

Comparison of the performance of two fusion algorithms at the feature and signal level in separating the gait signal of amyotrophic lateral sclerosis patients from healthy individuals

Mahsa Daneshmand Frotaghe¹, Zeinab Jamshidi Moghadam², and Ateke Goshvarpour^{3*},

1- Department of Biomedical Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Razavi Khorasan, Iran.

2- Department of Biomedical Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Razavi Khorasan, Iran.

3*- Department of Biomedical Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Razavi Khorasan, Iran.

¹mahsadaneshmand41@gmail.com, ²zjamshidim1998@gmail.com, and ^{3*}ak_goshvarpour@imamreza.ac.ir

Corresponding author's address: Ateke Goshvarpour, Assistant Professor, Department of Biomedical Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Razavi Khorasan, Iran.

Abstract- Amyotrophic lateral sclerosis (ALS) is a neuromuscular disease, the most common disease of motor neurons. Since one of the most important early symptoms of the disease is the presence of movement disorders, the study of gait disorders has been the focus of many researchers. The aim of this study was to provide a suitable algorithm for the diagnosis of ALS. The data available in the Physionet database were used. They were recorded from 13 ALS patients and 16 healthy individuals. In this study, two methods of fusion have been employed to combine the information of the right and left foot signals, before feature extraction (signal-level fusion) and after feature extraction (feature-level fusion). We utilized the nonlinear features to characterize the gait signals of patients and healthy individuals, which includes: Energy-logarithm entropy, Shannon entropy, Higuchi fractal, and Katz fractal. Then, by performing the Wilcoxon statistical test on the extracted features, we tried to find significant differences between the groups. A support vector machine was used to separate ALS subjects from the normal group. The suggested algorithm has the ability to diagnose ALS with an average accuracy of 87%. The highest classification accuracy was obtained using the Katz feature, which is 100%. The proposed system based on fusion algorithms not only reduces the computational cost but also performs very well in providing separation rates. This framework could pave the way for the development of simple high-performance diagnostic systems in the future.

Keywords- Gait signal, ALS disease, Fusion, Nonlinear analysis, Classification, Support vector machine.

مقایسه عملکرد دو الگوریتم ادغام در سطح ویژگی و سیگنال در تفکیک سیگنال راه رفتن بیماران اسکروز جانبی آمیوتروفیک از افراد سالم

مهسا دانشمند فروتقه^۱، زینب جمشیدی مقدم^۲، عاتکه گشوارپور^{۳*}

۱- گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه بین المللی امام رضا (ع)، مشهد، ایران.

۲- گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه بین المللی امام رضا (ع)، مشهد، ایران.

۳- گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه بین المللی امام رضا (ع)، مشهد، ایران.

¹mahsadaneshmand41@gmail.com, ²zjamshidim1998@gmail.com, ^{3*}ak_goshvarpour@imamreza.ac.ir

* نشانی نویسنده مسئول: عاتکه گشوارپور، مشهد، میدان فلسطین، دانشگاه بین المللی امام رضا (ع)، پردیس رضوان (خواهران)، گروه مهندسی پزشکی.

چکیده- بیماری اسکروز جانبی آمیوتروفیک (Amyotrophic lateral sclerosis; ALS) یک بیماری عصبی عضلانی و شایع ترین بیماری نورون های حرکتی است. از آنجا که یکی از مهم ترین علائم اولیه بیماری، وجود اختلالات حرکتی است، بررسی اختلالات راه رفتن در کانون توجه بسیاری از محققان قرار گرفته است. هدف مطالعه حاضر، ارائه الگوریتمی مناسب برای تشخیص بیماری ALS می باشد. از داده های موجود در پایگاه فیزیونوت استفاده شده است. این داده ها از ۱۳ بیمار ALS و ۱۶ فرد سالم جمع آوری شده است. در این تحقیق از دو روش ادغام برای ترکیب اطلاعات سیگنال های پای راست و چپ قبل از استخراج ویژگی (ادغام در سطح سیگنال) و پس از استخراج ویژگی (ادغام در سطح ویژگی) استفاده شده است. از ویژگی های غیرخطی کمی سازی سیگنال حرکتی راه رفتن افراد سالم و بیمار استفاده کردیم، که عبارتند از: لگاریتم انرژی، آنتروپی شانون، هیگوجی فراکتال، فراکتال کتز. سپس، با انجام آزمون آماری ویلکاکسون بر ویژگی های استخراجی، اقدام به یافتن تفاوت معنادار میان گروه ها نمودیم. برای تفکیک افراد ALS از گروه نرمال از طبقه بند ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. الگوریتم پیشنهادی توانایی تشخیص بیماری ALS را با میانگین درصد صحت ۸۷٪ دارا می باشد. بیش ترین درصد صحت طبقه بندی با استفاده از ویژگی کتز بدست آمد که ۱۰۰٪ می باشد. سیستم پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم های ادغام نه تنها حجم محاسبات را کاهش می دهد، بلکه در ارائه نرخ های تفکیک نیز عملکرد بسیار خوبی دارد. این چارچوب می تواند راه را برای توسعه سیستم های تشخیصی ساده با عملکرد بالا در آینده بگشاید.

واژه های کلیدی: سیگنال راه رفتن، بیماری اسکروز جانبی آمیوتروفیک، الگوریتم ادغام، تحلیل غیرخطی، ماشین بردار پشتیبان.

۱- مقدمه

می شود [۲] و با از دست رفتن یا تخریب نورون های حرکتی عمدتاً بر حرکات قشر مغز، ساقه مغز و نخاع تأثیر می گذارد، همچنین ALS در مراحل بعدی روی اعصاب کنترل کننده تنفس هم تأثیر می گذارد و باعث بروز مشکلات تنفسی می شود [۳].

شروع یک اختلال عصبی مانند اسکروز جانبی آمیوتروفیک جانبی به حدی ظریف است که علائم غالباً نادیده گرفته میشوند، ابتدای

اسکروز جانبی آمیوتروفیک (Amyotrophic Lateral Sclerosis; ALS) برای اولین بار در سال ۱۸۴۷ توسط جین مارتین کارت شناسایی و نام گذاری شد [۱]. این بیماری رایج ترین نوع بیماری های نورون های حرکتی (Motor neuron diseases; MND) می باشد که موجب اختلالات عصبی ماهیچه ای پیش رونده

شروع بیماری راه رفتن برای افراد به طور معمول غیرطبیعی میشود. در پاها، دست‌ها و مچ‌های دست و پا احساس ضعف مشاهده می‌شود. سستی بدن، درد، خستگی، دشواری در نگاه داشتن بدن در وضعیت مناسب و بالا نگه داشتن سر و مشکل با بزاق و مخاط از علائم شروع بیماری ALS می‌باشد [۳].

عوامل متعددی مانند ژنتیک و سوابق خانوادگی به عنوان علل احتمالی این بیماری معرفی شده‌اند [۲]. نرخ شیوع ALS پنج نفر در هر صد هزار نفر است [۲] و در سرتاسر جهان از هر ۱۰۰۰۰۰ نفر، ۲ تا ۵ نفر به این بیماری دچار می‌شوند. بیش از نود درصد موارد این بیماری بدون هیچ پیش زمینه خانوادگی رخ می‌دهند، همچنین حدود پنج درصد از موارد اتفاقی هستند [۲]. اکثر مبتلایان به بیماری ALS پس از مشاهده‌ی نخستین علائم بیماری، ۳ تا ۵ سال فرصت زندگی دارند، اما حدود ۱۰ درصد از مبتلایان ۱۰ سال یا بیشتر هم عمر می‌کنند. در حال حاضر برای تشخیص این بیماری هیچ روش کلینیکی یا آزمایشگاهی دقیقی بطور قطعی موجود نیست [۲] و مجموعه‌ای از تستهای آزمایشگاهی و بررسی علائم مانند: الکترومیوگرافی (electromyography) و بررسی رسانایی عصبی (nerve conduction study) برای تشخیص استفاده می‌شود [۳].

در اکثر مطالعات انجام شده بیشتر تمرکز بر روی استخراج ویژگی‌های فرکانسی سیگنال راه رفتن بوده و کمتر به دینامیک سیگنال پرداخته‌اند در حالی که ماهیت سیگنال‌های حیاتی آشوبناک و غیرخطی می‌باشد. در این پژوهش ما سعی داریم که ویژگی‌های غیرخطی سیگنال راه رفتن را مورد بررسی و تحلیل قرار دهیم. به علاوه، ما فرض کردیم که هر یک از پاها اطلاعاتی مفید و مکمل برای پای دیگر فراهم می‌کند. با این فرض، اطلاعات حاصل از سیگنال راه رفتن پاها را با هم ترکیب می‌کنیم تا فرآیند آموزش طبقه بندی سریع تر و محاسبات ساده تر شود. ترکیب اطلاعات با اتخاذ دو رویکرد ادغام در سطح ویژگی و ادغام در سطح سیگنال انجام می‌شود. بطور کلی، ساختار تحقیق به شرح زیر است. در بخش دوم، ابتدا در مورد داده‌های مورد استفاده، تکنیک استفاده شده برای استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی با جزئیات ارائه خواهند شد. در بخش سوم نتایج شبیه سازی‌ها ارائه می‌گردد و در نهایت در بخش آخر، به نتیجه‌گیری خواهیم پرداخت.

۲- روش کار

شکل ۱ نمای کلی الگوریتم مورد استفاده در این پژوهش را نشان می‌دهد، که شامل ۴ بخش اصلی انتخاب داده، استخراج ویژگی، الگوریتم ادغام و طبقه‌بندی است. بلوک دیاگرام سیستم پیشنهادی شامل دو شکل است. شکل ۱ (الف) روند پیاده‌سازی الگوریتم بر مبنای ادغام در سطح سیگنال را نشان می‌دهد و شکل پایین روند انجام کار با استفاده از روش ادغام در سطح ویژگی را نشان می‌دهد. در شکل بالا، ابتدا سیگنال راه رفتن (زمان قدم) از پای چپ و پای راست اخذ شده است. سپس، این سیگنال‌ها وارد بخش ادغام سیگنال می‌شوند. در این بخش بطور متناظر برای هر فرد سیگنال پای چپ و راست با هم جمع می‌شود تا یک سیگنال ترکیبی ایجاد گردد. این سیگنال ترکیبی وارد بخش استخراج

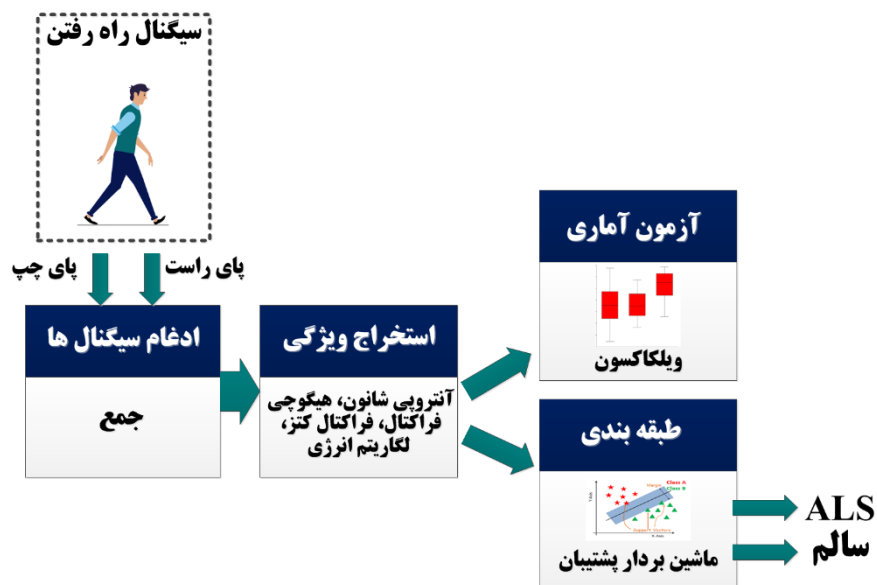
شروع بیماری راه رفتن برای افراد به طور معمول غیرطبیعی میشود. در پاها، دست‌ها و مچ‌های دست و پا احساس ضعف مشاهده می‌شود. سستی بدن، درد، خستگی، دشواری در نگاه داشتن بدن در وضعیت مناسب و بالا نگه داشتن سر و مشکل با بزاق و مخاط از علائم شروع بیماری ALS می‌باشد [۳].

عوامل متعددی مانند ژنتیک و سوابق خانوادگی به عنوان علل احتمالی این بیماری معرفی شده‌اند [۲]. نرخ شیوع ALS پنج نفر در هر صد هزار نفر است [۲] و در سرتاسر جهان از هر ۱۰۰۰۰۰ نفر، ۲ تا ۵ نفر به این بیماری دچار می‌شوند. بیش از نود درصد موارد این بیماری بدون هیچ پیش زمینه خانوادگی رخ می‌دهند، همچنین حدود پنج درصد از موارد اتفاقی هستند [۲]. اکثر مبتلایان به بیماری ALS پس از مشاهده‌ی نخستین علائم بیماری، ۳ تا ۵ سال فرصت زندگی دارند، اما حدود ۱۰ درصد از مبتلایان ۱۰ سال یا بیشتر هم عمر می‌کنند. در حال حاضر برای تشخیص این بیماری هیچ روش کلینیکی یا آزمایشگاهی دقیقی بطور قطعی موجود نیست [۲] و مجموعه‌ای از تستهای آزمایشگاهی و بررسی علائم مانند: الکترومیوگرافی (electromyography) و بررسی رسانایی عصبی (nerve conduction study) برای تشخیص استفاده می‌شود [۳].

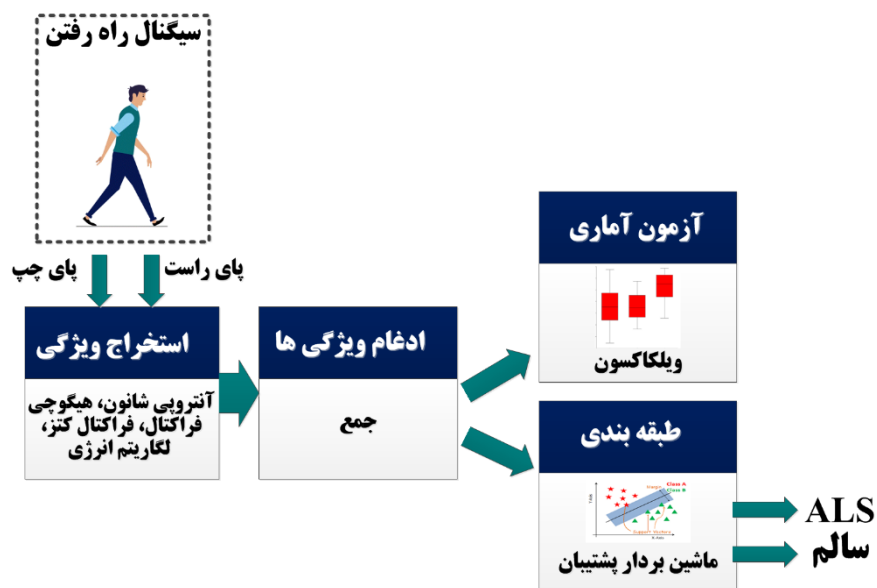
در پژوهش‌های پیشین که مبتنی بر پردازش سیگنال‌های حرکتی انجام شده‌اند، تلاش شده‌است که با استفاده از ابزارهای متفاوت روشی برای تشخیص احتمالی بیماری ALS پیدا کنند. در این زمینه عابدی و همکاران [۲] از داده‌های افراد سالم و بیمار سایت فیزیونت استفاده کردند و از طیف توان که از ویژگیهای فرکانسی است، برای آشکارسازی تفاوت‌های احتمالی سری‌های زمانی افراد بیمار ALS و سالم استفاده نمودند. با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی صحت ٪ ۸۳ برای تفکیک مجموعه داده‌های آزمایش در بین افراد سالم و بیمار بدست آمد. وو و شی [۴] از یک روش آماری برای تجزیه و تحلیل تغییرات فاصله گام در بیماران مبتلا به ALS استفاده کردند. آن‌ها ابتدا با استفاده از توابع چگالی احتمال (probability density function; PDF) فاصله گامها را از سری زمانهای ریتم راه رفتن پردازش کردند. سپس، با استفاده از روش غیرپارامتری پنجره پازرن تخمین زدند. در آزمایشات طبقه بندی، برای تشخیص الگوهای گام برداشتن در بیماران ALS، از ماشین بردار پشتیبان (Least-squares support-vector machines)LS-SVM با کرنل گوسی استفاده شده است. LS-SVM توانست به طور موثر الگوهای گام برداشتن را بین گروه‌های افراد سالم و بیماران ALS با درصد صحت دقیق ٪ ۸۲/۸ جدا کند. در مطالعه‌ای که رن و همکارانش [۵] انجام داده‌اند تجزیه حالت تجربی

می‌شود که شامل آنترپوی شانون، آنترپوی لگاریتم انرژی، بعد فرکتال کتز و بعد فرکتال هیگوجی است. خروجی این بخش وارد بخش ادغام ویژگی‌ها می‌شود. در این بخش، بطور متناظر برای هر فرد ویژگی‌های استخراجی از سیگنال پای چپ و راست با هم جمع می‌شود تا ویژگی‌های ترکیبی ایجاد گردند. این ویژگی‌های ترکیبی (۱) جهت ارزیابی وجود تفاوت معنادار بین دو گروه سالم و بیمار به بخش آزمون آماری وارد می‌شود و (۲) جهت تفکیک دو گروه سالم و بیمار وارد بخش طبقه‌بندی می‌شود. به منظور پشتیبانی از سیگنال راه رفتن افراد سالم و بیمار از ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود. در شکل ۱ (ب)، ابتدا سیگنال راه رفتن (زمان قدم) از پای چپ و پای راست اخذ شده است. سپس، این سیگنال‌ها وارد بخش استخراج ویژگی می‌شوند. در این بخش چهار ویژگی از هر یک از سیگنال‌های پای راست و چپ استخراج

می‌شود. در این بخش چهار ویژگی از سیگنال استخراج می‌شود که شامل آنترپوی شانون، آنترپوی لگاریتم انرژی، بعد فرکتال کتز و بعد فرکتال هیگوجی است. خروجی این بخش (۱) جهت ارزیابی وجود تفاوت معنادار بین دو گروه سالم و بیمار به بخش آزمون آماری وارد می‌شود و (۲) جهت طبقه‌بندی دو گروه سالم و بیمار وارد بخش طبقه‌بندی می‌شود. به منظور تفکیک سیگنال راه رفتن افراد سالم و بیمار از ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود. در شکل ۱ (ب)، ابتدا سیگنال راه رفتن (زمان قدم) از پای چپ و پای راست اخذ شده است. سپس، این سیگنال‌ها وارد بخش استخراج ویژگی می‌شوند. در این بخش چهار ویژگی از هر یک از سیگنال‌های پای راست و چپ استخراج



(الف)



(ب)

شکل ۱ بلوک دیاگرام روند انجام تحقیق، (الف) الگوریتم ادغام در سطح سیگنال و (ب) ادغام در سطح ویژگی

۲-۱-۱ دادگان

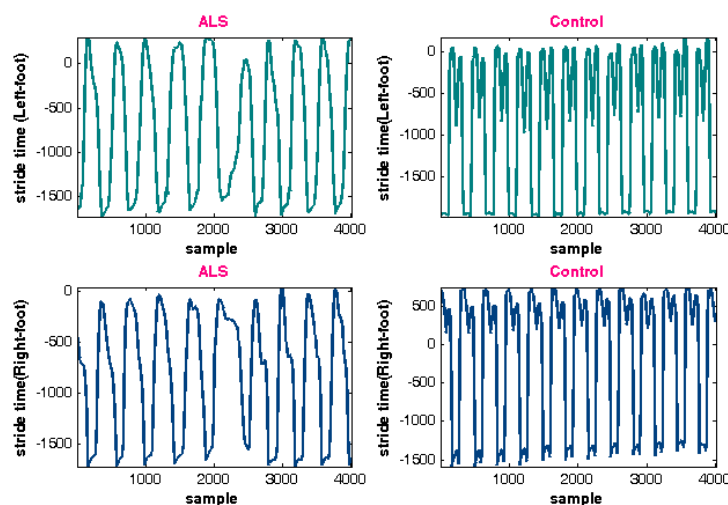
در این تحقیق از سیگنال‌های راه‌رفتن ثبت شده در پایگاه داده سایت فیزیوت استفاده شده است. این مجموعه داده‌ها برای بررسی و تشخیص بیماری ALS جمع آوری شده‌اند. سیزده نفر (۹ مرد و ۴ زن) مبتلا به ALS از کلینیک مغز و اعصاب در بیمارستان عمومی ماساچوست انتخاب شده‌اند، تا در این مطالعه شرکت کنند. افرادی در فرایند ثبت قرار گرفتند که قادر به پنج دقیقه پیاده روی مستقل بدون استفاده از ویلچر و وسیله کمکی بودند [۶]. میانگین سنی افراد $54/9 \pm 13/4$ سال با محدوده ۳۶-۷۰ سال بود. مدت زمان گذشته از هنگام تشخیص بیماری ALS بین ۵/۵ تا ۵۴ ماه با میانگین ۲۱/۳ متغیر بود. از شانزده فرد سالم که به آسیب‌های دیگری که احتمالاً در راه رفتن تاثیر می‌گذارد مبتلا نبودند هم، به عنوان گروه کنترل (افراد سالم) خواسته شد که در این مطالعه شرکت کنند [۶]. کلیه فعالیت‌های صورت گرفته با رضایت آگاهانه و کتبی از افراد بوده و این مطالعه توسط هیئت نظارت بر نهادهای بیمارستان عمومی ماساچوست تایید شده است [۶]. در این تحقیق از افراد خواسته شد به مدت پنج دقیقه با سرعت معمول خود در حالی که سنسوری روی مچ پای آن‌ها قرار گرفته بود و حرکات را ثبت می‌کرد، در امتداد راهروی ۷۷ متری قدم بردارند. مبدل آنالوگ به دیجیتال روی برد (۲ بیتی) از خروجی سوئیچ‌های پای در ۳۰۰ هرتز نمونه برداری کرده و داده‌ها را ذخیره کرد. شکل ۲ نمونه‌ای از سیگنال یک فرد بیمار و یک فرد سالم را نشان می‌دهد. همانطور که شکل نشان می‌دهد از نظر ظاهری تفاوت‌هایی در الگوی راه رفتن فرد سالم و بیمار ALS قابل مشاهده است.

۲-۲- استخراج ویژگی

استخراج ویژگی فرایندی است که در آن با انجام عملیاتی بر روی داده‌ها، ویژگی‌های بارز و تعیین‌کننده آن مشخص می‌شود. برای شناسایی و تحلیل اختلالات موجود در سیگنال حرکتی افراد دارای ALS می‌توان از ویژگی‌های مختلفی استفاده کرد. آنالیز پارامترهای فیزیولوژیکی سری زمانی معمولاً در حوزه‌های زمان و فرکانس با روش‌های خطی انجام می‌شود. در این روش‌ها، نوسانات غیرپریودیک نادیده گرفته می‌شود و معمولاً به عنوان نویز در نظر گرفته می‌شوند؛ بنابراین ارتباطات غیرخطی و پیچیده‌تر را از طریق آن‌ها نمی‌توان تشخیص داد [۷]. آنالیز غیر خطی مانند بعد فراکتال هیگوجی، بعد فراکتال کتز، آنتروپی شنون و آنتروپی لگاریتم انرژی قادر به ارائه اطلاعات در مورد یک سیستم دینامیک طبیعی و کاربردهای مهم بالینی آن هستند (تشخیص و پیش بینی). بعد فرکتالی یکی از ابزارهای غیر خطی است که به منظور کمی‌سازی میزان بی‌نظمی استفاده می‌شود. از آنجایی که بعد فرکتالی تغییرات نوسانی یا میزان بی‌نظمی سیگنال را اندازه‌گیری می‌کند، می‌تواند انتخاب مناسبی برای استخراج تغییرات انرژی سیگنال باشد.

در این تحقیق، تعداد ویژگی‌های استخراج شده از هر سیگنال چهار ویژگی بوده است که عبارتند از:

- بعد فرکتال کتز
- بعد فرکتال هیگوجی
- آنتروپی شنون
- لگاریتم انرژی



شکل ۲ نمونه‌ای از سیگنال راه رفتن؛ قاب‌های چپ: یک فرد بیمار (ALS) و قاب‌های راست: یک فرد سالم (control). بالا: پای چپ (Left-foot) و پایین: پای راست (Right-foot). محور عمودی زمان قدم (stride time) و محور افقی برحسب نمونه (sample) است.

آنتروپی شانون در تئوری اطلاعات، شاخصی است برای اندازه‌گیری عدم اطمینان که به وسیله یک توزیع احتمال بیان می‌شود.

در یک ماتریس تصمیم که m گزینه براساس n معیار ارزیابی شده است، با استفاده از مفهوم آنتروپی می‌توان به تعیین وزن معیارها پرداخت. اگر ماتریس تصمیم را با X و هر درایه آن را با x_{ij} نشان دهیم ابتدا ماتریس تصمیم باید نرمال شود. ماتریس نرمال با N و هر درایه آن را با π_{ij} نشان داده می‌شود. در تکنیک آنتروپی شانون نرمال سازی به روش خطی صورت می‌گیرد.

در تکنیک آنتروپی شانون با توجه به وزن‌های به دست آمده از شاخص‌ها در این مرحله، آن شاخص‌هایی که دارای پراکندگی بیشتر هستند، نسبت به دیگر شاخص‌ها، از اهمیت بیشتری برخوردارند و تأثیر آن‌ها در انتخاب گزینه بهینه بیشتر است. آنتروپی شانون طبق فرمول زیر بدست می‌آید [۱۰]:

$$H(A) = - \sum_{i=1} p_i \log_2 p_i \quad (4)$$

۲-۲-۴- لگاریتم انرژی

آنتروپی لگاریتم انرژی می‌تواند به عنوان شرط اندازه‌گیری پیچیدگی یک سیستم استفاده شود. سیستمی منظم تر است که دارای آنتروپی کمتری باشد و بالعکس سیستمی که بی‌نظمی یا آشوب بیشتری دارد دارای آنتروپی بیشتری است [۱۱].

$$H_{LogEn}(x) = - \sum_{i=0}^{N-1} (\log_2(p_i(x)))^2 \quad (5)$$

۲-۳- الگوریتم‌های ادغام

در پردازش اطلاعات، گاهی اوقات برای بهبود اطلاعات کلی و تصمیم‌گیری نیاز به ترکیب و ادغام کردن اطلاعات حاصل از منابع مختلف است. این چارچوب "فیوژن" نامیده می‌شود [۱۲].

بسته به مسئله و کاربرد، روش‌های مختلفی از ادغام قبلاً معرفی شده اند که عمدتاً به ادغام سطح اطلاعات و ادغام سطح تصمیم‌گیری تقسیم می‌شوند. اولی تکنیک‌های ادغام را در اندازه‌گیری‌های اصلی و مراحل اولیه جمع‌آوری داده‌ها به کار می‌برد و مرحله ترکیب را قبل از مرحله یادگیری پوشش می‌دهد، در حالی که دومی روی مرحله تصمیم‌گیری متمرکز شده است. در این حالت از طبقه بندهای مستقل استفاده می‌شود و با ترکیب خروجی‌های هر طبقه بند تصمیم نهایی اتخاذ می‌شود [۱۲].

ما در این پژوهش از ادغام در سطح اطلاعات استفاده کردیم که آن را در دو بخش ادغام در سطح ویژگی و ادغام در سطح سیگنال می‌

در زیربخش‌های بعد، هریک به تفصیل شرح داده می‌شود.

۲-۲-۱- بعد فراکتال به روش کتز

بعد فرکتال به روش کتز برای سیگنالی به طول N به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$D = \frac{\log\left(\frac{L}{a}\right)}{\log\left(\frac{d}{a}\right)} = \frac{\log(N)}{\log(N) + \log\left(\frac{d}{L}\right)} \quad (1)$$

که در آن L (مجموع فواصل اقلیدسی میان نمونه‌های متوالی)، a (میانگین فاصله اقلیدوسی بین نقاط متوالی) و d (فاصله اقلیدوسی میان اولین نمونه و نمونه‌ای که بیشترین فاصله را از نمونه اول دارد) است [۸].

۲-۲-۲- بعد فراکتال به روش هیگوجی

روش هیگوجی برای نخستین بار در سال ۱۹۸۸ به عنوان الگوریتمی مؤثر برای اندازه‌گیری بعد فرکتال دنباله‌های زمان گسسته ارائه شد. این الگوریتم بعد فرکتال را به طور مستقیم برای سری‌های زمانی محاسبه می‌کند. با فرض $X = x[1][2], x[2], \dots, x[n]$ به عنوان یک سری زمانی تک بعدی الگوریتم محاسبه بعد فرکتال هیگوجی به صورت زیر است [۹]:

$$X_m^k = \left\{ x(m), x(m+k), \dots, x\left(m + \left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor k\right) \right\} \quad (2)$$

$m = 1, 2, \dots, k$

m نقطه اولیه هر سری، k فاصله بین نمونه‌ها، N تعداد نمونه‌ها و $\left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor$ نشان دهنده قسمت صحیح عدد است. برای هر X_m^k طول $L_m(k)$ برابر است با [۹]:

$$L_m(k) = \frac{\left\{ \sum_{i=1}^{\left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor} |x(m+ik) - x(m+(i-1)k)| \right\} \left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor k}{k} \quad (3)$$

$L(k)$ میانگین $L_m(k)$ است و رابطه‌ی زیر برای آن برقرار است.
 $L(k) \propto k - D$

D شیب بهترین خط تقریب زده شده با روش کمترین مربع خطا برای $\ln\left(\frac{1}{k}\right)$ برحسب $\ln\left(\frac{1}{k}\right)$ و همان بعد فرکتال است [۹].

۲-۲-۳- آنتروپی شانون

شانون در مفهوم آنتروپی به میزان عدم اطمینان موجود در پیام دریافتی اشاره دارد و آن را با یک تئوری احتمال بیان کرده است.

توان در نظر گرفت.

۲-۳-۱- ادغام در سطح ویژگی (آزمون ۱)

مرزبندی و دسته بندی داده‌ها براساس آن‌ها انجام می‌شود و با جابجایی یکی از آن‌ها، خروجی دسته بندی ممکن است تغییر کند. در SVM فقط داده‌های قرار گرفته در بردارهای پشتیبان مبنای یادگیری ماشین و ساخت مدل قرار می‌گیرند و این الگوریتم به سایر نقاط داده حساس نیست و هدف آن هم یافتن بهترین مرز در بین داده‌هاست به گونه‌ای که بیشترین فاصله ممکن از تمام دسته‌ها را، بردارهای پشتیبان آن‌ها داشته باشد. در SVM ماکزیمم کردن حاشیه بین دو کلاس مدنظر است [۱۴]. بنابراین ابرصفحه‌ای را انتخاب می‌کند که فاصله‌ی آن از نزدیک ترین داده‌ها در هر دو طرف جداکننده‌ی خطی حداکثر باشد، اگر چنین ابرصفحه‌ای وجود داشته باشد به عنوان ابر صفحه ماکزیمم حاشیه شناخته می‌شود. سطح جداکننده مطلوب نه تنها اطمینان از جداسازی بدون خطا از دو نوع نمونه است، همچنین به عنوان بزرگترین فاصله کلاس نیز گفته می‌شود. در این مطالعه از تابع هسته (Radial Basis Function) RBF استفاده شده است.

$$RBF \ k(x_i, x_j) = \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (۶)$$

برای اعتبارسنجی مدل از اعتبارسنجی متقابل K استفاده شده است که به ازای $k=2,5,8,10$ محاسبه شده و برای ارزیابی عملکرد طبقه‌بند، صحت، ماتریس درهم ریختگی (Confusion matrix) و f score محاسبه شد.

$$F_1 = \frac{Tp}{Tp + \frac{1}{2}(Fp + Fn)} \quad (۷)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100 \quad (۸)$$

۳- نتایج

۳-۱- بررسی نتایج آزمون اول

در این مرحله ابتدا هر سیگنال مرتبط به پای راست و چپ را به ۵ قطعه ۱ دقیقه‌ای تقسیم کرده (زمان ثبت سیگنال‌ها ۵ دقیقه می‌باشد)، سپس ۴ ویژگی بعد فراکتال هیگوجی، کتز، شانون و لگاریتم انرژی را از این سیگنال‌ها استخراج نمودیم که به ازای هر فرد ۵ عدد برای هر ویژگی بدست آمد، در مرحله‌ی بعد این ویژگی‌های بدست آمده از سیگنال پای راست و پای چپ را باهم جمع کردیم. شکل ۳ تغییرات ویژگی‌ها در دو گروه و جدول ۱ نتایج آزمون آماری را نشان می‌دهد. تحلیل بصری تغییرات ویژگی‌ها در دو گروه سالم و بیمار (شکل ۳) نشان می‌دهد که میانگین انرژی شانون در افراد بیمار نسبت به افراد سالم افزایش داشته است (شکل ۳ الف). هرچند تغییر مقدار آن در گروه بیمار

در این مرحله ابتدا چهار ویژگی (۱) لگاریتم انرژی، (۲) آنتروپی شانون، (۳) بعد فرکتال هیگوجی و (۴) بعد فرکتال کتز را از هر سیگنال راه رفتن مرتبط به پای راست و چپ استخراج نموده و سپس بطور متناظر آن‌ها را باهم جمع نمودیم. اگر x_{i1} ویژگی استخراج شده از پای راست و x_{i2} ویژگی استخراج شده از پای چپ باشد، بطوری که $i=1, 2, 3, 4$ متناظر با چهار ویژگی استخراج شده باشد، آنگاه $x_{i1} + x_{i2} = x_{iz}$ است که x_{iz} ویژگی ترکیبی بدست آمده از جمع هر یک از ویژگی‌های استخراجی از دو پا خواهد بود و x_z بردارهای ویژگی‌های متناظر از پای راست و چپ می‌باشد که هر چهار ویژگی ترکیبی $x_{1z}, x_{2z}, x_{3z}, x_{4z}$ در آن گنجانده شده است.

۲-۳-۲- ادغام در سطح سیگنال (آزمون ۲)

در این مرحله ابتدا دو سیگنال راه رفتن مربوط به پای راست و چپ هر فرد را باهم جمع کرده و سپس به استخراج ویژگی از سیگنال حاصل پرداختیم. اگر x_1 سیگنال پای راست باشد، و x_2 سیگنال پای چپ، $x_1 + x_2 = x_F$ که x_F سیگنال ادغام شده است.

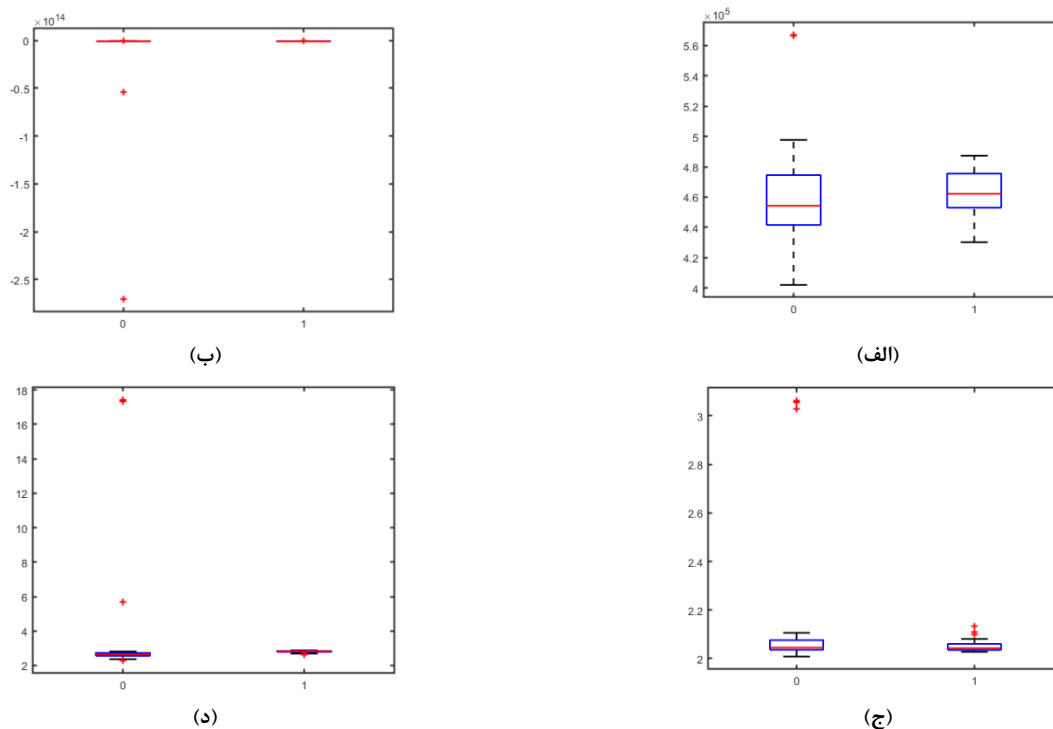
۲-۴- آزمون ویلکاکسون

آزمون ویلکاکسون (Wilcoxon)، که به تست Rank Sum یا Test Sued Rank نیز اشاره دارد، یک آزمون آماری غیر پارامتری است که دو گروه زوجی را با یکدیگر مقایسه می‌کند. آزمون اساساً تفاوت بین هر مجموعه از جفت‌ها را محاسبه می‌کند و این تفاوت‌ها را تحلیل می‌کند [۱۳]. فرضیات پایه لازم برای استفاده از این روش آزمایش این است که داده‌ها از همان جمعیت هستند و زوج هستند، داده‌ها را می‌توان حداقل در مقیاس بازه‌ای اندازه‌گیری کرد و داده‌ها به صورت تصادفی و مستقل انتخاب شدند. از این آزمون برای یافتن تفاوت معنادار بین دو گروه سالم و بیمار با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده استفاده شده است.

۲-۵- طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان

الگوریتم SVM، جزء الگوریتم‌های تشخیص الگو دسته‌بندی می‌شود. از الگوریتم SVM، در هر جایی که نیاز به تشخیص الگو یا دسته‌بندی اشیا در کلاس‌های خاص باشد می‌توان استفاده کرد.

بردارهای پشتیبان به زبان ساده، مجموعه‌ای از نقاط در فضای n بعدی داده‌ها هستند که مرز دسته‌ها را مشخص می‌کنند و



شکل ۳ نمودار جعبه ای مقایسه بین دو گروه سالم و بیمار (آزمون ۱) الف: لگاریتم انرژی ب: آنتروپی شانون ج: هیگوجی فراکتال د: فراکتال کنز. عدد ۰ (جعبه های سمت چپ) مربوط به فرد سالم و عدد ۱ (جعبه های سمت راست) مربوط به فرد بیمار است.

جدول ۲ میانگین صحت و ماکزیمم صحت و ویژگی‌ها (آزمون یک)

ویژگی / اعتبارسنجی به روش k فولد	اعتبارسنجی به روش ۲ فولد	اعتبارسنجی به روش ۵ فولد	اعتبارسنجی به روش ۸ فولد	اعتبارسنجی به روش ۱۰ فولد
بعد فرکتال هیگوجی				
ماکزیمم صحت	۷۵/۳۴	۷۵/۸۶	۱۰۰	۷۸/۵۷
(میانگین ± انحراف معیار) صحت	۶۶/۳ ± ۵/۱	۶۵/۸ ± ۶/۰۱	۷۸/۳ ± ۱۱	۶۶/۴ ± ۷/۸۵
بعد فرکتال کنز				
ماکزیمم صحت	۸۷/۳۰	۱۰۰	۱۰۰	۹۲/۸۵
(میانگین ± انحراف معیار) صحت	۸۲/۷ ± ۲/۹	۸۶/۳ ± ۶/۷	۸۶/۵ ± ۹/۵	۸۴/۹ ± ۵/۹
آنتروپی شانون				
ماکزیمم صحت آنتروپی شانون	۷۲/۶۰	۸۶/۲۰	۸۳/۳۳	۸۵/۷۱
(میانگین ± انحراف معیار) صحت	۶۸/۲ ± ۵	۶۹/۹ ± ۱۱	۶۶/۶ ± ۹/۲	±۷۰ ۱۰/۴
لگاریتم انرژی				
ماکزیمم صحت	۶۴/۳۸	۷۶/۸۶	۷۲/۲۲	۷۸/۵۷
(میانگین ± انحراف معیار) صحت	۵۹/۷ ± ۳/۹	۵۷/۶ ± ۹/۴	۵۶/۶ ± ۸/۵	۵۷/۱ ± ۱۱

جدول ۱ مقایسه ویژگی‌های استخراج شده بین افراد بیمار و سالم با استفاده از آزمون ویلکاکسون (آزمون ۱)

ویژگی‌ها	p-value
لگاریتم انرژی بیمار ALS و فرد سالم	۰/۱۵
آنتروپی شانون بیمار ALS و فرد سالم	$9/07 \times 10^{-5}$
هیگوجی فراکتال بیمار ALS و فرد سالم	۰/۱۲
فراکتال کنز بیمار ALS و فرد سالم	$3 \times 10^{-16} / 69$

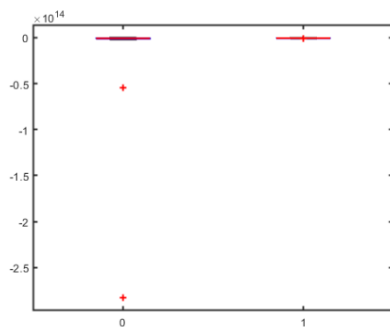
نسبت به گروه سالم کمتر بوده است. این تغییرات در مورد بعد فرکتال هیگوجی نیز قابل مشاهده است (شکل ۳ ج).).

باتوجه به اعداد جدول ۱ که مقادیر p-value را نشان می‌دهد، ویژگی‌های آنتروپی شانون و کنز با مقدار $p\text{-value} \leq 0.05$ نشان می‌دهند که بین سیگنال افراد سالم و بیمار تفاوت معناداری وجود دارد.

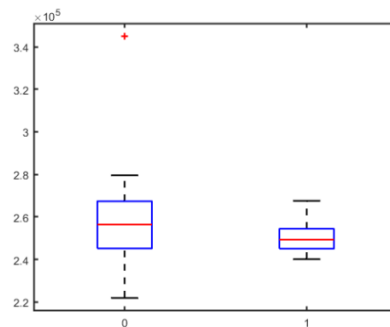
ویژگیها در دو گروه و جدول ۳ نتایج آزمون آماری را نشان می دهد. تحلیل بصری تغییرات ویژگیها در دو گروه سالم و بیمار (شکل ۴) نشان می دهد که میانگین آنتروپی شانون در افراد بیمار نسبت به افراد سالم کاهش داشته است (شکل ۴ الف)). هرچند تغییر مقدار آن در گروه بیمار نسبت به گروه سالم کمتر بوده است. به علاوه، میانگین بعد فراکتال هیگوجی در افراد سالم نسبت به افراد بیمار کمتر بوده است (شکل ۴ ج)).

جدول ۳ مقایسه ویژگیهای استخراج شده بین افراد بیمار و سالم با استفاده از آزمون ویلکاکسون (آزمون ۲)

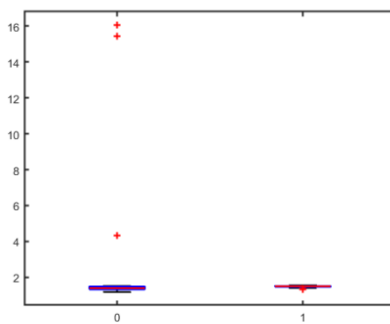
ویژگی ها	p-value
لگاریتم انرژی بیمار ALS و فرد سالم	۰/۰۱۰۸
آنتروپی شانون بیمار ALS و فرد سالم	$7/79 \times 10^{-4}$
هیگوجی فراکتال بیمار ALS و فرد سالم	$4/78 \times 10^{-6}$
فراکتال کتز بیمار ALS و فرد سالم	$1/68 \times 10^{-9}$



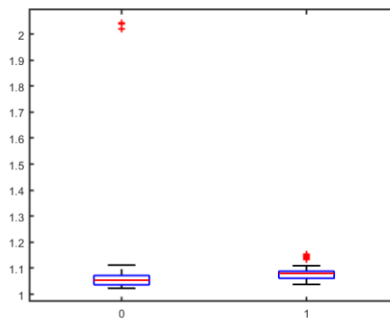
(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۴ نمودار جعبه ای مقایسه بین دو گروه سالم و بیمار (آزمون ۲) الف: لگاریتم انرژی ب: آنتروپی شانون ج: هیگوجی فراکتال د: فراکتال کتز

متقابل K به ازای $k=2,5,8,10$ برای آزمون ۲ بیان شده است. با توجه به مقادیر بدست آمده در جدول ۴ میانگین صحت و ماکزیمم صحت در آزمون ۲ در تمام ارزیابیها، ویژگی کتز، صحت طبقه بندی بالاتری را نشان داده است.

در جدول ۲ مقادیر میانگین و انحراف از معیار و هم چنین ماکزیمم صحت بدست آمده از طبقه بند SVM برای اعتبارسنجی مدل از اعتبارسنجی متقابل K به ازای $k=2,5,8,10$ برای آزمون ۱ بیان شده است.

با توجه به مقادیر بدست آمده در جدول ۲ میانگین صحت و ماکزیمم صحت در آزمون یک در تمام ارزیابیها، ویژگی کتز، صحت طبقه بندی بالاتری را نشان داده است.

۳-۲- بررسی نتایج آزمون دوم

این مرحله هم مشابه آزمون ۱ می باشد با این تفاوت که ابتدا هر سیگنال مرتبط به پای راست و چپ را باهم جمع کرده و در نهایت به ۵ قطعه ۱ دقیقه ای تقسیم کردیم (زمان ثبت سیگنالها ۵ دقیقه می باشد)، سپس ۴ ویژگی بعد فراکتال هیگوجی، کتز، شانون و لگاریتم انرژی را از این سیگنالها استخراج نمودیم که به ازای هر فرد ۵ عدد برای هر ویژگی بدست آمد. شکل ۴ تغییرات

باتوجه به اعداد جدول ۳ که مقادیر p-value را نشان می دهد، هر ۴ ویژگی با مقدار $p\text{-value} < 0/05$ نشان می دهند که بین سیگنال افراد سالم و بیمار تفاوت معناداری وجود دارد. در جدول ۴ مقادیر میانگین و انحراف از معیار و هم چنین ماکزیمم صحت بدست آمده از طبقه بند SVM برای اعتبارسنجی مدل از اعتبارسنجی

۴- بحث و نتیجه‌گیری

هدف از انجام این تحقیق، یافتن روشی برای تشخیص بهتر بیماری ALS از روی سیگنال راه رفتن بود. از مقایسه بین جداول حاصل، بالاترین میانگین صحت تفکیک بدست آمده با ده بار اجرا کردن طبقه‌بند SVM محاسبه شد که برای ویژگی کتز در آزمون ۲۰۱ میانگین صحت بین ۸۳ تا ۸۷ درصد و ماکزیمم صحت بدست آمده ۱۰۰٪ بود.

در مطالعه ای که در سال ۲۰۱۱ [۴] بر روی پایگاه داده متناظر انجام شد با استفاده از تخمین طیف توان و روش پنجره گذاری پارزن سیگنال های راه رفتن کمی شدند. با استفاده از LS-SVM درصد صحت ۸۲٪ برای تفکیک دو گروه گزارش شد. مطالعه دیگری در سال ۲۰۱۸ [۱۵] توسط عمر آکان و همکاران انجام شده است،

جدول ۴ میانگین صحت و ماکزیمم صحت ویژگی‌ها (آزمون دو)

ویژگی / اعتبارسنجی به روش k فولد	اعتبارسنجی به روش ۲ فولد	اعتبارسنجی به روش ۵ فولد	اعتبارسنجی به روش ۸ فولد	اعتبارسنجی به روش ۱۰ فولد
بعد فرکتال هیگوچی				
ماکزیمم صحت	۷۱/۲۳	۷۲/۴۱	۷۲/۲۲	۷۸/۵۷
(میانگین ± انحراف معیار) صحت	۶۷/۳ ± ۳/۶	۵۰/۴ ± ۲۵/۰۸	۶۱/۶ ± ۱۱/۶	۶۲/۸ ± ۱۱/۸
بعد فرکتال کتز				
ماکزیمم صحت	۹۳/۱۵	۹۶/۵۵	۹۴/۴۴	۱۰۰
(میانگین ± انحراف معیار) صحت	۸۳/۰۱ ± ۴	۸۷/۵ ± ۴/۹	۶۶/۵ ± ۶/۸	۸۵/۷ ± ۸/۴
آنتروپی شانون				
ماکزیمم صحت آنتروپی شانون	۷۸/۰۸	۸۲/۷۵	۸۸/۸۸	۷۸/۵۷
(میانگین ± انحراف معیار) صحت	۶۷/۵ ± ۶/۳	۷۰/۰۱ ± ۲۸/۰۳	۶۸/۸ ± ۱۴	۶۰/۱ ± ۱۱
لگاریتم انرژی				
ماکزیمم صحت	۷۲/۶۰	۶۶/۶۶	۷۷/۷۷	۸۵/۷۱
(میانگین ± انحراف معیار) صحت	۵۹/۹ ± ۶/۸	۶۴/۳ ± ۳/۹	۶۱/۶۶ ± ۸/۰۳	۶۴/۲ ± ۱۳

جدول ۵ خلاصه ای از نتایج مطالعات

محققان	سال	روش	روش طبقه بندی	درصد تفکیک	مخفف‌ها
[۴]	۲۰۱۱	تخمین توابع چگالی احتمال با استفاده از روش غیر پارامتری parzen-window	SVM, LS-SVM	۸۲/۸	Support vector machine Least-squares Support vector machine
[۱۷]	۲۰۱۲	تجزیه و تحلیل زمان فرکانس، TFD	LDA, NN تجزیه و تحلیل تفکیک خطی	۸۹/۲	Linear discriminant analysis Neural network
[۱۵]	۲۰۱۸	تبدیل فوریه، ویژگی های آماری و فرکانسی	شبکه عصبی ANN	۸۲	Artificial neural network
[۱۶]	۲۰۱۸	تبدیل فوریه باندهای مختلف فرکانسی، ویژگی های آماری	شبکه عصبی RBF نزدیک ترین همسایه (KNN)	۸۲	Radial basis function K nearest neighbor
[۱۸]	۲۰۱۵	ویژگی های آماری و ویژگی های غیرخطی مثل آنتروپی فازی و پیچیدگی لمپل-زیو	SVM, RF, MLP, KNN	۹۶/۵۵	Support vector machine Random forest Multi-layer perceptron K nearest neighbor
[۵]	۲۰۱۶	ویژگی های فرکانسی با تجزیه IMF	SVM, MLP, NB	۸۹	Support vector machine Multi-layer perceptron Naïve Bayes
[۱۹]	۲۰۱۶	عملکرد انرژی تریگر، آنتروپی جابجایی و انحراف از معیار	LS-SVM, RBF, ER, SVM	۹۲/۸۶	Radial basis function Elman's Recurrent Support vector machine
[۲۰]	۲۰۱۸	آنالیز کمی سازی برگشتی	PNN, SVM	۹۶	Probabilistic neural network Support vector machine
مطالعه حاضر	۲۰۲۰	آنتروپی شانون، لگاریتم انرژی، فراکتال کتز، هیگوچی فراکتال	SVM	۸۷	Support vector machine

هر دو سیگنال پای راست و چپ است. در نتیجه با اعمال ابعاد کمتر ویژگی ها به طبقه بند در حین حفظ غنای اطلاعاتی آنها، روشی با سرعت محاسباتی بالاتر خواهیم داشت. همانطور که نتایج نشان داده است این ترکیب موجب بهبودهایی در نرخ های طبقه بندی شده است و ماکزیمم صحت طبقه بندی به ۱۰۰٪ رسیده است. هرچند، هنوز الگوریتم نیازمند بهبودهایی است تا میانگین نرخ طبقه بندی هم افزایش یابد. قاعده ادغام پیشنهادی یک روش بسیار ساده است. می توان در آینده روش های ادغام دیگری را بر دادگان بیشتر مورد بررسی قرار داد که احتمالاً آن روش ها موجب افزایش میانگین نرخ طبقه بندی نیز شوند. تاکنون برای کمی سازی سیگنال های بیولوژیکی الگوریتم های استخراج ویژگی مبتنی بر آشوب بسیاری ارائه شده است. ما در این مطالعه چند نمونه از متداولترین آنها را بکار گرفتیم. بعد فرکتال، (که با دو روش هیگوچی و کتز آن را محاسبه کردیم) ابزاری عینی از درجه پیچیدگی از سیستم / سیگنال بیولوژیکی است. اگرچه بعد فرکتال شاخصی مبتنی بر ماهیت آشوبگونه سیگنال به شمار می رود، اما این شاخص همواره توصیف کننده مناسبی برای تعیین پروفایل و مشخصه های سیگنال نیست، زیرا ممکن است ساختار آن سیگنال / سیستم بیولوژیکی ترکیبی از چندین فرکتال با مقادیر بعد فرکتال متفاوت باشد. بدان معنا که یک عدد واحد نمی تواند چنین ترکیبی را توصیف کند. از این رو، در برخی تحقیقات استفاده از مالتی فرکتال ها پیشنهاد شده است که این تکنیک ها قادرند اطلاعاتی راجع به توزیع ابعاد فرکتال در ساختار سیگنال / سیستم را ارائه دهند [۲۱]. به علاوه، ما دو آنتروپی شانون و لگاریتم انرژی سیگنال ها را محاسبه نمودیم. در تئوری اطلاعات، آنتروپی شاخصی برای اندازه گیری عدم قطعیت است که شاخصی غیرخطی محسوب می شود. روش های مختلفی برای محاسبه آنتروپی سیگنال ارائه شده است که ساده ترین و اولین نسخه ارائه شده برای محاسبه آنتروپی، الگوریتم شانون است. اگرچه از لحاظ محاسباتی ساده است، اما دو محدودیت عمده دارد؛ اولاً نمی توان از آن برای مقایسه تنوع توزیع داده هایی که دارای مقیاس مختلف هستند استفاده کرد و دوم نمی توان از آن برای مقایسه بخشی از تنوع توزیع با کل استفاده کرد [۲۲]. از طرفی، می توان از نسخه های دیگری از آنتروپی استفاده کرد که در مواجهه با داده های نویزی و طولانی مدت کارا باشند. بنابراین پیشنهاد می شود در آینده ویژگی های غیرخطی دیگری را نیز بررسی کرد. در این مطالعه از پایگاه داده فیزیونت برای استخراج نمونه ها استفاده شده است و نتایج قابل قبولی بدست آمد. در کارهای آتی باید الگوریتم پیشنهادی بر تعداد نمونه بیشتری آزمایش گردد تا

آن ها با استفاده از تبدیل فوریه و ویژگی های آماری و فرکانسی و طبقه بند شبکه عصبی مصنوعی (ANN Artificial neural network) سیگنال راه رفتن را بررسی نمودند. در همان سال نیز روگر سلز [۱۶] به همراه همکاران خود مطالعه دیگری را بر روی پایگاه داده مشابه مطالعات قبلی و با روش تبدیل فوریه باندهای مختلف فرکانسی، ویژگی های آماری و طبقه بند شبکه عصبی RBF، نزدیک ترین همسایه (K nearest neighbor; KNN) انجام دادند. هر دو مطالعه درصد صحت ۸۲ را برای تفکیک بین دو گروه گزارش نمودند. جدول ۵ خلاصه ای از نتایج تحقیقات انجام شده در این زمینه را نشان می دهد. نتایج طبقه بندی الگوریتم پیشنهادی ما نسبت به آنها بهبود داشته است که می توان علت آن را بکارگیری ویژگی هایی در نظر گرفت که با توجه به ماهیت کیاتیک سیگنال انتخاب شده اند و همچنین اتخاذ استراتژی ادغام برای بکارگیری اطلاعات ترکیب شده از سیگنال راه رفتن هر دو پا دانست. با توجه به مطالعات صورت گرفته در این حیطة، مشخص شد که در اکثر پژوهش ها همچون این پژوهش از ویژگی های فرکانسی و تحلیل های غیرخطی استفاده شده است و در اکثر این مطالعات درصد صحت قابل قبولی بدست آمده است که ماکزیمم مقدار صحت بدست آمده در مطالعه حال حاضر ۱۰۰٪ (جدول ۲ و ۴) می باشد.

همانطور که در بخش ۲-۵ گفته شد در پردازش اطلاعات، گاهی اوقات برای بهبود اطلاعات کلی و تصمیم گیری نیاز به ترکیب و ادغام کردن اطلاعات حاصل از منابع مختلف است. می دانیم که الگوی راه رفتن به اطلاعات هریک از پاها (پای چپ و پای راست) وابسته است. منظور از اطلاعات سیگنال های اخذ شده از هر یک از پاها می باشد. بنابراین، سیگنال هر یک از پاها را یک منبع اطلاعاتی در نظر می گیریم. هدف الگوریتم ادغام آن است که از طرفی اطلاعات هر دو پا را بکار گیرد و از طرف دیگر برای کاهش حجم اطلاعات وارد شده به طبقه بند و در نتیجه افزایش سرعت محاسباتی تمهیدی بیاندیشد. در الگوریتم ادغام در سطح سیگنال همان ابتدا، اطلاعات دو سیگنال با هم ترکیب می شود و در نتیجه یک سیگنال ترکیبی خواهیم داشت. به عبارتی بجای تحلیل دو سیگنال، در این الگوریتم تنها سیگنال ترکیبی که حاوی اطلاعات هر دو سیگنال است را مورد تحلیل قرار می دهیم. در الگوریتم ادغام در سطح ویژگی، ابتدا از هر یک از سیگنال ها ویژگی های مورد نظر استخراج می شوند. سپس بجای اینکه بردار ویژگی با ۸ ویژگی به طبقه بند اعمال گردد با ترکیب ویژگی های استخراجی از دو پا، برداری با ۴ ویژگی به طبقه بند اعمال می شود که این بردار ترکیبی جدید بازهم حاوی اطلاعات حاصل از مشخصه های

[18] Y. Xia, Q. Gao and Q. Ye, "Classification of gait rhythm signals between patients with neuro-degenerative diseases and normal subjects: Experiments with statistical features and different classification models," *Journal of Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 18, pp.254-262, 2015.

[19] Y. Xia, Q. Gao and Q. Ye, "A novel approach for analysis of altered gait variability in amyotrophic lateral sclerosis," *Medical & biological engineering & computing*, Vol. 54, No.9, pp.; 1399-1408, 2016.

[20] P. Prabhu, A. Karunakar, H. Anitha and N. Pradhan, "Classification of gait signals into different neurodegenerative diseases using statistical analysis and recurrence quantification analysis," *Journal of Pattern Recognition Letters*, Vol. 139, pp. 10-16, 2020.

[21] E. Fernández and H.F. Jelinek, "Use of fractal theory in neuroscience: methods, advantages, and potential problems," *Methods (San Diego, Calif.)*, Vol. 24, No. 4, pp. 309-321, 2001.

[22] R. Rajaram, B. Castellani and A.N. Wilson, "Advancing Shannon entropy for measuring diversity in systems," *Complexity*, Vol. 2017, p. 8715605, 2017.

میزان صحت دسته بندی مورد ارزیابی دقیق تر قرار گیرد.

مراجع

[1] D.W. Cleveland and J.D. Rothstein, "From Charcot to Lou Gehrig: deciphering selective motor neuron death in ALS," *Nature reviews Neuroscience*, Vol. 2, No.11, pp. 806-819, 2001.

[2] B. Abedi, A. Abbasi, Y. Sarbaz and A. Goshvarpour, "Early Detection of Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS) using the Gait Motor Signal Frequency Analysis," *Journal of Arak University of Medical Sciences*, Vol.19, No.3, pp. 54-61, 2016.

[3] A. Duleep and J. Shefner, "Electrodiagnosis of motor neuron disease," *Physical medicine and rehabilitation clinics of North America*, Vol. 24, No.1, pp.139-151, 2013.

[4] 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*, Vol. 33, No.3, pp. 347-355, 2011.

[5] P. Ren, S. Tang, F. Fang, L. Luo, L. Xu, V. Bringasn, et al., "Gait Rhythm Fluctuation Analysis for Neurodegenerative Diseases by Empirical Mode Decomposition," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 64, No. 1, pp. 52-60, 2017.

[6] J. 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)*, Vol. 88, No.6, pp. 2045-2053, 2000.

[7] A. Goshvarpour and A. Goshvarpour, "Nonlinear analysis of human gait signals," *International Journal of Information Engineering and Electronic Business*, Vol.4, No.2, pp. 15-21, 2012.

[8] B.S. Raghavendra and D. Narayana Dutt, "A note on fractal dimensions of biomedical waveforms," *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 39, No.11, pp. 1006-1012, 2009.

[9] S. Behbahani and A. Nasrabadi, "Processing of EEG Signal to Analyze the Relation of the Hypnotizability and Activation of Brain's Hemispheres and Frontal-back Lobes in Hypnosis," *Iranian Journal of Biomedical Engineering*, Vol. 4, pp. 53-64, 2010.

[10] A. Lesne, "Shannon entropy: a rigorous notion at the crossroads between probability, information theory, dynamical systems and statistical physics," *Mathematical Structures in Computer Science*, Vol. 24, No. 3, p. e240311, 2014.

[11] J. Xi, M. Zhang and L. Jiang, "Analysis of tool wear condition based on logarithm energy entropy and wavelet packet transformation," *2012 Third International Conference on Intelligent Control and Information Processing*, 2012, pp. 22-25.

[12] A. Goshvarpour, A. Abbasi, A. Goshvarpour and S. Daneshvar, "A novel signal-based fusion approach for accurate music emotion recognition," *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, Vol. 28, No.6, p.1650040, 2016.

[13] H.B. Mann and D.R. Whitney, "On a Test of Whether one of Two Random Variables is Stochastically Larger than the Other," *Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 18, No.1, pp. 50-60, 1947.

[14] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine Learning*, Vol. 20, No.3, pp. 273-297, 1995.

[15] O. Akgun, A. Akan, H. Demir and T.C. Akinci, "Analysis of Gait Dynamics of ALS Disease and Classification of Artificial Neural Networks," *Tehnički vjesnik*, Vol. 25, No. Supplement 1, pp. 183-187, 2018.

[16] R. Selzler, J.R. Green and R. Goubran, "Neurodegenerative Disease Prediction Based on Gait Analysis Signals Acquired with Force-Sensitive Resistors," *In 2018 IEEE Life Sciences Conference (LSC)*, pp. 122-125, 2018.

[17] L. Sugavaneswaran, K. Umopathy, and S. Krishnan, "Ambiguity domain-based identification of altered gait pattern in ALS disorder," *Journal of Neural Engineering*, Vol. 9, No.4, p. 046004, 2012.