

انتخاب یک فضای ویژگی بهینه در تفکیک فعالیت‌های ذهنی بر پایه الگوریتم EMD

دکتر وحید ابوطالبی^۱، دکتر محمدتقی صادقی^۱، سمیه نوشادی^۲

چکیده

مقدمه: طراحی سیستم‌های ارتباط مغز با رایانه (Brain computer interface یا BCI)، از دغدغه‌های بشر امروز به شمار می‌رود. این سیستم‌ها بر اساس سیگنال مغز عمل می‌کنند و تاکنون تحقیقات زیادی در این راستا انجام شده است. مرسوم‌ترین آن‌ها، سیستم‌های بر پایه سیگنال‌های مغزی مربوط به فعالیت‌های ذهنی می‌باشد. در طراحی سیستم‌های BCI بر پایه فعالیت‌های ذهنی، انتخاب یک فضای ویژگی با قدرت تفکیک بالاتر و زمان پردازش کمتر، امری مهم به شمار می‌رود. در این مطالعه، سیگنال‌های مغزی مربوط به فعالیت‌های ذهنی گروه Anderson که جزء داگان معروف و در دسترس این گونه سیستم‌ها می‌باشد، استفاده شده است.

روش‌ها: این مطالعه به بررسی و اعمال الگوریتم جدید EMD (Empirical mode decomposition) با توجه به خصوصیات منطبق آن بر سیگنال EEG (Electroencephalography) در کنار روش‌های مرسوم و موفق چون طیف AR و آنتروپی پرداخت.

یافته‌ها: الگوریتم EMD به طور کامل با خواص غیرخطی و غیرایستای سیگنال‌های EEG سازگار بود. لذا به کار بردن مفاهیم آنتروپی، برای مدل کردن مقادیر پیچیدگی، و طیف AR، به عنوان تابعی معنی‌دار در حوزه فرکانس، در ادامه الگوریتم EMD انتظار تفکیک خوبی را به وجود آورد.

نتیجه‌گیری: اعمال الگوریتم EMD و تمهیدات موازی با آن (آنتروپی EMD) نسبت به روش‌های قبل، علاوه بر دارا بودن بُعد بسیار کمتر بردار ویژگی، به زمانی کمتر از ۲ ثانیه برای استخراج ویژگی و حداکثر زمانی برابر با ۰/۱ ثانیه، برای تفکیک سیگنال‌های ۱۰ ثانیه‌ای نیاز دارند. این نتایج برای یک سیستم BCI، Real-time بسیار مفید می‌باشد.

واژگان کلیدی: آنتروپی، ارتباط مغز با رایانه، تجزیه به مدهای تجربی، الکتروانسفالوگرام، فعالیت‌های ذهنی

مقدمه

پایه‌ریزی شد (۱). پس از آن‌ها محققان زیادی با تعریف فعالیت‌های خاص و روش‌های پردازشی ابداعی خود به توسعه راهکارهایی جهت دستیابی به هدف اصلی یعنی برقراری ارتباط بین مغز و رایانه، پرداخته‌اند. در میان روش‌های پردازشی گوناگون، استخراج ویژگی از باندهای فرکانسی سیگنال‌های EEG مربوط به فعالیت‌های ذهنی توانسته است نتایج مناسبی را در این زمینه به دست آورد. در این تحقیق بر آن بودیم تا با توجه به ماهیت غیرایستا و غیرخطی سیگنال EEG و پیچیدگی حوزه‌ی زمان آن از تکنیک جدیدی، به نام تجزیه سیگنال به مدهای تجربی (EMD یا

امروزه طراحی سیستم‌های ارتباط مغز با رایانه (BCI یا Brain computer interface)، یکی از زمینه‌های مورد توجه محققان علوم فیزیولوژی و مهندسی است. در افق اهداف مهندسان این زمینه، دستیابی به الفبایی برای برقراری ارتباط معلولین با محیط قرار دارد. محققان بر آن هستند تا با ثبت و پردازش سیگنال EEG (Electroencephalography) معلولین، قادر به تشخیص و تعیین فعالیت ذهنی انجام شده توسط فرد باشند. مقدمات این کار در سال ۱۹۹۰ توسط گروه Keirn و Aunon در دانشگاه کلورادوی نیویورک

^۱ استادیار، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی، دانشگاه یزد، یزد، ایران

^۲ کارشناسی ارشد، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی، دانشگاه یزد، یزد، ایران

نویسنده‌ی مسؤول: سمیه نوشادی

$$x(t) = \sum_{n=1}^N C_n(t) + r_N(t) \quad (1)$$

IMFهای مرتبه‌ی پایین محتوای فرکانسی بالاتر و IMFهای مرتبه‌ی بالای محتوای فرکانسی پایین‌تری داشتند. با توجه به این که این روش هیچ فرض خاصی مثل روی ایستا بودن یا خطی بودن سیگنال ندارد و بدون خارج شدن از حوزه‌ی زمان، سیگنال را به مؤلفه‌های سازنده‌ی آن تجزیه می‌کند، انتظار می‌رود الگوریتم‌های بر پایه‌ی آن بتوانند نتایج مناسبی را در مورد سیگنال غیر خطی و غیر ایستای EEG ارائه دهد.

داده‌ی تحقیق: در این کار از داده‌گان EEG جمع‌آوری شده‌ی Anderson و Sijercic استفاده شد (۵). سیگنال EEG بر اساس سیستم ثبت بین‌المللی ۲۰-۱۰ و به وسیله‌ی کانال‌های O1, P4, P3, C4, C3 و O2 نسبت به دو الکتروود مرجع پشت دو گوش، ثبت شد. همچنین یک کانال نیز به ثبت سیگنال EOG، به طور همزمان، اختصاص یافت. هر سری داده به مدت ۱۰ ثانیه بود، که با نرخ نمونه‌برداری ۲۵۰ هرتز نمونه‌برداری شد. در مسیر بین الکتروودها تا مبدل آنالوگ به دیجیتال، از فیلترهای آنالوگ میان‌گذر Grass 7P511 با باند عبور ۰/۱ تا ۱۰۰ هرتز استفاده شد. این داده‌ها از ۷ نفر ثبت شد که نفر اول چپ دست با ۴۸ سال سن، نفر دوم راست دست با ۳۹ سال سن و نفرات سوم تا هفتم همگی راست دست با سنین ۳۰-۲۰ سال بودند. در ضمن همه‌ی افراد به جز نفر پنجم مرد بودند. در ثبت این سیگنال‌ها، از سوژه‌ها خواسته شد تا در طول مدت ثبت سیگنال، یکی از فعالیت‌های ذهنی زیر را، بدون هیچ گونه نمود فیزیکی یا گفتاری انجام دهند: پایه (Baseline): به طور کامل Relax باشد و به چیزی فکر نکند.

(Empirical mode decomposition)، در این راه بهره‌بریم. این روش که اولین بار در سال ۱۹۹۸ توسط Huang و همکاران پیاده‌سازی شد، قادر است جزئیات حوزه‌ی زمان سیگنال را همراه فرکانس‌های لحظه‌ای در سطح‌های مختلف به نمایش بگذارد (۲).

روش‌ها

الگوریتم EMD (۲-۴): $x(t)$ که ورودی مرحله‌ی استخراج ویژگی است در نظر گرفته و پوش بالا و پایین آن یافته شد. با متوسط‌گیری دو پوش (m_1) و کم کردن از سیگنال اصلی، h_1 به دست آمد ($h_1 = x(t) - m_1$). سپس h_1 مانند سیگنال اصلی در نظر گرفته شد و با تکرار مرحله‌ی قبل، این بار m_{11} که میانگین پوش بالا و پایین h_1 بود از h_1 کم شد تا h_{11} به دست آید. ($h_{11} = h_1 - m_{11}$). به عنوان سیگنال در نظر گرفته شد و روال یاد شده k بار تکرار گردید، ($h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k}$) تا زمانی که $m_{1k} = 0$ شود و تعداد اکستریم‌ها حداکثر یک واحد با تعداد برخورد با صفرها متفاوت باشد. h_{1k} به عنوان مؤلفه‌ی IMF_1 (Intrinsic mode function) در نظر گرفتیم. IMF_1 اولین مؤلفه‌ی سازنده‌ی سیگنال و دارای کوتاه‌ترین پریود نوسان نسبت به بقیه‌ی مؤلفه‌های سازنده‌ی سیگنال است. این مؤلفه از سیگنال اصلی کم شد تا بتوان بقیه‌ی سیگنال را تجزیه کرد. ($r_1 = x(t) - h_{1k}$) را به عنوان سیگنال در نظر گرفته و با تکرار مراحل قبل بر آن، IMF_2 بدست آمد. این روال را ادامه دادیم تا جایی که به $r_i = 0$ (یا ثابت) رسیدیم. نتیجه‌ی EMD، N تا IMF و یک سیگنال باقیمانده بود.

تمام سطرهای ماتریس IMF را محاسبه شد. سپس برای تشکیل ماتریس ویژگی، توان طیف هر IMF را در یک ستون قرار داده و به تعداد تک‌ثبات‌های موجود، سطرها را با همان ترتیب در توان طیف IMFها، پر شد. با توجه به وابسته بودن تعداد IMFها به سیگنال ورودی، و متفاوت بودن این تعداد در تک‌ثبات‌های مختلف، و با توجه به این نکته که در تشکیل ماتریس ویژگی از تمام کانال‌ها استفاده می‌شود، باید حداقل تعداد (ابعاد) را در نظر گرفت. این کار باعث از بین رفتن مقداری اطلاعات به سبب یکسان‌سازی ابعاد ماتریس ویژگی می‌شود. به این ترتیب در ماتریس ویژگی این مرحله در ستون‌ها، مقادیر توان تک تک IMFها و به ازای کانال‌های مختلف و در سطرها نیز تک‌ثبات‌های مختلف قرار گرفت (۲۰۰ × ۵۰).

روش دوم: ایده‌ی آنتروپی اولین بار در ترمودینامیک مطرح شد ولی با توجه به قابلیت‌های آن در دیگر شاخه‌های مهندسی نیز استفاده می‌شود (۶). کاربرد آنتروپی در سیگنال‌های پیچیده و از طرفی ماهیت پیچیده در زمان سیگنال‌های EEG، زمینه‌ای برای استفاده از این ایده در حوزه‌ی این سیگنال‌ها را فراهم می‌کند. در مورد فضای ویژگی بر مبنای EMD، برای استفاده از آنتروپی به این صورت عمل شد که ابتدا انرژی هر یک از n IMF که به ترتیب با E_1, E_2, \dots, E_n نمایش داده می‌شود، محاسبه شد. از آن جا که IMFها در بر دارنده‌ی مؤلفه‌های فرکانسی مختلف هستند، توزیع $\{E_1, E_2, \dots, E_n\}$ یک توزیع از انرژی را در محدوده‌ی فرکانسی سیگنال مورد نظر $x(t)$ تشکیل می‌دهد. سپس آنتروپی EMD به صورت زیر تعریف شد (۷):

$$H_{EN} = - \sum_{i=1}^n P_i \log P_i \quad (2)$$

شمارش (Counting): در ذهن خود تصور کند اعدادی را بر یک تخته‌ی سیاه مقابل خود می‌نویسد، سپس عدد را پاک نموده و عدد بعدی را جایگزین آن می‌کند.

ضرب (Multiplication): یک ضرب غیر بدیهی که پیش‌بینی می‌شود حداقل ۱۰ ثانیه به طول انجامد را، انجام دهد.

چرخاندن (Rotation): قبل از ثبت، جسمی سه بعدی به فرد نشان داده شد و سپس در مدت ثبت سیگنال، از سوژه خواسته شد آن را حول یکی از محورهای آن بچرخاند.

نوشتن نامه (Letter composing): در ذهن خود به نوشتن نامه‌ای به یکی از دوستان یا آشنایان خود بپردازد.

برای بالا بردن تعداد تک‌ثبات‌ها، و داشتن نتایج قابل اعتمادتر، بازه‌ی ۱۰ ثانیه‌ای سیگنال اصلی را به ۲۰ قسمت ۰/۵ ثانیه‌ای شکستیم و ادامه‌ی روال، اعم از طیف گرفتن یا محاسبه‌ی آنتروپی با لحاظ نمودن این شرایط انجام شد.

استخراج ویژگی: در این مرحله با اعمال الگوریتم EMD، IMFهای هر سیگنال به دست آمد. هر سیگنال از طریق ۶ کانال ثبت شده است لذا باید روال تجزیه را در هر ۶ کانال دنبال می‌کردیم. تعداد IMFها وابسته به سیگنال بود و در مورد این سیگنال‌ها تجزیه‌ی EMD به داشتن ۵ تا ۷ IMF منجر شد.

برای تشکیل ماتریس ویژگی، ۲ روش مطرح شد و سپس کارایی این ویژگی‌ها با طبقه‌بندی کننده‌ی KNN (K نزدیک‌ترین همسایه) سنجیده شد.

روش اول: در این روش بعد از اعمال الگوریتم EMD و به دست آوردن ماتریس IMFها، طیف AR

ماتریس ویژگی آنتروپی EMD دو فعالیت ذهنی Multiplication و Baseline به ترتیب در کانال‌های C3, C4, P3, P4, O1 و O2 رسم شده است.

همان‌طور که در نمودارها هم دیده می‌شود، در هم آمیختگی بردارهای ویژگی مربوط به دو سیگنال در کانال‌های مختلف متفاوت است. بنابراین قبل از اعمال این ماتریس به طبقه‌بندی کننده، نیازمند یک مرحله‌ی

جدول ۱. نتایج به دست آمده از پیاده‌سازی روش اول برای تفکیک فعالیت‌های ذهنی به صورت دو به دو

فعالیت‌های ذهنی	میانگین	واریانس	زمان (ثانیه)
پایه، شمارش	۵۴	۰/۰۰۰۵	۸/۶۴۱۸
پایه، نوشتن نامه	۶۲	۰/۰۰۱۲	۸/۳۵۳۶
پایه، ضرب	۵۳	۰/۰۰۲۱	۹/۲۵۳۶
پایه، چرخاندن	۵۵	۰/۰۰۳۲	۸/۰۹۸۶
شمارش، ضرب	۶۰	۰/۰۰۰۶	۹/۰۵۳۳
نوشتن نامه، شمارش	۵۶	۰/۰۰۰۷	۱۰/۵۷۲۲
ضرب، نوشتن نامه	۵۲	۰/۰۰۱۲	۱۱/۰۷۳۱
چرخاندن، شمارش	۵۶	۰/۰۰۲۳	۹/۳۵۸۹۰
چرخاندن، نوشتن نامه	۶۴	۰/۰۰۰۱	۸/۸۳۹۴
ضرب، چرخاندن	۶۲	۰/۰۰۲۹	۸/۹۹۸۰
میانگین کل	۵۷/۴		

جدول ۲. نتایج به دست آمده از پیاده‌سازی روش دوم برای تفکیک فعالیت‌های ذهنی به صورت دو به دو

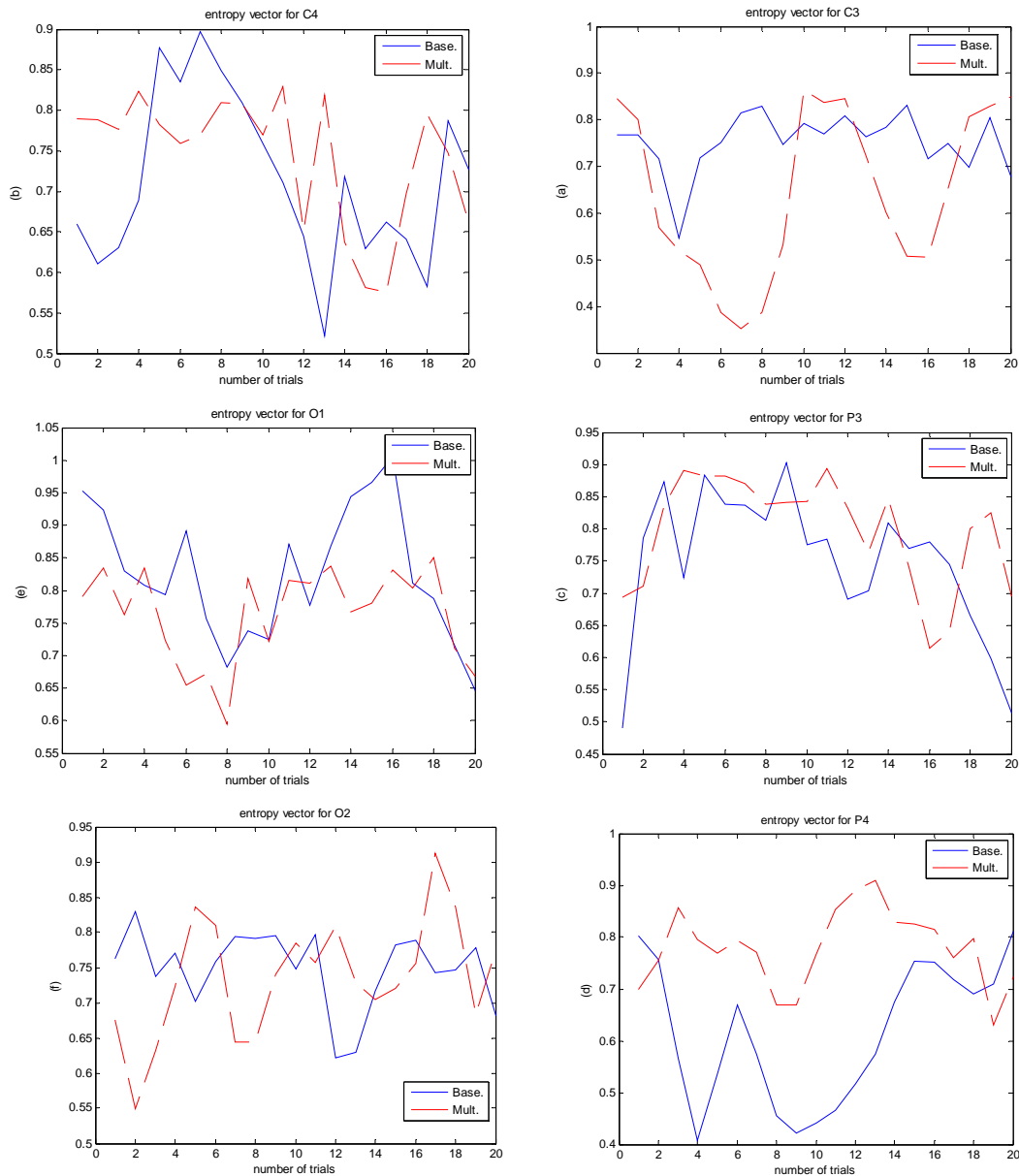
فعالیت‌های ذهنی	میانگین	واریانس	زمان (ثانیه)
پایه، شمارش	۲۰	۰/۰۰۴۵	۰/۱۳۴۴
پایه، نوشتن نامه	۶۰	۰/۰۰۳۸	۰/۱۳۴۵
پایه، ضرب	۵۵	۰/۰۰۱۴	۰/۱۳۴۹
پایه، چرخاندن	۴۹	۰/۰۰۲۳	۰/۲۶۵۱
شمارش، ضرب	۵۷	۰/۰۰۴۵	۰/۱۳۴۸
نوشتن نامه، شمارش	۶۵	۰/۰۰۱۴	۰/۱۳۴۱
ضرب، نوشتن نامه	۴۹	۰/۰۱۰۵	۰/۱۳۴۲
چرخاندن، شمارش	۶۴	۰/۰۰۴۷	۰/۱۳۵۱
چرخاندن، نوشتن نامه	۵۸	۰/۰۰۷۵	۰/۱۳۵۲
ضرب، چرخاندن	۵۶	۰/۰۰۷۲	۰/۱۳۷۲
میانگین کل	۵۳/۳		

در این رابطه $P_i = \frac{E_i}{E}$ ، نسبت انرژی آمین IMF به انرژی کل سیگنال، $E = \sum E_i$ ، می‌باشد. روال یاد شده برای تمام کانال‌ها دنبال شده تا در نهایت ماتریس ویژگی حاصل از آنتروپی EMD تمام کانال‌ها تشکیل شد. در انتها جهت اطمینان از کیفیت ویژگی‌ها و تأیید صحت آن‌ها از آزمون آماری Student-t بر بردار ویژگی آنتروپی EMD کانال‌های منتخب، که در بخش نتایج بالاترین درصد درستی تفکیک را به دست می‌دهد، استفاده نمودیم. مقدار P در خروجی این آزمون آماری، احتمال خطایی را مشخص کرد که هر چه از مقدار ۰/۰۵ کمتر بود، به معنای معنی‌دار بودن اختلاف بین دو گروه و در نتیجه خوب‌تر بودن ویژگی است.

یافته‌ها

نتایج پیشنهادات ۱ و ۲ با طبقه‌بندی کننده KNN و به ازای ۵ بار تکرار الگوریتم به صورت میانگین و واریانس در جداول ۱ و ۲ گزارش شده است. با دقت در درصد درستی تفکیک فعالیت‌ها در جدول ۲، بر خلاف انتظاری که از این پیشنهاد می‌رفت نتایج چندان جالبی به دست نیامد.

برای بررسی بیشتر به ماتریس آنتروپی EMD به دست آمده در هر سیگنال توجه کنید. شکل ۱ نمایانگر بردار آنتروپی از یک کانال در دو سیگنال است. واضح است هر چه این ارقام در یک نمودار، به ازای دو سیگنال فاصله‌ی بیشتری از هم داشته باشند، به معنی جداپذیری بیشتر دو فعالیت ذهنی در آن ویژگی می‌باشد. این نمودارها جهت درک بهتر به ازای کانال‌های یکسان (دو به دو) و به ازای دو فعالیت مختلف، رسم شده است. نمودارهای رسم شده برای



شکل ۱. مقادیر بردار آنتروپی (EMD) Empirical mode decomposition بر اساس کانال‌های O2 و O1, P4, P3, C4, C3

شد. سپس بردار آنتروپی EMD مربوط به کانالی که حداکثر مقدار MSE را در این بین نتیجه داد، به عنوان کانال انتخابی وارد طبقه‌بندی کننده شد.

به این ترتیب نتایج مثبتی در زمینه‌ی تفکیک فعالیت‌های ذهنی به دست آمد که در جدول ۳ ارائه شده است. ستون دوم این جدول کانال منتخب در هر ترکیب دوتایی را نمایش می‌دهد.

انتخاب کانال، جهت انتخاب جداپذیرترین بردار ویژگی هستیم. برای انتخاب کانال مورد نظر می‌توان از معیارهایی مانند Daise bouldin, Scattering و یا روش انتخاب ویژگی Clustering (۸)، استفاده نمود. در این تحقیق با توجه به ابعاد کم ماتریس ویژگی (۲۰ × ۶) از معیار ساده‌ی MSE در هر یک از ۶ کانال، به ازای سیگنال دو فعالیت ذهنی مختلف، استفاده

جدول ۳. نتایج به دست آمده از پیاده‌سازی روش دوم برای تفکیک فعالیت‌های ذهنی به صورت دو به دو به تفکیک کانال منتخب

فعالیت‌های ذهنی	کانال منتخب	میانگین	واریانس	زمان (ثانیه)
پایه، شمارش	P4	۹۷/۵	۰/۰۲۵۰	۰/۰۱۲۴
پایه، نوشتن نامه	O2	۸۷/۵	۰/۱۱۱۲	۰/۰۱۲۷
پایه، ضرب	O1	۸۰	۰/۱۶۱۴	۰/۰۱۲۲
پایه، چرخاندن	O2	۹۲/۵	۰/۰۷۱۲	۰/۰۱۲۷
شمارش، ضرب	O2	۱۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۱۳۲
نوشتن نامه، شمارش	O1	۱۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۱۲۴
ضرب، نوشتن نامه	P4	۹۰	۰/۰۹۲۳	۰/۰۱۲۳
چرخاندن، شمارش	O2	۱۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۱۲۱
چرخاندن، نوشتن نامه	C3	۸۲/۸	۰/۱۴۸۱	۰/۰۱۳۶
ضرب، چرخاندن	P4	۹۲/۸	۰/۰۷۱۲	۰/۰۱۱۱
میانگین کل		۹۲/۲۵		

یک بردار ویژگی به طول ۷۵ به دست آمده است.

جدول ۵. نتایج تفکیک فعالیت‌های ذهنی با استفاده از بردار توان باندهای فرکانسی و طبقه‌بندی کننده‌ی شبکه‌ی عصبی ENN

فعالیت‌های ذهنی	میانگین	زمان (ثانیه)
پایه، شمارش	۹۸/۳۱	۰/۵۴۹۸
پایه، نوشتن نامه	۸۴/۷۵	۰/۵۵۸۹
پایه، ضرب	۷۱/۱۹	۰/۴۵۸۴
پایه، چرخاندن	۹۶/۶۱	۰/۵۵۸۹
شمارش، ضرب	۹۸/۳۱	۰/۴۲۸۸
نوشتن نامه، شمارش	۶۲/۱۷	۰/۳۹۸۴
ضرب، نوشتن نامه	۸۴/۷۵	۰/۵۵۴۳
چرخاندن، شمارش	۵۹/۳۲	۰/۴۴۴۵
چرخاندن، نوشتن نامه	۵۴/۲۴	۰/۵۵۷۵
ضرب، چرخاندن	۹۸/۳۱	۰/۵۵۸۹
میانگین کل	۷۹/۴۴	

بحث

پیش از این محققان با الگوریتم‌های مرسوم در حوزه‌ی تفکیک فعالیت‌های ذهنی، مانند توان باندهای فرکانسی، موفق به تفکیک این سیگنال‌ها با میانگین حدود ۹۰ درصد شده بودند (۱۰-۹). محققین در رابطه با قدرت و اهمیت توان باندهای فرکانسی در حوزه‌ی

در ادامه با انجام آزمون آماری Student-t، جهت اطمینان از کیفیت ویژگی انتخابی، برای مقدار P به مقادیری از توان منفی ۱۰، رسیدیم، که خود دلیلی مستدل بر مزیت بردار ویژگی انتخابی بود. در جدول ۴ خلاصه‌ای از میانگین عمل روش پیشنهادی تصویب شده را به ازای ۵ تکرار متوالی برای ۴ سوژه از سوژه‌های اندرسون که تعداد جلسات ثبت برابر داشته‌اند، به صورت درصد درستی در تفکیک فعالیت‌های ذهنی گزارش شده است.

جدول ۴. میانگین درستی تفکیک فعالیت‌های ذهنی در ۵ تکرار برای ۴ سوژه

شماره‌ی سوژه	میانگین درستی تفکیک	تعداد جلسات ثبت
۱	۹۲/۲۵	۱۰
۳	۸۲/۵۰	۱۰
۴	۸۸/۷۵	۱۰
۶	۹۱/۲۵	۱۰

نمونه‌ای از نتایج تحقیقات ما که بر روی همین دادگان و با روش توان باندهای فرکانسی و البته با یک طبقه‌بندی کننده‌ی شبکه‌ی عصبی انجام شده است در جدول ۵ نشان داده شده است. نتایج این جدول به ازای

کمتر بردار ویژگی در مقابل روش مذکور (در مطالعه‌ی حاضر بردار ویژگی بعد از انتخاب کانال تک بعدی است)، به زمانی کمتر از ۲ ثانیه برای استخراج ویژگی و حداکثر زمانی برابر با ۰/۱ ثانیه، برای تفکیک تک‌ثبت‌های ۱۰ ثانیه‌ای نیاز دارد. مزیت این روش، در کاربرد سیستم‌های BCI و Real time آشکار می‌شود. چرا که تمام سیستم‌هایی که به نحوی برای برقراری ارتباط مغز با محیط طراحی می‌شوند برای کاربرد عملی در نهایت باید به سمت Real time شدن، پیش روند.

سیگنال‌های مغزی با توجه به انتظاری که پیشتر هم بیان گردید، به یک اطمینان نسبی دست یافتند. برای اثبات این ادعا نمونه‌ای از نتایج تحقیقات ما در جدول ۵ که بر روی همین داده‌ها که با روش توان باندهای فرکانسی و طبقه‌بندی کننده‌ی شبکه‌ی عصبی انجام شد نشان داده شد. زمان لازم برای تفکیک فعالیت‌ها در این روش حداقل حدود ۴-۵ ثانیه بود. اعمال الگوریتم EMD و تمهیدات موازی با آن (آنتروپی EMD) نسبت به روش مرسوم یاد شده، علاوه بر این که با بعد بسیار

References

1. Keirn ZA, Aunon JI. A new mode of communication between man and his surroundings. *IEEE Trans Biomed Eng* 1990; 37(12): 1209-14.
2. Huang NE, Shen Z, Long SR, Wu MC, Shih HH, Zheng Q, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proc R Soc* 1988; 454(1971): 903-95.
3. Rehman N, Mandic DP. Empirical mode decomposition for trivariate signals. *IEEE Transactions on Signal Processing* 2010; 58(3): 1059-68.
4. Tanaka T, Mandic DP. Complex empirical mode decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing* 2007; 14(2): 101-4.
5. Anderson CW, Sijercic Z. Classification of EEG signals from four subjects during five mental tasks, solving engineering problems with neural networks. *Proceedings of the Conference on Engineering Applications in Neural Networks*; 1996; Turku, Finland. p. 407-14.
6. Mamashli F, Moti-Nasrabadi A, Shobeih Sh. Mental Task classification based on entropy, spectral entropy and mutual information. *Proceedings of the 3rd International Biomedical Engineering Conference (CIBEC)*. 2006 Dec 21-24; Cairo, Egypt.
7. Yu Y, Dejie Y, Junsheng C. A roller bearing fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN. *Journal of Sound and Vibration* 2006; 294(1-2): 269-77.
8. Rutkowski TM. Emd approach to multichannel eeg data - the amplitude and phase components clustering analysis. *JCSC* 2010; 19(1): 215-29.
9. Anderson CW, Stolz EA, Shamsunder S. Multivariate autoregressive models for classification of spontaneous electroencephalographic signals during mental tasks. *IEEE Trans Biomed Eng* 1998; 45(3): 277-86.
10. Palaniappan R. Utilizing gamma band to improve mental task based brain-computer interface design. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 2006; 14(3): 299-303.

Selection of an Optimal Feature Space for Separating Mental Tasks based on the EMD Algorithm

Vahid Abootalebi PhD¹, Mohmmad Taghi Sadeghi PhD¹, Somayeh Noshadi MSc²

Abstract

Background: Designing brain-computer interface (BCI) systems is one of the concerns of people today. These systems operate by brain signals and so far, much research has been done in this regard. The most conventional systems are based on mental task signals. In the design of BCI systems based on mental activity, selecting a feature space with higher resolution and less processing time is important. In this study, Anderson mental task signals, a known and available database in such systems, were used.

Methods: According to the nonlinear and non-stationary properties of electroencephalogram (EEG) signals, this study tried to review and analyze new empirical mode decomposition (EMD) algorithms, as well as conventional and successful methods such as autoregressive (AR) spectrum and entropy, for discrimination of mental task signals.

Findings: EMD algorithm is compatible with nonlinear and non-stationary properties of EEG signals. Therefore, using an EMD algorithm along with the concept of entropy for modeling complexity values and AR spectrum, as a significant function in the frequency domain would provide great discrimination.

Conclusion: Application of EMD algorithm and its parallel schemes (EMD entropy) would result in a feature vector with less dimensions requiring less than 2 seconds to extract features. Thus, such combination would require a maximum of 0.1 seconds to separate 10-second signals which can be beneficial in real-time BCI systems.

Keywords: Entropy, Brain-computer interface, Empirical mode decomposition, Electroencephalogram, Mental task

¹ Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, School of Engineering, Yazd University, Yazd, Iran

² Department of Electrical Engineering, School of Engineering, Yazd University, Yazd, Iran

Corresponding Author: Somayeh Noshadi MSc, Email: noshadi@stu.yazduni.ac.ir