه سالم از بیمار به دست آمد. نتایج حاصل از این پژوهش، می‌تواند گامی بسیار مهم در تشخیص غیرتهاجمی بیماری پارکینسون باشد.

کلیدواژه‌ها: بیماری پارکینسون، سیگنال گفتار، روش انتخاب ویژگی تسکین، طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان

* نویسنده مسئول

نشانی: گروه بیوالکترونیک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران.

تلفن: ۳۶۶۱۲۵۹۷ (۵۱) ۹۸+.

پست الکترونیکی: Azadi@mail.um.ac.ir

۱- مقدمه

پارکینسون، پس از آلزایمر، به عنوان دومین بیماری مخرب اعصاب شناخته می‌شود. بیماری پارکینسون (PD)، همواره در حال پیشرفت است و به‌طور سنتی توسط علائم حرکتی، مانند لرزش عضلانی، سفتی و کندگی حرکت و عدم تعادل هنگام راه رفتن، شناسایی می‌شود.

تاکنون هیچ درمان قطعی برای بیماری پارکینسون وجود ندارد؛ بنابراین تشخیص این بیماری در مراحل اولیه می‌تواند برای ارتقای سطح کیفی زندگی بیماران بسیار مؤثر باشد [5, 8].

در بیشتر افراد مبتلا به پارکینسون، نوعی اختلالات صوتی وجود دارد. این افراد، از تغییرات صدایی یا ناتوانی در ایجاد آواهای گفتاری در برخی از مراحل زندگی رنج می‌برند، که باعث می‌شود صدای فرد، نامفهوم، آهسته‌تر، تک‌تون و خشن شود [10]. سه بخش کانال صوتی فرد مبتلا به پارکینسون، شامل آواسازی (Phonation)، تولیدگرها و نواخت (Articulation)، دچار اختلال می‌شود. تجزیه و تحلیل سیگنال صدا برای این افراد با چندین روش، شامل اندازه‌گیری اختلالات، محتوای انرژی [11]، دینامیک غیرخطی و ترکیبی از چند روش مختلف، انجام می‌شود [12]. مطالعات مختلفی، سیگنال گفتار را به‌عنوان معیاری قابل استفاده، برای تشخیص زودهنگام بیماری پارکینسون توصیف کرده‌اند. به‌علاوه، تحقیقات نشان داده‌اند که بیش از ۹۰ درصد افراد مبتلا به پارکینسون از اختلالات صدا رنج می‌برند [10]، که ویژگی‌های آوایی و طرز بیان، بیشترین تأثیر را از آن می‌گیرند؛ در نتیجه تجزیه و تحلیل گفتار، روشی جذاب برای نظارت بر شروع و پیشرفت بیماری پارکینسون است [13]. مطالعات اخیر، تجزیه و تحلیل گفتار را به‌عنوان یک رویکرد مقرون به‌صرفه، هدفمند و به‌طور کامل در دسترس شناسایی می‌کنند، که می‌توانند درخواست‌ها برای بررسی بیماران را به‌طور قابل توجهی کاهش دهند [12].

د آزمون‌های گفتار بسیاری، شامل بیان هجا، آواسازی ممتد، روخوانی‌های مختلف، برای بررسی بروز اختلالات ذکر شده در گفتار، طراحی شده است. برای تجزیه و تحلیل دقیق عملکرد گفتار، حرف‌های ضبط شده به‌طور معمول به روش‌های سنتی، از جمله سطح فشار صوت، فرکانس پایه‌ای، فرکانس ترکیبی، سرعت و ریتم یا نواخت گفتار، ارزیابی می‌شوند. در [14]، با معرفی روش مدل مخلوط گوسی، در ارزیابی میزان تفکیک‌پذیری ویژگی‌ها در جداسازی افراد مبتلا به پارکینسون بر مبنای جنسیت، به درصد تفکیک ۸۸٪ دست یافتند.

در مقاله [15]، از روش ترکیبی مدل گوسی (GMM) برای پیش‌پردازش ویژگی‌های استخراجی از سیگنال صوت،

استفاده شده است. سپس با به‌کارگیری روش‌های کاهش بُعد یا انتخاب ویژگی، مانند تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA)، روش انتخاب ویژگی روبه‌عقب (SBS) و روش انتخاب ویژگی روبه‌جلو (SFS) به انتخاب آن ویژگی‌هایی می‌پردازند، که توانایی بیشتری در تفکیک‌پذیری گروه بیمار از سالم در روش‌های دسته‌بندی حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان (LSSVM) شبکه عصبی احتمالاتی (PNN) و شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN) داشته باشند.

جی و همکارش [16] بیان می‌کنند که اندازه‌گیری‌های انجام شده برای ارزیابی ناتوانی تکلم در شرایط مختلف، متفاوت خواهند بود؛ بنابراین برای دستیابی به بالاترین قابلیت اطمینان، اندازه‌گیری‌های انجام شده باید ارزیابی شده و موارد قوی‌تر، انتخاب شوند. ایشان با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM)، افراد شرکت‌کننده را به دو گروه بیمار و سالم دسته‌بندی می‌کنند. سپس از یک الگوریتم رتبه‌بندی ویژگی‌ها، بر اساس انرژی، برای ارزیابی توانایی تکلم استفاده کرده است. در تحقیق [12]، پس از استخراج ویژگی‌های اصلی با استفاده از چهار الگوریتم انتخاب ویژگی، ویژگی‌های مناسب انتخاب شده و زیرمجموعه ویژگی‌های حاصل، به پاسخ یک دسته‌بندی‌کننده باینری نگاشت می‌شوند. در این تحقیق، از دو دسته‌بندی‌کننده آماری جنگل‌های تصادفی و ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. در [12]، با مقایسه‌ای که روی روش‌های مختلف انتخاب ویژگی انجام شد، روش تسکین به‌عنوان قوی‌ترین روش معرفی شد. در تحقیق حاضر، دوازده دسته مختلف ویژگی، شامل ویژگی‌های زمانی، فرکانسی، دامنه، نویز و ...، از صدای افراد سالم و بیمار استخراج می‌شود. با اعمال روش انتخاب ویژگی قدرتمند تسکین از بین دسته‌های مختلف، ویژگی‌هایی که حاوی بیشترین اطلاعات در جداسازی افراد بیمار از سالم است، تعیین می‌شوند. در نهایت، عملکرد طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان به ازای هر کدام از دسته‌ها و همه دسته‌ها با هم، ارزیابی می‌شوند.

۲- روش کار

۲-۱- جمع‌آوری داده

مجموعه داده ثبت شده در این تحقیق، از فارسی‌زبانان ساکن شهر مشهد است. صدای ۶۰ نفر، شامل ۳۵ فرد سالم و ۲۵ فرد مبتلا به پارکینسون، متشکل از ۲۴ زن و ۳۶ مرد، ضبط شده است. میانگین سنی بیماران ۷۸ سال و انحراف معیار ۹ سال و در افراد سالم، میانگین ۷۰ سال و انحراف معیار ۶ سال است. بیماران توسط پزشک متخصص، تشخیص داده شده و پرونده پزشکی دارند. ثبت صدا از افراد در مکانی با کم‌ترین نویز و با

جدول شماره (۱) - فهرست دسته ویژگی‌های استخراج شده

Feature Set Index	Family of dysphonia measures	Brief description	Number of measures
1	Jitter Variants	F0 perturbation	30
2	Shimmer Variants	Amplitude perturbation	21
3	Harmonics to noise ratio (HNR) and Noise to Harmonics ratio (NHR)	Signal to noise, and noise to signal ratios	4
4	Glottis Quotient (GQ)	Vocal fold cycle duration changes	3
5	Glottal to Noise excitation (GNE)	Extent of noise in speech using energy and nonlinear energy concepts	6
6	Vocal Fold Excitation Ratio (VFER)	Extent of noise in speech using energy and entropy concepts	9
7	Empirical mode decomposition excitation ratio (EMD-ER)	Signal to noise ratios using EMD-based energy, nonlinear energy and entropy	6
8	Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)	Amplitude and spectral fluctuations	42
9	F0-related measures	Summary statistics of F0, Differences from expected F0 in age- and sex- matched controls, variations in F0	8
10	Pitch Period Entropy (PPE)	Inefficiency of F0 control	1
11	Detrended Fluctuation Analysis (DFA)	Stochastic self-similarity of turbulent noise	1
12	Recurrence Period Density Entropy (RPDE)	Uncertainty in estimation of fundamental frequency	1

می‌شد، اما امروزه در کاربردهای بسیار دیگری مورد نظر محققین قرار گرفته است. همه این ویژگی‌ها برای تشخیص تغییرات نامحسوس در حالت زبان و دهان، برای مبتلایان به پارکینسون استفاده می‌شود [10]. در مجموع ۱۳۲ ویژگی از سیگنال‌های ثبت شده، که شامل ۳۰۰ نمونه است، یک ماتریس ویژگی با ابعاد 300×132 را به دست خواهد داد.

۲-۳ - انتخاب ویژگی‌های برتر هر دسته

هم‌پوشانی اطلاعاتی زیادی بین دسته ویژگی‌ها وجود دارد؛ در نتیجه یک روش انتخاب ویژگی قدرتمند به نام روش تسکین، که قابل قبول از نظر بسیاری از مقالات بوده است، اعمال شد. از هر دسته، یک ویژگی انتخاب شد و برای ارزیابی توانایی آن، توسط طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان، گروه سالم از بیمار تفکیک می‌شود. تسکین، به عنوان یک الگوریتم ابتکاری انتخاب ویژگی [19]، به کاربردهای طبقه‌بندی دودویی محدود بود؛ اما در [18]، به کاربردهای طبقه‌بندی چندکلاسی گسترش یافت. تسکین از یک راه‌حل آماری، برای انتخاب ویژگی استفاده می‌کند و یک روش مبتنی بر وزن است، که از الگوریتم‌های مبتنی بر نمونه الهام گرفته است. هدف تسکین، انتخاب ویژگی‌هایی است که در

میکروفن AKG بی‌سیم مدل Perception با قابلیت حذف نویز انجام شده، که به کاهش نیاز به پیش‌پردازش سیگنال‌های حاصل منجر شده است. ضبط صدای افراد بیمار و سالم، مربوط به بیان واج /آ/ است.

۲-۱ - استخراج ویژگی‌ها

برای اندازه‌گیری اختلالات صوتی، از ویژگی‌های معرفی شده در [17] استفاده شده است. در جدول (۱)، این ویژگی‌ها به همراه توضیح مختصری از نوع خصوصیت سیگنال صدا، که به‌طور مشخص توسط این ویژگی‌ها بیان می‌شود، ارائه شده است. ویژگی‌های Jitter و Shimmer، تغییرات صدا در زمان و دامنه را اندازه‌گیری می‌کنند. این تغییرات برای افراد سالم، تا حدی به صورت منظم و متوالی رخ می‌دهد؛ اما برای افرادی که به نوعی دچار اختلال در گفتار هستند، گونه‌ای از آشفتگی مشاهده می‌شود. بنابراین برای بیماران پارکینسونی، انتظار می‌رود که میزان Jitter و Shimmer بیشتر از افراد سالم باشد.

مطالعات گذشته با تمرکز روی مفاهیم تغییرات نامنظم کانال صوتی، روش‌های متفاوتی، شامل RPDE، GQ و PPE، را پیشنهاد کرده‌اند [13, 17]. GQ، برای شناسایی مدت زمان چرخه تارهای صوتی استفاده می‌شود [18]. RPDE، برای کمی‌سازی عدم قطعیت در تخمین مدت زمان چرخه کانال صوتی، با استفاده از مفهوم آنتروپی به کار می‌رود. PPE با استفاده از تابع انتقال لگاریتمی، یک تخمین خطی از باقیمانده فرکانس اساسی ارائه می‌دهد.

عدم کنترل در حفظ فرکانس پایه در طول بیان حروف کشیده، ویژگی دیگری (F0) است، که در آن، میزان انحراف حالت مورد انتظار، اندازه‌گیری می‌شود. از دیگر روش‌های مورد استفاده در اندازه‌گیری اختلالات صوتی، اندازه‌گیری نویز سیگنال صدا یا تخمین نسبت سیگنال به نویز است. علت استفاده از این اندازه‌گیری، عملکرد نامطلوب سیستم صوتی فرد بیمار است که سبب ایجاد صدایی نامناسب می‌شود. از این دسته اندازه‌گیری‌ها، می‌توان به HNR، DFA، GNE، VFER و EMD-ER اشاره کرد. GNE و VFER مربوط به ارزیابی کل بازه فرکانسی سیگنال در باند ۵۰۰-هرتز است [17]. EMD-ER، سیگنال را به فضای هیلبرت منتقل می‌کند. در آنجا، سیگنال را به مؤلفه‌های فرکانس بالا، که نویز می‌باشد، و مؤلفه‌های اصلی، که سیگنال حقیقی هستند، تجزیه می‌کنند. MFCC پیش‌تر در کاربردهای تشخیص گوینده، استفاده

۲-۵- اعتبارسنجی

برای اعتباربخشی به نتایج به دست آمده، از ۹۰ درصد داده‌ها به عنوان آموزش و ۱۰ درصد باقیمانده، به عنوان آزمون استفاده شد. کارایی و عملکرد ویژگی‌های انتخابی، یکبار باهم مقایسه می‌شود و در مرحله بعد، با اعمال دوباره همه آن‌ها به طبقه‌بندی کننده، قابلیت تشخیص بیماری را ارزیابی می‌کنیم.

در این مقاله، تقسیم‌بندی کل داده‌ها به مجموعه داده‌های آموزش و ارزیابی، به روش اعتبارسنجی متقابل (K-Fold) 10 باره انجام شده است. در روش اعتبارسنجی K باره، داده‌ها به K زیرمجموعه و با اندازه برابر تقسیم می‌شوند. یکی از K مجموعه داده به عنوان اعتبار نگه‌داشته شده و K-1 مجموعه دیگر برای آموزش استفاده می‌شوند. این کار تا زمانی ادامه می‌یابد که هر زیرمجموعه به طور دقیق یکبار آموزش داده شود [22] و [23]. برای ارزیابی نتیجه یک آزمایش دسته‌بندی دودویی (دو حالته)، شاخص‌هایی وجود دارند که بتوان داده‌ها را به دو گروه سالم و بیمار تقسیم کرد [23]. درستی نتایج یک آزمایش، که اطلاعات را به این دو دسته تقسیم می‌کند، با استفاده از شاخص‌های مختلفی قابل اندازه‌گیری و وصف است. در این تحقیق از صحت، دقت، حساسیت و تفکیک‌پذیری استفاده شده است. صحت، به معنی نسبتی از موارد به درستی تشخیص داده شده به تمامی تشخیص‌ها است. در این مقاله، برای بررسی نتایج به دست آمده از هر دسته ویژگی و مقایسه آن‌ها، از این معیارها استفاده شده است، که از معیار صحت به عنوان ابزار اصلی مقایسه و رتبه‌بندی استفاده شد.

۳- یافته‌ها و بحث

۳-۱- استخراج ویژگی

ویژگی‌های استخراجی از سیگنال صدا را می‌توان با توجه به نوع، به دسته‌های مختلف تقسیم کرد. فهرست خانواده ویژگی‌های استخراجی از سیگنال صدا در این تحقیق، در جدول (۱) آمده است.

۳-۲- انتخاب برترین ویژگی از هر دسته

برای مقایسه دسته ویژگی‌های مختلف، بهترین ویژگی هر دسته با استفاده از روش تسکین استخراج شد و فهرست بهترین ویژگی انتخاب شده از هر دسته به دست آمد. به این صورت، ۱۲ ویژگی از تمام ویژگی‌های استخراجی از سیگنال گفتار، انتخاب شدند، که هر یک متعلق به یک خانواده از ویژگی‌ها هستند.

جداسازی نمونه‌ها به دسته‌های مختلف سهیم هستند. شکل الگوریتمی تسکین به صورت معادله (۱) است

$$w(f_j) = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \left\{ \underbrace{\frac{1}{|NH(x_i)|} \cdot \sum_{x_{i,j} \in NH(x_i)} \|x_{i,j} - x_{n,j}\|}_{\text{Nearest hit term distance}} + \underbrace{\sum_{y_j \neq y_i} \frac{1}{|NH(x_i)|} \cdot \frac{P(y = y_i)}{1 - P(y = y_i)} \cdot \sum_{x_{i,j} \in NH(x_i)} \|x_{i,j} - x_{n,j}\|}_{\text{Normalizing factor with prior probabilities} \cdot \text{Nearest miss term distance}} \right\} \quad (1)$$

که $w(f_j)$ وزن ویژگی j ام، q نشان‌دهنده تعداد نمونه‌ها، x_i نمونه داده انتخابی و $\|\cdot\|$ فاصله اقلیدسی است. در این کاربرد، با توجه به نظر آقای کونونکو، مقادیر $|NH(x_i)|$ و $|NM(x_i)|$ را برابر با مقدار ثابت ۱۰ در نظر گرفتیم. الگوریتم تسکین برای ویژگی‌های دارای نویز یا ویژگی‌های دارای همبستگی خوب، کارایی دارد. پیچیدگی زمانی آن به صورت خطی و تابعی از تعداد ویژگی‌ها و تعداد نمونه‌های مجموعه نمونه است [18, 19].

۲-۴- طبقه‌بندی کننده

طبقه‌بندی کننده استفاده شده در این پژوهش، ماشین بردار پشتیبان (SVM) است. ماشین بردار پشتیبان، یکی از روش‌های یادگیری بانظارت برای طبقه‌بندی و رگرسیون است. این الگوریتم توسط وپنیک [20]، براساس ایده کمینه‌سازی ریسک شکل گرفته است. این روش تاکنون در حوزه‌های مختلفی، از جمله دسته‌بندی متون، شناسایی گفتار، داده‌کاوی و... استفاده شده و نشان داده است که برتر از بسیاری از روش‌های متعارف یادگیری ماشین است.

دسته‌بندی کننده SVM بر مبنای دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها، سعی می‌کند خطی را انتخاب کند که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. در عمل داده‌ها به گونه‌ای هستند، که نمی‌توان آن‌ها را به صورت خطی از یکدیگر تفکیک کرد. در این حالت، ماشین بردار پشتیبان می‌تواند داده‌ها را به فضای بالاتر انتقال داده و عمل تفکیک را در آن فضا، روی داده‌ها اعمال کند. قبل از تقسیم خطی، برای این که ماشین بتواند داده‌های با پیچیدگی بالا را دسته‌بندی کند، داده‌ها به وسیله نگاشتی به فضای با ابعاد بالاتر منتقل می‌شوند [21].

با توجه به موارد ذکر شده، در این پژوهش از SVM در نرم‌افزار MATLAB 2014b استفاده شد. همچنین برای ایجاد یک مدل غیرخطی، از تابع کرنل با پایه شعاعی RBF استفاده شده است.

جدول شماره (۲) - فهرست نتایج برترین ویژگی‌های انتخابی در هر دسته

Feature Index	Feature Name	Accuracy	Precision	Sensitivity	Specificity
F1	Jitter (F0_TKEO_std)	75.6917	82.9470	65.4545	85.7576
F2	Shimmer (F0_PQ5_generalised_Schoentgen)	76.9960	87.4762	62.8030	90.9848
F3	HNR_mean	76.5415	87.2976	61.8182	90.9848
F4	GQ (std_cycle_open)	55.5929	62.7381	28.8636	82.1970
F5	GNE (NSR_TKEO)	73.8538	83.4048	58.2576	89.2424
F6	VFER (NSR_TKEO)	77.4901	89.1270	61.8182	92.9545
F7	IMF (NSR_entropy)	60.5731	78.7381	29.7728	91.0606
F8	mean_11th delta-delta	73.8538	83.4048	58.2576	89.2424
F9	Ed_3_coef	77.9644	88.4325	64.5455	91.0606
F10	PPE	64.6047	87.1429	34.0909	94.6212
F11	DFA	73.8538	83.4048	58.2576	89.2424
F12	RPDE	73.9130	76.9378	67.3485	80.4546
All	Overall	95.9289	94.7576	97.2728	94.6212

بزرگ‌ترین چالش‌های این حوزه، تعداد ویژگی‌هایی است که بر مبنای آن، تصمیم‌گیری انجام می‌شود. در این پژوهش، علاوه بر بررسی تعداد ویژگی‌های بیشتر، به جای نگاه کمی به ویژگی‌های استخراجی، دسته‌های مختلف ارزیابی شدند. با این روش، هم از افزونگی و هم پوشانی اطلاعاتی جلوگیری شده و هم میزان توانایی دسته ویژگی‌های مورد نظر با یکدیگر مقایسه شد. همچنین با ترکیب ویژگی‌های منتخب هر دسته و ترکیب آن‌ها، که شامل ۱۲ ویژگی است، درصد صحت تفکیک ۹۳.۹۵ با دقت ۷۶.۹۴ به دست آمد. نتایج به روشنی بیان می‌کنند که درصد تفکیک مورد نظر، به تنهایی با انتخاب یک نوع ویژگی به دست نخواهد آمد.

۶- مراجع

- [1] P. M. Keeney, "Parkinson's Disease Brain Mitochondrial Complex I Has Oxidatively Damaged Subunits and Is Functionally Impaired and Misassembled," *The Journal of Neuroscience*, vol. 26, no. 19, p. 5256–5264, 2006.
- [2] C. G. Goetz, "The History of Parkinson's Disease: Early Clinical Descriptions and Neurological Therapies," *Cold Spring Harb Perspect Med*, 2011.
- [3] M. Novotný, "Automatic Evaluation of Articulatory Disorders in Parkinson's Disease," *IEEE/ACM TRANSACTIONS ON AUDIO, SPEECH, AND LANGUAGE PROCESSING*, vol. 22, no. 9, 2014.
- [4] J. Jankovic, "Parkinson's disease: Clinical features and diagnosis," *Jornal of Neurology and Neurosurgery*, vol. 79, p. 368–376, 2012.
- [5] M. C. Rodriguez-Oroz, M. Jahanshahi, P. Krack, I. Litvan, R. Macias, E. Bezard and J. A. Obeso,

۳-۳- طبقه‌بندی و ارزیابی

هریک از ویژگی‌های انتخاب شده، به تنهایی به ورودی طبقه‌بندی کننده داده شد و خروجی آن با معیارهای ارزیابی مطرح شده، ارزیابی شد. در جدول (۲)، ویژگی‌های استخراجی به همراه نتایج این بررسی، ارائه شده است. در این مقاله، معیار برتری هر دسته ویژگی، بیشترین میزان صحت در ویژگی انتخاب شده از آن دسته است. بر این اساس، بهترین دسته ویژگی‌ها به همراه میزان صحت تفکیک در جدول (۲) آمده است. همچنین پس از بررسی جداگانه نتایج هر ۱۲ ویژگی، حال با ترکیب تمام این ۱۲ ویژگی انتخاب شده، دسته‌بندی را انجام می‌دهیم. نتایج برای صحت، دقت، حساسیت و تفکیک پذیری، به ترتیب ۹۳.۹۵، ۷۶.۹۴، ۲۷.۹۷ و ۶۲.۹۴ به دست آمد. نتایج دسته‌بندی با استفاده از تمام ویژگی‌های انتخاب شده، در نمودار شکل (۲) مشاهده می‌شود.

۴- نتیجه‌گیری

هدف اصلی در این پژوهش، استخراج ویژگی‌های منحصر به فرد از سیگنال گفتار در قسمت آواسازی، برای تفکیک افراد مبتلا به پارکینسون از افراد سالم است. برای این منظور، ۱۳۲ ویژگی صوتی گفتار بررسی شد. در سال‌های اخیر، محققین توجه ویژه‌ای به موضوع تشخیص خودکار این بیماری داشته‌اند و با پردازش‌های مختلف، به نتایج به نسبت خوبی دست پیدا کردند. در این راستا، از روش‌های گوناگون طبقه‌بندی و انتخاب ویژگی استفاده شده است. یکی از

- [14] H. Azadi, M.-R. Akbarzadeh-T, H.-R. Kobravi and A. Noei, "Presentation of a New Gender Dependent Feature Selection Approach for Diagnosis of Parkinson Disease using Speech Signal Processing," in *Second International Congress on Technology, Communication and Knowledge (ICTCK 2015)*, Mashhad, Iran, 2015.
- [15] M. Hariharan, K. Polat and R. Sindhu, "A new hybrid intelligent system for accurate detection of Parkinson's disease," *Comput. Methods Programs Biomed*, vol. 113, no. 3, p. 904–913, 2014.
- [16] W. Ji and Y. Li, "Energy-based feature ranking for assessing the dysphonia measurements in Parkinson detection," *IET signal Process*, vol. 6, no. 4, p. 300–305, 2012.
- [17] Tsanas, M. A. Little, P. E. McSharry and L. O. Ramig, "Nonlinear speech analysis algorithms mapped to a standard metric achieve clinically useful quantification of average Parkinson's disease symptom severity," *J. Roy. Soc.*, vol. 8, p. 842–855, 2011.
- [18] Kononenko, "Estimating attributes: Analysis and extensions of RELIEF," *Estimating attributes in Machine Learning: ECML-94*, p. 171–182, 1994.
- [19] Kira and L. A. Rendell, "A practical approach to feature selection," *Proceedings of the ninth international workshop on Machine learning*, p. 249–256, 1992.
- [20] V. Vapnik, *The nature of statistical learning theory*, Springer, 1999.
- [21] Schölkopf, C. J. Burges and A. J. Smola, *Advances in Kernel Methods: Support Vector Learning*, Cambridge, MA: MIT Press, 1999.
- [22] R. JD, P. A and L. JA., "Sensitivity analysis of kappa-fold cross validation in prediction error estimation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2010.
- [23] M. W. Powers, "Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness & Correlation," *Journal of Machine Learning Technologies*, vol. 2, no. 1, pp. 37-63, 2011.
- "Initial clinical manifestations of Parkinson's disease: Features and pathophysiological mechanisms," *Lancet Neurology*, vol. 8, p. 1128–1139, 2009.
- [6] S. Lesage and A. Brice, "Parkinson's disease: from monogenic forms to genetic susceptibility factors," *Human Molecular Genetics*, vol. 18, no. 1, pp. 48-59, 2009.
- [7] M. C. Henry and E. R. Stapleton, *EMT Prehospital Care*, Jones & Bartlett Publishers, 2011.
- [8] G. Becker, A. Müller, S. Braune, T. Büttner, R. Benecke, W. Greulich, W. Klein, G. Mark, J. Rieke and R. Thümler, "Early diagnosis of Parkinson's disease," *Journal of Neurology*, vol. 249, p. III/40–III/48, 2002.
- [9] S. Rewar, "A systematic review on Parkinson's disease," *Indian Journal of Research in Pharmacy and Biotechnology* 3.2, pp. 176-185, 2015.
- [10] R. J. A. K. Ho, C. Marigliani, J. L. Bradshaw and S. Gates, "Speech impairment in a large sample of people with Parkinson's disease," *Behavioral Neurology*, vol. 11, p. 131–137, 1998.
- [11] J. R. Orozco-Aroyave, F. Honig, J. D. A.-L. no, J. F. V. Bonilla and E. Noth, "Spectral and cepstral analyses for Parkinson's disease detection in Spanish vowels and words," *Journal of Expert Systems*, p. 1–10, 2015.
- [12] Tsanas, M. Little, P. McSharry and L. Ramig, "Novel speech signal processing algorithms for high-accuracy classification of Parkinson's disease," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 59, no. 5, p. 1264–1271, 2012.
- [13] M. A. Little, P. E. McSharry, E. J. Hunter, J. Spielman and L. O. Ramig, "Suitability of dysphonia measurements for telemonitoring of Parkinson's disease," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 56, no. 4, p. 1015–1022, 2009.