طبقه‌بندی حمله صرعی در سیگنال EEG با استفاده از سیستم استنتاج عصبی- فازی تطابقی

مهدیه قاسمی[1]، مهراد پوریوسف[2]

تاریخ دریافت ۱۳۹۷/۰۶/۱۴ تاریخ پذیرش ۱۳۹۷/۰۹/۰۱

چکیده

پیش‌زمینه و هدف: بیماری صرع نوعی اختلال مغزی است که در آن سلول‌های عصبی پیام‌های غیرطبیعی دریافت می‌کنند. این بیماری می‌تواند منجر به بروز رفتارها و علائم و احساسات غیرطبیعی ازجمله از بین رفتن هوشیاری شود، که حمله صرعی یا تشنج نامیده می‌شود. تشخیص و طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG در زمان‌های تشنج از زمان‌های بدون حمله و بررسی وضعیت بیمار در بازه‌های زمانی شروع تا پایان تشنج حائز اهمیت است.

مواد و روش کار: برای این منظور در این مقاله از ۱۰۰ نمونه سیگنال EEG در پنج گروه مختلف که در مرکز صرع در دانشگاه بن آلمان ثبت‌شده، استفاده‌شده است. در این مجموعه، داده‌ها به‌وسیله الکترودهای سطحی برای افراد سالم و برای بیماران به‌وسیله الکترودهای کاشتنی در هیپوکامپو لوب گیجگاهی گرفته‌شده است. در روش ارائه‌شده در این مقاله، از اطلاعات زمان-فرکانس در پنج طیف اصلی سیگنال EEG، ویژگی‌های آماری استخراج شده است. پس از کاهش بعد ویژگی‌های آماری، طبقه‌بندی بر پایه شبکه‌های تطابقی با استنتاج فازی (ANFIS) انجام شده است.

یافته‌ها: نتیجه حاصل از ترکیب پیشنهادی ما در طبقه‌بندی کننده توانست به خطای نوع اول و دوم طبقه‌بندی به ترتیب صفر و ۰/۰۲ درصد دست یابد که بهترین نتیجه نسبت به مقالات پیشین بر روی مجموعه دادگان مشترک بوده است.

بحث و نتیجه‌گیری: طبقه‌بندی سیگنال EEG جهت تشخیص بروز حمله، می‌تواند در تشخیص مواردی که ظهور علائم بالینی مشکوک به تشنج خصوصاً در نوزادان، مؤثر واقع شود.

کلیدواژه‌ها: تشنج صرعی, شبکه‌های تطابقی با استنتاج فازی، موجک, ویژگی‌های آماری

مجله پزشکی ارومیه، دوره بیست و نهم، شماره دهم، ص ۷۱۵-۷۰۷، دی ۱۳۹۷

آدرس مکاتبه: نیشابور، انتهای بلوار جانبازان، بلوار نظام الملک، دانشگاه نیشابور، گروه مهندسی پزشکی، تلفن:۰۹۱۵۵۵۱۲۳۷۷

Email: m.ghasemi@neyshabur.ac.ir

مقدمه

بیماری صرع نوعی اختلال مغزی است که در آن سلول‌های عصبی پیام‌های غیرطبیعی دریافت می‌کنند. این بیماری می‌تواند منجر به بروز رفتارها و علائم و احساسات غیرطبیعی گذرا ازجمله از بین رفتن هوشیاری شود، که حمله صرعی یا تشنج نامیده می‌شود. حدوداً ۶۰ میلیون نفر در جهان مبتلا به بیماری صرع هستند که تقریباً یک در صد از آن‌ها در طول زندگی خود تشنج را تجربه می‌کنند(۱). این تشنج‌ها ناشی از یک اختلال گذرا و غیرمنتظره مغز و تخلیه عصبی بیش‌ازحد در بازه زمانی کوتاه است. این تشنج‌ها می‌تواند باعث ایجاد شرایطی سخت برای بیمار شود و یا زندگی او را تهدید کند. سیگنال الکترو انسفالوگرافی(EEG)[1] برای بررسی مغز و تشخیص بیماری‌های مغزی مخصوصاً صرع و تشنجات صرعی به‌عنوان ابزار رایج بسیار مورداستفاده قرار می‌گیرد.

در سیگنال EEG اغلب بیماران صرعی، الگوهای غیرطبیعی گذرایی وجود دارد که از روی آن می‌توان بیماری صرع را شناسایی کرد. بسیاری از ویژگی‌های سیگنال EEG در طول رخداد یک حمله صرعی در مقایسه با حالت طبیعی بیمار، تغییر می‌کند. درواقع اطلاعات زمان-فرکانس فعالیت نورون‌ها به‌تدریج از حالت طبیعی به حالت میانی قبل از تشنج تغییر می‌یابد و سپس وارد حالت تشنج می‌شود(۲).

علی‌رغم ایجاد این تغییرات در سیگنال EEG، در بسیاری موارد به دلایل وجود آرتیفکت‌های زیادی ازجمله سیگنال مربوط به

[1]استادیار گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه نیشابور، نیشابور، ایران (نویسنده مسئول)

[2]دانشجوی کارشناسی رشته مهندسی برق، آزمایشگاه مهندسی پزشکی، دانشگاه نیشابور، نیشابور، ایران

[1]ElectroEncephaloGraphy

فعالیت ماهیچه‌ای در حین حمله صرعی، سیگنال مربوط به فعالیت قلب و پلک زدن چشم، تشخیص بصری بیماری صرع را به‌عنوان یکی از چالش مطرح کرده است. خصوصاً در مواردی که علائم بالینی مشکوک به حمله صرعی مشابه آنچه در نوزادان نارس وجود دارد، تشخیص بیماری صرع با خطای زیادی همراه بوده است.

از سوی دیگر به دلیل تضعیف سیگنال‌های رسیده به الکترودها به‌خصوص در عبور از بافت استخوانی جمجمه و همچنین وجود هادی حجمی جریان الکتریکی در بافت مغز، سیگنالی که در هر الکترود ثبت می‌شود در حقیقت برآیند فعالیت‌های الکتریکی نواحی اطراف الکترود موردنظر است و ممکن است دقیقاً اطلاعات ناحیه مرکز صرع به‌درستی در الکترودها منعکس نگردد.

زمان زیاد بررسی الکتروآنسفالوگرافی و در برخی موارد تشخیص نادرست باعث بروز مشکلات بسیار زیادی در بیماران می‌شود. بنا بر دلایل ذکرشده، از سال‌های گذشته تشخیص خودکار بیماری صرع موردتوجه متخصصان بوده زیرا این کار متخصصان را از وضعیت بیمار مطلع می‌کند و بسیار دقیق‌تر از راه‌های شهودی رایج می‌تواند بیماری را تشخیص دهد(۳، ۴).

بررسی‌ها نشان می‌دهد که تشخیص حملات صرع از روی تحلیل سیگنال EEG با توجه به بروز تغییرات عمده در ویژگی‌های طیفی آن، نتایج مطلوبی در پی داشته است(۵).

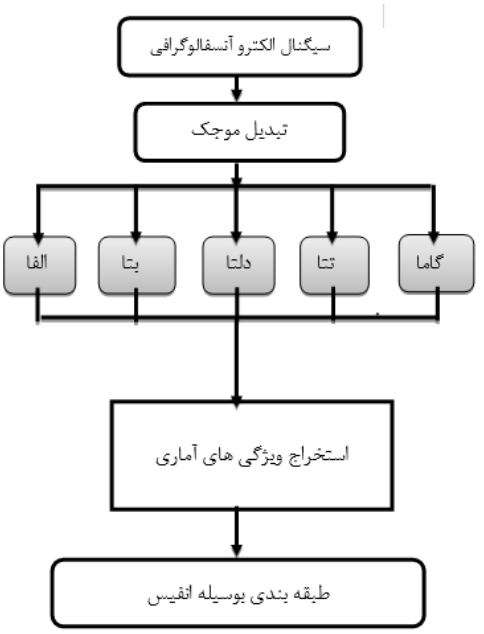
در سال‌های اخیر مطالعاتی در زمینه تجزیه‌وتحلیل فرکانسی سیگنال‌های انسفالوگرافی با استفاده از تبدیل موجک جهت طبقه‌بندی پیشنهاد شده است(۶). تبدیل موجک می‌تواند اطلاعات زمان-فرکانس باندهای مختلف فرکانسی دلتا، تتا، آلفا، بتا، گامای سیگنال‌های مغزی را تفکیک کرده و در اختیار قرار دهد. به‌منظور طبقه‌بندی این روند در مطالعات پیشین برای طبقه‌بندی تشنج صرعی از تبدیل موجک و طبقه‌بندی به کمک ماشین بردار پشتیبان(۷-۹) و یا از انواع شبکه‌های عصبی (۱۰) برای طبقه‌بندی تشنج صرعی استفاده شده است.(۱۱).

در این مقاله رویکرد جدیدی ارائه‌شده که در آن جهت طبقه‌بندی سیگنال‌های حاوی وقوع حمله صرعی از شبکه مبتنی بر ANFIS[2](۱۱)استفاده شده است که در بین طبقه‌بندی کننده‌های سیگنال EEG تاکنون به آن کم‌تر پرداخته شده است. برای طبقه‌بندی سیگنال EEG شامل حمله صرع روش پیشنهادی به این‌گونه است که در ابتدا سیگنال الکتروآنسفالوگرافی به پنج زیرباند از طیف‌های مختلف به‌وسیله تبدیل موجک تجزیه شده است. سپس برای هریک از این زیرباندها ویژگی‌های آماری استخراج شده است. این ویژگی‌های را که در پنج زیرباند تعریف شده‌اند را به طبقه‌بندی کننده‌ی با سرپرستی ANFISوارد شده است. دادگان EEG مقاله، داده‌هایAndrzejak و همکاران(۱۲)است که در وب‌سایت ایشان در دسترس قرار داده شده است.گروه‌های این داده‌ها شامل مجموعه A (داوطلب سالم چشم باز با الکترود سطحی) مجموعه B (داوطلب سالم چشم بسته با الکترود سطحی) مجموعه C (زمان‌های بدون تشنج از ۵ بیمار از الکترود کاشته شده در ناحیه هیپوکمپ) مجموعه D (زمان‌های بدون تشنج از ۵ بیمار از الکترود کاشته شده در ناحیه اپیتوگرافی) و مجموعه E (زمان‌های با تشنج از الکترود کاشته شده در نواحی مذکور) می‌باشد. هر گروه دارای ۱۰۰ نمونه EEG تک کاناله است. در نهایت میزان دقت کلی در طبقه‌بندی و عملکرد شبکه ANFIS و همچنین دقت در طبقه‌بندی توسط ویژگی‌های مختلف ارائه داده شده است. مباحث مطرح در مقاله به شرح ذیل است: بعد از معرفی دادگان EEG بکار گرفته شده در این تحقیق، استخراج ویژگی‌های زمان-فرکانس برمبنای ضرایب موجک تشریح می‌شوند. سپس به ویژگی‌های آماری جهت استخراج ویژگی پرداخته می‌شود. شبکه‌های استنتاج فازی عصبی تطابقی به‌عنوان طبقه‌بندی کننده در ادامه معرفی می‌شوند. در انتها نتایج پیاده‌سازی ارائه‌شده و با تحقیقات قبلی در این خصوص مقایسه خواهند شد.

مواد و روش کار

مراحل کلی انجام کار در این تحقیق در شکل ۱ نشان داده شده است. ابتدا سیگنال الکتروآنسفالوگرافی به پنج زیرباند از طیف‌های مختلف دلتا با محدوده ۰،۱ تا ۳،۵ هرتز، تتا با محدوده ۴ تا ۷،۵ هرتز، آلفا با محدوده ۸ تا ۱۳ هرتز، بتا با محدوده ۱۴ تا ۳۰ هرتز و امواج گاما با محدوده بزرگ‌تر از ۳۰ هرتز به‌وسیله تبدیل موجک تجزیه شده است. در مرحله بعد استخراج ۱۱ ویژگی آماری مربوط به هر یک از زیرباندهای فرکانسی شامل میانگین، انحراف معیار، مینیمم، ماکزیمم، مد، میانه، رنج، چارک اول، چارک دوم، کشیدگی و چولگی محاسبه شده است. سپس ویژگی‌های استخراج شده به طبقه‌بندی کننده با سرپرستی، ANFIS که با روش کاهش گرادیان برگشتی آموزش داده شده است، وارد شده است.

[2]Adaptive Neuro Fuzzy Inference System



شکل (۱): فلوچارت مراحل انجام تحقیق

دادگان EEG:

دادگان مربوط به این آزمایش داده‌های EEG مربوط به ۱۰۰ نفر بیماران صرعی و افراد سالم بوده که در مرکز صرع در دانشگاه بن آلمان توسط دکتر ralph anderzjack انجام شده است و به‌صورت آنلاین بر روی سایت قابل‌دسترسی است(۱۲). در این مجموعه، پنج دسته مختلف وجود دارد: در دو گروه A و B داده‌ها به‌وسیله الکترودهای سطحی برای افراد سالم چشم باز و چشم بسته می‌باشد و در سه گروه C تا E توسط الکترود کاشتنی در هیپوکامپو لوب گیجگاهی گرفته شده است. طول سری زمانی ۲۳،۶ ثانیه می‌باشد و فرکانس نمونه‌برداری ۱۷۳ هرتز است.نحوه و محل کاشت الکترودها را در شکل ۲نشان داده شده است.

شکل (۲): تصویر مربوط به الکترود کاشتنی برای ارزیابی بیمار مبتلا به صرع که با عمل جراحی الکترودها کاشته شده‌اند. (۱۲).

تبدیل موجک:

اختلالات ایجادشده در سیگنال الکتروآنسفالوگرافی برای بیماری‌های مغزی مانند صرع به‌راحتی قابل‌تشخیص نیستند. تکنیک‌های معمولی برای این کار میزان کیفیت تشخیص را پایین می‌آورند. برای تشخیص تشنج‌های صرعی باید از روش‌های بسیار دقیقی استفاده کرد. یکی از روش‌هایی که می‌تواند با دقت بالایی اطلاعات زمان فرکانس سری‌های زمانی را محاسبه کند، تبدیل موجک گسسته است که یک تبدیل فرکانسی خطی محسوب می‌شود(۱۳).زیرباندهای فرکانسی که در هریک از آن‌ها ضرایب موجک استخراج شده‌اند، در جدول ۱ آمده است(۱۴، ۱۵).

جدول (۱): طیف‌های تجزیه شده از سیگنال EEG

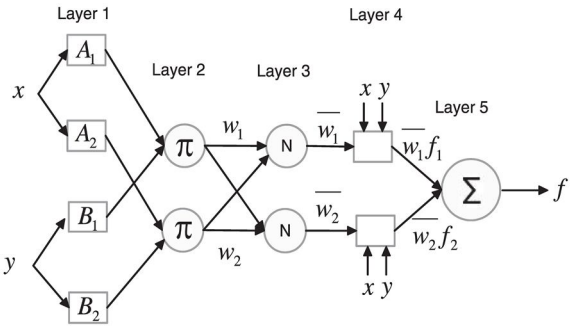
محدوده فرکانسی (Hz)	سیگنال‌های استخراج شده
50-100	D1
25-50	D2
12.5-25	D3
6.25-12.5	D4
3.125-6.25	D5
0-3.125	A5

استخراج ویژگی‌های آماری:

پس از تجزیه طیف فرکانسی از سیگنال EEG از پارامترهای آماری برای استخراج ویژگی استفاده شده است. در این مقاله از ۱۱ نوع ویژگی آماری استفاده شده است و به‌عنوان پارامترهای ارزشمند استفاده شده است این ویژگی‌های آماری شامل میانگین (mean)، انحراف معیار (standard deviation)، مینیمم (min)، ماکزیمم (max)، مد (mode)، میانه (median)، رنج (range)، چارک اول (1st Quartile)، چارک دوم (2nd Quartile)، کشیدگی (kurtosis) و چولگی (skewness) می‌باشد که بر اساس میزان دقت آن‌ها طبقه در شکل ۶ آورده شده است (۱۶).

سیستم‌های استنتاج فازی عصبی تطابقی:

سیستم‌های استنتاج فازی عصبی تطابقی (ANFIS) اولین بار توسط جانگ در سال ۱۹۹۳ مطرح شد(۱۷). ANFISیک سیستم تطابقی برای تسهیل یادگیری و سازگاری است. این نحوه مدل‌سازی کمک می‌کند که سیستم کم‌تر وابسته به دانش تخصصی از پیش تعیین شده باشد. پارامترهای این شبکه به دودسته تقسیم‌بندی می‌شوند: پارامترهای اول مربوط به توابع عضویت و پارامترهای دوم مربوط به توابع خروجی هستند . هدف یک الگوریتم AFNIS، تنظیم هم‌زمان پارامترهای ورودی و خروجی است به‌گونه‌ای که تابع هزینه شبکه بهینه شود. شکل ۳ یک شبکه ساده از این سیستم را نشان می‌دهد. در هر شبکه از آن تنها گره‌های لایه اول شامل پارامترهای توابع عضویت و گره‌های لایه‌های نیز شامل پارامترهای خروجی سیستم هستند.

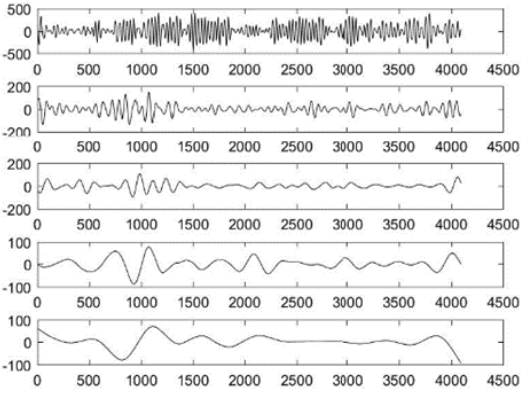


شکل (۳): شماتیک کلی سیستم AFNIS

در شبکه ANFIS پیشنهادی تعداد بیشتری لایه و در مقابل تعداد کم‌تری نورون در هر لایه نسبت به شبکه عصبی رایج وجود دارد که می‌تواند بیان فازی کامل‌تری از اطلاعات ورودی داشته باشد. زمان پردازش بیشتر از شبکه عصبی ساده است ولی دقت بالاتری حاصل می‌شود.

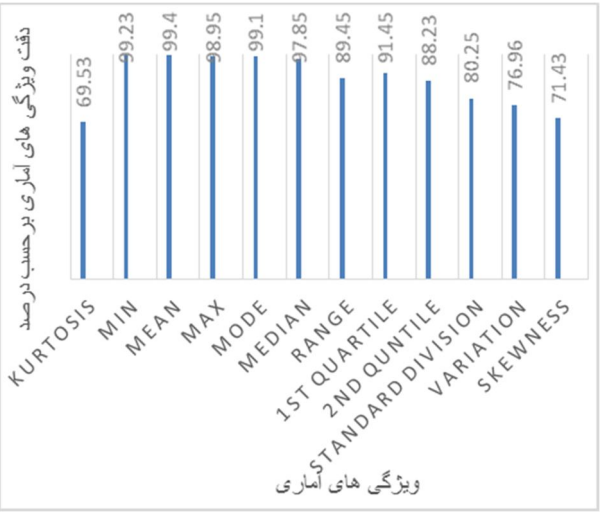
یافته‌ها

مطابق آنچه پیش‌تر گفته شد، در این تحقیق از تبدیل موجک برای تجزیه سیگنال به ۵ طیف در بازه‌های تعیین شده مطابق جدول ۱ استفاده شده است. سری زمانی مربوط به هر یک از طیف‌های فرکانسی در شکل ۴ رسم شده است.



شکل (۴): طیف‌های تجزیه شده توسط موجک

سپس ۱۱ ویژگی آماری مربوط به هر طیف فرکانسی با استفاده از توابع آماری تعریف‌شده در محیط نرم‌افزار matlab استخراج شده است. دقت هر یک از ویژگی‌های و توانایی آن در طبقه‌بندی به‌صورت درصد در شکل ۵ نشان داده شده است. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود بالاترین دقت‌ها در طبقه‌بندی به ترتیب مربوط به میانگین، مینیمم و ماکزیمم طیف سیگنال است و کم‌ترین دقت به کشیدگی و چولگی اختصاص دارد.



شکل (۵): درصد دقت هر یک از ویژگی‌های آماری در طبقه‌بندی

در مرحله بعد جهت بهینه کردن تعداد ویژگی‌های از الگوریتم ژنتیک استفاده شده و ویژگی‌های بهینه به‌دست‌آمده به کمک شبکه ANFISطبقه‌بندی شده‌اند. دقت طبقه‌بندی برابر ۹۹ درصد محاسبه شده و خطای نوع اول و خطای نوع دوم به ترتیب برابر است با: ۰ و ۰،۰۲ درصد.

خطای نوع اول و دوم نوعی خطای آماری می‌باشند که در طی آزمون فرض صفر H_0 در مقابل متمم خود یعنی H_1قرار می‌گیرد. خطای نوع اول (مثبت کاذب) فرضی درست تلقی می‌شود و آزمون آن را رد می‌کند. خطای نوع دوم (منفی کاذب) درست نبودن فرض صفر را آزمون تأیید کند.

در این مطالعه نتایج به‌دست‌آمده بدین معناست که در خطای نوع اول از هر ۱۰۰ سیگنالی که برای تشنج صرعی می‌باشد ۲ نمونه اشتباه تشخیص داده شده است و برای هر ۱۰۰ سیگنالی که برای افراد سالم می‌باشد همه سالم تشخیص داده شده است.

جدول (۲): بررسی پیشینه تحقیق و مقایسه آن

مقالات	روش تحقیق	دقت
Inangular et al. (2005)(11)	Classification of EEG signals using wavelet coefficients	98.68
Altunay et al. (2010)(۱۸)	Linear prediction error energy	94
Joshi et al. (2014)(۱۹)	FLP error energy and signal energy and SVM classifier	95.33
Bao et al. (2008)(۱۰)	Power spectral features, Petrosian fractal dimension and Higuchi fractal dimension, Hjorth parameters and PNN classifier	97

مقالات	روش تحقیق	دقت
Pachori et al. (2014)(۲۰)	95% Confidence area measure of SODP of IMFs and artificial neural network (ANN) classifier	97.75
Rajeev Sharma et al. (2015)(9)	95% Confidence area measure of 2D PSR of IMFs, IQR of Euclidian distances of 3D PSR of IMFs and LS-SVM classifier	98.67
Beharaet al. (2016)(۲۱)	Fragmented feature extraction and LS-SVM classifier	97.19
Yang Li et al(2017)(8)	MRBF-MPSO, PSD, PCA, Support vector machines	98.73
This work	Statistical Feature Extraction from wavelet coefficients, ANFIS classification	99

بحث و نتیجه‌گیری

یکی از معضلات جامعه پزشکی بررسی سیگنال‌های مغزی بیماران به روش سنتی می‌باشد. این روش به دلیل زمان‌بر بودن و تصمیم‌گیری بر مبنای اطلاعات شهودی سیگنال EEG با خطا همراه است. با توجه به عوارض زیاد و استفاده طولانی‌مدت داروهای ضد صرع تشخیص دقیق آن بسیار حائز اهمیت است. در این مقاله برای طبقه‌بندی خودکار سیگنال‌های مغزی شامل حمله صرعی راهکار جدیدی پیشنهاد شده است. در این روش سیگنال EEG، توسط تبدیل موجک به پنج زیرباند فرکانسی تجزیه، و ۱۱ ویژگی آماری از هر طیف استخراج می‌شود. دلیل تجزیه سیگنال به طیف مربوط به زیرباندهای فرکانسی مختلف آن است که تغییرات ایجاد شده در سیگنالEEG ، ممکن است در سیگنال اصلی به‌راحتی قابل‌مشاهده نباشد در حالی که در زیر باندها، تغییرات با دقت بالاتری نمود پیدا می‌کند.

درنهایت به کمک اطلاعات آماری مربوط به زیرباندها و طبقه‌بندی کننده ANFIS، بخش‌های سیگنال دارای حمله صرعی از بخش‌های بدون حمله تفکیک می‌شوند. خطای نوع اول و دوم در این طبقه‌بندی کننده به بهترین مقدار صفر و ۰/۰۲ درصد رسیده است. بررسی مطالعات پیشین بر روی این مجموعه دادگان، بیانگر آن است که روش پیشنهاد شده در این مقاله بالاترین درصد دقت در طبقه‌بندی را داراست.

از سال ۲۰۰۱ که مجموعه دادگان Andrzjak و همکاران ارائه‌شده تاکنون مقالات زیادی جهت طبقه‌بندی بیماران صرعی بر روی این مجموعه دادگان انجام شده است. ما سعی کردیم بررسی کاملی بر روی این سری تحقیقات داشته باشیم. نتایج به‌دست‌آمده حاصل از این مقاله در مقایسه با نتایج مطالعات پیشین در جدول ۲ گردآوری شده است. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، به‌طور عمده از طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان استفاده شده و تاکنون بر روی این مجموعه دادگان طبقه‌بندی کننده ANFIS استفاده نشده است. کما اینکه بهترین نتیجه مربوط به روش پیشنهادی ما با طبقه‌بندی کننده ANFIS با دقت ۹۹ درصد است و نزدیک‌ترین مقاله به این مطالعه مقاله دقت به این نتیجه مربوط به مقاله Yang Liو همکاران(۸) می‌باشد.

محدودیت‌ها: اشکالی که در اغلب روش‌ها وجود دارد آن است که برای رسیدن به نتایج مطلوب، ویژگی‌های بهینه به کمک آزمایش و خطا تعیین می‌شوند. در این صورت رسیدن به نتیجه‌ای که دقت بالایی داشته باشد سخت و زمان‌بر خواهد شد. ازآنجاکه تعداد ویژگی‌های و اینکه ویژگی‌های در چه زمانی انتخاب شوند برای طبقه‌بندی درست بسیار مهم است، در کارهای آینده جهت بهبود زمان اجرا با حفظ دقت آن به دنبال روش انتخاب ویژگی‌های بهینه هستیم.

References:

1. Liang S-F, Wang H-C, Chang W-L. Combination of EEG complexity and spectral analysis for epilepsy diagnosis and seizure detection. EURASIP J Adv Signal Process 2010;2010:62.
2. Da Silva FL, Pijn J-P, Wadman WJ. Dynamics of local neuronal networks: control

parameters and state bifurcations in epileptogenesis. Prog Brain Res 1994;102:359-70.
3. Gotman J. Automatic detection of seizures and spikes. J Clin Neurophysiol 1999;16(2):130-40.
4. Gabor AJ, Seyal M. Automatedinterictal EEG spike detection using artificial neural networks. Electroencephalogr Clin Neurophysiol 1992;83(5):271-80.
5. Durka PJ. From wavelets to adaptive approximations: time-frequency parametrization of EEG. Biomed Eng Online 2003;2(1):1.
6. Subasi A. EEG signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model. Expert Syst Appl 2007;32(4):1084-93.
7. Li Y, Cui W, Luo M, Li K, Wang L. Epileptic seizure detection based on time-frequency images of EEG signals using Gaussian mixture model and gray level co-occurrence matrix features. Int J Neural Syst 2018:1850003.
8. Li Y, Wang X-D, Luo M-L, Li K, Yang X-F, Guo Q. Epileptic Seizure Classification of EEGs Using Time-Frequency Analysis Based Multiscale Radial Basis Functions. IEEE J Biomed Health Inform 2018;22(2):386–97.
9. Sharma R, Pachori RB. Classification of epileptic seizures in EEG signals based on phase space representation of intrinsic mode functions. Expert Syst Appl 2015;42(3):1106-17.
10. Bao FS, Lie DY-C, Zhang Y. A new approach to automated epileptic diagnosis using EEG and probabilistic neural network. Tools with Artificial Intelligence, 2008 ICTAI'08 20th IEEE International Conference on IEEE; 2008. p. 482–6.
11. Güler I, Übeyli ED. Adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of EEG signals using wavelet coefficients. J Neurosci Methods 2005;148(2):113-21.
12. Andrzejak RG, Lehnertz K, Mormann F, Rieke C, David P, Elger CE. Indications of nonlinear deterministic and finite-dimensional structures in time series of brain electrical activity: Dependence on recording region and brain state. Phys Rev E 2001;64(6):061907.
13. Unser M, Aldroubi A. A review of wavelets in biomedical applications. Proc IEEE 1996;84(4):626-38.
14. Daubechies I. The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis. IEEE Trans Inf Theory 1990;36(5):961-1005.
15. Soltani S. On the use ofthe wavelet decomposition for time series prediction. Neurocomputing 2002;48(1-4):267-77.
16. Diykh M, Li Y. Complex networks approach for EEG signal sleep stages classification. Expert Syst Appl 2016;63:241-8.
17. Jang J-S. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE Trans Syst Man Cybern Syst 1993;23(3):665-85.
18. Altunay S, Telatar Z, Erogul O. Epileptic EEG detection using the linear prediction error energy. Expert Syst Appl 2010;37(8):5661-5.
19. Joshi V, Pachori RB, Vijesh A. Classification of ictal and seizure-free EEG signals using fractional linear prediction. Biomed Signal Process Control 2014;9:1-5.
20. Pachori RB, Patidar S. Epileptic seizure classification inEEG signals using second-order difference plot of intrinsic mode functions. Comput Methods Programs Biomed 2014;113(2):494-502.

21. Behara DST, Kumar A, Swami P, Panigrahi BK, Gandhi TK. Detection of epileptic seizure patterns in EEG through fragmented feature extraction. Computing for Sustainable Global Development (INDIACom), 2016 3rd International Conference on IEEE; 2016. p. 2539–42.

Original Article

CLASSIFICATION OF EPILEPTIC SEIZURE IN EEG SIGNAL USING ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM

MahdiehGhasemi[*1], *MahradPuryusef*[2]

Received: 05 Sep, 2018; Accepted: 22 Nov, 2018

Abstract

Background & Aims: Epilepsy is a brain disorder in which nerve cells receive abnormal inputs. This disease can lead to abnormal behaviors, feelings and symptoms such as loss of consciousness, which is called the seizure. Identification and classification of the epileptic seizure events in electroencephalographic signal against free seizure intervals plays an important role in clinical investigations.

Materials & Methods: We used five groups of 100 EEG signals recorded at Bon University. EEG time series recorded in surface EEG recordings from healthy volunteers and intracranial EEG from epilepsy patients during the seizure-free interval within and outside the seizure. In the first step, statistical features were extracted from the time-frequency characteristics of EEG signals in five main spectra. Reduced dimension of the statistical features was fed to adaptive neuro fuzzy inference system as a strong classifier.

Results: The results obtained in this study improved the accuracy of their pre-published researches. The first and second error in our method has reached zero and 0.02, respectively.

***Conclusion*:** This research is an effective way for diagnostic seizure events, specifically once there are suspected clinical symptoms of epileptic such as occurred in newborns.

Keywords: Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, Epileptic seizure, Statistical Features, Wavelet.

Address: Department of Biomedical Engineering, University of neyshabur, Nezam-al-Molk Blvd, Neyshabur, KhorasanRazavi, Iran
Tel: 09155512377
Email:m.ghasemi@neyshabur.ac.ir

SOURCE: URMIA MED J 2018: 29(10): 697 ISSN: 1027-3727

[1] *Assisstant professor, Department of Biomedical Egineering, University of Neyshabur, Neyshabur, Iran (Corresponding Author)*
[2] *Student of Electrical Engineering, Biomedical Engineering Laboratory, University of Neyshabur, Neyshabur, Iran*