

# آشکارسازی فشار هیجانی به کمک ویژگی‌های غیرخطی و طیف مرتبه بالای سیگنال مغزی

سیدعابد حسینی<sup>۱</sup>، کارشناس ارشد مهندسی پزشکی، محمدعلی خلیلزاده<sup>۲</sup>، استادیار، سیدمهران همام<sup>۳</sup>، استادیار بالینی، مهدی آذرنوش<sup>۴</sup>، مربی

۱- دانشکده فنی و مهندسی - دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد- مشهد- ایران - hosseyni\_abed@mshdiau.ac.ir

۲- دانشکده فنی و مهندسی - دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد- مشهد- ایران - makhailzadeh@yahoo.com

۳- دانشکده پزشکی - دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد- مشهد- ایران - mehrhomam@gmail.com

۴- دانشکده مهندسی پزشکی - دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات- تهران- ایران - mahdi\_azarnoosh@yahoo.com

چکیده: در این تحقیق برای تشخیص فشار هیجانی از سیگنال EEG استفاده شده است. آزمون ثبت داده‌ها به نحوی طراحی شده است تا ضمن جلوگیری از خستگی‌های ذهنی، فشار هیجانی کوتاه مدت را در شرکت‌کنندگان ایجاد کند. برای تحریک شرکت‌کنندگان از زیرمجموعه‌ای از تصویرهای IAPS، مرتبط با دو حالت هیجان منفی و آرامش استفاده شده است. در هنگام اجرای آزمون، سیگنال مغزی در ۶ کانال به نام‌های FP1، FP2، T3، T4، O1 و O2 به صورت پیوسته ثبت شده است. به کمک طیف‌های مرتبه بالا، بعد فرکتال، بعد همبستگی و نمای لیاپانوف ویژگی‌هایی را استخراج، سپس به کمک الگوریتم ژنتیک و ویژگی‌های بهینه را انتخاب و به طبقه‌کننده‌های ماشین بردار پشتیبان و Elman اعمال شده است. نتایج نشان می‌دهد، ویژگی‌های استخراجی از طیف‌های مرتبه بالا و ویژگی‌های آشوب‌گونه بازنمایی خوبی از رفتار مغز را در حالت فشار هیجانی دارند. نتایج نیز نشان می‌دهد، دو دسته از فشار هیجانی به ترتیب با درصد صحت ۷۸/۳ و ۷۲/۱ از یکدیگر تفکیک شده‌اند. با مقایسه نتایج بین دو طبقه‌بندی کننده مشاهده می‌شود که ماشین بردار پشتیبان بهتر توانسته داده‌ها را از یکدیگر تفکیک کند.

واژه‌های کلیدی: فشار هیجانی، استخراج ویژگی‌های غیرخطی، طیف‌های مرتبه بالا، سیگنال مغزی.

## Emotional stress detection using nonlinear and higher order spectra features in EEG signal

S. A. Hosseini, Faculty of Engineering, Islamic Azad University Mashhad Branch, Mashhad, Iran

M. A. Khalilzadeh, Faculty of Engineering, Islamic Azad University, Mashhad, Iran

S. M. Homam, Faculty of Medicine, Islamic Azad University Mashhad Branch, Neurologist, Mashhad, Iran

M. Azarnoosh, Faculty of Biomedical Engineering, Islamic Azad University Science & Research Branch, Tehran, Iran

**Abstract:** In this paper, an emotional stress recognition system from EEG signal is proposed. EEG is the reflection of brain activity and is widely used in clinical diagnosis and biomedical researches. The visual induction based acquisition protocol has been designed for recording the EEG signal, in six channels (FP1, FP2, T3, T4, O1 and O2), under two emotional stress states, Calm-neutral and Negative-exited for participants. The visual stimuli images are selected from the subset IAPS. In this research, we compare the dynamical properties of EEG signals with higher-order spectra analysis techniques. Chaotic invariants like correlation dimension, lyapunov exponent and fractal dimension are used to characterize the signal. We used genetic algorithm (GA) for optimum features selection for emotional stress classifier. The results show the average accuracy of 78.3% and 72.1% for two categories, with SVM and ENN classifiers, respectively. A comparison among the result shows that SVM classifier obtained better performance in emotional stress recognition.

**Keywords:** Emotional stress, Nonlinear features, Higher-order spectra, EEG signals.

## ۱- مقدمه

جنبه‌های شناختی فعالیت مغز، نظیر هیجان یکی از جذاب‌ترین زمینه‌های تحقیقاتی برای شناسایی نحوه عمل‌کرد مغز می‌باشد. هیجان رویدادی پیچیده و چند جزئی است که آمادگی برای عمل را ایجاد می‌کند. هیجان یک پدیده نیست بلکه یک ساختار است و اجزای اصلی آن شامل فرآیندهای شناختی<sup>۱</sup>، احساس‌های درونی و ذهنی، تحریک‌های فیزیولوژیکی و واکنش‌های رفتاری<sup>۲</sup> هستند [۱]. فشار<sup>۳</sup> و هیجان روی بسیاری از فرآیندهای شناختی، نظیر: إدراک، تصمیم‌گیری، خلاقیت، یادگیری، حافظه و توجه تأثیر می‌گذارند [۲]. کلینجینا<sup>۴</sup> با جمع‌بندی ۹۲ تعریف، هیجان را حاصل تعامل بین عوامل ذهنی، محیطی و فرآیندهای عصبی و هورمونی در بدن معرفی می‌کند [۱ و ۳]. با گسترش نظریه‌های متعدد، طرح‌های گوناگونی برای هیجان بیان شده است، ولی نظریه معروف، هیجان‌ها را در ۲ یا ۳ بُعد از فضا بیان می‌دارد. در طرح دو بُعدی که به صورت فضای جاذبه/انگیختگی<sup>۵</sup> می‌باشد، محور جاذبه؛ گستره‌ای از منفی به مثبت و محور انگیختگی؛ گستره‌ای از تحریک کم تا زیاد می‌باشد [۳-۵].

از تحقیق‌های انجام شده در این زمینه می‌توان به مطالعات زیر اشاره کرد: کاسی‌یپو و همکاران [۶]، رابطه‌ای بین ویژگی‌های فیزیولوژیکی و حالت‌های هیجانی را ارائه دادند. کیم و همکاران [۷]، با ثبت سیگنال‌های محیطی و با تحریک به صورت پخش موزیک، روی ۵۰ فرد به ترتیب به درصد صحت ۷۸/۴٪ و ۶۱/۸٪ برای تفکیک سه و چهار دسته از هیجان دست یافتند. وگنر [۸]، با روش القای موزیک برای ایجاد هیجان به درصد صحت ۹۲/۰۵٪ دست یافت؛ داده‌های این تحقیق، نتیجه ثبت از یک فرد در ۲۵ جلسه پی‌درپی بوده است. تاکاهاشی [۹]، در تشخیص پنج دسته از هیجان، با استفاده از سیگنال EEG و توسط تحریک به صورت پخش فیلم به درصد صحت متوسط ۵۲/۱٪ دست یافت. چانل و همکاران [۱۰]، با استفاده از دو منبع مختلف، یعنی سیگنال‌های محیطی و EEG، به ارزیابی هیجان پرداختند، نتایج این تحقیق با استفاده از سیگنال EEG حاکی از درصد صحت ۷۳٪ و ۵۳٪ به ترتیب برای تفکیک سه و دو دسته از هیجان بوده است. چانل و همکاران [۱۱]، در تحقیقی دیگر از زیر مجموعه‌ای از تصاویر IAPS<sup>۶</sup> شامل ۷۰۰ تصویر به عنوان تحریک استفاده کردند و به درصد صحت ۵۵٪ برای تفکیک سه دسته از هیجان، به کمک سیگنال EEG دست یافتند. حسینی و همکاران [۱۲]، به ارزیابی کیفی و کمی سیگنال EEG در حالت هیجان به کمک طیف‌های مرتبه بالا توسط داده‌های حاصل از آزمون نمایش تصویرهای IAPS پرداختند، نتایج این تحقیق حاکی از درصد صحت ۵۲٪ برای تفکیک سه دسته از هیجان بوده است. حسینی و همکاران [۱۳]، در تحقیقی دیگر به ارزیابی فشار هیجانی به کمک

سیگنال‌های مغزی و سایکوفیزیولوژی بر روی ۱۵ داوطلب مرد پرداختند. آن‌ها توانستند با طبقه‌بندی کننده‌های ماشین بردار پشتیبان<sup>۷</sup> (SVM) و شبکه عصبی ال‌من (Elman)، به ترتیب دو دسته از هیجان را با درصد صحت ۸۴/۱٪ و ۸۳/۸٪ از یکدیگر تفکیک کنند. چانل و همکاران [۵ و ۱۴]، در تحقیقی دیگر به کمک سیگنال‌های مغزی و سایکوفیزیولوژی به ارزیابی هیجان پرداختند. آنها در آزمایش خود از ۱۱ داوطلب مرد که یک هفته قبل از آنها خواسته شده بود یک حادثه خوشایند و یک حادثه ناخوشایند را که از قوت احساسی بالایی برخوردار هستند، یادآوری کنند. در زمان ثبت سیگنال با نشان دادن سه صورتک در وضعیت‌های خوشحال، ناراحت و خنثی از آنها خواسته شده بود که وقایع متناسب با صورتک‌ها را در ذهن خود تجسم کنند. آنها توانسته‌اند با طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان به بالاترین درصد صحت ۸۸٪ دست یابند. تاکنون تحقیق‌های زیادی راجع به سیستم‌های شناخت، به کمک سیگنال‌های مغزی انجام شده است که می‌توان به مطالعات زیر اشاره کرد: خدام حضرتی و همکاران [۱۵]، با استخراج ویژگی توسط مؤلفه‌های مرتبه بالا به طبقه‌بندی سیگنال مغزی هنگام تصور حرکت و حالت استراحت ذهنی پرداخته‌اند. ابوطالبی و همکاران [۱۶]، به کمک طیف‌های مرتبه بالا به ارزیابی هیپنوتیزم از روی سیگنال مغزی پرداخته‌اند. راوری و همکاران [۱۷]، به کمک ویژگی‌های غیرخطی به پردازش و تحلیل سیگنال EEG پرداخته و با طراحی آزمایش مناسب به دنبال پیشگویی زمان عکس‌العمل فرد در پاسخ به محرک دیداری بوده‌اند. اویسی و همکاران [۱۸]، یک روش استخراج ویژگی با استفاده از اطلاعات متقابل و الگوریتم ژنتیک به منظور طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی در سیستم‌های ارتباط مغز با کامپیوتر در تشخیص تصور بستن پنجه دست و حالت استراحت ذهنی به کار برده‌اند. نصرآبادی و همکاران [۱۹]، به بررسی دینامیک‌های خطی و غیرخطی سیگنال EEG با استخراج ویژگی‌هایی چون روش پارامتری AR مرتبه ۲۰، ضرایب ویولت و بُعد فرکتال به شیوه هاپوچی و پتروشن پرداختند.

هدف این تحقیق، ارزیابی سیگنال EEG در حالت فشار هیجانی به کمک ویژگی‌های آشوب‌گونه و طیف مرتبه بالا می‌باشد. به این منظور از سیگنال EEG، ویژگی‌های طیف‌های مرتبه بالا، بُعد فرکتال، نمای لیاپانوف و بُعد همبستگی را استخراج کرده، سپس به کمک الگوریتم ژنتیک ویژگی‌های بهینه انتخاب و به طبقه‌بندی کننده‌های ماشین بردار پشتیبان و Elman داده شده، تا دو دسته فشار هیجانی به نام‌های آرامش و هیجان منفی از یکدیگر تفکیک شوند.

## ۲- روش کار

## ۱-۲- آزمون ثبت داده‌ها

است. متوسط اتصال دو گوش به هم نیز به‌عنوان مرجع در نظر گرفته شده است. سیگنال‌های مغزی با پهنای باند فرکانسی ۰/۱ تا ۷۰ هرتز ثبت شده‌اند، زیرا در محاسبه Bispectrum و Bicoherence تا دو برابر ماکزیمم محتوای فرکانسی مورد نظر، مؤثر واقع می‌شود [۱۲، ۱۳ و ۱۶]. در انتهای آزمون پرسشنامه‌ای [۱۳] به شرکت‌کننده‌ها داده شده تا ضمن اظهار نظر درباره کلیات آزمون، خود آنها نیز صحت انجام آزمون را تأیید کنند (بخش خود اظهاری).

## ۲-۲- پیش‌پردازش

در مرحله پیش‌پردازش بایستی عوامل مداخله‌ای، ازجمله: نویز ۵۰ هرتز برق شهر، خط پایه<sup>۸</sup>، نویزهای فرکانس بالا که در سیگنال EEG وجود دارند، حذف شوند. ولی این نکته باید توجه شود که هنگام استفاده از طیف‌های مرتبه بالا، پیش‌پردازش اثرهای ناخواسته‌ای را برجای نگذارد؛ زیرا یکی از ویژگی‌های طیف‌های مرتبه بالا حفظ اطلاعات فاز سیگنال می‌باشد و اگر سیگنال از فیلتری عبور داده شود، مشخصه فاز فیلتر به سیگنال افزوده خواهد شد، که مطلوب نیست. بنابراین به‌علت offline بودن پردازش‌ها از فیلتر Forward-Backward، توسط دستور "filfilt" استفاده شده است.

## ۳-۲- استخراج ویژگی

شواهدی وجود دارد که نشان می‌دهد سیگنال EEG دارای رفتاری آشوب‌گونه است [۲۲]، بنابراین یکی از رویکردهای این تحقیق به سیگنال EEG، دیدگاه غیرخطی و آشوب‌گونه می‌باشد. در نتیجه از ابزارهای توصیف‌کننده دینامیک و بستر جذب استفاده شده است. پارامترهای بیان‌کننده رفتار آشوب‌گونه، دوگونه هستند: دسته اول آنهایی که بر دینامیک رفتارهای آشوب‌گونه تأکید می‌کنند، نظیر نمای لیاپانوف<sup>۹</sup> و آنتروپی<sup>۱۰</sup> که این دسته از پارامترها بیان‌کننده چگونگی رفتار سیستم در طول زمان و در مسیرهای نزدیک به هم وقتی زمان زیاد می‌شود، می‌باشند. دسته دوم تأکید بر طبیعت هندسی مسیرهای حرکتی<sup>۱۱</sup> در فضای حالت نظیر بُعد همبستگی<sup>۱۲</sup> دارند که در این دیدگاه به سیستم اجازه داده می‌شود تا در طول زمان مناسب در بستر جذب حرکت کند، سپس بُعد هندسی بستر جذب به دست می‌آید و بررسی می‌شود که آیا تمام این فضا توسط سیستم پوشانده می‌شود یا خیر [۲۳].

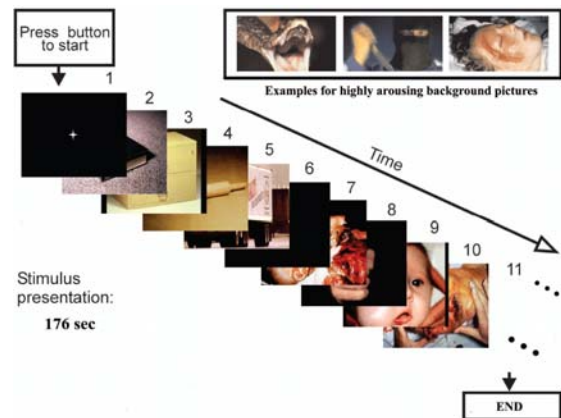
## ۱-۳-۲- نمای لیاپانوف

استفاده از نماهای تغییرناپذیر در مطالعه پایداری سیستم‌های دینامیکی در سال ۱۸۸۹ توسط ریاضیدان روسی به نام سونیا کوالسکایا مطرح شد. بعدها در سال ۱۸۹۲، این نظریه توسط ریاضیدان روسی

آزمون ثبت داده‌ها، بر روی ۸ شرکت‌کننده مرد با رده سنی ۲۱ تا ۲۸ سال و با متوسط سنی ۲۳ سال اجرا شده است. همه شرکت‌کننده‌گان دارای بینایی خوب و یا تصحیح شده با عینک بوده‌اند. برای طراحی محیط آزمون، از تصویرهای IAPS [۲۰] به کمک نرم‌افزار پاورپوینت استفاده شده است. برخی از تصویرهای IAPS انتخاب شده، هیجان‌های منفی و برخی دیگر آرامش را در ذهن شرکت‌کننده‌گان ایجاد می‌کنند. از آستانه‌های تجربی رابطه (۱)، برای انتخاب تصویرها استفاده شده است [۲۱].

$$(1) \quad \begin{aligned} \text{Calm : arousal} &< 4, \quad 4 < \text{valence} < 6 \\ \text{Negative exciting : valence} &< 3, \quad \text{arousal} > 5 \end{aligned}$$

شانزده تصویر، به‌ترتیب برای هر یک از این دسته‌ها انتخاب شده است. هر مجموعه ۴ تصویری، ایجادکننده یک حالت آرامش و یا هیجان منفی می‌باشد. هر تصویر به مدت ۳ ثانیه به شرکت‌کننده‌گان نشان داده شده است؛ در نتیجه مدت زمان نمایش هر بخش، ۱۲ ثانیه می‌باشد. در ابتدا و انتهای هر بخش از تصویرها، صفحه سیاه رنگی با ستاره‌ای در مرکز، به مدت ۱۰ ثانیه نمایش داده شده تا توجه کاربر را به آزمون معطوف کند. زمان اجرای آزمون ۱۷۶ ثانیه می‌باشد. نمایی از نحوه اجرای آزمون در شکل (۱) به‌نمایش گذاشته شده است.



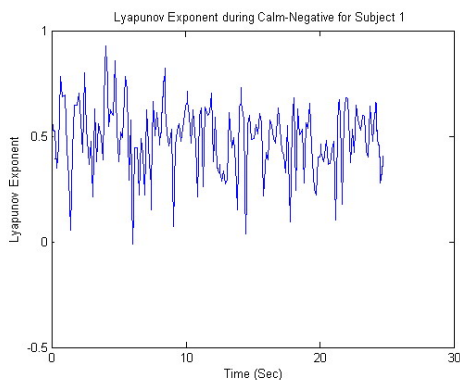
شکل (۱): نمایی از نحوه اجرای آزمون ثبت داده‌ها

در هنگام اجرای آزمون، سیگنال‌های مغزی توسط دستگاه ۲۴ کاناله شعله دانش، از طریق یک کلاه الکترودی با استاندارد بین‌المللی ۲۰-۱۰، از ۶ کانال به‌نام‌های O1, T4, T3, FP2, FP1 و O2 به‌صورت تک قطبی، با فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۶ هرتز ثبت شده

$$\lambda = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda(x_i) \quad (5)$$

که در آن  $\lambda(x_i)$ ، بیانگر وابستگی  $\lambda$  به مقدار  $x_i$  و به‌عنوان مقدار اولیه در نظر گرفته می‌شود. ماکزیمم مقدار مثبت  $\lambda$  به‌عنوان بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف ( $\lambda_1$ ) شناخته می‌شود. حال با توجه به روابط یکی از شروط اساسی وجود رفتار آشوب‌گونه در پدیده، حساسیت سیستم به شرایط اولیه و مثبت بودن مقدار  $\lambda$  می‌باشد. همچنین در نقاطی که سری زمانی در نقطه شروع و یا  $\lambda=0$  باشد، رفتار پریودیک بوده و زمانی که مقدار  $\lambda$  منفی می‌شود، رفتار به کلی پریودیک و سیستم غیرحساس به شرایط اولیه خواهد شد [۲۶].

بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف در حالت آرامش و سپس هیجانی منفی، برای سیگنال EEG کانال T3 از شرکت‌کننده ۱ با پنجره همینگ یک ثانیه‌ای و با همپوشانی ۰/۲ ثانیه، در شکل (۲) به‌نمایش گذاشته شده است.



شکل (۲): بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف برای کانال T3 از شرکت‌کننده ۱، در حالت آرامش که پس از حدود ۱۲ ثانیه قطع و سپس شخص در حالت هیجان منفی بوده است.

### ۲-۳-۲- بُعد فرکتال

روش دیگر بررسی دینامیک غیرخطی، استفاده از بُعدهای فرکتالی<sup>۱۶</sup> می‌باشد. این بُعدها نشان دهنده خواص هندسی بستر جذب می‌باشند. بُعد فضای حالت هر پدیده کاملاً وابسته به دینامیک آن پدیده می‌باشد. به‌صورت مشابه، مقادیر بُعد جذب‌کننده‌ها می‌تواند بازگو کننده تقریبی تعداد درجه‌های فعال آزادی سیستم محسوب شوند. در سیستم‌ها و پدیده‌های دینامیکی انرژی‌خور، بُعد  $D$  مربوط به جذب کننده معمولاً کمتر از بُعد  $d$  مربوط به کل فضای حالت می‌باشد (مقدار بُعد  $d$  شرایط اولیه به سمت صفر میل می‌کند). اشیاء و پدیده‌های هندسی<sup>۱۷</sup> با ابعادی غیرصحیح نقشی بسیار اساسی را در دینامیک سیستم‌های آشوب‌گونه بازی می‌کنند و فرکتال نامیده

دیگری به‌نام الکساندر میخایلوویچ لیاپانوف توسعه یافت. نمای لیاپانوف میزان واگرایی<sup>۱۳</sup> مسیرهای حالت را اندازه‌گیری می‌کند و از آن می‌توان به‌عنوان معیاری برای اندازه‌گیری آشوب<sup>۱۴</sup> و وجود آن در یک پدیده، بهره جست. در پدیده‌های آشوب‌گونه که پدیده‌هایی پویا و در حرکت‌اند، درست برخلاف پدیده‌های غیرآشوب‌گونه که عمدتاً مصرف کننده توان<sup>۱۵</sup> می‌باشند، این واگرایی فاصله مسیرهای حالت همواره مثبت است. بنابراین در پدیده‌های آشوب‌گونه مسیرهای حالت هیچ‌گاه یکدیگر را قطع نمی‌کنند و در واقع هیچ‌گاه به یکدیگر نخواهند رسید. به‌عبارت دیگر، در این دست از پدیده‌ها چیزی به‌عنوان نقطه و یا نقاط کار به چشم نمی‌خورد، بلکه چیزی که وجود خواهد داشت بستر جذبی است که مسیر حالت سیستم در آن بستر بدون تلاقی دوباره با خود دائماً در حال حرکت است و این همان چیزی است که از آن به تعادل پویا یاد می‌شود [۱۳]. روش‌های مختلفی برای محاسبه بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف ( $\lambda_1$ ) نظیر روش‌های مبتنی بر ژاکوبین و مستقیم [۲۴ و ۲۵] وجود دارد. معمول‌ترین روش مستقیم، توسط ولف [۲۴] ارائه شده است و در این تحقیق از آن برای محاسبه نمای لیاپانوف استفاده شده است.

معیار نمای لیاپانوف با این فرض مورد استفاده قرار می‌گیرد که واگرایی فاصله مسیرهای حالت در فضای بستر جذب دارای رشدی نمایی می‌باشد. پس با در نظر گرفتن سری زمانی به‌صورت  $x(t_0), x(t_1), \dots$  که در آن فرض می‌شود فاصله بین نمونه‌ها یکسان است  $(t_n - t_0 = nt)$ ، رابطه (۲) حاصل می‌شود.

$$d_0 = |x_j - x_i|, \dots, d_n = |x_{j+n} - x_{i+n}| \quad (2)$$

با در نظر گرفتن فرض رشد نمایی، واگرایی بین مسیرهای حالت در فضای حالت پدیده، رابطه (۳) حاصل می‌شود.

$$d_n = d_0 e^{\lambda n} \quad (3)$$

که در آن  $d_n$  فاصله نمونه متوالی در زمان  $n$  ام و  $d_0$  فاصله متوالی در زمان اولیه است. با لگاریتم گرفتن از رابطه (۳)، رابطه (۴) حاصل می‌شود، که رابطه معروف لیاپانوف می‌باشد.

$$\lambda = \frac{1}{n} \ln \frac{d_n}{d_0} \quad (4)$$

به‌منظور مشخص کردن ویژگی و خصوصیات جذب کننده در پدیده‌های آشوب‌گونه عمدتاً از میانگین  $\lambda$ ، مطابق رابطه (۵) استفاده می‌شود.

فاصله بین هر جفت از نقاط داخل فضای فاز تعیین شده و سپس انتگرال همبستگی<sup>۲۰</sup>  $C(N, r)$  و  $D_2$  به صورت روابط (۷) تخمین زده می‌شوند [۳۰].

$$C(N, r) = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \theta(r - \|V(j) - V(i)\|)$$

$$\theta(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ 1 & \text{if } x \geq 0 \end{cases}$$

$$D_2 = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log_2 C(N, r)}{\log_2(r)} \quad (7)$$

که در آن علامت  $\| \cdot \|$  نشان دهنده فاصله اقلیدسی<sup>۲۱</sup>،  $\tau$  شعاع همسایگی اطراف  $V(j)$ ،  $N$  تعداد نقاط،  $\theta$  تابع پله واحد و  $V$  بردار حالت فاز است که از رابطه (۸) تبعیت می‌کند.

$$V_m(i) = (x(i), x(i + \tau), \dots, x(i + (m-1)\tau)) \quad (8)$$

که در آن  $m$  بُعد جاسازی<sup>۲۲</sup> و  $\tau$  تأخیر زمانی می‌باشد.

به منظور محاسبه انتگرال همبستگی، ابرگره‌ای به شعاع  $\tau$  اطراف هر نقطه جاسازی شده در نظر گرفته می‌شود و میانگین تعداد نقاط جاسازی شده داخل این ابرگره شمرده می‌شود.  $C(N, r)$  در گستره وسیعی از شعاع همسایگی و به ازای مقادیر افزایشی بُعد جاسازی محاسبه می‌شود، سپس منحنی  $\log_2 C(N, r)$  برحسب  $\log_2(r)$  رسم می‌شود. این منحنی در محدوده‌ای از شعاع همسایگی تقریباً خطی بوده و شیب این بخش خطی تقریبی از بُعد همبستگی  $D_2$  خواهد بود. ناحیه‌ای از شعاع همسایگی که این منحنی در آن محدوده ثابت است، ناحیه مورد نظر خواهد بود. مقدار میانگین در این ناحیه که برابر با شیب ناحیه خطی منحنی اول است، برابر با بُعد همبستگی خواهد بود. این روش به ازای مقادیر مختلف بُعد جاسازی تکرار می‌شود. با افزایش بُعد جاسازی  $m$ ، مقادیر تخمین زده شده بُعد همبستگی پس از  $d(m)$  معینی دیگر افزایش بُعد نخواهد داشت و به یک حد اشباع  $d_{sat}$  می‌رسد. کمترین بُعد جاسازی که مقدار بُعد همبستگی به ازای آن به این حد اشباع می‌رسد، بُعد بهینه جاسازی خواهد بود [۳۱]. در سیستم‌های تصادفی برخلاف سیستم‌های دینامیکی با بُعد پائین،  $d(m)$  هرگز به یک مقدار ثابتی نمی‌رسد و شیب روند افزایشی خواهد داشت [۳۰]. درباره چگونگی انتخاب زمان تأخیر، زمان پرش (بردارها با چه فاصله‌ای ساخته شوند) و مقدار  $r$  توافق کلی وجود ندارد و برخی توصیه‌ها از طرف محققان وجود دارد [۱۳]. نمودار  $\log_2 C(N, r)$  برحسب  $\log_2(r)$  برای سیگنال EEG کانال T3 از شرکت کننده ۱، به ترتیب در حالت آرامش و

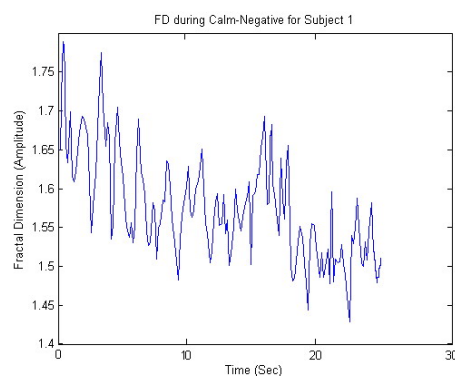
شده‌اند. بنابراین پدیده‌های آشوب‌گونه دارای بسترهای جذبی با ابعاد غیرصحیح می‌باشند. این ویژگی با توجه به معادلات بیان‌کننده دینامیک سیستم نیز قابل توصیف می‌باشد، زیرا متغیرهای فضای حالت در این قبیل پدیده‌ها به نحو بسیار پیچیده‌ای با یکدیگر در ارتباط هستند. بنابراین سرنوشت حرکت مسیرهای حالت آنها نیز در آینده به میزان زیادی به یکدیگر پیوند خورده است. این همان ویژگی است که در بسیاری از پدیده‌ها و سیگنال‌های حیاتی کاملاً مشهود است [۱۳].

دو روش عمده برای محاسبه بُعد فرکتال وجود دارد: بُعد فرکتال مستقیماً در حوزه زمان و یا حوزه شکل موج اصلی (حوزه‌ای که در آن شکل موج و سیگنال اصلی یک شکل هندسی در نظر گرفته می‌شود) تخمین زده می‌شود و دیگری در حوزه فضای فاز، تخمین بُعد فرکتال جاذب در فضای حالت انجام می‌شود.

روش پتروشن<sup>۱۸</sup> [۲۷] برای محاسبه بُعد فرکتال بسیار ساده و سریع می‌باشد. بُعد در این روش از رابطه (۶) به دست می‌آید.

$$D = \frac{\log_{10} n}{\log_{10} n + \log_{10} \left( \frac{n}{n + 0.4 * N_{\Delta}} \right)} \quad (6)$$

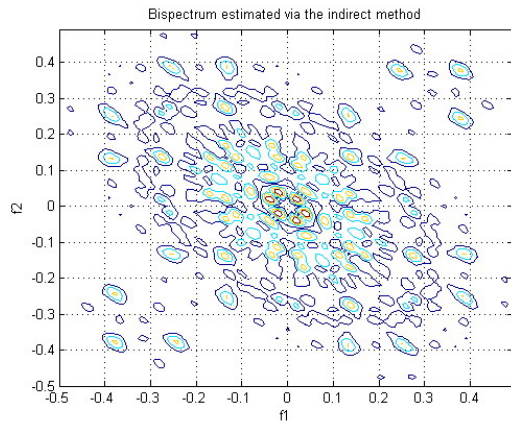
که در آن  $n$  طول سیگنال (تعداد نقاط) و  $N_{\Delta}$  تعداد تغییر علامت مشتق سیگنال می‌باشد و چون گسسته است، تفاضل متوالی آن می‌باشد. بُعد فرکتال به روش پتروشن برای سیگنال EEG کانال T3 از شرکت کننده ۱، با پنجره همینگ یک ثانیه‌ای و با همپوشانی ۰/۲ ثانیه، در شکل (۳) تخمین زده شده است.



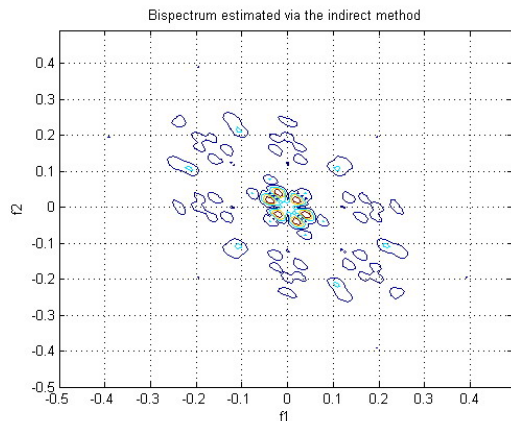
شکل (۳): تغییرات بُعد فرکتال به روش پتروشن برای کانال T3 از شرکت کننده ۱، در حالت آرامش که پس از حدود ۱۲ ثانیه قطع و سپس شخص در حالت هیجان منفی بوده است.

## ۲-۳-۳- بُعد همبستگی

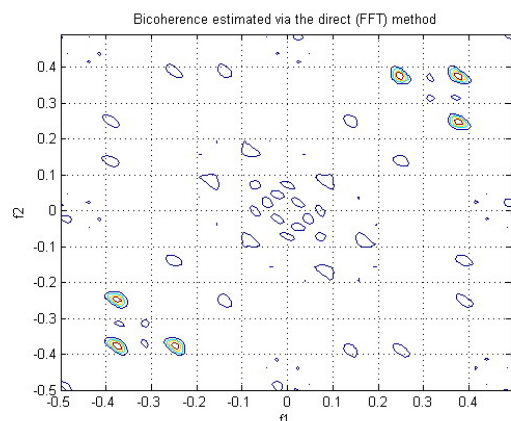
روش‌های مختلفی برای محاسبه بُعد همبستگی پیشنهاد شده است [۲۸ و ۲۹] که روش گراسبرگر و پروکاسیا<sup>۱۹</sup> (GP)، به طور وسیعی مورد استفاده محققان قرار گرفته است. در این روش ابتدا



شکل (۶): نمایشی از تخمین دامنه Bispectrum به روش غیرمستقیم در صفحه دو فرکانسی در حالت آرامش

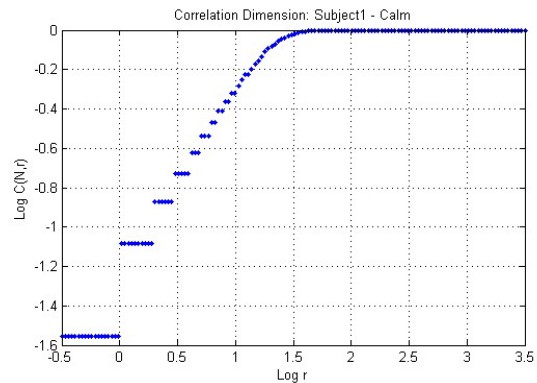


شکل (۷): نمایشی از تخمین دامنه Bispectrum به روش غیرمستقیم در صفحه دو فرکانسی در حالت هیجان منفی

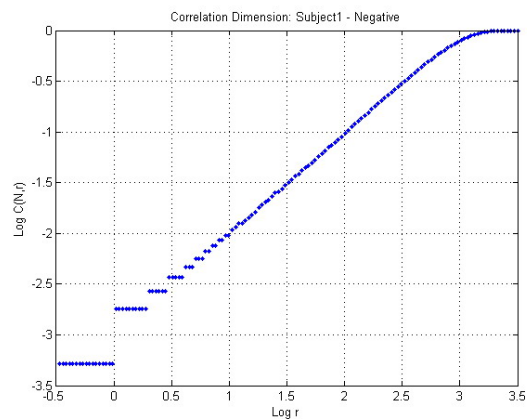


شکل (۸): نمایشی از تخمین دامنه Bicoherence به روش مستقیم در صفحه دو فرکانسی در حالت آرامش

هیجان منفی به روش تخمین گراسبرگر و پروکاسیا، در شکل‌های (۴) و (۵) آورده شده است.



شکل (۴): رسم  $\text{Log } C(N,r)$  برحسب  $\text{Log } r$  برای کانال T3 از شرکت کننده ۱، در حالت آرامش



شکل (۵): رسم  $\text{Log } C(N,r)$  برحسب  $\text{Log } r$  برای کانال T3 از شرکت کننده ۱، در حالت هیجان منفی

### ۲-۳-۴- طیف‌های مرتبه بالا

طیف‌های مرتبه بالا (HOS)<sup>۲۳</sup> از روی مجموعه‌ای از توابع تحت عنوان آمارگان مرتبه بالا تعریف می‌شوند. برای مطالعه بیشتر درباره طیف‌های مرتبه بالا به [۱۲، ۱۶ و ۳۲] مراجعه شود. نتایج شهودی، تخمین دامنه Bispectrum و Bicoherence در دو حالت آرامش و هیجان منفی برای شرکت کننده ۱، در شکل‌های (۶) تا (۹) آورده شده است. بررسی نمودارها در شرکت‌کننده‌های مختلف، افزایش و کاهش ارتفاع قله‌ها و یا انتقال قله‌ها در صفحه دو فرکانسی را نشان می‌دهد. برنامه طیف‌های مرتبه بالا در جعبه ابزار HOSA نرم‌افزار MATLAB [۳۲] اجرا شده است.

شده در رشته‌ها آموزش داده می‌شود. سپس میزان برازندگی<sup>۲۸</sup> ترکیب ویژگی‌ها با استفاده از تابع برازندگی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد (در این جا معیار کارایی درصد تفکیک می‌باشد)، در مرحله بعد الگوریتم، به کمک مقدار برازندگی به دست آمده، نرخ بُرش<sup>۲۹</sup> و نرخ جهش<sup>۳۰</sup> برای جمعیت بعدی محاسبه می‌شود و این کار مرتباً تکرار می‌گردد. تعداد دفعات تکرار الگوریتم (پارامتر تولید)، ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. در انتهای روند الگوریتم، رشته‌ای که بالاترین مقدار ارزیابی را به دست آورده است، به عنوان مجموعه ویژگی‌های بهینه به طبقه‌بندی کننده معرفی می‌شود. به دلیل امکان آموزش بیش از حد<sup>۳۱</sup> از داده‌های اعتبارسنجی برای محاسبه خطا استفاده شده است و اگر خطا مطلوب بوده است از داده‌های آزمون برای ارزیابی شبکه استفاده شده است.

#### ۲-۴-۲- ماشین بردار پشتیبان

در روش ماشین بردار پشتیبان [۳۴] داده‌ها با استفاده از یک تبدیل غیرخطی به فضای با ابعاد بالاتر انتقال یافته به نحوی که در فضای جدید داده‌ها به صورت خطی بیشترین تفکیک پذیری را داشته باشند. این انتقال با استفاده از توابع هسته<sup>۳۲</sup> صورت می‌گیرد. این روش دو آبرصفحه موازی را یافته که بیشترین فاصله را از یکدیگر داشته و کمترین تعداد داده‌های آموزشی را در خود جای داده باشند. به این فاصله، حاشیه گفته می‌شود. توابع هسته‌ای که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته‌اند در رابطه (۹) آورده شده‌اند.

$$\text{Linear: } K(x, y) = x.y$$

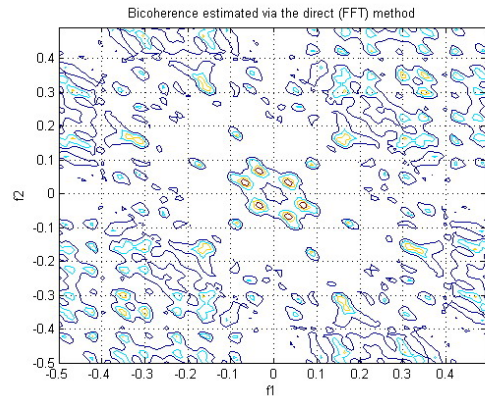
$$\text{Polynomial: } K(x, y) = (x.y + 1)^2$$

$$\text{RBF: } K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

برنامه ماشین بردار پشتیبان به کمک جعبه ابزار LIBSVM [۳۵] اجرا شده است.

#### ۲-۴-۳- شبکه عصبی المن

شبکه عصبی المن [۳۶] به عنوان شبکه برگشتی<sup>۳۳</sup> برای مدل کردن حافظه دار و پویای سیستم پیشنهاد شده است. شبکه المن، شبکه‌ای سه لایه با فیدبک از خروجی لایه پنهان به ورودی است. مزیت این شبکه بر شبکه‌های کاملاً برگشتی قابلیت استفاده از الگوریتم پس انتشار برای آموزش شبکه است. از آنجایی که اتصالات به واحدهای زمینه<sup>۳۴</sup> ثابت هستند، به گونه‌ای که واحدهای زمینه به عنوان تأخیر یک دوره نمونه برداری عمل می‌کنند، لایه زمینه یک رونوشت از خروجی نورون‌های پنهان را در خود ذخیره می‌کند و مقدار نورون لایه زمینه به عنوان یک سیگنال ورودی اضافی به لایه پنهان اعمال می‌شود. در شبکه المن، وزن‌ها از لایه مخفی به لایه زمینه روی یک تنظیم و



شکل (۹): نمایشی از تخمین دامنه Bicoherence به روش مستقیم در صفحه دو فرکانسی در حالت هیجان منفی

#### ۲-۴-۴- استخراج الگوهای بهینه و طبقه‌بندی

در این تحقیق، به منظور عملکرد بهینه سیستم شناخت، داده‌ها در بازه [۱، -۱] نرمالیزه شده [۱۳] و فاصله‌های فرکانسی تحلیل سیگنال EEG.  $\theta(4-8Hz)$ ،  $\alpha(8-12Hz)$ ،  $\beta(12-30Hz)$  در نظر گرفته شدند. از سیگنال EEG دو دسته ویژگی طیف‌های مرتبه بالا و آشوب‌گونه استخراج شدند که از ویژگی‌های استخراجی از طیف‌های مرتبه بالا می‌توان به مجموع مربع اندازه Bispectrumها و مجموع مربع اندازه Bicoherenceها در شش محدوده فرکانسی ایجاد شده، به علاوه هر یک از این مجموعه‌ها در کل محدوده فرکانسی مورد بررسی و نیز ویژگی‌های استخراج شده از آزمون Hinich، نظیر Pfa<sup>۳۴</sup>، CSV<sup>۳۵</sup> و Lambda برای هر کانال با استفاده از FFT<sup>۳۶</sup>، ۲۵۶ نقطه‌ای با ضریب C به صورت پیش فرض ۰/۵۱ اشاره کرد. از ویژگی‌های آشوب‌گونه استخراجی می‌توان به بُعد فرکتال، بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف، متوسط نمای لیاپانوف و بُعد همبستگی اشاره کرد. به منظور تقسیم‌بندی داده‌ها، ۷۰ درصد برای آموزش، ۲۰ درصد برای آزمون و ۱۰ درصد برای اعتبارسنجی طبقه‌بندی کننده‌ها اختصاص داده شده است.

#### ۲-۴-۱- استخراج الگوهای بهینه

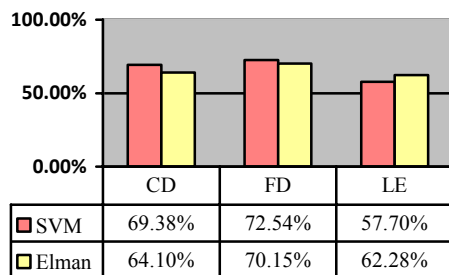
با توجه به ابعاد بالای فضای ویژگی، به کمک الگوریتم ژنتیک<sup>۳۷</sup> (GA) [۳۳] الگوهای بهینه و تأثیرگذار را یافته و برای این منظور از ترکیب GA و ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. اساس الگوریتم ژنتیک به این صورت است که ابتدا یک جمعیت شامل چندین رشته در نظر گرفته می‌شود و هر رشته شامل بیت‌هایی به تعداد ویژگی‌ها می‌باشد. این ویژگی‌ها به صورت تصادفی از میان تمامی ویژگی‌های موجود در هر کانال انتخاب می‌شوند. برای هر رشته، ماشین بردار پشتیبان با داده‌های آموزش به وسیله ورودی‌های ارائه

جدول (۲): مقادیر ویژگی‌های آشوب‌گونه برای شرکت کنندگان مختلف در حالت هیجان منفی

شرکت کننده	$D_2$	$\lambda_{max}$	$\lambda_{ave}$	$D_{Petrosian}$
۱	۱/۱۲	۰/۱۸۹	۰/۱۶۴	۱/۵۶
۲	۱/۰۴	۰/۱۷۸	۰/۱۶۵	۱/۴۱
۳	۱/۱۱	۰/۱۹۴	۰/۱۶۷	۱/۵۲
۴	۰/۱۸۶	۰/۱۸۱	۰/۱۵۲	۱/۳۷
۵	۱/۴۵	۰/۳۵	۰/۲۳	۱/۲۱
۶	۱/۳۰	۰/۱۹۷	۰/۱۸۲	۱/۴۳
۷	۰/۱۹۱	۰/۱۶۷	۰/۱۶۱	۱/۲۵
۸	۱/۱۶	۰/۱۷۴	۰/۱۶۹	۱/۴۹

درصد صحت تفکیک ویژگی‌های نمای لیاپانوف (LE)، بُعد فرکتال (FD) و بُعد همبستگی (CD)، به کمک طبقه‌بندی‌کننده‌های ماشین بردار پشتیبان و ال‌من در جدول (۳) آورده شده است. نتایج برای سه مرتبه تکرار انجام شده و میانگین و انحراف معیار گزارش شده است.

جدول (۳): درصد صحت ویژگی‌های نمای لیاپانوف، بُعد فرکتال و بُعد همبستگی در شناسایی دو دسته از حالت‌های هیجانی



درصد صحت تفکیک دسته ویژگی‌های آشوب‌گونه، طیف‌های مرتبه بالا و حاصل ترکیب آن‌ها در جدول (۴) آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، دو دسته از هیجان با درصد صحت متوسط ۶۸/۳۰٪ با هسته خطی، ۷۷/۱۰٪ با هسته چند جمله‌ای، ۷۸/۳٪ با هسته RBF<sup>۳۶</sup> به کمک ماشین بردار پشتیبان و ۷۲/۲۵٪ با شبکه عصبی ال‌من از هم تشخیص داده شدند. نتایج برای سه مرتبه تکرار انجام شده و میانگین و انحراف معیار گزارش شده است.

در این تحقیق برای اعتبارسنجی نتایج و جلوگیری از یادگیری بیش از حد، از k-fold Cross Validation استفاده می‌شود. در این روش مجموعه داده‌ها به‌طور تصادفی به k گروه تقسیم می‌شوند، که با هم همپوشانی ندارند سپس برای هر ترکیب دلخواه از این k گروه، ترکیب‌های آموزش و آزمون ساخته می‌شود. طی k مرحله، هر بار یکی از دسته‌ها به‌عنوان آزمون و k-1 دسته دیگر به‌عنوان آموزش استفاده می‌شود و میزان اعتبار روش روی دسته آزمون سنجیده می‌شود. در

ثابت می‌شوند، زیرا مقادیر نوروهای زمینه باید حتماً رونوشت شده خروجی نوروهای لایه پنهان باشند. به‌علاوه وزن‌های اولیه خروجی نوروهای زمینه مساوی با نصف محدوده خروجی دیگر نوروها در شبکه هستند. یک تعبیر این شبکه این است که خروجی‌های لایه مخفی نمایان‌گر حالت شبکه هستند. خروجی‌های شبکه تابعی از حالت کنونی، حالت قبلی (آن چنان که توسط واحدهای زمینه تأمین شده) و ورودی‌های کنونی هستند. این بدان معنی است که وقتی مجموعه‌ای از ورودی‌ها به شبکه نشان داده شود، شبکه می‌تواند یاد بگیرد که خروجی‌های مناسب در زمینه حالت‌های قبلی شبکه را ارائه دهد. شبکه ال‌من دارای نوروهای Tansig در لایه پنهان و نوروهای Purelin در لایه خروجی می‌باشد.

در این تحقیق، از یک شبکه عصبی ال‌من ۳ لایه با ۵ نورو در لایه مخفی، ۱ نورو در لایه خروجی و در لایه ورودی با نوروهایی متناسب با تعداد ویژگی‌های بهینه استفاده شده است. آزمایش‌های مختلفی با تعداد متفاوت نوروهای لایه مخفی، برای به‌دست آوردن بهترین نتیجه انجام شده است. در اینجا در لایه‌های مخفی و خروجی از تابع فعال‌ساز سیگموئید که تابعی غیرخطی و مشتق‌پذیر است، استفاده شده است. برای آموزش شبکه از الگوریتم پس انتشار خطای مارکوارت-لونبرگ<sup>۳۵</sup> به‌علاوه همگرایی بالاتر نسبت به توابع آموزش دیگر استفاده شده است. میزان خطا برای توقف آموزش ۰/۰۰۱ در نظر گرفته شد.

### ۳- نتایج

مقادیر ویژگی‌های آشوب‌گونه، نظیر بُعد همبستگی، بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف، متوسط نمای لیاپانوف و بُعد فرکتال برای ۸ شرکت کننده در طول مدت آزمایش، به‌ترتیب برای دو حالت آرامش و هیجان منفی در جدول‌های (۱) و (۲) محاسبه شده است.

جدول (۱): مقادیر ویژگی‌های آشوب‌گونه برای شرکت کنندگان مختلف در حالت آرامش

شرکت کننده	$D_2$	$\lambda_{max}$	$\lambda_{ave}$	$D_{Petrosian}$
۱	۱/۳۵	۱/۰۱	۰/۷۲	۱/۶۷
۲	۱/۲۴	۱/۱۸	۰/۷۱	۱/۳۲
۳	۱/۶۱	۰/۱۹۷	۰/۷۵	۱/۵۷
۴	۱/۸۰	۰/۱۹۳	۰/۶۲	۱/۷۷
۵	۱/۰۴	۰/۷۱	۰/۶۲	۱/۴۹
۶	۱/۳۵	۱/۰۳	۰/۹۲	۱/۶۳
۷	۱/۲۴	۰/۷۱	۰/۵۹	۱/۵۱
۸	۱/۷۶	۰/۱۸۲	۰/۷۶	۱/۵۹



در این تحقیق، طبقه‌بندی هیجان با مدل دو بُعدی جاذبه/انگیختگی، توسط سیگنال‌های مغزی به‌کمک ویژگی‌های طیف‌های مرتبه بالا و آشوب‌گونه انجام شده است. به این منظور آزمایش ثبت داده‌ها توسط نمایش محرک‌های تصویری به شرکت کنندگان انجام شد. از سیگنال EEG دو دسته ویژگی طیف‌های مرتبه بالا و آشوب‌گونه استخراج شده است؛ که از ویژگی‌های استخراجی از طیف‌های مرتبه بالا می‌توان به مجموع مربع اندازه Bispectrumها و مجموع مربع اندازه Bicoherenceها در شش محدوده فرکانسی ایجاد شده، به‌علاوه هر یک از این مجموع‌ها در کل محدوده فرکانسی مورد بررسی و نیز ویژگی‌های استخراج شده از آزمون Hinich، نظیر Pfa، CSV و Lambda اشاره کرد. از ویژگی‌های آشوب‌گونه استخراجی می‌توان به بُعد فرکتال، بزرگ‌ترین نمای لیپانوف، متوسط نمای لیپانوف و بُعد همبستگی اشاره کرد. سپس با توجه به ابعاد بالای فضای ویژگی از GA برای انتخاب ویژگی‌های بهینه استفاده شد.

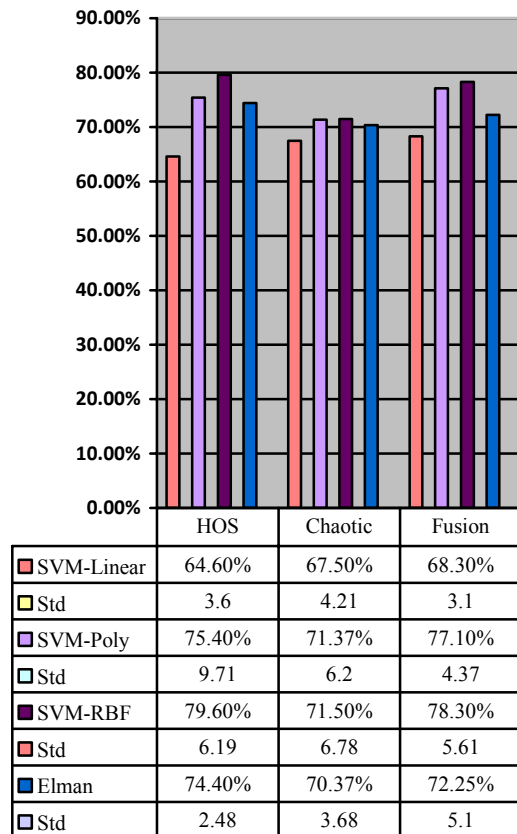
نتایج جدول (۴) نشان می‌دهد، ویژگی‌های استخراجی از طیف‌های مرتبه بالا بهتر از ویژگی‌های آشوب‌گونه توانسته‌اند دو دسته از هیجان را از یکدیگر تفکیک کنند؛ شاید به این دلیل باشد که، ویژگی‌های آشوب‌گونه باید سیگنال را در فضای جاسازی، بازسازی کنند و به‌دست آوردن مقدار تأخیر زمانی و بُعد مناسب، در این مرحله و نیز تخمین پارامترهای دیگر مربوط به هر یک از ویژگی‌ها در مراحل بعدی همه با خطا همراه هستند. دیگر اینکه ویژگی‌های آشوب‌گونه معمولاً به طول داده بزرگ‌تری برای تخمین نیاز دارند. از مقایسه نتایج حاصل از تفکیک ویژگی‌های آشوب‌گونه مشاهده می‌شود که بُعد فرکتال بهتر توانسته داده‌ها را از یکدیگر تفکیک کند و نمای لیپانوف ضعیف‌ترین نتایج را در بین ویژگی‌های آشوب‌گونه از خود نشان داده است. این می‌تواند به‌علت کوتاه گرفتن طول داده‌ها برای محاسبه ویژگی‌های غیرخطی باشد. نتایج محاسبه بُعد همبستگی در فضای حالت جدول‌های (۱) و (۲)، در اکثر شرکت کنندگان یک افت در مقدار بُعد سیستم با ایجاد فشار هیجانی منفی را نشان می‌دهد. این مسأله به افزایش نظم در سیستم دینامیکی مغز بر می‌گردد. به‌عبارت دیگر، تعداد معادلات دینامیکی لازم برای توصیف سیستم دینامیکی مغز در هنگام فشار هیجانی منفی کاهش می‌یابد.

از مقایسه نتایج طبقه‌بندی کننده‌های SVM و Elman مشاهده می‌شود که ماشین بردار پشتیبان بهتر توانسته دو دسته فشار هیجانی را از یکدیگر تفکیک کند.

در مقایسه نتایج با دیگر تحقیق‌ها، باید به نکاتی نظیر شرایط ثبت داده‌ها، آزمون ثبت داده‌ها، ماهیت ویژگی‌های استخراجی و ابزار مورد مطالعه توجه کرد. زیرا مقایسه عددی نتایج حاصله در صورت متفاوت بودن شرایط مذکور، صحیح نمی‌باشد؛ اعداد حاصله خطای نمونه

نهایت k مقدار برای میزان صحت روش به‌دست می‌آید، که می‌توان میانگین آن را به‌عنوان معیار صحت روش در نظر گرفت. هر چه واریانس مقادیر به‌دست آمده از k مرحله کمتر باشد، اعتبار نتیجه بیشتر است [۱۳ و ۳۷]. نتایج خطای ارزیابی به روش 5-fold Cross Validation در جدول (۵) آورده شده است.

جدول (۴): درصد صحت تفکیک ویژگی‌های آشوب‌گونه، طیف‌های مرتبه بالا و تلفیق آنها



جدول (۵): نتایج خطا به روش 5-fold Cross Validation

	Poly	Linear	خطا
RBF	۱۴/۱	۲۱/۷	5CV-Error
	۱۲/۲		

#### ۴- بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق، نگرش صحیح به ماهیت سیگنال مغزی حائز اهمیت می‌باشد. دلیل انتخاب سیگنال‌های مغزی، بازنمایی اثرهای رفتاری از مبدأ و منشأ می‌باشد، در حالی که سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی ناشی از اثرهای ثانویه، یعنی خروجی‌های سیستم اعصاب خودکار می‌باشند. بنابراین انتظار می‌رود با تحلیل سیگنال‌های مغزی بتوان به وضوح زمانی خوبی در تشخیص فشار هیجانی دست یافت.

سیگنال مغزی وجود دارند [۱۳]. مرجع [۱۳] با کمک از سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی به سیگنال مغزی برچسب مناسب زده و به درصد صحت تفکیک ۸۴٪ به کمک طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان دست یافته است.

### مراجع

- [۱] رابرت فرانکن، انگیزش و هیجان، مترجمان شمس‌اسفندآباد حسن، محمودی غلامرضا، امامی‌پور سوزان، ویراسته روحی افسر، تهران، نشر نی، ۱۳۸۴.
- [2] J. Healey, J. Seger and R.W. Picard, "Quantifying Driver Stress: Developing a System for Collecting and Processing Bio-Metric Signal in Natural Situation", Proceedings of the Rocky Mountain Bio-engineering Symposium, Apr. 1999.
- [3] R. Horlings, Emotion recognition using brain activity, Man-Machine Interaction Group, Delft University of Technology, March 2008.
- [4] T. Sharma, S. Bhardwaj and H. B. Maringanti, "Emotion Estimation using Physiological Signals", IEEE Region 10 Conference TENCON, pp. 1-5, Nov. 2008.
- [5] G. Chanel, Emotion assessment for affective computing based on brain and peripheral signals, P.hD. Thesis Report, University of Geneve, 2009.
- [6] J. T. Cacioppo, L. G. Tassinary and G. G. Berntson, Handbook of Psychophysiology, Second Edition, New York: Cambridge university press, 2000.
- [7] K. H. Kim, S. W. Bang and S. R. Kim, "Emotion Recognition System Using Short-term Monitoring of Physiological Signals", In Medical & Biological Engineering and Computing, pp. 419-427, 2004.
- [8] J. Wagner, J. Kim and E. Andre, "from Physiological Signals to Emotions: Implementing and Comparing Selected Methods for Feature Extraction and Classification", IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), pp. 940-943, Jul. 2005.
- [9] K. Takahashi, "Remarks on SVM-based emotion recognition from multi-modal bio-potential signals", The 13<sup>th</sup> IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, pp. 95-100, Sep. 2004.
- [10] G. Chanel, K. Ansari-Asl and T. Pun, "Valence-arousal evaluation using Physiological Signals in an Emotion Recall Paradigm", IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (ISIC), pp. 2662-2667, Oct. 2007.

هستند و لذا برای مقایسه صحیح باید از روی این اعداد خطای واقعی محاسبه و سپس مقایسه صورت گیرد. برای مطالعه درباره یکی از روش‌های محاسبه خطای واقعی به [۳۸] مراجعه شود.

مرجع [۳۹] تحقیق خود را بر روی داده‌های [۲۱] انجام داده است و به کمک ویژگی‌های آماری و طیفی استخراجی از سیگنال EEG، به درصد صحت تفکیک ۷۰٪ برای تشخیص دو دسته از هیجان رسیده است. تحقیق حاضر با استفاده از ویژگی‌های غیرخطی و طیف‌های مرتبه بالا توانسته ۸ درصد بهبود در نتایج را داشته باشد. مرجع [۵] تحقیق خود را با ایجاد هیجان توسط یادآوری رخدادهای گذشته بنا نهاده است و به درصد صحت ۸۸٪ با طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان رسیده است. با مقایسه نتایج [۵] با [۱۱ و ۲۱]، به نظر می‌رسد عمده این افزایش صحت، مربوط به تغییر در آزمون ثبت سیگنال می‌باشد. آزمون نمایش تصویرهای IAPS، نسبت به آزمون یادآوری رخدادهای گذشته از شدت ایجاد فشار هیجانی کمتری برخوردار است. از دیگر مزیت این آزمون این است که، تجربه هیجان‌ها در افراد متفاوت است. افراد می‌توانند بسته به سیستم فیزیولوژیکی بدن خود، محیط، تجربه و تمرین، پاسخ‌های متفاوتی را به عوامل ایجاد کننده هیجان یکسان نشان دهند. اما یادآوری رخدادهای گذشته بر مبنای رخدادهایی است که به هر نحو شخص از ایجاد آنها دچار هیجان مثبت و یا منفی شده است.

در مرجعی، برتری خاصی نسبت به آزمون‌های مختلف فشار سنجی و هیجان‌سنجی بیان نشده است و هنوز هم آزمایش‌ها و بررسی‌های خاص خود را می‌طلبند. در تحلیل نتایج [۵ و ۲۱] از ویژگی‌های غیرخطی استفاده نشده است و با تکیه بر ویژگی‌های زمانی و طیفی اقدام به تشخیص هیجان نموده‌اند. در حالی که [۴۰] به کمک بُعد همبستگی بر روی داده‌های [۲۱] اقدام به تشخیص هیجان نموده است و نتایج گویای این است که بدون تغییر آزمون ثبت، حدود ۱۰٪ بهبود در نتایج را ایجاد کرده است. بنابراین می‌توان این‌گونه بیان داشت که استفاده از ابزارهای سازگار با ماهیت سیگنال EEG، نظیر طیف‌های مرتبه بالا و ویژگی‌های آشوب‌گونه می‌توانند، بازنمایی خوبی از رفتار مغز در حالت فشار هیجانی داشته باشند [۱۲ و ۲۱].

با توجه به پیوستگی اجرای آزمایش‌های مربوط به هیجان و اینکه حالت‌های هیجانی وابسته به آزمایش‌های مرحله قبل هستند، استفاده از خود اظهاری در برچسب زدن داده‌ها می‌تواند عامل خطای قابل توجهی باشد. به هیچ وجه با قطعیت نمی‌توان اعلام کرد که هیجان‌ها درست برچسب زده شده‌اند؛ زیرا در این‌گونه آزمایش‌ها فرد خبره و متخصص، مشاهده‌های کافی برای برچسب زدن داده‌ها را در اختیار ندارد. البته راه‌حلی نظیر تلفیق روش‌های با نظارت و بدون نظارت [۳۷] و کمک از سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی در برچسب زدن

- [20] P. J. Lang, M. M. Bradley and B. N. Cuthbert, International affective Picture System (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual, Technical Report A-6, University of Florida, Gainesville, FL, 2005.
- [21] A. Savran, K. Ciftci, G. Chanel, J. C. Mota, L. H. Viet, B. Sankur, L. Akarun, A. Caplier and M. Rombaut, Emotion Detection in the Loop from Brain Signals and Facial Images, Final Project Report, eNTERFACE'06, Dubrovnik, Croatia, July & August 2006.
- [22] H. Korn and P. Faure, Is there Chaos in the Brain? II. Experimental Evidence and Related Models, C.R. Biologies 326, pp. 840-787, 2003.
- [23] R. C. Hilborn, Chaos and Nonlinear Dynamics, Oxford University Press, Second Edition, 2000.
- [24] A. Wolf, J. B. Swift, H. L. Swinney and J. A. Vastano, "Determining Lyapunov exponents from a time series", Physica, vol. 16, pp. 285-317, 1985.
- [25] J. Kurths and H. Herzel, "An attractor in solar time series", Physica D, vol. 25, pp. 165-172, 1987.
- [26] X. Huang, W. Wang, X. Sun, Y. Chen, L. Li, Y. Deng and Y. Shen, "Model Research for Epileptic Prediction based on Improved Chaos Operator of Lyapunov", Proceedings of the IEEE, 3<sup>rd</sup> International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE), pp. 1-4, Jun. 2009.
- [27] R. Esteller, G. Vachtsevanos and J. Echauz, "A Comparison of Waveform Fractal Dimension Algorithms", IEEE Transactions on Circuits and Systems: Fundamental Theory and Applications, vol. 48, no. 2, Feb. 2001.
- [28] S. Borovkova, Estimation and Prediction for nonlinear Time Series, Technical Report, University of Groningen, 1998.
- [29] Y. C. Lai, I. Osorio, M. Ann, F. Harrison and M. G. Frei, "Correlation-dimension and Autocorrelation Fluctuations in Epileptic Seizure Dynamics", The American Physical Society, vol. 65, 2002.
- [30] H. Yang, Y. Wang, C. J. Wang and H. M. Tai, "Correlation Dimensions of EEG Changes during Mental Tasks", Proceedings of the IEEE, 26<sup>th</sup> Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS), USA, pp. 616-619, Sep. 2004.
- [31] E. N. Bruce, Biomedical Signal Processing and Signal Modelling, John Wiley & Sons, Inc., (Wiley Series in Telecommunication and Signal Processing), 2001.
- [11] G. Chanel, J. Kronegg, D. Grandjean and T. Pun, Emotion Assessment: Arousal Evaluation Using EEG's and Peripheral Physiological Signals, Technical Report, 2005.
- [۱۲] سیدعابد حسینی، محمدعلی خلیل‌زاده، "ارزیابی کیفی و کمی سیگنال EEG در حالت هیجان به کمک طیف‌های مرتبه بالا"، سومین کنگره مشترک سیستم‌های فازی و هوشمند ایران، دانشگاه یزد، تیر ۱۳۸۸.
- [۱۳] سیدعابد حسینی، کمی‌سازی سیگنال‌های مغزی EEG به‌منظور ارزیابی سطح استرس روانی، پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی بیوالکتریک، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، دانشکده فنی و مهندسی، آبان ۱۳۸۸.
- [14] G. Chanel, J. J. M. Kierkels, M. Soleymani and T. Pun, "Short-term emotion assessment in a recall paradigm", International Journal Human-Computer Studies, vol. 67, pp. 607-627, March 2009.
- [۱۵] مهرانز خادم‌حضرتی، عباس عرفانیان امیدوار، "یک سیستم واسط مغز با کامپیوتر مبتنی بر محیط مجازی برای کنترل بستن پنجه دست: استخراج ویژگی بر اساس مؤلفه‌های فرکانسی مرتبه بالا"، پانزدهمین کنفرانس مهندسی پزشکی ایران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، بهمن ۱۳۸۷.
- [۱۶] وحید ابوطالبی، تجزیه و تحلیل سیگنال EEG در حالت هیپنوتیزم با استفاده از طیف‌های مرتبه بالا، پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی شریف، دانشکده مهندسی برق، بهمن ۱۳۸۷.
- [۱۷] محمد راوری، محمدعلی خلیل‌زاده، سید محمدرضا هاشمی گلپایگانی، سعید راحتی‌قوچانی، "پردازش و تحلیل سیگنال EEG برای پیشگویی زمان عکس‌العمل فرد در پاسخ به محرک دیداری با استفاده از ویژگی‌های بُعد فرکتال و آنتروپی"، سیزدهمین کنفرانس مهندسی پزشکی ایران، دانشگاه صنعتی شریف، اسفند ۱۳۸۵.
- [۱۸] فرید اویسی ارنگه، عباس عرفانیان امیدوار، "یک روش جدید برای استخراج ویژگی با استفاده از اطلاعات متقابل و الگوریتم ژنتیک جهت طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی در سیستم‌های ارتباط مغز با کامپیوتر"، پانزدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران، اردیبهشت ۱۳۸۶.
- [۱۹] علی مطیع نصرآبادی، سید محمدرضا هاشمی گلپایگانی، محمدعلی خلیل‌زاده، علی شریفی، "بررسی دینامیک‌های خطی و غیرخطی سیگنال EEG با هدف تفکیک حالت‌های ذهنی"، فصلنامه علمی-پژوهشی امیرکبیر، سال چهارم، شماره ۵۵، صص ۵۹۲-۶۰۰، تابستان ۱۳۸۲.

- 
- 1- cognitive processes
  - 2- behavioral reactions
  - 3- stress
  - 4- kleinginna
  - 5- valence/arousal
  - 6- international affective picture system
  - 7- support vector machines
  - 8- baseline (DC offset)
  - 9- lyapunov exponent
  - 10- entropy
  - 11- trajectory
  - 12- correlation dimension
  - 13- divergence
  - 14- chaos
  - 15- dissipative systems
  - 16- fractal dimensions
  - 17- geometric
  - 18- petrosian
  - 19- grassberger and procaccia
  - 20- correlation integral
  - 21- euclidean distances
  - 22- embedding dimension
  - 23- higher order spectra
  - 24- probability of false alarm
  - 25- chi square value
  - 26- fast fourier transform
  - 27- genetic algorithm
  - 28- fitness function
  - 29- crossover rate
  - 30- mutation rate
  - 31- overfitting
  - 32- kernel
  - 33- recurrent
  - 34- context units
  - 35- levenberg-marquardt
  - 36- radial basis function

- [32] A. Swami, J. M. Mendel and C. L. Nikias, Higher-Order Spectral Analysis (HOSA) Toolbox for Use with Matlab, Version 2.0.3, 2000, <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/3013/>
- [33] S. R. Jang, C. T. Sun and E. Mizutani, Neuro-fuzzy and Soft computing; A Computational approach to Learning and Machine Intelligence, Prentice Hall, 1997.
- [34] C. J. C. Burges, A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition, Data Mining and Knowledge Discovery, Kluwer Academic Publishers, Boston. Manufactured in The Netherlands, pp. 121–167, 1998.
- [35] C. C. Chang, C. J. Lin, LIBSVM: a Library for Support Vector Machines, 2009, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
- [36] H. Demuth, M. Beale and M. Hagan, Neural Network Toolbox™ 6 User's Guide, By the Mathworks, Inc, 2000.
- [۳۷] علی مطیع نصرآبادی، ارزیابی کیفی و کمی تغییرات هوشیاری و عمق هیپنوتیزم به کمک پردازش هوشمند سیگنال EEG، رساله دکتری مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی پزشکی، اسفند ۱۳۸۲.
- [۳۸] T. M. Mitchell, Machine Learning, McGraw-Hill Science, March 1997.
- [۳۹] سیدعابد حسینی، محمدباقر نقیبه‌سیستانی، سعید راحتی‌قوچانی، "تجزیه و تحلیل سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی و مغزی به منظور ارزیابی هیجانات روانی"، دوازدهمین کنفرانس دانشجویی مهندسی برق ایران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز، مرداد ۱۳۸۸.
- [40] Z. Khalili and M. H. Moradi, Emotion Recognition System Using Brain and Peripheral Signals: Using Correlation Dimension to Improve the Results of EEG, Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, Atlanta, Georgia, USA, pp. 1571-1575, Jun. 2009.