

تشخیص تشنج با استفاده از ویژگی‌های حوزه زمان و فرکانس استخراج شده با استفاده از الگوریتم ژنتیک

سعید داوری^۱، حسام الدین جعفری^۲

^۱ کارشناسی ارشد، هوش مصنوعی، دانشگاه شهاب دانش قم، قم، ایران

^۲ کارشناسی ارشد، هوش مصنوعی، دانشگاه شهاب دانش قم، قم، ایران

چکیده

تشنج صرعی گروهی از اختلالات است که با تخلیه‌های مکرر در قشر مغز مشخص می‌شود که منجر به اختلال نامنظم در عملکرد مغز می‌گردد. تشخیص صرع با بازبینی بصری سیگنال EEG به‌ویژه برای ثبت‌های طولانی مدت بسیار زمان‌بر است و ممکن است نادرست باشد؛ بنابراین، تشخیص تشنج‌های صرعی در سیگنال‌های EEG یک ابزار مهم در تشخیص صرع است. در این مطالعه، روشی با استفاده از ویژگی‌های سیگنال‌های EEG برای تشخیص تشنج پیشنهاد شده است. ابتدا، از تکنیک پنجره کشویی برای تقسیم‌بندی ضبط‌های EEG استفاده شده است و ویژگی‌ها شامل ویژگی‌های مبتنی بر تجزیه و تحلیل منحنی بازگشت، انرژی نسبی بر اساس ضریب موجک، گشتاورهای آماری، آمار مرتبه بالا، ویژگی‌های جورت و آنتروپی تقریبی محاسبه شده است. در نهایت، ویژگی‌های انتخاب شده توسط الگوریتم ژنتیک به عنوان بردار ویژگی به طبقه‌بندی کننده شبکه عصبی به منظور تمایز بین بخش‌های EEG سالم، تشنج و فواصل بین تشنج اعمال شده‌اند. علاوه بر این، ماهیت سیگنال‌های مغزی در حالت‌های مختلف با استفاده از منحنی بازگشت مورد بررسی قرار گرفته است. عملکرد روش پیشنهادی با استفاده از یک پایگاه داده معیار که در دسترس عموم قرار دارد برای موارد طبقه‌بندی مختلف شامل موارد (سالم، فاصله بدون تشنج، تشنج)، (سالم و تشنجی)، (غیر تشنج و تشنج)، (فواصل بین تشنج و تشنج) مورد بررسی قرار گرفته است. الگوریتم پیشنهادی میانگین دقت ۱۰۰٪ را پس از استفاده از الگوریتم ژنتیک برای همه موارد ارائه می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد که با استفاده از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی، عملکرد روش پیشنهادی افزایش می‌یافته است.

واژه‌های کلیدی: تشخیص تشنج، استخراج ویژگی، آنالیز منحنی بازگشتی، آنتروپی تقریبی، تبدیل ویولت، الگوریتم ژنتیک.

۱- مقدمه

صرع یک اختلال مغزی است که در اثر فعالیت هم‌زمان تعداد زیادی نورون در مغز ایجاد می‌شود. این بیماری مخصوص به گروه سنی خاصی نیست و هر فردی در هر گروه سنی می‌تواند به آن مبتلا شود. این بیماری همه ابعاد زندگی افراد از قبیل شغل، تحصیل، زندگی اجتماعی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. اختلالاتی که افراد مبتلا به صرع با آن روبه‌رو هستند عبارت است از: افسردگی، اضطراب، میگرن، کم‌توجهی و بیش‌فعالی که در کودکان مبتلا به صرع سه الی پنج برابر بیشتر از کودکان عادی است.

صرع پیامدهای قابل توجهی در زمینه رشد رفتاری، یادگیری و زندگی اجتماعی کودک دارد. یکی از علائم بیماری صرع تشنج^۱ است. بروز تشنج سبب اختلال در عملکرد ماهیچه، از بین رفتن سطح هوشیاری، اختلال در حواس بویایی، شنیداری و بینایی می‌شود. در هنگام بروز تشنج حرکات غیرارادی از قبیل ملچ‌ملوچ کردن لب‌ها، جویدن، بلع، راه رفتن به اطراف، رفتار پرخاشگرانه یا فعالیت‌های پیچیده‌تری نظیر تلاش برای برداشتن چیزی روی می‌دهد. انواع مختلفی حمله صرعی وجود دارد که عبارت‌اند از: صرع با تشنج و غش، صرع تونیک، تنش ماهیچه‌ای، پریشانی و حملات ضعیف. تمامی حملات، موجب از دست رفتن هوشیاری می‌شوند. رایج‌ترین روش‌ها برای تشخیص بیماری صرع عبارت‌اند از: الکتروانسفالوگرافی؛ سی تی اسکن^۲ (توموگرافی کامپیوتری)، ام. آر. آی^۳، تست نوار مغزی طولانی مدت همراه با ویدئو [۱].

باوجودی که روش‌های زیادی برای درمان این بیماری ارائه داده شده است، در حدود ۲۵٪ از بیماران مبتلا به صرع دارای تشنجاتی می‌باشند که با هیچ‌یک از روش‌های درمانی موجود قابل کنترل نیستند، همین امر سبب شده است که یافتن روشی قابل اعتماد برای پیش‌بینی رخداد تشنجات بتواند کیفیت زندگی افراد مبتلا به صرع را بهبود بخشد. روش‌های درمانی متعددی در سال‌های اخیر در این زمینه ارائه شده‌اند که شامل درمان با دارو؛ جراحی ناحیه درگیر و برداشت ناحیه مغزی؛ و تحریک عصبی می‌باشند؛ اما مهم‌ترین گام قبل از درمان تشنج درواقع تشخیص بیماری تشنج است که برای این منظور نیز روش‌های متعددی از جمله سی تی اسکن؛ ام آر آی و نوار مغزی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. از آنجایی که ثبت سیگنال‌های EEG ابزاری مناسب به منظور تشخیص تشنج است در این مطالعه نیز از داده‌های EEG بهره گرفته‌ایم.

به‌طور کلی برای تشخیص تشنج دو روش وجود دارد، روش بر مبنای طبقه‌بندی و روش بر مبنای آستانه. در روش آستانه یک ویژگی در پنجره‌های متوالی محاسبه می‌شود و شاخص محاسبه شده در سرتاسر زمان با یک مقدار آستانه مقایسه می‌گردد و هر جا که از مقدار آستانه بیشتر باشد تشنج رخ داده است. در روش طبقه‌بندی ویژگی‌ها در قبل، طول و بعد از رخداد تشنج استخراج می‌شوند ویژگی‌ها به گونه‌ای می‌باشند که بین حالت‌های مختلف تمایز قابل توجهی را نشان دهند، سپس ویژگی‌ها وارد طبقه‌بندی کننده می‌شوند و طبقه‌بندی صورت می‌گیرد. در این مطالعه هدف کلی ارائه روشی بر مبنای طبقه‌بندی به منظور تشخیص خودکار تشنج در بیماران مبتلا به بیماری صرع است. برای این منظور از مجموعه‌ای از ویژگی‌ها در حوزه زمان ویژگی‌ها در حوزه فرکانس بهره خواهیم برد و در نهایت مجموعه‌ای از بهترین ویژگی‌ها با استفاده از الگوریتم تکاملی ژنتیک انتخاب می‌گردد و به منظور طبقه‌بندی وارد یک طبقه‌بندی کننده مناسب که دقت بالایی را فراهم می‌آورد می‌گردد. در این پژوهش، از داده‌های دکتر Andrzejak به منظور ارزیابی عملکرد روش ارائه شده استفاده شده است [۲].

¹ Seizure² CT scan³ MRI

۱- پیشینه‌ی تحقیق

در سال‌های اخیر سامانه‌های دینامیکی غیرخطی دیدگاه‌های امیدوارکننده‌ای را برای تجزیه و تحلیل EEG فراهم کرده‌اند. در دهه گذشته، روش‌های غیرخطی برای آنالیز دینامیکی EEGهای مربوط به تشنج مورد استفاده قرار گرفته است. سیگنال EEG بسیار تصادفی، غیرخطی، غیرثابت و غیر گاوسی است بنابراین ویژگی‌های غیرخطی، مشخصات آن را با دقت بیشتری نسبت به ویژگی‌های خطی بیان می‌کنند. یکی از این ویژگی‌های غیرخطی آنتروپی تقریبی^۴ است. در [۳] یک سیستم تشخیص تشنج خودکار بر مبنای شبکه عصبی پیشنهاد شده است. در این سیستم از آنتروپی تقریبی به عنوان ویژگی ورودی استفاده شده است. آنتروپی تقریبی پارامتر آماری است که قابلیت پیش‌بینی مقدار حاضر سیگنال فیزیولوژیکی را بر مبنای مقادیر گذشته آن مشخص می‌کند. مقدار ApEn در طول تشنج به شدت افت پیدا می‌کند و از همین حقیقت در سیستم پیشنهاد شده استفاده شده است. شبکه عصبی احتمالی و شبکه عصبی المن در این پژوهش برای جداسازی سیگنال حالت سالم و تشنج مورد استفاده قرار گرفته‌اند و دقت ۱۰۰ درصد را به دست آورده‌اند. در این پژوهش از پایگاه داده [۲] استفاده شده است. ویژگی‌های غیرخطی دیگر شامل بعد همبستگی^۵، بزرگ‌ترین مؤلفه لیاپانوف^۶، توان هرست^۷، بعد فرکتال هیگوشی^۸ و آنتروپی نمونه (SE) می‌باشند. در [۴] روش موجک-آشوب برای تجزیه و تحلیل EEG و زیر باندهای دلتا، تتا، آلفا، بتا و گاما به منظور تشخیص تشنج و صرع ارائه شده است. دینامیک‌های غیرخطی سیگنال EEG اصلی به وسیله بعد همبستگی (نشان‌دهنده پیچیدگی سیستم است) و بزرگ‌ترین مؤلفه لیاپانوف (نشان‌دهنده میزان آشوب سیستم است) کمی شده‌اند. روش بر مبنای موجک تغییرات در CD و LLE را در زیر باندهای خاص EEG از یکدیگر جدا می‌کند. روش ارائه شده روی سه گروه از سیگنال‌های مختلف EEG اعمال شده است که عبارت‌اند از: افراد سالم، افراد مبتلا به صرع در طول بازه بدون تشنج و افراد مبتلا به صرع در طول تشنج. در این پژوهش از داده‌های [۲] استفاده شده است.

در [۸] ابتدا سیگنال با استفاده از تبدیل پاکت موجک به زیر باندهای مختلف تجزیه شده است، سپس ویژگی‌های غیرخطی مانند HE، HFD، LLE و SE برای بهبود تبعیض بین حالت‌های مختلف در زیر باندهای حاصل از تجزیه استخراج شده‌اند. سپس با استفاده از تست آماری ANOVA بهترین ویژگی‌ها انتخاب شده‌اند. در مرحله آخر ویژگی‌های انتخاب شده با استفاده از ماشین بردار پشتیبان با کرنل‌های مختلف، درخت تصمیم، نزدیک‌ترین همسایه-k برای انتخاب بهترین طبقه‌بندی کننده طبقه‌بندی شده‌اند. در نهایت مشاهده شده است که ماشین بردار پشتیبان با کرنل تابع پایه شعاعی بالاترین دقت را فراهم کرده است. در این پژوهش از داده‌های [۲] استفاده شده است.

دسته‌ای دیگر از ویژگی‌های غیرخطی به دست آمده از منحنی بازگشتی^۹ می‌باشند که تحت عنوان آنالیز کمی سازی بازگشت^{۱۰} شناخته می‌شوند. در [۵] RQA ثبت‌های EEG و زیر باندهای آن: دلتا، تتا، آلفا، بتا و گاما برای تشخیص تشنج مورد استفاده قرار گرفته است. از آنجایی که RQA به هیچ فرضی در مورد ایستایی، طول سیگنال و نویز نیاز ندارد برای بررسی سیگنال‌های EEG بسیار مناسب است. تجزیه سیگنال EEG اصلی به ۵ زیر باند متوالی سبب تشخیص بهتر دینامیک سیگنال‌های مغزی می‌شود و این امر منجر به طبقه‌بندی بهتر پایگاه داده به سه گروه، افراد سالم، افراد مبتلا به صرع در فواصل

^۴ Approximate entropy (ApEn)^۵ Correlation dimension (CD)^۶ Largest Lyapunov exponent (LLE)^۷ Hurst exponent (HE)^۸ Higuchi fractal dimension (HFD)^۹ Recurrence plot (RP)^{۱۰} Recurrence quantification analysis (RQA)

بین تشنج و افراد مبتلابه صرع در حین تشنج می‌شود. الگوریتم پیشنهادشده بر روی پایگاه داده [۲] اعمال شده است. ترکیب اندازه‌ها پرمینای RQA سیگنال اصلی و زیر باندهای آن‌ها سبب به دست آوردن دقت ۹۸/۶۷ درصد شده است که این امر نشان‌دهنده آن است که روش پیشنهادشده دارای دقت بالایی است.

در [۶] سخت‌افزاری برای استخراج ویژگی و طبقه‌بندی ویژگی‌ها به‌منظور تشخیص تشنج در داده‌های EEG چندکاناله ارائه شده است. ابتدا بررسی شده است که کدام ویژگی‌ها و کدام طبقه‌بندی کننده دارای عملکرد بالاتری می‌باشند و سپس بر اساس این موضوع بخش سخت‌افزاری طراحی شده است. طبقه‌بندی کننده‌هایی که در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفته‌اند شامل: نزدیک‌ترین همسایگی^{۱۱}، ماشین بردار پشتیبان، رگرسیون لجیستیک^{۱۲} و بی‌زین ساده^{۱۳} می‌باشند. ویژگی‌های مورد مطالعه شامل ناحیه زیر موج، طول خط، انرژی متوسط، میانگین دامنه پیک، تغییرات پیک، ریشه میانگین مربع، میانگین دامنه قعر، زوال نرمالیزه شده می‌باشند. ویژگی‌ها و طبقه‌بندی کننده‌ها بر روی داده‌های مربوط به ۲۲ بیمار مبتلابه تشنج تست شده‌اند و در نهایت طبقه‌بندی کننده رگرسیون لجیستیک و ۵ ویژگی سطح زیر موج، زوال نرمالیزه شده، طول خط، میانگین دامنه پیک و میانگین دامنه قعر بهترین نتایج را به دست آورده‌اند. روابط مربوط به نحوه محاسبه این ویژگی‌ها در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۱: بهترین ویژگی‌های انتخاب شده.

ویژگی	رابطه
سطح زیر موج	$A = \frac{1}{W} \sum_{i=0}^{W-1} x_i$
زوال نرمالیزه شده	$D = \left \frac{1}{W-1} \sum_{i=0}^{W-2} I(x_{i+1} - x_i < 0) - 0.5 \right $
طول خط	$l = \sum_{i=1}^W -1 x_i - x_{i-1} $
میانگین دامنه پیک	$P_A = \log_{10} \left(\frac{1}{P} \sum_{i=0}^{P-1} x_{p(i)}^2 \right)$
میانگین دامنه قعر	$V_A = \log_{10} \left(\frac{1}{V} \sum_{i=0}^{V-1} x_{v(i)}^2 \right)$

¹¹ K-nearest neighbor

¹² Logistic regression (LR)

¹³ Naïve Bayes

در جدول W بیان‌کننده طول پنجره^{۱۴}، x، سیگنال ورودی، P تعداد پیک‌ها و V تعداد قعرها است. دسته‌ای دیگر از مقالات روش‌هایی بر مبنای مدل برای تشخیص تشنج ارائه داده‌اند. در [۷] روشی جدید بر مبنای مدل ویژه بیمار برای تشخیص خودکار تشنج در ثبت‌های EEG داخل مجموعه‌ای ارائه شده است. روش پیشنهاد شده بر پیچیدگی‌های روش تشخیص تشنج ویژه بیمار برای پیاده‌سازی‌های عملی غلبه کرده است. روش ارائه شده، مدل تشنج (مجموعه‌ای از توابع پایه) را به عنوان یک تشنج شناخته شده (الگوی تشنج نمونه^{۱۵}) ایجاد می‌کند، و فیلترهای تهی بهینه آماری^{۱۶} به عنوان بلوکی برای تشخیص تشنجات مشابه به کار گرفته شده‌اند.

روند مدل‌سازی الگوی تشنج کاملاً خودکار است. به طور کلی، روش تشخیص، شامل بخش کردن الگوی تشنج نمونه، رد کردن بخش‌های نویزی و غیر مهم، استخراج ویژگی از بخش‌ها برای تولید مجموعه‌ای از مدل‌ها، انتخاب بهترین مدل تشنج و آموزش طبقه‌بندی کننده است. طبقه‌بندی کننده آموزش داده شده برای تشخیص تشنجات مشابه در داده‌های باقی‌مانده به کار گرفته شده است. نتایج روش تشخیص تشنج روی مجموعه ۳۰۴ ساعت ثبت‌های EEG داخل مجموعه‌ای ۱۴ بیمار ارزیابی شده است.

۲- مدل‌سازی مسئله

به طور کلی مقالات بسیاری وجود دارد که روش‌هایی برای تشخیص تشنج ارائه کرده‌اند، ولی مقالات اندکی وجود دارد که در آن‌ها روش‌های تشخیص تشنج ویژه بیمار^{۱۷} مورد بحث قرار گرفته باشد. روش در دو مد عمل می‌کند: مد آموزش و مد تست. در مد آموزش، سیستم مدلی برای تشنج ایجاد می‌کند و یک طبقه‌بندی کننده را با آن آموزش می‌دهد. در مد تست طبقه‌بندی کننده تشنجات مشابه با الگوهای شناخته شده قبلی را از طریق دنبال کردن و تطبیق دادن تکامل زمانی تشنجات تشخیص می‌دهد. تکامل زمانی تشنج رشته‌ای از رخداد ریتم‌های ایستای تکه‌ای^{۱۸} در تشنج است. روش ارائه شده باعث تشخیص دقیق تشنج‌ها می‌شود و تشخیص‌های غلط را که به علت آرتیفکت‌ها ایجاد شده‌اند را کاهش می‌دهد. روش مورد استفاده برای پردازش سیگنال‌های مغزی بررسی می‌شود. به طور کلی هر مسئله تشخیص و شناسایی دارای دو مرحله کلیدی زیر است:

الف) استخراج و انتخاب ویژگی^{۱۹}

ب) بازشناسی و تشخیص^{۲۰}

این مراحل در شکل ۳-۱ برای یک مسئله بازشناسی الگو به طور کلی نشان داده شده است. همان طور که در این شکل مشاهده می‌شود، پس از ثبت فعالیت مغزی با استفاده از الکترودهای سطحی و پیش‌پردازش، نوبت به مرحله استخراج ویژگی است. در مرحله استخراج ویژگی هدف استخراج اطلاعات مفید و مرتبط با عملکرد شناختی مورد نظر (تشخیص تشنج از سیگنال غیر تشنج) از سیگنال خام EEG است. به عنوان مثال، در ساده‌ترین حالت ممکن دامنه سیگنال و یا انرژی باندهای فرکانسی

¹⁴ Window length

¹⁵ Template seizure pattern

¹⁶ Statistically optimal null filter (SONF)

¹⁷ الگوریتم‌هایی می‌باشند که برای هر بیمار خاص به گونه‌ای متفاوت عمل می‌کنند. سیگنال‌های مغزی هر بیمار دارای ماهیتی متفاوت می‌باشد و این الگوریتم‌ها تفاوت‌ها در بیماران را برای تشخیص تشنج در نظر می‌گیرند.

¹⁸ Piecewise stationary rhythms

¹⁹ Feature Extraction

²⁰ Classification, Recognition

از جمله گاما، بتا، آلفا، تتا و دلتا می‌تواند توصیفگر اطلاعاتی در مورد تغییرات سیگنال در حالت‌های مختلف باشد. در نهایت مرحله طبقه‌بندی است در این مرحله ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال وارد طبقه‌بندی کننده مناسب می‌شوند و کلاس‌های مختلف در این مرحله مشخص می‌گردد [۸].



شکل ۱: بلوک دیاگرام یک سیستم بازشناسی الگو.

معرفی ویژگی‌ها

برخی از ویژگی‌هایی که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته‌اند در ادامه ارائه داده شده‌اند.

• توصیف گرهای جورت^{۲۱}

دسته دیگر از مشخصه‌های مورد استفاده در تحلیل زمانی سیگنال‌های مغزی، پارامترهای جورت هستند. این توصیفگرها که توسط جورت ابداع شده‌اند عبارت‌اند از: فعالیت، تحرک و پیچیدگی که در ادامه این پارامترها بررسی می‌شوند.

الف- فعالیت یا واریانس پنجره گذاری شده

این ویژگی واریانس پنجره گذاری شده هم نامیده می‌شود و برابر با واریانس سیگنال در پنجره است. این ویژگی با استفاده از رابطه (۳-۲۳) محاسبه می‌شود.

$$activity = \frac{1}{T} \int_{t-T}^t S^2(t) dt \quad ۱$$

ب- تحرک

این اندازه به صورت انحراف استاندارد مشتق اول سیگنال به انحراف استاندارد خود سیگنال تعریف می‌شود و با استفاده از رابطه (۳-۲۴) محاسبه می‌گردد:

$$mobility = \frac{\sigma_{s'}}{\sigma_s} = \frac{\frac{1}{T} \sqrt{\int_{t-T}^t (ds/dt)^2 dt}}{\sqrt{activity}} \quad ۲$$

در رابطه بالا σ بیان کننده انحراف استاندارد است.

ج) پیچیدگی

پیچیدگی به صورت نسبت تحرک مشتق اول سیگنال به تحرک خود سیگنال تعریف می‌شود و با استفاده از رابطه (۳-۲۵) محاسبه می‌گردد:

²¹ Hjorth

$$complexity = \frac{\sigma_{s''}/\sigma_{s'}}{\sigma_{s'}/\sigma_s} = \frac{\sqrt{\left(\int_{t-T}^t (d^2s/dt^2)^2 dt\right) / \left(\int_{t-T}^t (ds/dt)^2 dt\right)}}{mobility} \quad (25-3)$$

- گشتاورهای آماری و آماره‌های مرتبه بالا

الف) گشتاورهای آماری

مینیمم، ماکزیمم، متوسط و انحراف استاندارد چهار گشتاور آماری هستند که به‌عنوان ویژگی مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

ب) آماره‌های مرتبه بالا

چولگی

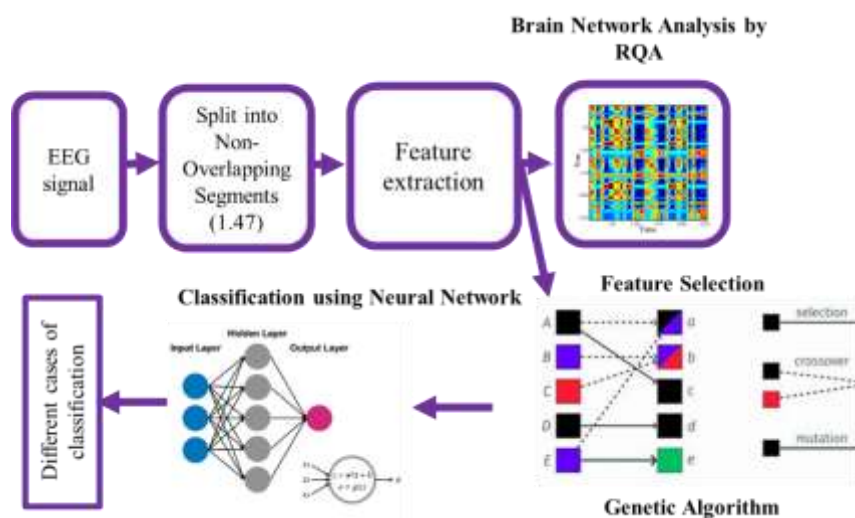
چولگی^{۲۲} کمیتی است که چگونگی تقارن یک توزیع را مشخص می‌کند، یک توزیع متقارن دارای چولگی صفر است.

کشیدگی

کشیدگی^{۲۳} مشخص می‌کند که آیا شکل توزیع داده‌ها بر توزیع گوسی منطبق است یا نه؟ توزیع گوسی دارای کشیدگی صفر، توزیع صاف‌تر دارای کشیدگی منفی و توزیع برآمده‌تر دارای کشیدگی مثبت است. کشیدگی واحد ندارد. کشیدگی برابر با گشتاور چهارم نرمال شده است، به عبارت دیگر کشیدگی معیاری از تیزی منحنی در نقطه ماکزیمم است.

۴- نتایج شبیه‌سازی

نمایی کلی از الگوریتم استفاده‌شده در این مطالعه در شکل ۲ آورده شده است.



شکل ۲: نمایی کلی از الگوریتم ارائه‌شده

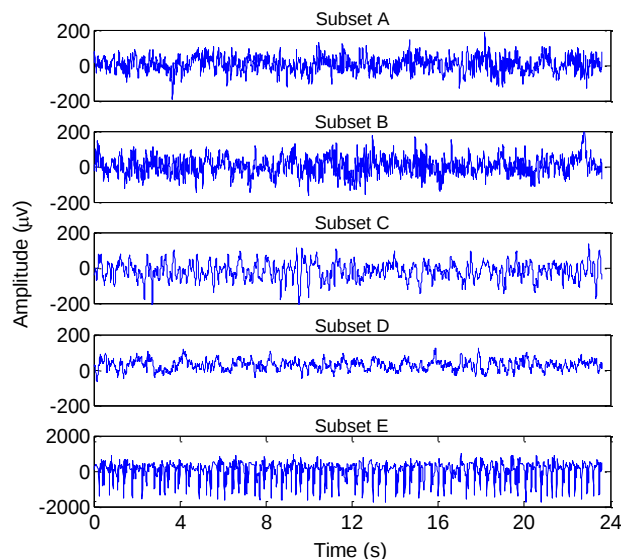
پایگاه داده

برای تشخیص تشنج داده‌های ارائه‌شده توسط دکتر آندرزاک از مرکز صرع، دانشگاه بن آلمان [۲] مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این داده‌ها شامل ۵۰۰ بخش EEG تک کاناله با مدت زمان ۲۳/۶ ثانیه است. ۵۰۰ بخش به ۵ گروه (A-B) که هر گروه شامل ۱۰۰ بخش است طبقه‌بندی می‌شوند. مجموعه‌های A و B شامل داده‌های EEG ثبت‌شده از سطح پوست سر با استفاده از

²² Skewness

²³ Kurtosis

استاندارد ۲۰-۱۰ در حالت چشمان باز و بسته به ترتیب می‌باشند. مجموعه‌های C و D و E سیگنال‌های EEG مربوط به بیماران مبتلا به بیماری صرع قبل از عمل جراحی می‌باشند. مجموعه‌های C و D شامل EEG‌های ثبت شده در طول فواصل بدون تشنج (به عنوان مثال interictal) می‌باشند و مجموعه E شامل EEG‌های ثبت شده در فواصل تشنج (به عنوان مثال ictal) است. فرکانس نمونه برداری داده‌ها ۱۷۳/۶۱ هرتز است بنابراین هر سگمنت شامل ۴۰۹۷ نقطه است. برای محاسبه ویژگی‌ها هر سگمنت با استفاده از پنجره مستطیلی به بلوک‌هایی به طول ۱/۴۷ ثانیه که شامل ۲۵۶ نقطه است تقسیم می‌شود. در شکل ۳ سیگنال‌های EEG استفاده شده نشان داده شده‌اند. با تقسیم بندی سیگنال به بلوک‌هایی به طول ۱/۴۷ ثانیه برای هر کلاس طبقه بندی ۱۶۰۰ سگمنت خواهیم داشت.



شکل ۳: نمونه‌ای از سیگنال‌های EEG زیرمجموعه‌های (A-E) به ترتیب از بالا به پایین.

داده‌ها در ۵ حالت مختلف طبقه بندی شده‌اند. در جدول ۲ حالت‌های مختلف آورده شده است.

جدول ۲: حالت‌های طبقه بندی داده‌ها

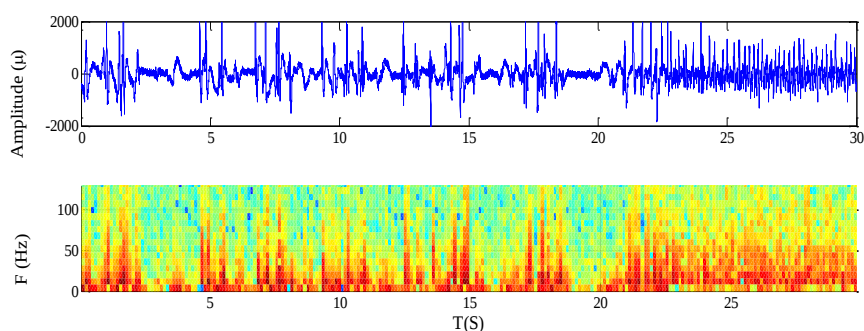
حالت I	حالت II	حالت III	حالت IV	حالت V
(E), (C,D), (A,B)	(E), (D), (A)	(E), (A)	(E), (A, B, C, D)	(E), (D)
بین تشنج سالم و تشنج	بین تشنج سالم و تشنج	تشنج و سالم	بین تشنج سالم	بین تشنج و تشنج

برای حالت I بردار ویژگی دارای ۸۰۰۰ عضو است که ۳۲۰۰ (2×1600) برای کلاس اول (A, B) که کلاس مربوط به حالت سالم است، ۳۲۰۰ (2×1600) برای کلاس دوم (C, D) که کلاس مربوط به فواصل بین تشنج است و ۱۶۰۰ عضو برای کلاس سوم که مربوط به حالت تشنج (E) است. برای سایر حالت‌های طبقه بندی که در جدول ۲ آورده شده است به همین ترتیب به ازای هر گروه داده ۱۶۰۰ بخش وجود خواهد داشت.

در شکل ۴ سیگنال تشنج و تبدیل فوریه زمان کوتاه^{۲۴} آن نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود با

²⁴ Short-Time Fourier Transform (STFT)

رخداد تشنج میزان انرژی سیگنال افزایش یافته است. سیگنال‌های مغزی بین حالت نرمال و تشنج و فواصل بین تشنج دارای تفاوت‌های قابل ملاحظه‌ای می‌باشند بنابراین سیگنال مغزی ابزار مناسبی برای بررسی وضعیت است.



شکل ۴: سیگنال تشنج و تبدیل فوریه زمان کوتاه.

استخراج ویژگی

برای هر بلاک با ۲۵۶ نقطه‌ی ۵۵ ویژگی شامل ویژگی‌های مبتنی بر منحنی بازگشتی، آنتروپی تقریبی سیگنال اصلی و آنتروپی تقریبی ضرایب تبدیل پکت موجک، تحلیل توصیف گرهای جورت، ممآن‌های آماری و آماره‌های مرتبه بالا، و انرژی نسبی با استفاده از ضرایب ویولت محاسبه شده است.

به منظور انجام آنالیز بیشتر برای هر حالت طبقه‌بندی ۵ گره که دارای دقت بالاتری می‌باشند انتخاب می‌شوند. در جدول ۳، ۵ گره انتخاب شده برای هر حالت طبقه‌بندی آورده شده است.

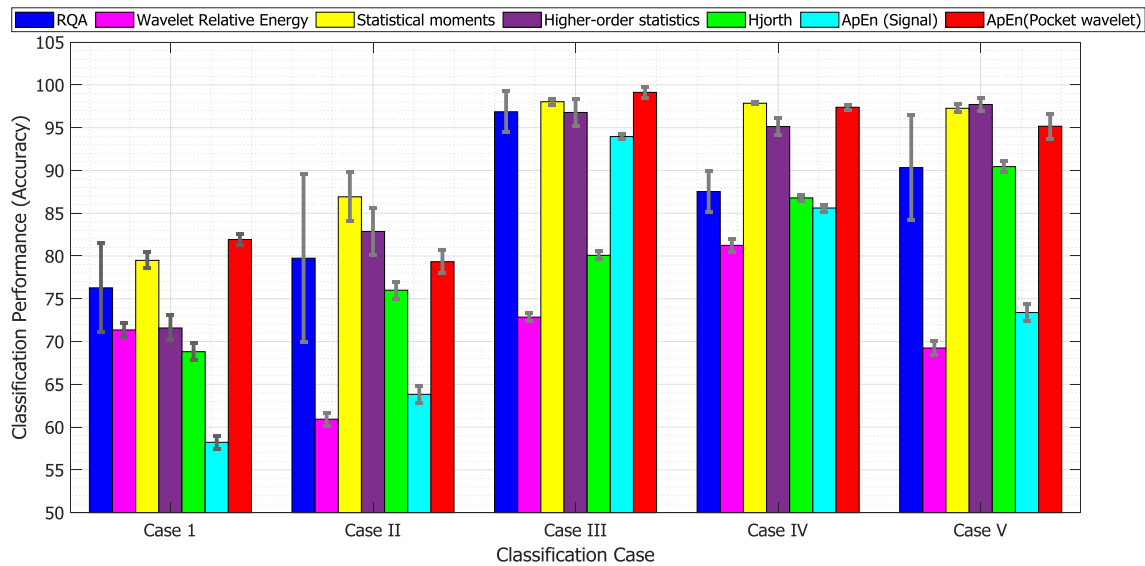
جدول ۳: انتخاب ۵ گره با بالاترین دقت در هر حالت طبقه‌بندی

حالت طبقه‌بندی	حالت I	حالت II	حالت III	حالت IV	حالت V
شماره گره	۵، ۶، ۱۵، ۱۴	۵، ۷، ۱۴، ۱۵	۱، ۲، ۳، ۴، ۷	۲، ۴، ۵، ۶، ۸	۷، ۸، ۱۴، ۱۵
	۱۳	۱۶			۱۶

جدول ۴: دقت طبقه‌بندی مربوط به ۵ گره انتخاب شده

حالت طبقه‌بندی	حالت I	حالت II	حالت III	حالت IV	حالت V
دقت	۰.۸۱±۰.۰۶۵	۰.۷۹±۰.۰۳۳	۰.۹۹±۰.۰۱۳	۰.۹۷±۰.۰۳۹	۰.۹۵±۰.۰۱۷
			۶۶	۳۲	۴۸

نتایج حاصل شده به طور خلاصه در شکل ۵ قابل مشاهده است. همان طور که در شکل مشاهده می‌شود، برای حالت I و حالت II با استفاده از روش‌های ارائه شده دقت بالایی فراهم نشده است. درحالی که در بخش بعدی نشان می‌دهیم که با ترکیبی از تمام ویژگی‌ها و سپس با انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم ژنتیک دقت طبقه‌بندی برای تمام حالت‌های طبقه‌بندی برابر با ۱۰۰ است.



شکل ۵: بارپلات مربوط به دقت طبقه‌بندی با استفاده از مجموعه ویژگی‌های مختلف.

انتخاب ویژگی بر مبنای الگوریتم ژنتیک

در آخر برای کاهش تعداد ویژگی‌ها از روش انتخاب ویژگی بر مبنای الگوریتم ژنتیک استفاده می‌کنیم. در جدول ۵ دقت مربوط به انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم ژنتیک آورده شده است.

جدول ۵: دقت طبقه‌بندی بعد از اعمال الگوریتم ژنتیک

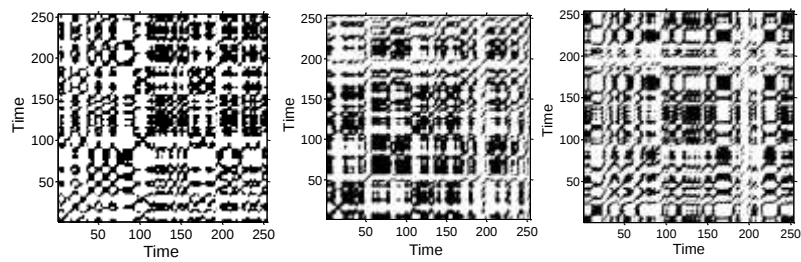
حالت	حالت I	حالت II	حالت III	حالت IV	حالت V
دقت	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰

همان‌طور که در جدول ۵ می‌توان دید دقت طبقه‌بندی برای هر ۵ حالت طبقه‌بندی بعد از اعمال الگوریتم ژنتیک به بالاترین مقدار ممکن یعنی ۱۰۰ رسیده است؛ بنابراین نه تنها بار محاسباتی کاهش یافته است بلکه در برخی موارد دقت طبقه‌بندی با اعمال الگوریتم ژنتیک بر روی مجموعه ویژگی‌ها بهبود یافته است.

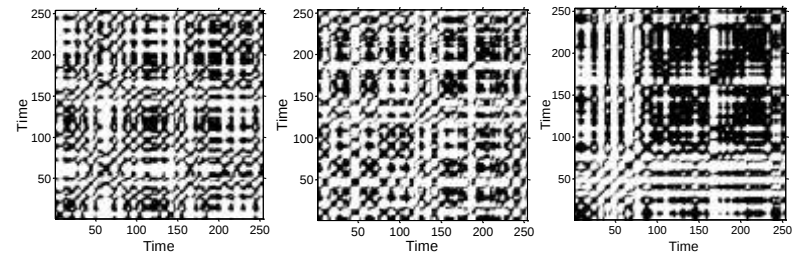
آنالیز ماهیت سیگنال‌ها با استفاده از منحنی بازگشتی

همان‌طور که در شکل‌های ۶ دیده می‌شود منحنی بازگشتی مربوط به افراد سالم (شکل ۶) (قسمت A و B) دارای خط‌های عمودی و افقی با طول‌های کوتاهی است، خط‌های عمودی و افقی مستطیل‌هایی را ایجاد می‌کنند که نشان می‌دهد که سیستم در یک حالت مشخص به دام افتاده است و یا سیستم بدون تغییر و یا دارای تغییرات آهسته در زمان است. ساختارهای عمودی در RP نشان‌دهنده رخداد حالت‌های لامینار در دینامیک‌های سیستم می‌باشند. در طول بازه‌های مربوط به بین تشنج (شکل ۶) (قسمت C و D)، RP، باندها و یا نواحی سفیدی را دارا است که نشان‌دهنده تغییرات ناگهانی در دینامیک‌های سیستم می‌باشد. سیگنال‌های مغزی در فواصل بین تشنج، فرآیندهایی غیر ایستا می‌باشند، بنابراین ممکن است در آن‌ها حالت‌های نادر و دور از واقعی رخ دهد که این حالت‌ها سبب ایجاد باندها و یا نواحی سفید در RP می‌گردد.

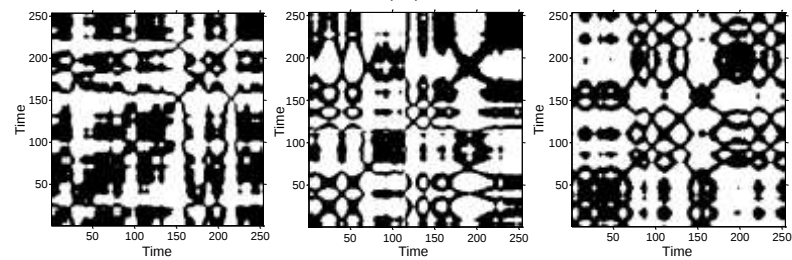
در طول تشنج (شکل ۶ قسمت E)، ساختارهای بازگشتی پریودیک یا شبه پریودیک (خطهای قطری، ساختارهای شطرنجی) قابل مشاهده می‌باشند. این ساختارها نشان‌دهنده این می‌باشند که سیستم دارای رفتار پریودیک یا شبه پریودیک است. نتایج نشان می‌دهد که RP می‌تواند تغییرات دینامیکی سیگنال‌های EEG را در طول حالت‌های مغزی مختلف نشان دهد بنابراین ویژگی‌های به‌دست‌آمده از منحنی بازگشتی ویژگی‌هایی مناسب برای طبقه‌بندی حالت‌های مختلف می‌باشند.



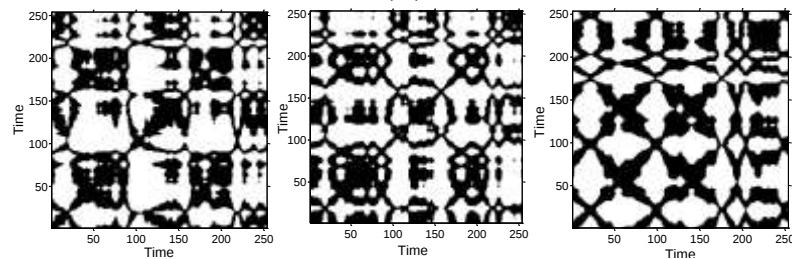
(A)



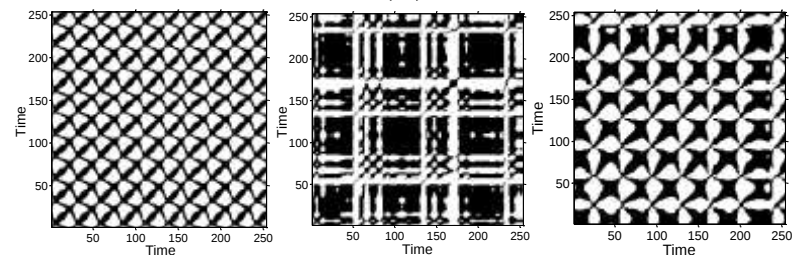
(B)



(C)

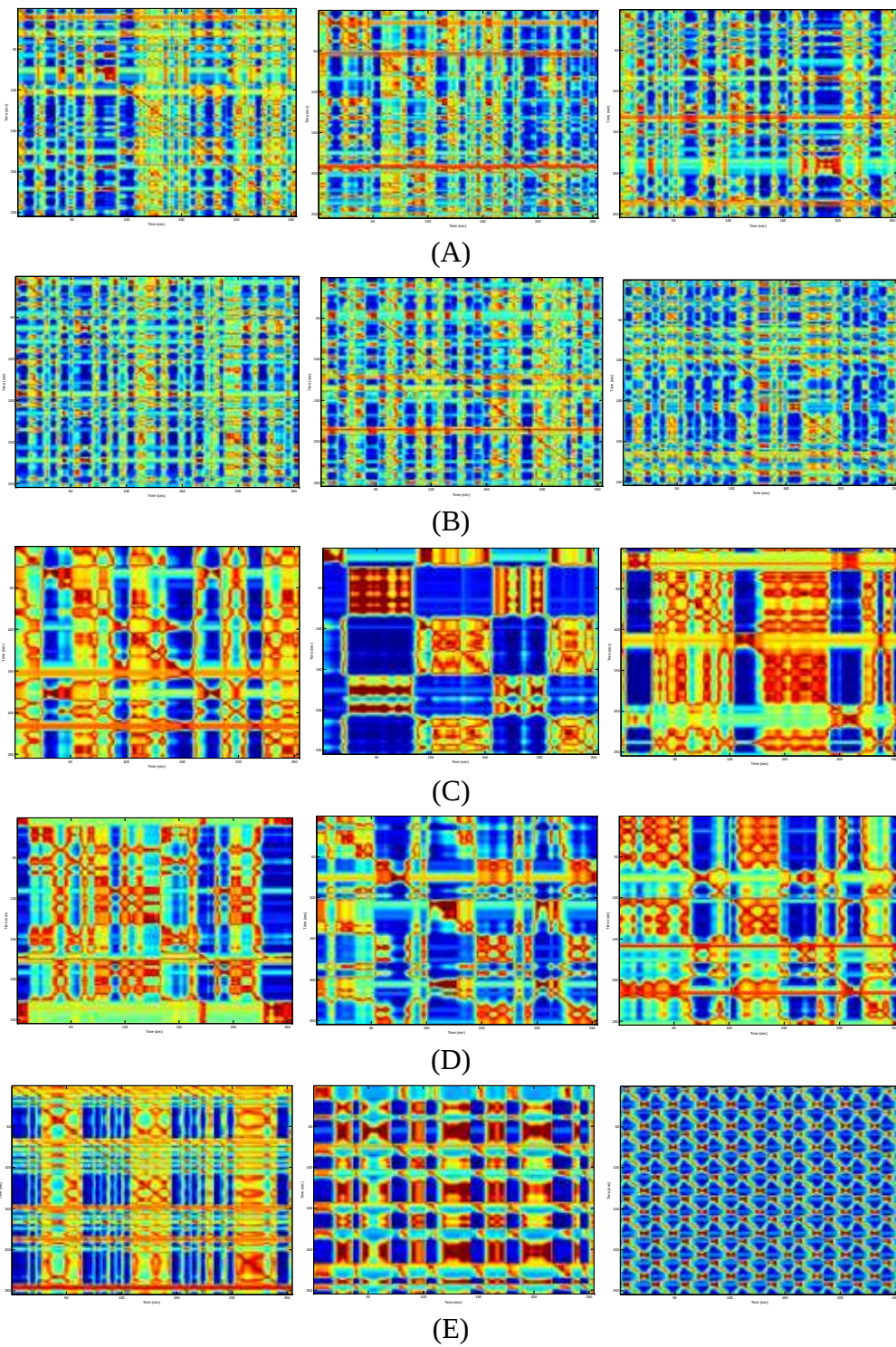


(D)



(E)

شکل ۶: منحنی بازگشتی با آستانه برای سه بلاک متمایز که به طور تصادفی انتخاب شده‌اند (مجموعه داده‌های (A-E) به ترتیب از بالا به پایین).



شکل ۷: منحنی بازگشتی بدون آستانه برای سه بلاک متمایز که به طور تصادفی انتخاب شده‌اند (مجموعه داده‌های (A-E) به ترتیب از بالا به پایین).

۵-نتیجه گیری

در این پژوهش روشی به منظور تشخیص خودکار تشنج ارائه گشته است. تشخیص تشنج به طور کلی مفهومی مشابه با دسته‌بندی سیگنال‌های مغزی در گروه‌های تشنج، بین تشنج و فواصل بین تشنج است. یکی از مطالب مهم در هر سیستم طبقه‌بندی استخراج ویژگی‌های مناسب است. ویژگی‌ها باید به گونه‌ای انتخاب شوند که بیشترین تمایز را بین حالت‌های مختلف فراهم کنند. در این پژوهش مجموعه‌ای از ویژگی‌های آنالیز منحنی بازگشت، انرژی نسبی ضرایب ویولت، ممّان‌های آماری و آماره‌های مرتبه بالا، توصیف گرهای جورت، آنتروپی تقریبی سیگنال و آنتروپی تقریبی ضرایب تبدیل پکت موجک به عنوان ویژگی برای تشخیص تشنج مورد استفاده قرار گرفته‌اند. سپس به منظور بهبود دقت در تمام حالت‌های طبقه‌بندی از الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب ویژگی استفاده شده است. در نهایت به منظور طبقه‌بندی ویژگی‌های در ۵ حالت مختلف طبقه‌بندی از شبکه عصبی بهره گرفتیم.

مراجع

- [1] Alam, S. S., & Bhuiyan, M. I. H., "Detection of seizure and epilepsy using higher order statistics in the EMD domain", *IEEE journal of biomedical and health informatics*, pp. 312-318, 2013.
- [2] Andrzejak, R. G., Lehnertz, K., Mormann, F., Rieke, C., David, P., Elger, C. E., "Indications of nonlinear deterministic and finite-dimensional structures in time series of brain electrical activity: Dependence on recording region and brain state", *Physical Review E*, p. 061907, 2001
- [3] Srinivasan, V., Eswaran, C., Sriraam, N., "Approximate entropy-based epileptic EEG detection using artificial neural networks", *IEEE Transactions on information Technology in Biomedicine*, pp. 288-295, 2007.
- [4] Adeli, H., Ghosh-Dastidar, S., Dadmehr, N., "A wavelet-chaos methodology for analysis of EEGs and EEG subbands to detect seizure and epilepsy", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, pp. 205-211, 2007.
- [5] Niknazar, M., Mousavi, S. R., Vahdat, B. V., Sayyah, M., "A new framework based on recurrence quantification analysis for epileptic seizure detection", *IEEE journal of biomedical and health informatics*, pp. 572-578, 2013.
- [6] Page, A., Sagedy, C., Smith, E., Attaran, N., Oates, T., Mohsenin, T., "A flexible multichannel EEG feature extractor and classifier for seizure detection", *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, pp. 109-113, 2014.
- [7] Yadav, R., Swamy, M. N. S., Agarwal, R., "Model-based seizure detection for intracranial EEG recordings", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, pp. 1419-1428, 2012.
- [8] Teplan, M., "Fundamentals of EEG measurement", *Measurement science review*, pp. 1-11, 2002.