

طبقه‌بندی هیجانات به کمک تحلیل طیف مرتبه بالای سیگنال مغزی

هدف: هیجانات نقش مهمی در زندگی انسان ایفا می‌کنند. دینامیک سیستم اعصاب مرکزی، متناسب با حالات روانی انسان از جمله هیجانات دستخوش تغییرات می‌شوند؛ بنابراین با تحلیل سیگنال‌های مغزی می‌توان وضعیت سیستم اعصاب را آشکار کرد. **روش:** خواص جالب طیف‌های مرتبه بالا (HOS) در استخراج اطلاعات فاز سیگنال، استفاده از این طیف‌ها را در زمینه پردازش سیگنال، خصوصاً سیگنال مغزی (EEG) مطرح کرده است. در این مقاله، برای نخستین بار مقادیر دو طیفی و دو هم‌دوسی به‌عنوان دو نمونه از پرکاربردترین توابع HOS به‌منظور ارزیابی تغییرات EEG در حالت هیجان برای تفکیک سه حالت آرامش، تحریک مثبت و تحریک منفی بکار رفته است. در این تحقیق از داده موجود در اینترنت‌فیس که براساس زیر مجموعه‌ای از تصاویر IAPS است، استفاده شده است. با استفاده از ویژگی‌های استخراجی از صفحه دو فرکانسی و آزمون Hinich، ویژگی‌هایی برای هر کانال ثبت استخراج شده است. تابع تفکیک بهینه از ترکیب الگوریتم ژنتیک و ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. **یافته‌ها:** نتایج نشان می‌دهند، بیشترین تغییرات سیگنال EEG در حالت هیجان مربوط به نواحی فرکانسی می‌باشد. نتایج نشان می‌دهند، سه حالت هیجانی با درصد صحت تفکیک متوسط ۵۲٪ از یکدیگر تشخیص داده شده‌اند. **نتیجه‌گیری:** نتایج بدست آمده، مشابه تحقیق دیگر قبلی در این زمینه می‌باشد و بهبود جزئی در نتایج حاصل شده است. نتایج کیفی و شهودی این تحقیق، نیز تفاوت بین سه حالت هیجانی را نشان می‌دهند. بنابراین طیف‌های مرتبه بالا از جمله روش‌های مفید در بازنمایی رفتار مغز در حالات هیجانی است.

واژه‌های کلیدی: سیگنال مغزی، طیف‌های مرتبه بالا، هیجان، دو طیفی، دو هم‌دوسی.

سیدعابد حسینی*

دانشجوی دکترای تخصصی مهندسی برق
کنترل، عضو هیأت علمی گروه مهندسی
برق و مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد
اسلامی، واحد شاهرود

*نشانی تماس: دانشگاه آزاد اسلامی،

واحد شاهرود

رایانامه: Hosseyeni@kiaeee.org

Classification of EEG Signals Variation in Emotional State Using Higher Order Spectral

Objective: Emotions play an important role in human life. Electroencephalogram (EEG) is the reflection of brain activity and is widely used in clinical diagnoses and biomedical researches. This paper proposes an emotion recognition system based on EEG signals. **Method:** The visual-induction-based acquisition protocol has been designed for acquiring the EEG signals under three emotional states (calm-neutral, positive-excited and negative-excited) for participants. After preprocessing the signals, higher order spectra (HOS) are employed to extract the many features required for classifying human emotions. In this paper, for the first time, two values are used, such as bispectrum and bicoherence, in order to evaluate the EEG changes in the excited state. In this work, we used genetic algorithm and support vector machines (SVM) for classifying the emotions. **Results:** The results show that, most EEG signal variations correlated with beta frequency band. Hence, with selected HOS-based features, we achieve average accuracy of 52% for three Categories. **Conclusion:** The results confirm the possibility of using HOS-based features in assessing human emotions from EEG signals. In comparison to other works, they did not show any significant difference in accuracy. HOS is a useful method in representation of emotional states of the brain.

Keywords: Electroencephalogram (EEG), higher order spectra, emotion, bispectrum, bicoherence

Seyyed Abed Hosseini*

PhD student at sElectrical
Engineering, Faculty Member,
Department of Electrical
Engineering and Biomedical
Engineering, Shahrood Branch,
Islamic Azad University,
Shahrood

*Corresponding Author:

Email: Hosseyeni@kiaeee.org

مقدمه

هیجان‌ها نقش مهمی در زندگی انسان ایفا می‌کنند. انسان‌ها علی‌رغم داشتن توانایی بسیار زیاد در بیان هیجان‌ها هنوز نتوانسته‌اند بر سر بهترین تعریف از هیجان توافق کنند. پُل کلینجینا^۲ با جمع‌آوری حدود ۹۰ تعریف، تعریف به نسبت جامعی ارائه کرده است. او هیجان را حاصل تعامل عوامل ذهنی، محیطی و فرآیندهای عصبی و هورمونی بدن می‌داند (فرانکن^۳، ۱۹۹۸).

هیجان‌ها بر بسیاری از فرآیندهای شناختی نظیر ادراک، تصمیم‌گیری، خلاقیت، یادگیری، حافظه و توجه تأثیر می‌گذارند (هلی^۴، سگر^۵، پیکارد^۶، ۱۹۹۹)، بنابراین آشکارسازی و طبقه‌بندی هیجان‌ها دارای گستره وسیعی از کاربردها (مانند تعاملات انسان و کامپیوتر^۷، سنجش توجه، خستگی‌های ذهنی و فرآیندهای شناختی) است (سوران^۸، ۲۰۰۶). روان‌شناسان ساختارهای گوناگونی را برای هیجان پیشنهاد کرده و عموماً آنها را در فضای n بُعدی نمایش داده‌اند. معروف‌ترین ساختار پیشنهادی برای هیجان، ساختار دو بُعدی جاذبه/انگیختگی^۹ است که محور جاذبه گستره‌ای از منفی به مثبت و محور انگیختگی گستره‌ای از تحریک کم تا تحریک زیاد را در بر می‌گیرد (شرما^۱، بی‌اردواج^{۱۱}، مارینگاتی^{۱۲}، ۲۰۰۸).

یکی از تحقیقات انجام شده در این زمینه، مطالعه کاسی‌یاپو^{۱۳}، تاسیناری^{۱۴} و برنتسون^{۱۵} است (۲۰۰۰) آن‌ها بین ویژگی‌های فیزیولوژیکی و حالت‌های هیجانی رابطه دیدند. کیم^{۱۶}، بنگ^{۱۷} و کیم^{۱۸} (۲۰۰۴) با ثبت سیگنال‌های محیطی و با تحریک به وسیله پخش موسیقی برای ۵۰ نفر به ۷۸/۴ درصد صحت برای تفکیک سه دسته از هیجان‌ها و ۶۱/۸ درصد برای چهار گروه دست یافتند. وگنر^{۱۸}، کیم و اندر^{۱۹} (۲۰۰۵) با روش القای موسیقی برای ایجاد هیجان به ۹۲/۰۵ درصد صحت رسیدند. داده تحقیق وگنر و همکارانش نتیجه ثبت از یک فرد در ۲۵ جلسه پی‌درپی است. تاکاهاشی^{۲۰} (۲۰۰۴) به وسیله تحریک با پخش فیلم و به کمک سیگنال‌های مغزی (EEG^{۲۱}) در تشخیص پنج دسته از هیجان، به متوسط ۵۲/۱ درصد صحت دست یافت. چانل^{۲۲}، انصاری

اصل^{۲۳} و پان^{۲۴} (۲۰۰۷) با استفاده از دو منبع مختلف، یعنی سیگنال‌های محیطی و EEG، به ارزیابی هیجان پرداختند. نتایج این تحقیق با استفاده از EEG، حاکی از ۷۳ درصد صحت برای دو دسته و ۵۳ درصد صحت برای سه دسته است. چانل و همکاران (۲۰۰۶) در تحقیقی دیگر، از زیرمجموعه‌ای از تصاویر IAPS^{۲۵} شامل ۷۰۰ تصویر مهیج به عنوان محرک استفاده کردند و به ۵۵ درصد صحت برای EEG مغزی دست یافتند. خلیلی و مرادی (۲۰۰۸) با استفاده از EEG برای تفکیک سه دسته از هیجان‌ها، با پردازش EEG و سیگنال‌های محیطی به ۴۰ درصد صحت با طبقه‌بندی‌کننده تحلیل تفکیک خطی (LDA^{۲۶}) و ۵۱ درصد صحت با طبقه‌بندی‌کننده نزدیک‌ترین همسایگی (kNN^{۲۷}) دست یافتند.

در تحقیقات گذشته مرتبط با تشخیص هیجان، از طیف‌های مرتبه بالا (HOS^{۲۸})، که به نظر می‌رسد در تحلیل سیگنال‌های غیرخطی همچون EEG کارایی خوبی داشته باشند، استفاده نشده است. از جمله موارد استفاده طیف‌های مرتبه بالا با اهداف دیگر به کمک EEG می‌توان به نمونه‌های زیر اشاره کرد: چوآ^{۲۹}، چاندران^{۳۰} و راجندرا^{۳۱} (۲۰۰۷) به تحلیل EEG در حالت صرعی پرداختند؛ ابوطالبی و همکاران (۱۳۷۸) EEG را در حالت هیپنوتیزم تجزیه و تحلیل کردند؛ حسینی و خلیل زاده (۱۳۸۸) به کمک مقادیر دوطیفی^{۳۲} و

- | | |
|-------------------------------|--|
| 1- Emotions | 19- Andr'e |
| 2- Pole Kleinginna | 20- Takahashi |
| 3- Franken | 21- Electroencephalogram |
| 4- Healey | 22- Chanel |
| 5- Seger | 23- Ansari-Asl |
| 6- Picard | 24- Pun |
| 7- Human-Computer Interaction | 25- International Affective Picture System |
| 8- Savran | 26- Linear Discriminant Analysis |
| 9- Valence/arousal | 27- k-Nearest Neighborhood |
| 10- Sharma | 28- Higher Order Spectra |
| 11- Bhardwaj | 29- Chua |
| 12- Maringati | 30- Chandran |
| 13- Cacioppo | 31- Rajendra |
| 14- Tassinari | 32- Bispectrum |
| 15- Berntson | |
| 16- Kim | |
| 17- Bang | |
| 18- Wagner | |

دوهم دوسی^۱ به ارزیابی کیفی و کمی EEG در حالت هیجان پرداختند؛ رُمُر^۲، ماناناس^۳، لورنزو^۴، کلاوس^۵ و باربانوج^۶ (۲۰۰۲) تفاوت مراحل مختلف خواب از جمله REM^۷ و NREM^۸ را بررسی کردند و رِزک^۹ و همکاران (۲۰۰۵)، با استفاده از مدل‌های چندطیفی‌ها بر پایه مدل AR^{۱۰} عمق بیهوشی را ارزیابی کردند.

هدف این تحقیق، ارزیابی کارایی یک ابزار جدید ریاضی در تفکیک سه حالت هیجانی آرامش^{۱۱}، تحریک مثبت^{۱۲} و تحریک منفی^{۱۳} است. طیف‌های مرتبه بالا در زمینه پردازش سیگنال‌های حیاتی، به‌ویژه سیگنال‌هایی با ماهیت غیرخطی (نظیر EEG)، نتایج مطلوبی نشان داده‌اند. در بخش دوم این تحقیق، ابتدا طیف‌های مرتبه بالا معرفی می‌شود؛ سپس برای تفکیک سه حالت هیجانی، از EEG مقادیر دوطیفی و دوهمدوسی، به‌عنوان دو نمونه از توابع طیف‌های مرتبه بالا استخراج می‌شوند. در بخش سوم، روش کار و داده تحقیق؛ در بخش چهارم نتایج تحقیق و در بخش پنجم بحث و نتیجه‌گیری ارائه می‌شود.

تحلیل طیفی

از حدود ۵۰ سال پیش تاکنون، تخمین طیف توان به‌عنوان یکی از ابزارهای مفید در پردازش سیگنال مطرح بوده است. از روش‌های تخمین طیف می‌توان به روش‌های مبتنی بر تبدیل فوریه، روش ماکزیمم آنتروپی، روش‌های پارامتریک نظیر AR و ARMA^{۱۴}، پرونی^{۱۵}، پیسارنکو^{۱۶} و ... اشاره کرد (کای^{۱۷}، مارپل^{۱۸}، ۱۹۸۱). در روش‌های تخمین طیف توان، فرض اولیه این است که سیگنال مورد بررسی به صورت جمع تعدادی از هارمونیک‌های فرکانسی و فاقد هرگونه همبستگی آماری است؛ سپس میزان چگالی توان در هریک از هارمونیک‌ها محاسبه می‌شود که این فرض اصولاً درباره سیگنال‌های حیاتی صحیح نیست و بنابراین روابط بین فاز هارمونیک‌ها حذف می‌شود. اطلاعات موجود در طیف توان دقیقاً همان اطلاعات موجود در دنباله خودهمبستگی^{۱۹} مربوط به سیگنال مورد نظر بوده و اینجاست که طیف‌های مرتبه بالا (چندطیفی‌ها^{۲۰}) بر مبنای گشتاورها^{۲۱} و انبارنده‌های^{۲۲}

طیف‌های مرتبه بالا

طیف‌های مرتبه بالا به‌طور متناظر با آمارگان‌های مرتبه بالا^{۲۵} و به صورت تبدیل فوریه^{۲۶} Π بعدی از این آمارگان‌ها تعریف می‌شوند (نیکیاس، مندل، ۱۹۹۳؛ نیکیاس، پتروپولا^{۲۶}، ۱۹۹۳). به دلیل طول محدود سیگنال و حجم زیاد محاسبات، در عمل از میان طیف‌های مرتبه بالا از دوطیفی^{۲۷} استفاده می‌شود. دوطیفی به صورت رابطه ۱ تعریف می‌شود.

(۱)

$$Bis(f_1, f_2) = \sum_{v=-\infty}^{\infty} \sum_{u=-\infty}^{\infty} R(u, v) \exp\{-j2\pi(u.f_1 + v.f_2)\}$$

نکته مورد توجه در رابطه ۱ این است که در محاسبه دوطیفی باید کم‌ترین فرکانس سیگنال موجود $f_1 + f_2$ و یا به عبارتی دو برابر ماکزیمم محتوای فرکانسی مورد نظر باشد. شکل نرمال‌شده دوطیفی، که به دوهمدوسی معروف است، از رابطه ۲ به دست می‌آید (نیکیاس، مندل، ۱۹۹۳؛ سوامی^{۲۸}، مندل، نیکیاس، ۲۰۰۰).

(۲)

$$Bic(f_1, f_2) = \frac{Bis(f_1, f_2)}{\sqrt{P(f_1) P(f_2) P(f_1 + f_2)}}$$

استفاده از طیف‌های مرتبه بالا خواص جالبی دارد که از آن جمله می‌توان به صفر بودن طیف مرتبه دو برای سیگنال‌های گوسی اشاره کرد (حسینی، ۱۳۸۸). در حالت کلی برای فرآیندهای گوسی، تمام طیف‌های

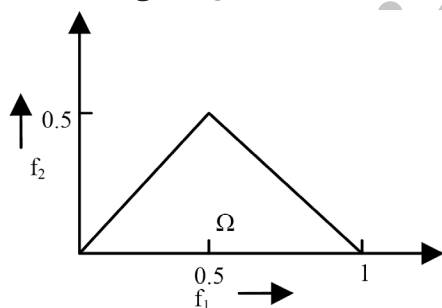
- | | |
|------------------------------------|-----------------------------|
| 1- Bicoherence | 15- Prony |
| 2- Romero | 16- Pisarenko |
| 3- Mananas | 17- Kay |
| 4- Lorenzo | 18- Marple |
| 5- Clos | 19- Auto Correlation |
| 6- Barbanaj | 20- Poly Spectra |
| 7- Rapid eye movement | 21- Moments |
| 8- Non Rapid eye movement | 22- Cumulants |
| 9- Rezek | 23- Nikias |
| 10- Auto Regressive | 24- Mendel |
| 11- Calm-neutral | 25- Higher-Order Statistics |
| 12- Positively Excited | 26- Petropulu |
| 13- Negatively Excited | 27- Bispectrum |
| 14- Auto Regressive Moving Average | 28- Swami |

۱۹۹۳؛ حسینی، خلیل زاده، ۱۳۸۸). در روش مستقیم ابتدا سیگنال به M قطعه با طول مساوی، که هم پوشانی هم می‌توانند داشته باشند، تقسیم شده و سپس تبدیل فوریه هر قطعه محاسبه و به دنبال آن روی حاصل ضرب سه‌گانه ضرایب فوریه مربوط به M قطعه دوطیفی با متوسط‌گیری محاسبه می‌شود. برای مطالعه بیشتر درباره این روش‌ها می‌توان به نیکاس، مندل (۱۹۹۳)؛ زیانگ، تسو (۲۰۰۲)؛ حسینی، خلیل زاده (۱۳۸۸) مراجعه کرد. طبق تعریف دوطیفی و خواص تقارنی انبارنده مرتبه ۳، رابطه ۵ حاصل می‌شود (نیکاس، مندل، ۱۹۹۳؛ سوامی و همکاران، ۲۰۰۰).

$$\begin{aligned} C_3^x(f_1, f_2) &= C_3^x(f_2, f_1) = C_3^x(f_1, -f_1 - f_2) \\ &= C_3^x(-f_1 - f_2, f_2) = C_3^x(-f_1, -f_2) \\ &= C_3^x(-f_1 - f_2, f_1) = C_3^x(f_2, -f_1 - f_2) \end{aligned} \quad (5)$$

بنابراین با به دست آوردن دوطیفی فقط در ناحیه مثلثی شکل ۱، $f_2 \geq 0$ ، $f_1 \geq f_2$ و $f_1 + f_2 \leq \pi$ می‌توان به مقدار دوطیفی در تمام صفحه دو فرکانسی^۴ دست یافت.

شکل ۱- ناحیه مفید برای محاسبه دوطیفی سیگنال‌های حقیقی



برای فرآیندهای حقیقی دوطیفی،^{۱۲} ناحیه متقارن وجود دارد (نیکاس، مندل، ۱۹۹۳).

تابع هم‌نوایی مرتبه n

طیف انبارنده نرمال‌شده و یا تابع هم‌نوایی مرتبه n تابعی است که دو کمیت متفاوت از یک فرآیند (یعنی طیف انبارنده مرتبه n و طیف توان) را با یکدیگر ترکیب می‌کند. تابع هم‌نوایی مرتبه n به صورت رابطه ۶ تعریف می‌شود (ابوطالبی، خلیل زاده، شمس الهی، ۱۳۷۸).

- | | |
|-----------------------------|------------------------|
| 1- Quadratic Phase Coupling | 4- Bi frequency |
| 2- Xiang | 5- nth Order Coherency |
| 3- Tso | Function |

انبارنده از درجه بالاتر از دو صفر است، بنابراین اگر سیگنال غیرگوسی باشد، نتایج طیف مرتبه اول ضعیف‌تر از طیف مرتبه دوم است. از دیگر خواص طیف مرتبه دو قدرت تشخیص کوپلاژهای غیرخطی بین فاز است. اگر یک مؤلفه فرکانسی از ترکیب دو مؤلفه فرکانسی دیگر حاصل شده باشد، با استفاده از طیف مرتبه بالا می‌توان آن را مشخص کرد که به این خاصیت آشکارسازی QPC^{۱۳} می‌گویند (حسینی، ۱۳۸۸؛ زیانگ، تسو، ۲۰۰۲). بزرگ‌ترین عیب طیف‌های مرتبه بالا، حجم زیاد محاسبات است که در مقایسه با طیف توان بسیار زمان‌بر است (حسینی، ۱۳۸۸).

طیف‌های انبارنده

اگر $x(k)$ ، $k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$ یک فرآیند حقیقی و ایستا باشد، رشته انبارنده مرتبه دوم و سوم، به عنوان نمونه و به ترتیب مطابق رابطه ۳ تعریف می‌شود (نیکاس، مندل، ۱۹۹۳؛ زیانگ، تسو، ۲۰۰۲).

$$\begin{aligned} c_2^x(u) &= E\{x(k).x(k+u)\} = c_2^x(-u) \\ c_3^x(u, v) &= E\{x(k).x(k+u).x(k+v)\} \end{aligned} \quad (3)$$

بنابراین طیف انبارنده مرتبه n به از $n = 2$ و $n = 3$ به صورت رابطه ۴ تعریف می‌شود.

$$C_2^x(f) = \sum_{u=-\infty}^{+\infty} c_2^x(u) \cdot \exp\{-j(u.f)\} = |X(f)|^2 \quad (4)$$

$$|f| \leq \pi$$

$$C_3^x(f_1, f_2) = \sum_{u=-\infty}^{+\infty} \sum_{v=-\infty}^{+\infty} c_3^x(u, v) \cdot \exp\{-j(u.f_1 + v.f_2)\}$$

$$|f_1| \leq \pi, \quad |f_2| \leq \pi, \quad |u+v| \leq \pi$$

همچنین طیف انبارنده با پریود 2π متناوب است.

تخمین دوطیفی

برای تخمین دوطیفی، دو دسته روش به نام‌های روش‌های مبتنی بر تبدیل فوریه (شامل روش‌های مستقیم و غیرمستقیم (نیکاس، مندل، ۱۹۹۳؛ زیانگ، تسو، ۲۰۰۲)) و روش‌های پارامتریک بر پایه مدل‌های AR، ARMA و ... وجود دارد (نیکاس، مندل،

(۶)

$$COH_n(f_1, f_2, \dots) = \frac{C_n(f_1, f_2, \dots)}{[C_2(f_1)C_2(f_2) \dots C_2(f_1 + f_2 + \dots)]^{\frac{1}{2}}}$$

تابع هم‌نوایی مرتبه ۳ را که از رابطه ۷ به دست می‌آید، دوهم‌دوسی^۱ می‌نامند (نیکپاس، مندل، ۱۹۹۳).

(۷)

$$Bic(f_1, f_2) = COH_3(f_1, f_2) = \frac{C_3(f_1, f_2)}{[C(f_1)C(f_2)C(f_1 + f_2)]^{\frac{1}{2}}}$$

همان‌طور که قبلاً اشاره شد، اگر فرآیند گوسی فرض شود $E\{COH_3(f_1, f_2)\} = 0$ (زیانگ، تسو، ۲۰۰۲)، تابع هم‌نوایی در تشخیص و دسته‌بندی غیرخطی‌های موجود در سری‌های زمانی، از طریق روابط فاز موجود بین مؤلفه‌های هارمونیک آنها، بسیار مفید واقع می‌شود (ابوطالبی، خلیل‌زاده، شمس‌الهی، ۱۳۷۸).

روش

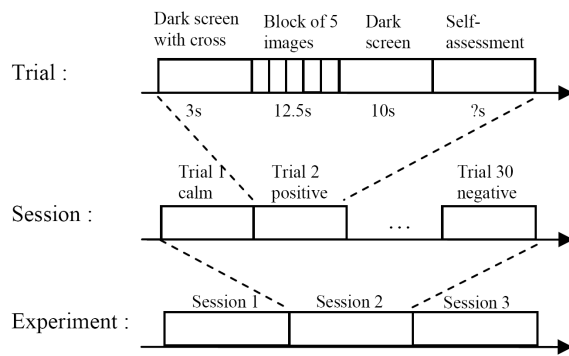
توصیف داده

داده این مقاله در سوران (۲۰۰۶) موجود است و با هدف آشکارسازی هیجان، به کمک روش‌های چندوجهی^۲، از هفتمین پروژه ایترفیس^۳ (۲۰۰۶) گرفته شده است. این داده fNIRS^۴، تصویر چهره، سیگنال EEG در ۶۴ کانال از پوست سر و سیگنال‌های محیطی (از قبیل دما، مقاومت الکتریکی پوست و تنفس) را، که هم‌زمان ثبت شده‌اند، در بر می‌گیرد.

IAPS^۵ شامل ۹۵۶ تصویر مهیج است که چندین کارشناس با تجربه برای بیان دو بُعدی جاذبه/انگیزختگی آن را داوری کرده‌اند. تصاویری از IAPS انتخاب شده است که با سه حالت هیجانی مورد نظر ارتباط داشته باشد. تصاویر انتخابی سبب تحریک و بروز هیجان‌های هدف (حالت آرامش، هیجان مثبت و هیجان منفی) می‌شوند. برای هر یک از این هیجان‌ها که به ترتیب با حروف اختصاری C^۶، PE^۷ و NE^۸ نشان داده شده‌اند، به ترتیب ۱۰۶، ۷۱ و ۱۵۰ تصویر انتخاب شده است (سوران، ۲۰۰۶). هر تحریک حاوی پنج تصویر است و هر تصویر به مدت ۲/۵ ثانیه نمایش داده می‌شود. مدت نمایش هر تحریک ۱۲/۵ ثانیه است که این مدت

پایداری هیجان را در طول آزمایش تضمین می‌کند. برای جلب توجه کاربر در ابتدای هر تحریک یک صفحه سیاه با یک تقاطع در میانه به مدت سه ثانیه و در انتهای هر تحریک یک صفحه سیاه به مدت ۱۰ ثانیه به کار می‌رود. همان‌طور که واضح است، آزمایش‌های مربوط به هیجان به آزمون‌های مرحله قبلی وابستگی شدید دارند (سوران، ۲۰۰۶)، بنابراین بعد از هر تحریک، از فرد یک خوداظهاری^۹ به عمل آورده می‌شود تا مشخص شود آیا به هیجان مورد نظر رفته است یا خیر. هر بخش حاوی ۳۰ تصویر است که در کل آزمایش شامل ۹۰ تصویر می‌شود. جزئیات بیشتر درباره ثبت داده، در شکل ۲ آمده است (سوران، ۲۰۰۶).

شکل ۲- نمایی از نحوه ثبت داده (سوران، ۲۰۰۶)



سیگنال EEG با نرخ ۱۰۲۴ هرتز نمونه‌برداری و به علت ثبت هم‌زمان fNIRS از ناحیه پیشانی سوژه‌ها، ۱۰ کانال به نام‌های F_۵، F_۸، AF_۷، AF_۸، AF_۹، Fp_۱، F_۶ و Fp_۲، Fp_۳، F_۷ (سوران، ۲۰۰۶).

طراحی ویژگی

برخی از تحقیقات قبلی، در کل محدوده فرکانسی، از مجموع اندازه دوطیفی‌ها، مجموع مربع اندازه دوطیفی‌ها، مجموع اندازه دوهم‌دوسی‌ها، مجموع مربع اندازه دوهم‌دوسی‌ها و لگاریتم دامنه دوطیفی (زو^۱،

- | | |
|---|---------------------|
| 1- Bicoherence | 6- Calm |
| 2- Multi Modal | 7- Positive excited |
| 3- eNTERFACE | 8- Negative excited |
| 4- functional Near Infrared Spectroscopy | 9- Self assessment |
| 5- International Affective Picture System | 10- Zhou |

به صورت پیش فرض ۰/۵۱ استفاده کرد. با این پارامترها درجه آزادی ۹۶ خواهد بود.

استخراج ویژگی های بهینه

برای استخراج ویژگی های بهینه از الگوریتم ژنتیک (GA) (هاپت^{۱۳}، هاپت^{۱۴}) استفاده می شود. روش کار الگوریتم ژنتیک به این صورت است که ابتدا یک جمعیت شامل چندین رشته در نظر گرفته می شود. هر رشته شامل بیت هایی به تعداد ویژگی هاست. در این تحقیق هر رشته شامل ۹۱ بیت است. این ویژگی ها به صورت تصادفی از میان تمام ویژگی های هر کانال انتخاب می شوند. برای هر رشته، طبقه بندی کننده با داده های آموزش به وسیله ورودی های ارائه شده در رشته ها آموزش داده می شود و سپس میزان برازندگی ترکیب ویژگی ها با استفاده از تابع برازندگی^{۱۴} مورد ارزیابی قرار می گیرد. در این تحقیق معیار کارایی درصد تفکیک است. در مرحله بعد، الگوریتم با استفاده از مقدار برازندگی، نرخ برش^{۱۵} و نرخ جهش^{۱۶} جمعیت بعدی را تولید می کند و این کار مرتب تکرار می شود. تعداد دفعات تکرار الگوریتم (پارامتر تولید)، ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. در انتهای روند الگوریتم، رشته ای که بیشترین مقدار ارزیابی را به دست آورده است، به عنوان مجموعه ویژگی های بهینه به طبقه بندی کننده معرفی می شود.

ماشین بردار پشتیبان

برای طبقه بندی از ماشین بردار پشتیبان (SVM)^{۱۷}، که مناسب جداسازی داده های تفکیک پذیر خطی و غیر خطی است، استفاده می شود (چانگ^{۱۸}، لین^{۱۹}، ۲۰۰۹). این الگوریتم دو ابرصفحه موازی، که بیشترین فاصله را از یکدیگر داشته و در عین حال کمترین تعداد داده های

- | | |
|-------------------------------|-----------------------------|
| 1- Gan | 11- Fast Fourier Transform |
| 2- Sepulveda | 12- Genetic Algorithm |
| 3- Ning | 13- Haupt |
| 4- Bronzino | 14- Fitness function |
| 5- Hinich | 15- Crossover Rate |
| 6- Probability of false alarm | 16- Mutation Rate |
| 7- Degree of freedom | 17- Support Vector Machines |
| 8- Chi Square Value | 18- Chang |
| 9- Chi-square | 19- Lin |
| 10- Noncentrality | |

گان^۱، سپولودا^۲، ۲۰۰۸) استفاده کرده (نینگ^۳، برونزینو^۴، ۱۹۸۹) و برای محدوده های فرکانسی تفکیکی قائل نشده اند. استفاده از مجموع دوطیفی ها به عنوان معیاری از گوسی بودن سیگنال با کمی خطا همراه است که به دلیل خطاهای موجود در تخمین مقدار آن است، لذا در این مورد برخی تحقیقات از آزمون هایینچ^۵ (هاینینچ، ۱۹۸۲) استفاده کرده اند. این آزمون از روی مقادیر دو هم دوسی، دو معیار برای گوسی بودن سیگنال ارائه می دهد:

اولین معیار Pfa^۶ است که احتمال خطا در فرض غیرگوسی بودن فرآیند است (سوامی و همکاران، ۲۰۰۰). Pfa در حالت کلی با استفاده از رابطه ۸ محاسبه می شود (زیانگ، تسو، ۲۰۰۲).

$$Pfa = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \int_x^{\infty} e^{-t^2} dt, \quad (8)$$

$$x = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(3\sqrt{\frac{S}{2}} \sqrt{P} - 3\sqrt{P} + \frac{1}{3\sqrt{P}} \right)$$

در این رابطه، S آمارگان و P^۷ درجه آزادی^۷ است. معیار دیگر مقدار خی^۲ (CSV^۸) است (سوامی و همکاران، ۲۰۰۰) که با غیرگوسی بودن فرآیند رابطه مستقیم دارد. اگر $C_3(f_1, f_2)$ دارای توزیع گوسی باشد، $|C_3(f_1, f_2)|^2$ دارای توزیع خی^۲ با دو درجه آزادی است (زیانگ، تسو، ۲۰۰۲). اگر $C_3(f_1, f_2) \equiv 0$ باشد، مرکز خی^۲ با دو درجه آزادی است. CSV یک متغیر با توزیع خی^۲ است که با یک تبدیل غیرخطی می توان آن را به متغیری با توزیع نرمال تبدیل کرد (ابوطالبی، خلیل زاده، شمس الهی، ۱۳۷۸).

آزمون دیگر هایینچ، آزمون خطی بودن است (سوامی و همکاران، ۲۰۰۰). در این آزمون ابتدا برای مقادیر دوهم دوسی تخمین زده شده، پارامتر انحراف از مرکز^{۱۰} (Lambda) محاسبه می شود (حسینی، ۱۳۸۸). با اجرای آزمون هایینچ برای نمونه های سیگنال EEG، مقادیر CSV، Pfa و Lambda به عنوان ویژگی های جدید برای هر بخش محاسبه و به مجموعه ویژگی ها افزوده می شود. برای محاسبه این ویژگی ها می توان از تبدیل فوریه سریع (FFT^{۱۱}) ۲۵۶ نقطه ای با ضریب C

خطی و یا اعمال پالایه به صورت جلو-عقب^۶ استفاده کرد. در این تحقیق از یک پالایه پایین گذر با فرکانس قطع ۶۵ هرتز و فاز خطی با الگوریتم پارکس مک‌لان^۸ استفاده شده است.

از آنجا که دو طیفی و دو هم‌دوسی توابعی بر حسب f_1 و f_2 هستند، برای تعریف ویژگی‌ها شش فاصله فرکانسی $\beta_1(12-18\text{Hz})$, $a_2(10-12\text{Hz})$, $\theta_2(6-8\text{Hz})$, $\theta_1(4-6\text{Hz})$, $\beta_3(22-30\text{Hz})$, $\gamma(30-45\text{Hz})$ برای پردازش سیگنال مغزی تعریف شده است. به این ترتیب، بر اساس شکل ۳ هر یک از محورها به شش محدوده مؤثر تقسیم شده و ۲۱ محدوده مجزا (که شامل هر فاصله با خودش و با فواصل دیگر به صورت دو به دو است) ایجاد می‌کند. در تحقیقات گذشته که روی سیگنال مغزی در حالت هیجان انجام شده است، فواصل فرکانسی هشت تا ۱۰ هرتز و ۱۸ تا ۲۲ هرتز زیاد با هیجان تشخیص ربط داده نشده و برای اینکه حجم محاسبات بی دلیل افزایش نیابد، از تقسیم‌بندی خارج شده‌اند. مقادیر خارج از این محدوده به علت اثر پالایه‌های بالاگذر و پایین‌گذر قابل اعتماد نیستند.

شکل ۳- تقسیم‌بندی نواحی فرکانسی سیگنال EEG در صفحهٔ دوفرکانسی

۴۵	$\gamma-\theta_1$	$\gamma-\theta_2$	$\gamma-a_2$	$\gamma-\beta_1$	$\gamma-\beta_3$	$\gamma-\gamma$			
۳۰	$\beta_3-\theta_1$	$\beta_3-\theta_2$	β_3-a_2	$\beta_3-\beta_1$	$\beta_3-\beta_3$	$\beta_3-\gamma$			
۲۲									
۱۸	$\beta_1-\theta_1$	$\beta_1-\theta_2$	β_1-a_2	$\beta_1-\beta_1$	$\beta_1-\beta_3$	$\beta_1-\gamma$			
۱۲	$a_2-\theta_1$	$a_2-\theta_2$	a_2-a_2	$a_2-\beta_1$	$a_2-\beta_3$	$a_2-\gamma$			
۱۰									
۸	$\theta_2-\theta_1$	$\theta_2-\theta_2$	θ_2-a_2	$\theta_2-\beta_1$	$\theta_2-\beta_3$	$\theta_2-\gamma$			
۶	$\theta_1-\theta_1$	θ_1-a_2	θ_1-a_2	$\theta_1-\beta_1$	$\theta_1-\beta_3$	$\theta_1-\gamma$			
۴									
۰	۴	۶	۸	۱۰	۱۲	۱۸	۲۲	۳۰	۴۵

$f_2(\text{Hz})$

- 1- Kernel
- 2- Radial Basis Function
- 3- Over fitting
- 4- k-fold Cross Validation
- 5- Filter
- 6- Finite Impulse Response
- 7- Forward-Backward
- 8- Parks McClellan

آموزشی را در خود جای داده باشند، می‌یابد که به این فاصله حاشیه گفته می‌شود. در این روش داده‌ها به فضایی با ابعاد بالاتر انتقال می‌یابند تا در فضای جدید داده‌ها به صورت خطی بیشترین تفکیک‌پذیری را داشته باشند. این انتقال با استفاده از توابع هسته^۱ صورت می‌گیرد. تعدد انتخاب توابع هسته یکی از نقاط قوت این روش است. توابع هسته خطی، چندجمله‌ای و RBF^۲ مورد استفاده در تحقیق در رابطه^۹ آورده شده‌اند.

$$\text{Linear: } K(x, y) = x \cdot y \quad (9)$$

$$\text{Polynomial: } K(x, y) = (x \cdot y + 1)^2$$

$$\text{RBF: } K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

اعتبارسنجی

در این تحقیق برای ارزیابی کارایی و اعتبارسنجی نتایج و جلوگیری از یادگیری بیش از حد^۳، از روش اعتبارسنجی k دسته^۴ استفاده شده است. در این روش مجموعه داده‌ها به طور تصادفی به k گروه (که با هم هم‌پوشانی ندارند) تقسیم می‌شوند. سپس برای هر ترکیب دلخواه از این k گروه ترکیب‌های آموزش و آزمون ساخته می‌شود. طی k مرحله، هر بار یکی از دسته‌ها به عنوان آزمون و $k-1$ دسته دیگر به عنوان آموزش به کار می‌رود و میزان اعتبار روش روی دسته آزمون سنجیده می‌شود. در نهایت k مقدار برای میزان دقت روش به دست می‌آید که میانگین آن را می‌توان به عنوان معیار دقت روش در نظر گرفت. هر چه واریانس مقادیر به دست آمده از k مرحله کمتر باشد، اعتبار نتیجه بیشتر است.

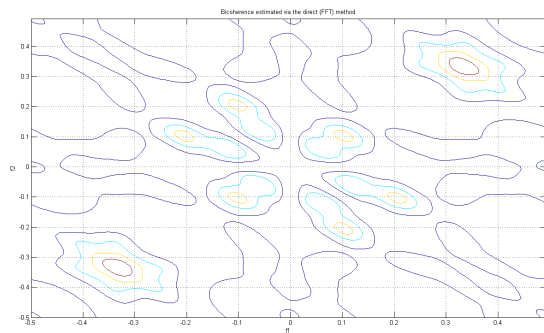
یافته‌ها

پیش‌پردازش و استخراج ویژگی

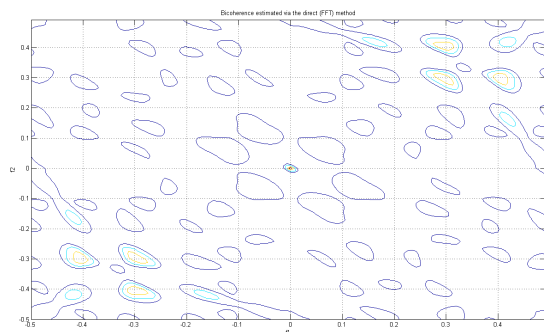
به هنگام استفاده از طیف‌های مرتبه بالا باید توجه داشت که پیش‌پردازش آثار ناخواسته‌ای بر جای نگذارد. برای نمونه، یکی از ویژگی‌های طیف‌های مرتبه بالا حفظ اطلاعات فاز سیگنال است و اگر سیگنال از پالایه‌ای عبور داده شود، مشخصه فاز پالایه به فاز سیگنال افزوده خواهد شد، که مطلوب نیست. بنابراین، در طراحی پالایه باید از پالایه‌های با پاسخ ضربه محدود (FIR^۵) با فاز

و دوهم دوسی در سه حالت آرامش، هیجان مثبت و هیجان منفی را نشان می‌دهد. این شکل‌ها می‌توانند به صورت سه بُعدی نیز ترسیم شوند، ولی در اینجا به دلیل وضوح بیشتر دو بُعدی ترسیم شده‌اند. در این شکل‌ها محورهای افقی و عمودی به ترتیب فرکانس‌های f_1 و f_2 و محور سوم، که در حالت دو بُعدی با تفاوت در رنگ‌ها نشان داده می‌شود، دامنه است. به دلیل نمایش دو بُعدی، افزایش و کاهش دامنه با طیفی از رنگ‌های بنفش تا قرمز نمایش داده شده است. رنگ‌های بنفش و قرمز به ترتیب نشان‌دهنده کمترین دامنه (دره) و بیشترین دامنه (قله) هستند.

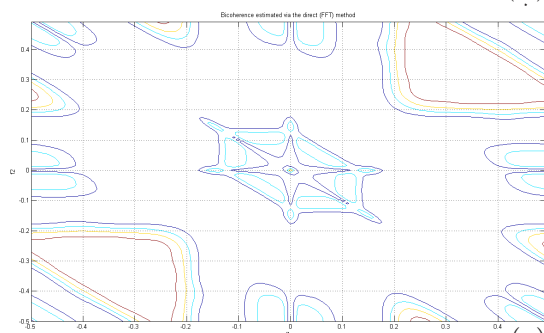
شکل ۵- نمایش دامنه تخمین دوهم دوسی با روش مستقیم در صفحه دوفرکانسی (f_1 و f_2 در حالت‌های الف) آرامش؛ (ب) هیجان مثبت؛ (ج) هیجان منفی



(الف)



(ب)



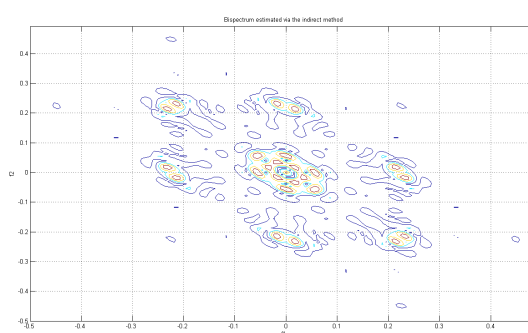
(ج)

9- Higher Order Spectral Analysis

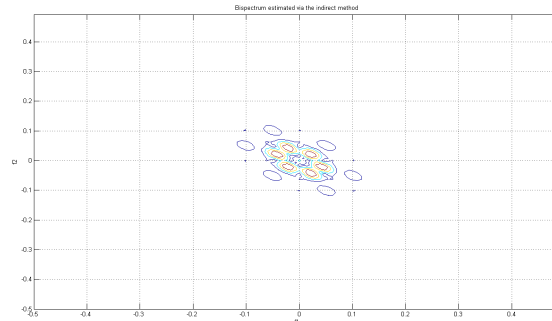
برای استخراج ویژگی، از سیگنال EEG، ویژگی‌هایی نظیر مجموع اندازه دوطیفی‌ها، مجموع مربع اندازه دوطیفی‌ها، مجموع اندازه دوهم دوسی‌ها، مجموع مربع اندازه دوهم دوسی‌ها در ۲۱ محدوده فرکانسی، به علاوه هر یک از این مجموعه‌ها در کل محدوده فرکانسی بررسی و ویژگی‌های استخراج شده از آزمون هاینبیچ (نظیر Pfa ، CSV و Lambda) برای هر کانال محاسبه شد. به این ترتیب، برای سیگنال EEG تعداد

$4914 = 54 \times 3 + [54 \times (21 + 1) \times 4]$ ویژگی به دست آمد. این مقاله به کمک جعبه ابزار 'HOSA' (سوامی، مندل، نیکیاس، ۲۰۰۰) شبیه‌سازی و اجرا شده است. اشکال ۴ و ۵، نتایج کیفی و شهودی حاصل از تخمین دوطیفی

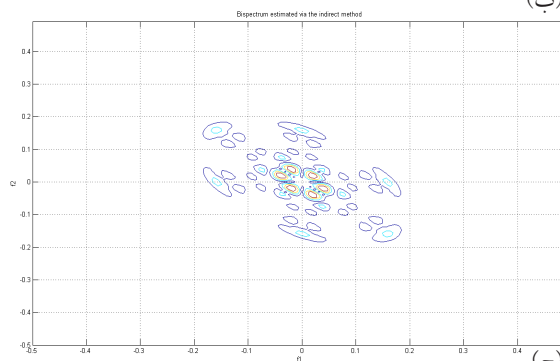
شکل ۴- نمایش دامنه تخمین دوطیفی با روش غیرمستقیم در صفحه دوفرکانسی (f_1 و f_2 در حالت‌های الف) آرامش؛ (ب) هیجان مثبت؛ (ج) هیجان منفی



(الف)



(ب)

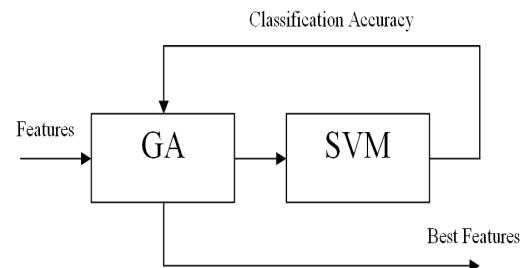


(ج)

استخراج الگوهای بهینه و طبقه‌بندی

در این تحقیق سعی شده است تا به منظور عملکرد بهینه سیستم شناخت، داده‌های موجود در بازه [۱-] نرمالیزه شوند. سپس به کمک ترکیب الگوریتم ژنتیک و ماشین بردار پشتیبان الگوهای بهینه و تأثیرگذار بر سیگنال EEG در روند تفکیک سطوح هیجان تعیین شدند. این ترکیب در شکل ۶ نمایش داده شده است.

شکل ۶- نحوه ترکیب الگوریتم ژنتیک و ماشین بردار پشتیبان



هیجان به نام‌های PE، NE، C، با متوسط ۴۸، ۵۱ و ۵۲ درصد صحت تفکیک به ترتیب با توابع هسته خطی، RBF و چندجمله‌ای از یکدیگر تشخیص داده شده‌اند. جدول ۱- نتایج تفکیک سه حالت هیجان توسط ماشین بردار پشتیبان با کمک توابع هسته خطی، چندجمله‌ای و RBF

		SVM		
		%Linear	%Poly	%RBF
هیجان منفی	آموزش	۵۶	۵۶	۵۶
	آزمون	۴۶/۳	۵۰/۷	۴۹/۹
آرامش	آموزش	۶۲	۶۲	۶۲
	آزمون	۴۷/۴	۴۷/۵	۵۱/۲
هیجان مثبت	آموزش	۶۴	۶۴	۶۴
	آزمون	۵۰/۱	۵۵/۳	۵۱/۴

در بیشتر مقاله‌های مربوط به تقسیم سیگنال EEG به گروه‌های آزمون و آزمایش بیشتر از پنج دسته و یا ده دسته استفاده می‌کنند. نتایج خطای ارزیابی با $k=5$ در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۲- نتایج خطای ارزیابی به ازای $k=5$

خطا	%Linear	%Poly	%RBF
$k=5$	۴۴/۱۷	۳۲/۶	۳۳/۷

بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق، هیجان در فضای دوبعدی جاذبه/انگیزندگی به وسیله سیگنال‌های مغزی در حالت‌های هیجانی، به کمک طیف‌های مرتبه بالا طبقه‌بندی شد. بدین منظور، از سیگنال EEG ویژگی‌هایی برای هر کانال محاسبه و سپس با توجه به ابعاد زیاد فضای ویژگی برای انتخاب ویژگی‌های بهینه در هر کانال الگوریتم ژنتیک به کار رفت. نتایج نشان می‌دهند که مجموع اندازه دومی‌ها بیشترین تعداد ویژگی را به خود اختصاص داده و در بین ویژگی‌های استخراجی از آزمون هاینیچ، پارامتر λ عملکرد بهتری دارد. از مقایسه نواحی مختلف فرکانسی، نواحی β بیشترین حضور را در ویژگی‌ها دارند، بنابراین به نظر می‌رسد

برنامه ماشین بردار پشتیبان در جعبه‌ابزار LIBSVM (چانگ، لین، ۲۰۰۹) شبیه‌سازی و اجرا شده است. با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و به کمک هسته‌های خطی، چندجمله‌ای و RBF به ترتیب ۲۳، ۱۷ و ۱۹ ویژگی برتر انتخاب شدند. ویژگی‌های برتر انتخاب شده در کانال‌های مختلف نشان می‌دهند که ضریب تفکیک این ویژگی‌ها در کانال‌های T_8 و P_1 بیش از سایر کانال‌هاست و در بین نواحی فرکانسی، به ترتیب β_3 ، β_5 ، β_1 بیشترین تعداد ویژگی را به خود اختصاص داده‌اند. مقایسه نواحی مختلف فرکانسی نشان داد که نواحی β بیشترین حضور را در این ویژگی‌ها دارند؛ بنابراین به نظر می‌رسد عمده تغییرات EEG در حالت هیجان مربوط به این ناحیه فرکانسی باشد. همچنین نتایج نشان می‌دهند که مجموع اندازه دومی‌ها بیشترین تعداد ویژگی را به خود اختصاص داده و در بین ویژگی‌های استخراجی از آزمون هاینیچ، پارامتر λ عملکرد بهتری دارد. در این تحقیق، برای تشخیص سه حالت هیجان از ویژگی‌های استخراجی توسط طیف‌های مرتبه بالا استفاده شده است. نتایج ماشین بردار پشتیبان با استفاده از هسته‌های خطی و چندجمله‌ای و RBF در جدول ۱ آورده شده است. نتایج نشان می‌دهد که سه دسته از

عنوان نمونه نمایش یک فیلم مهیج بسیار مؤثرتر از یک تصویر مهیج است، بنابراین با مقایسه نتایج تاکاهاشی (۲۰۰۴) به نظر می‌رسد، این تحقیق برای تفکیک پنج دسته از هیجان به درصد صحت بسیار بیشتری دست یافته باشد. مقایسه نتایج این پژوهش با نتایج پژوهش خلیلی (۲۰۰۸) نشان می‌دهد که استفاده از طیف‌های مرتبه بالا با طبقه‌بندی‌کننده SVM نتایج بهتری داشته است. نتایج به دست آمده با بهبود جزئی مشابه تحقیق چانل و همکاران (۲۰۰۶) است، بنابراین مشاهده می‌شود که طیف‌های مرتبه بالا از جمله روش‌های مفید در بازنمایی رفتار مغز در حالت‌های هیجانی است. به نظر می‌رسد، برای رسیدن به نتایج بهتر و نزدیک شدن به واقعیت پدیده بهتر است از ویژگی‌های غیرخطی و آشوب‌گونه نظیر بُعد فرکتال، بُعد همبستگی، بُعد لیاپانوف و نمای هرست استفاده شود. در ضمن توصیه می‌شود روش‌های ترکیب و تلفیق اطلاعات^۱، که می‌تواند در سه سطح داده، ویژگی و تصمیم‌گیری مورد توجه قرار گیرد، به کار رود.

دریافت مقاله: ۹۰/۷/۱۶؛ پذیرش مقاله: ۹۱/۵/۲۲

- 1- Temporal
- 2- Data fusion

عمده تغییرات EEG در حالت هیجان مربوط به این ناحیه فرکانسی باشد. اسکاتی و همکاران (۲۰۰۵) نیز این نتیجه را تأیید می‌کنند که تأثیر هیجان بر EEG، بیشتر شامل افزایش توان ناحیه فرکانسی β در نواحی گیجگاهی^۱ است. بررسی کیفی و شهودی شکل‌های مختلف نشان می‌دهد که عمده تغییرات به صورت افزایش و یا کاهش ارتفاع قله‌های موجود و یا انتقال قله‌ها در صفحه دوفرکانسی است، بنابراین دیدگاه کیفی یکی از نکات قوت این تحقیق است.

نتایج حاکی از آن است که سه حالت هیجانی با متوسط ۵۲ درصد صحت تفکیک با تابع هسته چندجمله‌ای از یکدیگر تشخیص داده شده‌اند. درصد صحت نسبتاً کم به دست آمده را می‌توان به این دلیل دانست که آزمایش‌های مربوط به هیجان وابسته به آزمایش‌های مرحله قبل است و استفاده از حالت‌های مشخص و خوداظهاری در برچسب زدن داده می‌تواند عامل قابل توجه خطا باشد. به هیچ وجه نمی‌توان با قطعیت اعلام کرد که در ثبت، هیجان واقعاً درست برچسب زده شده است، زیرا در این گونه آزمایش‌ها فرد خبره و متخصص مشاهدات کافی برای برچسب زدن داده در اختیار ندارد. البته راه حل‌هایی برای این مسئله به ذهن می‌رسد که برای نمونه می‌توان به تلفیق روش‌های با نظارت و بدون نظارت و کمک از سیگنال‌های سایکوفیز یولوژی در برچسب زدن سیگنال مغزی اشاره کرد (حسینی، ۱۳۸۸)، بنابراین درصد صحت کم در این آزمایش‌ها لزوماً نشان‌دهنده ضعف پردازش نیست.

برای مقایسه نتایج این پژوهش با نتایج تحقیقات گذشته، باید به نوع سیگنال حیاتی مورد استفاده، نوع آزمایش ثبت داده، زمان اجرای الگوریتم، پیچیدگی محاسباتی، ماهیت ویژگی‌ها و ابزار مورد مطالعه در هر یک از این تحقیقات توجه کرد. صرف مقایسه عددی نتایج تحقیقات درست نیست، زیرا اعداد گزارش شده خطای نمونه هستند. در این گونه موارد می‌بایست خطای واقعی محاسبه و سپس مقایسه عددی انجام شود. نوع آزمایش ثبت داده در حصول نتایج مطلوب بسیار مؤثر است. به

منابع

- ابوطالبی و.، خلیل زاده، م. ع.، شمس الهی م. ب.، (۱۳۷۸). تجزیه و تحلیل سیگنال EEG در حالت هیپنوتیزم با استفاده از طیف‌های مرتبه بالا، پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی شریف.
- حسینی، س. ع. (۱۳۸۸). کمی‌سازی سیگنال‌های مغزی EEG به منظور ارزیابی سطح استرس روانی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی بیوالکترونیک، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد مشهد.
- حسینی، س. ع.، خلیل زاده، م. ع. (۱۳۸۸). ارزیابی کیفی و کمی سیگنال EEG در حالت هیجان به کمک طیف‌های مرتبه بالا، سومین کنگره مشترک سیستم‌های فازی و هوشمند، دانشگاه یزد.
- Cacioppo J.T., Tassinary L.G., & Bertson G.G. (2000). *Handbook of Psychophysiology. Second Edition*, New York: Cambridge university press.
- Chanel G., Ansari-Asl K., & Pun T. (2007). Valence-arousal evaluation using Physiological Signals in an Emotion Recall Paradigm. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (ISIC)*, 2662-2667.
- Chanel G., & et al., (2006). Emotion Assessment: Arousal Evaluation Using EEG's and Peripheral Physiological Signals. In *Lecture Notes in Computer Science, Multimedia Content Representation, Classification and Security*, Vol. 4105, Berlin, Germany/Heidelberg: Springer-Verlag, 530-537.
- Chang CC., & Lin CJ. (2009). *LIBSVM: a Library for Support Vector Machines*. Software available at URL <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
- Chua K.C., Chandran V., Rajendra A., & Lim C.M. (2007). Higher Order Spectral (HOS) Analysis of Epileptic EEG Signals. *The 29th Annual International Conference of the IEEE in Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, Lyon France, 6495-6498.
- Franken R.E. (1998). *Human Motivation*. Pacific Grove, Brooks/Cole.
- Haupt R.L., & Haupt S.E. (2004). *Practical Genetic Algorithms*. Second Edition, John Wiley & Sons, Inc, 189-190.
- Healey J., Seger J., & Picard R.W. (1999). Quantifying Driver Stress: Developing a System for Collecting and Processing Bio-Metric Signal in Natural Situation. *Proceedings of the Rocky Mountain Bio-Engineering Symposium*.
- Hinich MJ. (1982). Testing for Gaussianity and Linearity of a Stationary Time Series, *Journal of Time Series Analysis*, 3, 169-176.
- Kay S.M. & Marple S.L. (1981). Spectrum Analysis A Modern Perspective. *Proceeding of the IEEE*, 69, 1380-1420.
- Khalili Z., & Moradi M.H. (2008). Emotion detection using brain and peripheral signals. *Cairo International Biomedical Engineering Conference of the IEEE (CIBEC'08)*, 1- 4.
- Kim KH., Bang S.W. & Kim S.R. (2004). Emotion Recognition System Using Short-term Monitoring of Physiological Signals. In *Medical & Biological Engineering & Computing*, 42, 419-427.
- Nikias C.L., & Mendel J.M. (1993). Signal Processing with Higher Order Spectra. *IEEE Signal Processing Magazine*, 10-37.
- Nikias C.L., & Petropulu AP. (1993). *Higher-Order Spectra Analysis: A Nonlinear Signal Processing Framework*. Englewood Cliffs, Prentice Hall.
- Ning T., & Bronzino JD. (1989). Bispectral Analysis of the Rat EEG during Various Vigilance States. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 36, 497-499.
- Rezek I., & et al. (2005). Depth of Anaesthesia Assessment with Generative Polyspectral Models. *Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Applications*.
- Romero S., Mananas M.A., Lorenzo J.L., Clos, S., & Barbanoj M.J. (2002). Analysis of Sleep Spindles in Different NREM-REM Cycles by Means of Bispectra. *24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society EMBS/BMES Conference*, Houston, 1, 171-172, USA.
- Savran A & et al., (2006). Emotion Detection in the Loop from Brain Signals and Facial Images. Technical Report, eINTERFACE'06 Workshop on Multimodal Interfaces, Dubrovnik, Croatia. <http://www.interface.net/interface06/>
- Scotti S., Mauri M., Cerutti S., Mainardi L., & Villamira M. (2005). Quantitative evaluation of distant student psychophysical responses during the e-learning processes, *The 27th Annual Conference Engineering in Medicine and Biology*, Shanghai, China, 1196-1199.

Sharma T., Bhardwaj S., & Maringanti H.B. (2008). Emotion Estimation using Physiological Signals. *IEEE Region 10 Conference TENCN*, 1-5.

Swami A., Mendel J.M. & Niekas C.L. (2000). *Higher-Order Spectra Analysis (HOSA) Toolbox*. version 2.0.3. Software available at URL <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/3013/>

Takahashi K. (2004). Remarks on Emotion Recognition from Bio-Potential Signals. *In 2nd International Conference on Autonomous Robots and Agents*, 186-191.

Wagner J., Kim J., & Andr'e E. (2005). from Physiological Signals to Emotions: Implementing and Comparing Selected Methods for Feature Extraction and Classification. *IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, 940-943.

Xiang Y., & Tso S.K. (2002). Detection and Classification of flows in Concrete Structure using Bispectra and neural networks. *NDT&E International*, 35, 19-27.

Zhou S.M., Gan J.Q. & Sepulveda F. (2008). Classifying mental tasks based on features of higher-order statistics from EEG signals in brain-computer interface. *Information Sciences*, 178, 1629-1640.

Archive of SID