طراحی و پیاده‌سازی یک سیستم تشخیص خودکار اختلال دوقطبی مبتنی بر سیگنال‌های مغزی

لادن فتوت [۱]، وحید ابوطالبی [۲]، محمدتقی صادقی [۳]، رضا باقریان سرارودی [۴]

مقاله پژوهشی

چکیده

زمینه و هدف: تشخیص صحیح بیماری اختلال دوقطبی به مهارت و تجربه بالای روان‌پزشک نیاز دارد و در بسیاری موارد شباهت‌های موجود در علائم منجر به تشخیص نادرست و حادتر شدن بیماری می شود. هدف این پژوهش استفاده از سیگنال‌های مغزی در زمینه تشخیص مؤثر این بیماری است.

مواد و روش‌ها: مطالعه بر روی ۱۲ فرد سالم و ۱۲ فرد مبتلا به اختلال دوقطبی انجام شده است و سیگنال‌های الکتریکی مغز بر اساس استاندارد ۲۰-۱۰ و به صورت ۱۶ کاناله ثبت شده است. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده توسط سایر گروه‌های تحقیقاتی، این مطالعه بر روی سیگنال‌های الکتریکی کانال‌های F_3، F_4، P_3، P_4، T_3، T_4، O_1 و O_2 انجام شده است. دسته ویژگی‌های انرژی کل سیگنال و انرژی باندهای فرکانسی، فرکانس مرکزی، فرکانس ماکزیمم، ضرایب (AR یا Autoregressive) و توصیف‌های جورث از سیگنال‌های دریافتی استخراج شده و بر اساس این ویژگی‌ها افراد سالم و بیمار از طریق شبکه‌های عصبی پس انتشار و شعاع مبنا تفکیک شده‌اند.

یافته‌ها: در بررسی دقیق ویژگی‌های استخراج شده می‌توان مشاهده نمود که ویژگی‌هایی چون فرکانس ماکزیمم، توان باند theta، تحرک و ضرایب AR مختلف می‌تواند مرجع مناسبی برای جداسازی گروه سالم از بیمار باشد.

نتیجه‌گیری: در فرایند تشخیص خودکار، طبقه‌بندی‌کننده شعاع‌مبنا ۸۷/۳٪ و طبقه‌بندی‌کننده پس‌انتشار ۹۴/۷٪ قدرت تفکیک صحیح را دارا می‌باشند و براساس این نتایج می‌توانیم با صحت قابل قبولی افراد مبتلا به اختلال دوقطبی را از افراد سالم تشخیص دهیم.

واژه‌های کلیدی: اختلال دوقطبی (Bipolar Disorder)، سیگنال الکتریکی مغز (EEG)، توان باندهای فرکانسی، شبکه‌های عصبی (Neural Network)

ارجاع: فتوت لادن، ابوطالبی وحید، صادقی محمدتقی، باقریان سرارودی رضا. **طراحی و پیاده‌سازی یک سیستم تشخیص خودکار اختلال دوقطبی مبتنی بر سیگنال‌های مغزی**. مجله تحقیقات علوم رفتاری ۱۳۹۴؛ ۱۳(۳): ۳۷۵-۳۶۷

دریافت مقاله: ۱۳۹۱/۱۲/۰۱ پذیرش مقاله: ۱۳۹۴/۰۷/۱۳

۱. کارشناس ارشد مخابرات سیستم، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، یزد، ایران
۲. استادیار، گروه مخابرات، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، یزد، ایران
۳. استادیار، گروه مخابرات، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، یزد، ایران (نویسنده مسؤول)
Email: m.sadeghi@yazd.ac.ir
۴. دانشیار، مرکز تحقیقات علوم رفتاری، گروه روان‌پزشکی،دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

[Downloaded from rbs.mui.ac.ir on 2024-04-19]
[DOR: 20.1001.1.17352029.1394.13.3.1.0]

مقدمه

اختلال دو قطبی (Bipolar Disorder) نوعی اختلال خلقی و یک بیماری روانی است. افراد مبتلا به این بیماری دچار تغییرات شدید خلق می‌شوند. این بیماری یکی از ناتوان‌کننده‌ترین بیماری‌ها در سرتاسر جهان است به طوری که حداقل ۱٪ مردم جهان گرفتار دست و پنجه نرم کردن با آن هستند. حالت جنون هسته ویژگی‌های بیماری است که موجب قطعیت تشخیص می‌شود. ریسک خودکشی در اختلال دوقطبی زیاد است. اختلال دوقطبی تاحدی بر اثر مشکلات زیربنایی که در تعادل مواد شیمیایی مغز (انتقال دهنده‌های عصبی) به وجود می‌آیند، ایجاد می‌شود. سه ماده شیمیایی در مغز که عبارت هستند از نورادرنالین، سروتونین و دوپامین در فعالیت‌های جسمی و مغزی افراد شرکت دارند. نورادرنالین و سروتونین با اختلالات خلقی روان‌پزشکی هم‌چون اختلال افسردگی و دوقطبی رابطه بسیار نزدیک دارند. ماده شیمیایی دیگر مغز به نام دوپامین با روان پریشی و اسکیزوفرنی مرتبط می‌باشد. این اختلالات جزء اختلالات شدید مغزی می‌باشد که با ویژگی‌هایی چون تحریف واقعیت و الگوهای فکری و رفتاری غیرمنطقی شناخته می‌شوند (۲-۱).

بیماری دوقطبی از جمله بیماری‌هایی است که به دلیل داشتن شباهت‌های زیاد با دیگر بیماری‌های رفتاری، ممکن است روان‌پزشکان را در تشخیص صحیح و به موقع آن با مشکل مواجه کند. تکرار تشخیص غلط و تشخیص دیرهنگام ناهنجاری، اصلی‌ترین دلیل برای بهبودی نامناسب در اختلال دوقطبی و تأخیر در راه‌اندازی مناسب دوباره رفتار بیمار است. با توجه به اهمیت تشخیص صحیح بیماری به عنوان اولین و مهم‌ترین قدم در مسیر درمان، استفاده از روش‌های تشخیصی معتبر با درصد خطای کم که وابستگی ناچیزی به شرایط محیطی، فیزیکی و بیان علائم توسط بیمار داشته باشد، در سال‌های اخیر مورد توجه فراوان قرار گرفته است (۳).

یکی از ابزارهایی که از سال‌ها قبل به عنوان یک روش کمکی در کنار روش‌های کلینیکی تشخیص بیماری‌های اعصاب و روان مورد توجه قرار گرفته است، استفاده از ثبت و تحلیل سیگنال‌های الکتریکی مغز است (۳). در بسیاری از موارد، مقادیر و ویژگی‌های این سیگنال‌ها معیار خوبی برای مقایسه و تعیین میزان پیشرفت این بیماری‌ها است و می‌توان بر اساس اندازه‌گیری‌های انجام شده، به یک دسته اندازه‌های تقریبا ثابت در موارد سالم و بیمار دست یافت.

از دیگر مزایای استفاده از این راهکار، امکان استفاده از ابزارهای قوی موجود برای پردازش داده برای رسیدن به یک سیستم خودکار تشخیص بیماری است. در این سیستم‌ها، پس از ثبت سیگنال با کیفیت مناسب، پارامترهای مهم آن با استفاده از روش‌های پردازشی استخراج می‌شود و سپس با استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی، تصمیم مناسب در مورد سالم یا بیمار بودن فرد یا نوع و شدت بیماری وی اتخاذ می‌گردد. تاکنون مطالعات زیادی بر روی این روش‌ها برای تشخیص بیماری‌های مختلف اعصاب و روان انجام شده است و با توجه به نتایج امیدوارکننده به‌دست‌آمده در مورد بیماری‌هایی مانند صرع و اسکیزوفرنی، می‌توان به کارایی مناسب این روش در مورد تشخیص اختلال دوقطبی نیز امیدوار بود (۵-۴). در این زمینه مطالعات اولیه‌ای نیز توسط گروه‌های تحقیقاتی دیگر انجام شده است که به نتایج قابل قبولی در استفاده از این روش دست یافته‌اند (۶-۳).

با توجه به آنچه گفته شد، هدف از این مقاله، بررسی امکان طراحی یک سیستم خودکار تشخیص اختلال دوقطبی مبتنی بر سیگنال مغزی است. برای این منظور، ابتدا سیگنال‌های EEG افراد مبتلا به اختلال دوقطبی و گروه کنترل با استفاده از پارامترهایی مانند انرژی کل و انرژی باندهای فرکانسی مختلف، ضرایب AR، فرکانس مرکزی و ماکزیمم و چندین ویژگی دیگر مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد و سپس کارایی دومدل از شبکه‌های عصبی برای تفکیک به دو گروه سالم و بیمار بررسی می‌شود.

مواد و روش‌ها

- داده‌های مورد بررسی

داده‌های مورد بررسی شامل ثبت‌های ۱۲ فرد مبتلا به اختلال دوقطبی و ۱۲ فرد سالم به عنوان گروه کنترل می‌باشد. این ثبت‌ها به صورت ۱۶ کاناله در طی ۴۰ ثانیه با فرکانس

[Downloaded from rbs.mui.ac.ir on 2024-04-19]

[DOR: 20.1001.1.17352029.1394.13.3.1.0]

نمونه‌برداری ۱۰۰Hz، بر اساس استاندارد ۲۰-۱۰، در حالت استراحت و با چشم بسته گرفته شده است (۷).

با استناد به نتایج مطالعات قبلی گروه‌های پزشکی روی کانال‌های ثبت مورد استفاده، ما نیز به پردازش بر روی داده‌های کانال‌های F_3، F_4، P_3، P_4، T_3، T_4، O_1 و O_2 بسنده کرده‌ایم (۸-۱) .

به منظور حذف نویز DC و اثر نویز فرکانس برق شهر، سیگنال‌های ثبت شده از ترکیب دو فیلتر پایین گذر و بالاگذر باتروورث به ترتیب با فرکانس‌های قطع ۴۵ Hz و ۰/۴ Hz عبور داده می‌شود (۹).

به‌منظور برآوردن امکان فرض ایستایی و نیز افزایش تعداد نمونه‌ها در بهبود کار طبقه‌بندی، هر ثبت ۴۰ ثانیه‌ای به ۴ قسمت تقسیم و پردازش‌ها بر روی ۹۶ ثبت به طول ۱۰۰۰ نمونه پیاده‌سازی شده است (۱۰).

۲- استخراج ویژگی‌ها

تا کنون ویژگی‌های بسیاری به‌منظور بررسی و تحلیل سیگنال‌های مغزی پیشنهاد و پیاده‌سازی شده است که در این بین ویژگی‌های وابسته به حوزه فرکانس از اهمیت و کارایی ویژه‌ای برخوردار می‌باشند، چرا که سیگنال‌های حیاتی در حوزه فرکانس در بردارنده اطلاعات مفیدتری از لحاظ تشخیصی می‌باشند. از مزایای دیگر بررسی سیگنال در حوزه فرکانس تفکیک‌پذیری نویز و سیگنال اصلی در این حوزه است.

۲-۱- انرژی کل سیگنال و انرژی باندهای فرکانسی

در بسیاری از موارد به جای مقدار دامنه و فاز سیگنال، به نحوه توزیع توان سیگنال در حوزه فرکانس علاقه‌مندیم. در حوزه فرکانس امواج الکتریکی مغز را به باندهای فرکانسی، delta (۴-۰ هرتز)، theta (۸-۴ هرتز)، alpha1 (۱۰-۸ هرتز)، alpha2 (۱۳-۱۰ هرتز)، beta1 (۱۸-۱۳ هرتز)، beta2 (۳۱-۱۸ هرتز)، gama1 (۴۱-۳۱ هرتز) و gama2 (۴۵-۴۱ هرتز)، تقسیم می‌کنیم. چگالی طیف توان یک سیگنال تعیین‌کننده میزان توزیع توان سیگنال در فرکانس‌های مختلف است. با استفاده از این پارامتر می‌توان انرژی کل سیگنال مربوط به هر فرد را تعیین کرده و برای مقایسه به عنوان یک ویژگی استفاده نمود. چگالی طیف توان یک سیگنال به ازای فرکانس‌های مختلف به صورت زیر قابل بیان است:

$$S_x(\omega) = \lim_{T\to\infty} \frac{E\{|X_T(\omega)|^2\}}{T} \quad (۱)$$

به طوری که $X_T(\omega)$ تبدیل فوریه سیگنال و E انرژی سیگنال است.

با توجه به این‌که انجام فعالیت‌های مغزی مختلف، توزیع توان متفاوتی در مغز دارد، میزان توان هر باند می‌تواند فاکتور مؤثری در تشخیص باشد.

برطبق رابطه زیر توان باندهای فرکانسی از جمع مؤلفه‌های مربوط به چگالی طیف توان یک سیگنال در آن محدوده فرکانسی مشخص به دست می‌آید:

$$P_n = \sum_{\omega=L}^{H} S(\omega) \quad (۲)$$

که در آن $S(\omega)$ چگالی طیف توان، L محدوده شروع باند فرکانسی و H محدوده انتهایی باند فرکانسی است (۱۱).

انرژی و پیک فرکانسی برخی از این باندهای تفکیک شده در افراد بیمار مقادیر بیشتری نسبت به افراد سالم دارند و با مقایسه انرژی هر یک از باندهای فرکانسی و نیز پیک فرکانسی در افراد بیمار و نمونه‌های کنترل می‌توان این دو گروه را از یکدیگر تفکیک نمود.

۲-۲- فرکانس مرکزی و فرکانس ماکزیمم (۱۱)

فرکانس مرکزی، فرکانسی است که نیمی از توان سیگنال تا آن فرکانس قرار گرفته است. به عبارت دیگر فرکانس مرکزی چگالی طیف توان سیگنال را به دو قسمت تقسیم می‌کند. هم‌چنین به طور مشابه فرکانس ماکزیمم حاوی ۹۵٪ انرژی کل سیگنال است.

۲-۳- ضرایب مدل AR

از ضرایب AR می‌توان بعنوان یک ویژگی در تفکیک سیگنال‌های مغزی استفاده نمود. اختلاف در تعدادی از این ضرایب می‌تواند عامل تفکیک و طبقه‌بندی سیگنال‌ها باشد. با تعیین مرتبه مناسب مدل AR و به دست آوردن ضرایب آن از طریق نرم افزاری، می‌توان هریک از ضرایب را به عنوان یک ویژگی در نظر گرفت (۱۳-۱۲).

[Downloaded from rbs.mui.ac.ir on 2024-04-19]

[DOR: 20.1001.1.17352029.1394.13.3.1.0]

۲-۴- توصیف‌های جورث (Hjorth Description)

از مشخصه‌های مورد استفاده در تحلیل زمانی سیگنال‌های مغزی، پارامترهای جورث می‌باشند، که در توصیف سیگنال‌های بیولوژیکی ویژگی‌های مناسبی هستند. این توصیف‌گرها که توسط جورث ابداع شده عبارت هستند از: فعالیت (Activity)، تحرک (Mobility) و پیچیدگی (Complexity) (۱۱).

فعالیت همان واریانس سیگنال است. واریانس یکی از ویژگی‌های آماری است که معمولا به عنوان یک ویژگی تأثیرگذار در پردازش سیگنال‌های مغزی مورد استفاده قرار می‌گیرد. واریانس یک سیگنال ثبت شده را می‌توان از رابط ۳ محاسبه کرد که در این رابطه $\bar{X}_i$ میانگین سیگنال ثبت شده است.

$$Var_i = \frac{1}{N-1}\sum_{n=1}^{N}(X_i(n)-\bar{X}_i)^2 \quad (۳)$$

تحرک با استفاده از فرمول ۴ بدست می‌آید که در آن $\sigma_{x'}$ انحراف معیار مشتق مرتبه اول x است:

$$M_x = \frac{\sigma_{x'}}{\sigma_x} \quad (۴)$$

پیچیدگی یا فاکتور شکل از ویژگی‌های بسیار مفید است که یک مقدار محاسباتی برای شکل سیگنال مشخص می‌کند و از رابطه ۵ به دست می‌آید. در این رابطه $\sigma_{x''}$ انحراف معیار مشتق مرتبه دوم x است، که مشتق مرتبه دوم برای سیگنال‌های ثبت شده می‌تواند با استفاده از رابطه ۶ محاسبه شود:

$$FF = \frac{M_{x'}}{M_x} = \frac{\sigma_{x''}/\sigma_{x'}}{\sigma_{x'}/\sigma_x} \quad (۵)$$

$$x''[n] = x[n] - 2x[n-1] + x[n-2] \quad (۶)$$

۳- ارزیابی و انتخاب ویژگی

پس از استخراج ویژگی‌ها، لازم است که ویژگی‌هایی که بهترین نتیجه را در طبقه‌بندی می‌گذارند، انتخاب کنیم. چرا که استفاده از تمامی‌ویژگی‌های استخراج شده باعث بروز پیچیدگی‌هایی از قبیل افزایش حجم محاسبات، نفرین ابعاد و نیز در برخی موارد کاهش کیفیت طبقه‌بندی به دلیل یادگیری بیش از حد، می‌شود. (۹)

یکی از روش‌های ارزیابی تک ویژگی آزمون t-test است. آزمون آماری t-test در واقع یک آزمون فرضیه است که اختلاف یک کمیت در دو گروه مورد مطالعه را بررسی کرده و معیارهایی را برای میزان معنادار بودن این اختلاف ارائه می‌دهد. ویژگی‌هایی از نظر آزمون t-test مناسب است که مقدار p-value در آن‌ها کمتر از ۰/۰۵ باشد. (۱۴)

از روش‌های انتخاب دسته ویژگی، استفاده از روش تحلیل تفکیکی گام به گام (SWLDA) بر اساس پارامتر آماری (WL یا Wilks' Lambda) است. WL یک پارامتر آماری است که برای تحلیل چند متغیرهٔ واریانس به کار می‌رود، تا مشخص کند که چه زمانی اختلاف بین میانگین‌های دو گروه وجود دارد؛ که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$WL = \frac{|W|}{|B+W|} \quad (۷)$$

W ماتریس کواریانس درون‌گروهی، B ماتریس کوواریانس بین گروه‌ها و |W| دترمینان ماتریس کواریانس درون‌گروه‌ها است.

با توجه به این تعریف، WL نسبت تغییرات درون گروهی به تغییرات بین گروهی را اندازه گیری می‌کند که این اندازه معیاری از اهمیت متغیرها را نشان می‌دهد. به این ترتیب متغیرهای مهم‌تر برای تحلیل انتخاب می‌شوند، یعنی متغیرهایی که دارای اطلاعات بیشتری هستند حفظ می‌شوند و از طرف دیگر متغیرهای همبسته از پروسه انتخاب ویژگی کنار گذاشته می‌شوند (۱۵).

در یک سیستم انتخاب ویژگی با تحلیل تفکیکی خطی گام به گام و با معیار WL، ابتدا مقدار WL با استفاده از کل ویژگی‌های بردار ویژگی حساب می‌شود و ویژگی‌ای که بیشترین مقدار F را دارد (البته به شرط وجود F بیش از F_{int})، انتخاب می‌شود، سپس بر روی ویژگی‌های باقی‌مانده مقدار WL حساب شده و ویژگی دوم با بیشترین F وارد پروسه انتخاب می‌شود؛ در این مرحله مجدداً مقدار F برای

[Downloaded from rbs.mui.ac.ir on 2024-04-19]
[DOR: 20.1001.1.17352029.1394.13.3.1.0]

هرکدام از ویژگی‌های انتخاب شده حساب می‌شود و اگر ویژگی دارای F کمتر از F_{int} باشد، از پروسه انتخاب خارج می‌شود. به همین ترتیب در هر مرحله یک روال رفت و برگشتی صورت می‌گیرد و طی آن اگر ویژگی مناسب باشد به پروسه وارد و اگر نامناسب باشد از پروسه خارج می‌شود. این روند تا جایی که کلیهٔ ویژگی‌ها بررسی شده و هیچ ویژگی اضافه‌ای نمانده باشد که معیار خروج/ ورود را برآورده کند، ادامه می‌یابد (۱۶).

۴- شبکه‌های عصبی

در سیستم‌های تشخیص خودکار بعد از استخراج ویژگی، نیاز به یک روال برای تفکیک دسته داده‌ها بر اساس ویژگی‌های استخراج شده داریم. در این مرحله ما به دنبال طراحی سیستمی هستیم که ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال را به‌عنوان ورودی دریافت کند و دستهٔ سیگنال ورودی را از روی آن‌ها تخمین بزند.

شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازشی داده‌ها است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده‌ها را به عهده پردازنده‌های کوچک و بسیار زیادی سپرده که به صورت شبکه‌ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسأله را حل نمایند. در این شبکه‌ها به کمک دانش برنامه‌نویسی، ساختار داده‌ای طراحی می‌شود که می‌تواند همانند نورون عمل کند. سپس با ایجاد شبکه‌ای بین این نورون‌ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می‌دهند (۱۷).

۴-۱- شبکه عصبی پس‌انتشار (BP یا Back Propagation)

این شبکه‌ها تعادل خوبی بین قدرت حافظه و قدرت تعمیم ایجاد کردند. در این روش با استفاده از نزول شیب سعی می‌شود تا مربع خطای بین خروجی‌های شبکه و تابع هدف مینیمم شود. روش نزول شیب سعی می‌کند تا با مینیمم کردن خطا به فرضیه مناسبی دست پیدا کند. آموزش این شبکه‌ها دارای سه مرحلهٔ یادگیری، محاسبه‌ی خروجی متناظر با ورودی، محاسبه خطا و انتشار آن به لایه‌های قبلی و تنظیم وزن‌های شبکه است (۱۸).

۴-۲- شبکه عصبی شعاع‌مبنا (RBF یا Radial Basis Function)

شبکه‌های شعاع‌مبنا به نسبت شبکه پس انتشار نیاز به نورون‌های بیشتری دارند اما حسن آن‌ها در زمان طراحی کوتاه‌تر آن‌ها نسبت به شبکه‌های استاندارد پس انتشار می‌باشد. شبکه عصبی RBF در واقع یک شبکه پیشروی دو لایه است. معمولا توابع انتخاب شده برای لایه پنهان را گوسی انتخاب می‌کنند.

در روش استفاده شده برای طراحی شبکه RBF هربار یک نورون به شبکه اضافه می‌شود. در هر تکرار در صورت بالا بودن خطای شبکه یک نورون به شبکه اضافه می‌شود و دوباره خطای مربوط به شبکه جدید چک می‌شود. اگر این خطا به اندازه کافی کوچک باشد الگوریتم پایان می‌پذیرد و در غیر اینصورت این رویه تکرار می‌شود تا به مقدار خطای قابل قبول برسیم و یا اینکه نورون‌ها به حداکثر مقدار خود برسند (۱۹).

یافته‌ها

پس از استخراج ویژگی‌های توضیح داده شده، به دلیل مطلوب بودن اکثر مقادیر P-value محاسبه شده ویژگی‌ها بوسیله آزمون t-test، از روش انتخاب دسته ویژگی، بمنظور انتخاب ویژگی‌های بهینه استفاده شده است. در این انتخاب ۶ ویژگی برای هر کانال انتخاب شده و برای طبقه‌بندی استفاده شده است. ویژگی‌های انتخابی برای هر کانال در جدول ۱ آورده شده است. در این جدول P(.)و AR(.) به ترتیب نشان دهنده ویژگی توان باندها و ضرایب AR می‌باشد.

با اعمال این دسته ویژگی‌های به طبقه‌بندی‌کننده‌های RBF و BP نتایج بسیار مطلوبی در تفکیک گروه‌های سالم و بیمار، در تمامی کانال‌ها به دست آمده است. به دلیل این‌که در مرحله استخراج ویژگی، نمونه‌های مربوط به یک ثبت ۴۰ ثانیه‌ای را به ۴ قسمت ۱۰ ثانیه‌ای تقسیم کردیم، چنان‌چه از روش‌های مرسوم مانند (HCV یا Hold out Cross Validation) ، K-fold و یا (LOO یا Leave-One-Out) ، ممکن است قسمتی از سیگنالی که به عنوان داده

[Downloaded from rbs.mui.ac.ir on 2024-04-19]

[DOR: 20.1001.1.17352029.1394.13.3.1.0]

آموزشی استفاده شده است، در داده‌های تست نیز وجود داشته باشد؛ که این امر می‌تواند باعث افزایش درصد تفکیک طبقه‌بندی‌کننده به طور غیرواقعی شود. جهت رفع این مشکل و صحت درصد تفکیک طبقه‌بندی‌کننده، روشی مشابه Leave-One-Out پیاده‌سازی کرده‌ایم با این تفاوت که در هر مرحله ۴ نمونه مربوط به یک ثبت را به عنوان داده تست نگه داشته و به وسیله ۹۲ نمونه دیگر سیستم را آموزش می‌دهیم. این روش دارای بالاترین اعتبار در این پژوهش است.

درصد دقت طبقه‌بندی‌کننده به تفکیک کانال و نوع طبقه‌بندی‌کننده در جدول ۲ آورده شده است.

با استناد به نتایج به دست آمده از این جدول می‌توان دید که شبکه عصبی پس انتشار عملکرد بهتری در تفکیک گروه سالم از بیمار دارد و نیز بهترین نتیجه را می‌توانیم در ثبت کانال‌های F_4 و T_3 داشته باشیم.

جدول ۱. دسته ویژگی انتخاب‌شده برای هر کانال از طریق SWLDA

کانال	ویژگی‌های منتخب
O_1	AR(10), f-max, AR(2), mobility, P(beta2), P(alpha2)
O_2	f-max, AR(1), complexity, P(theta), P(alpha2), f-center
P_3	f-max, AR(8), mobility, P(total), P(gama1), AR(2)
P_4	complexity, P(theta),f-max, P(alpha2), P(gama1),AR(1)
T_3	mobility, AR(7), f-max, P(beta2), AR(8), AR(4)
T_4	mobility, AR(4), P(total), P(beta2), f-center, AR(10)
F_3	mobility, AR(5), f-center, P(alpha2), P(gama1) , AR(8)
F_4	mobility, f-max, P(theta), AR(7), P(beta2), AR(3)

جدول ۲. مقایسه درصد تفکیک طبقه‌بندی‌کننده‌ها بر روی کانال‌های مختلف ثبت

طبقه‌بندی کننده / کانال ثبت	RBF	BP
O_1	۸۲/۳۲	۹۱/۷۵
O_2	۸۸/۲۵	۸۸/۶۲
P_3	۸۶/۵۳	۹۰/۶۴
P_4	۸۳/۴۴	۹۰/۶۴
T_3	۸۴/۸۶	۹۳/۲۱
T_4	۷۹/۸۷	۹۰/۳۶
F_3	۸۱/۵۴	۸۶/۵۳
F_4	۸۶/۳۱	۹۳/۷۵

[Downloaded from rbs.mui.ac.ir on 2024-04-19]

[DOR: 20.1001.1.17352029.1394.13.3.1.0]

بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله قابلیت طبقه‌بندی سیگنال EEG افراد مبتلا به اختلال دوقطبی و افراد سالم توسط تجزیه و تحلیل حوزه فرکانس مورد بررسی قرار گرفت. ویژگی‌های استخراج شده برای این مطالعه عبارت بودند از: ضرایب AR مرتبه ۱۰، توان باندهای فرکانسی و توان کل سیگنال، فرکانس‌های مرکزی و ماکزیمم و توصیف‌های جورث. جهت جلوگیری از پیچیدگی طبقه‌بندی‌کننده، کاهش زمان طبقه‌بندی و عدم همپوشانی ویژگی‌ها از تمام ویژگی‌های استخراج‌شده برای هر کانال استفاده نکرده و با استفاده از روش تحلیل تفکیکی گام به گام دسته ویژگی‌های بهینه، شامل ۶ ویژگی برای هر کانال انتخاب شده است. در این تحقیق با استفاده از دو طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی پس‌انتشار و شبکه عصبی شعاع‌مبنا به تفکیک افراد مبتلا به اختلال دوقطبی و افراد سالم پرداخته شده است. بر اساس نتایج این طبقه‌بندی‌کننده‌ها می‌توان اظهار کرد که طبقه‌بندی‌کننده BP عملکرد مناسبی در تفکیک دو گروه مورد آزمایش داشته است. هم‌چنین می‌توان بیان کرد که تنها با ثبت ۱ یا ۲ کاناله، می‌توان به درصد تفکیک قابل‌قبولی رسید و نیاز به ثبت‌هایی با تعداد کانال بیشتر که مستلزم داشتن تجهیزات پیشرفته‌تری است، نمی‌باشد.

در این تحقیق با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده BP و ثبت کانال‌های F_4 و T_3 به درصد تفکیک بالای ۹۳٪ دست یافته‌ایم.

می‌توان جهت گسترش تحقیق در این زمینه و امکان دستیابی به درصد تفکیک بالاتر از ویژگی‌های بیشتر و دیگر طبقه‌بندی‌کننده‌ها نیز استفاده کرد و نتایج را با آنچه در اینجا بیان شده است مقایسه نمود.

References

1. Özerdem A, Güntekin B, Atagün İ, Turp B, Başar E. Reduced long distance gamma (28–48 Hz) coherence in euthymic patients with bipolar disorder. Journal of affective disorders *132*(3):325-32.
2. Benes G, Berretta M.S. GABAergic interneurons: implications for understanding schizophrenia and bipolar disorder. Neuropsychopharmacology 2001; 25: 1-27.
3. Khodayari-Rostamabad A, Reilly J.P, Hasey G, deBruin H, Crimmon D.M. Diagnosis of Psychiatric Disorders Using EEG Data and Employing a Statistical Decision Model. Procceding of 32nd Annual International, Conference of the IEEE EMBS. Buenos Aires, Argentina: 2010.
4. Acharya R, Molinari F, Sree S.V, Chattopadhyay S, NG KH, Suri JS. Automatic diagnostis of epileptic EEG using entropies. Biomedical Signal Processing and Control 2012; 7(4): 401-8 .
5. Kam J.W.Y, Bolbecker A.R, O'Donnell B.F, Hetrick W.P, Brenner C.A. Resting state EEG power and coherence abnormalities in bipolar disorder and schizophrenia. Journal of Psychiatric Research 2013; 47(12):_1893-901.
6. Alimardani F, Boostani R, Azadehdel M, Ghanizadeh A, Rastegar K. Presenting a new search strategy to select synchronization values for classifying bipolar mood disorders from schizophrenic patients. Engineering Application of Artificial Intelligence 2013; 26(2): :913–23.
7. Lijffijt M, Moeller F.G, Boutros N, Steinberg J.L, Meier S. L, Lane S.D, et al. Diminished P50, N100 and P200 auditory sensory gating in bipolar I disorder. Psychiatry Res; 2009.167(3): :191-201.
8. Özerdem A, Güntekin B, Atagün İ, Turp B, Başar E. Disturbance in long distance gamma coherence in bipolar disorder. Progress in Neuro-Psychopharmacology & Biological Psychiatry 32; 2010.
9. Arab M.R. EEG Signal Processing to Detect Epileptic Seizures of Petitmal and Grandmal Properties Using Artificial Neural Networks. Journal of Arak University of Medical Sciences. 2008; 3. [In Persian].
10. Karimi M. Brain Signal Processing Techniques Using Several Methods. Journal of Medical Engineering. 2009; 90-8. [In Persian]
11. Palaniappan R. Biological Signal Analysis. ventus publishing Aps, 2010.

[Downloaded from rbs.mui.ac.ir on 2024-04-19]

[DOR: 20.1001.1.17352029.1394.13.3.1.0]

12. Ying-jie Li, Fei-yan Fan. Classification of Schizophrenia and Depression by EEG with ANNs. in Engineering in Medicine and Biology. Procceding of 27th Annual Conference, P. o. t. IEEE, Ed. Shanghai, China: 2005.
13. Mousavi S. R, Niknazar M, Vahdat B. V. Epileptic seizure detection using AR model on EEG signals. Paper presented at the Conf Proceedings of Cairo International Biomedical Engineering Conference (CIBEC '08). Cairo, Egypt. 2008.
14. Noshadi S. Selection of an efficient feature space for EEG-based mental task discrimination. [M.Sc Thesis].Yazd, Iran: Yazd University; 2011. [In Persian].
15. Diez P.F, Mut V, Laciar E, Torres A, Avila E. Application of the Empirical Mode Decomposition to the Extraction of Features from EEG Signals for Mental Task Classification. 31st Int. Conf. On IEEE EMBS; September 2-6. 2009. P. 2579-82.
16. Amini Z. Development of Recognition Methods in P300 Detection. [M.Sc Thesis]. Telecommunication Engineering Yazd University. 2011. [In Persian].
17. Shah-Amiri S.R. Introduction to Artificial Neural Networks. Electronic Journal of Iranian Research Institute for Scientific Information and Documentation 2008; 6. [In Persian].
18. Bod´en M. A guide to recurrent neural networks and backpropagation. School of Information Science. Computer and Electrical Engineering. Sweden: Halmstad University; 2001.
19. Kia M. Neural Networks in MATLAB. Kian Rayaneh Sabz; 2011: 408. [In Persian]

[Downloaded from rbs.mui.ac.ir on 2024-04-19]

[DOR: 20.1001.1.17352029.1394.13.3.1.0]

Design and Implementation of an Automatic Bipolar Disorder Detection System Using Brain Signals

Ladan Fotovat [1], Vahid Abootalebi [2], Mohammad Taghi Sadeghi [3], Reza Bagherian Sararoodi [4]

Original Article

Abstract

Aim and Background: Correct diagnostic of bipolar disorders by psychologists requires a high level of proficiency and experience. Moreover, in many cases, similar symptoms may lead to misdiagnosis which can worsen the disease. The purpose of this research work is design of an automatic system for effective diagnosis of this disease using brain signals. Such a system can be used as an auxiliary system for the psychologists.

Methods and Materials: This study is done on 12 subjects with bipolar disorders and 12 healthy subjects. Signals from sixteen EEG electrodes are recorded according to the standard 10-20 system. Based on the other studies, we use signals from the channels located at F_3, F_4, P_3, P_4, T_3, T_4, O_1 and O_2 area. A set of features including the total signal power, frequency bands power, center frequency, maximum frequency, AR coefficients and Hjorth descriptors are extracted from the signals. The classification task (healthy/bipolar disorders) is then performed using the back propagation and Radial Basis Function (RBF) neural network classifiers.

Findings: Our investigations show that among the adopted features, the maximum frequency, theta power, activity and AR coefficients are suitable references for separating the healthy subjects from the diseased ones. Also, the back propagation neural network outperforms the RBF one.

Conclusions: In the proposed automatic detection process, the radial basis function neural network classifier leads to a correct diagnosis rate of more than 87%. The back propagation neural network classifier has a correct diagnosis rate of more than 94% . These results confirm that the proposed system can be considered as an auxiliary tool for detecting the bipolar disorders.

Keywords: Bipolar Disorders, EEG, Frequency Bands Power, Neural Network

Citation: Fotovat L, Abootalebi V, Sadeghi M T, Bagherian Sararoodi R. **Design and Implementation of an Automatic Bipolar Disorder Detection System Using Brain Signals**. J Res Behave Sci 2015; 13(3): 367-375

Received: 19.02.2013 Accepted: 05.10.2015

1. MSc in Communications-System, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Yazd University, Yazd, Iran.
2. Assistant Professor, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Yazd University, Yazd, Iran
3. Assistant Professor, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Yazd University, Yazd, Iran(Corresponding Author) Email: m.sadeghi@yazd.ac.ir
4. Associate Professor, Behavioral Sciences Research Center, Department of Psychiatry, School of Medicine, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

[Downloaded from rbs.mui.ac.ir on 2024-04-19]

[DOR: 20.1001.1.17352029.1394.13.3.1.0]