

# داده‌کاوی سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی و مغزی به منظور ارزیابی استرس هیجانی

سیدعابد حسینی<sup>۱</sup>؛ محمدعلی خلیل‌زاده<sup>۲</sup>؛ محمدباقر نقیبه‌سیستانی<sup>۳</sup>

## چکیده

هیجان‌ها به صورت پدیده‌های ذهنی، زیستی، هدفمند و اجتماعی هستند که بر کیفیت زندگی انسان تأثیر می‌گذارند. به این منظور با طراحی آزمایش مناسب ثبت داده به دنبال ایجاد استرس هیجانی کوتاه مدت در افراد بوده‌ایم. در زمان اجرای آزمون سیگنال‌های محیطی متعددی نظیر هدایت الکتریکی پوست (SC)، فتوپلتیسموگراف (PPG) و تنفس و سیگنال‌های مغزی ثبت گرفته شده است. به علت وجود فضای عدم قطعیت در سیگنال‌های مغزی از سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی و خود اظهاری سوژه‌ها برای برچسب گذاری صحیح داده‌ها استفاده شده است و پس از تعیین نمونه‌های مناسب از سیگنال EEG ویژگی‌های خطی و غیرخطی نظیر ویژگی‌های فرکانسی، آنتروپی و بُعد همبستگی استخراج شده، سپس به کمک الگوریتم ژنتیک ویژگی‌های بهینه و تأثیرگذار استخراج و به طبقه‌بندی کننده‌های LDA و Elman داده شده است، تا دو کلاس از استرس هیجانی به نام‌های آرامش و هیجان منفی از یکدیگر تفکیک شوند. با مشاهده نتایج، طبقه‌بندی کننده LDA و Elman توانسته‌اند به ترتیب دو کلاس از هیجان را با درصد صحت ۸۴/۱۲ و ۷۸/۴۵ از یکدیگر تفکیک کنند. با مقایسه بین دو طبقه‌بندی کننده مشاهده می‌شود، طبقه بندی کننده Elman بهتر توانسته داده‌ها را از یکدیگر تفکیک کند. دلیل این امر مشکل طبقه‌بندی کننده LDA در ابعاد بالای فضای ویژگی می‌باشد.

## کلمات کلیدی

استرس هیجانی، استخراج ویژگی، داده‌کاوی، سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی، سیگنال‌های مغزی، طبقه‌بندی.

## Data Mining of psychological and EEG Signals for evaluation of emotional stress

Seyyed Abed Hosseini; Mohammad Ali Khalilzadeh; Mohammad Bagher Naghibi Sistani

### ABSTRACT

Emotions play a powerful and significant role in human beings everyday life. The work presented in this paper aims at assessing human emotional stress using psychological signals like skin conductance (SC), respiration, photoplethysmograph (PPG) as well as electroencephalographic (EEG) signals. Two specific areas of the valence-arousal emotional space are defined, corresponding to negatively excited and calm-neutral states. Our acquisition protocol is based on a subset of pictures which correspond to two specific areas of valence-arousal emotional space. We chose to calculate the power spectrum, correlation dimension and Entropy. Genetic Algorithm as a feature selector has been used for LDA and Elman Classifiers. The classification accuracy in two classes of emotional states is 84.12% and 78.45% corresponding to Elman and LDA classifiers. Comparison between two classifiers has shown better results of using Elman classifier and it seems the reason is due to the problem of LDA with high dimensionality of EEG features as input signals.

### KEYWORDS

Emotional stress, feature extraction, Data Mining, Psychological signals, EEG signals, Classification.



کنفرانس داده‌کاوی ایران

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، تلفن: ۰۹۱۵-۳۵۹۵۵۷۸ Hosseini\_abed@mshdiau.ac.ir

۲. استادیار گروه مهندسی پزشکی دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، makhallilzadeh@mshdiau.ac.ir

۳. استادیار گروه برق دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد، mb-naghibi@um.ac.ir

## ۱. مقدمه

زندگی پر از چالش‌ها، استرس‌ها و مسائلی است که باید حل شوند. هیجان‌ها به‌عنوان راه‌حلهایی برای این عوامل بوجود آمده‌اند. جلوه‌های هیجانی، پیام‌های نیرومند و غیرکلامی هستند که احساسات ما را به دیگران انتقال می‌دهند. هیجان‌ها یک مرتبه روی نمی‌دهند، بلکه وقوع آنها دلیل دارد و به‌صورت چند بُعدی هستند. هیجان‌ها به‌صورت پدیده‌های ذهنی، زیستی، هدفمند و اجتماعی هستند و حداقل هشت وظیفه مجزا نظیر محافظت، نابودی، تولید مثل، اتحاد پیوند جویی، طرد، کاوش و جهت‌گیری دارند. در رابطه با محافظت، ترس بدن را برای پس کشیدن و گریز هدایت می‌کند. خشم بدن را برای حمله آماده می‌کند. انسان‌ها برای هر تکلیف عمده زندگی واکنش هیجانی متناسب و سازگارانه‌ای را پرورش داده‌اند. بنابراین وظیفه هیجان آماده کردن بدن برای پاسخ خودکار می‌باشد. همه هیجان‌ها مفید هستند زیرا توجه و رفتار را به سمت جایی که لازم است با توجه به موقعیتی که فرد مواجه شده هدایت می‌کنند [۱]. استرس‌ها و هیجان‌ها روی بسیاری از فرآیندهای شناختی، نظیر ادراک، تصمیم‌گیری، خلاقیت، یادگیری، حافظه و توجه تأثیر می‌گذارند [۲].

از تحقیقات قبلی انجام شده در این زمینه می‌توان به سلیمانی و همکارانش [۳] که به ارزیابی پاسخ‌های هیجانی بر اساس نمایش فیلم پرداختند. چائل و همکارانش [۴] که به ارزیابی و طبقه‌بندی هیجان بر اساس یادآوری خاطرات و رخداد‌های گذشته شامل دو رخداد هیجانی قوی در زندگی، یکی رخداد هیجانی مثبت و دیگری رخداد هیجانی منفی پرداختند. جنیفر و روزالیندا [۵] که با ثبت سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی در هنگام رانندگی با اتومبیل اقدام به تعیین سطح استرس در افراد کردند. دداویک و همکارانش [۶] با پیاده‌سازی آزمون ایجاد استرس *MIST*<sup>۱</sup> بر اساس انجام محاسبات ریاضی به‌صورت ذهنی در مدت زمان محدود اقدام به ارزیابی سطح استرس نمودند. حسینی و همکاران [۷] به ارزیابی کیفی و کمی سیگنال *EEG* در حالت هیجان به‌کمک طیف‌های مرتبه بالا پرداختند.

هدف از این تحقیق ارزیابی سیگنال‌های مغزی در حالت استرس هیجانی می‌باشد. به این منظور سیگنال *EEG* ثبت شده با آزمون نمایش تصاویر ابتدا توسط خود اظهاری شخص و سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی برچسب مناسب خورده، سپس ویژگی‌های خطی و غیرخطی از سیگنال *EEG* استخراج شده و به‌کمک الگوریتم ژنتیک ویژگی‌های بهینه انتخاب و به طبقه‌بندی کننده‌های *LDA* و *Elman* داده شده تا دو کلاس از هیجان به‌نام‌های آرامش و هیجان منفی از یکدیگر تفکیک شوند.

## ۲. روش کار

## ۲.۱. توصیف داده

طراحی آزمون مناسب یکی از مهم‌ترین بخش‌های هر آزمون استرس‌سنجی می‌باشد. هر چه این مرحله بهتر و دقیق‌تر پیاده شود، سیگنال ثبت شده کنترل شده‌تر بوده و بنابراین روش‌های پردازشی لازم برای تصمیم‌گیری در مورد سوژه نیز ساده‌تر و نتایج حاصل از آن مطلوب‌تر خواهد بود. برای طراحی آزمون از آزمون استاندارد نمایش تصاویر *IAPS*<sup>۲</sup> [۸] استفاده شده است. *IAPS* شامل ۹۵۶ تصویر رنگی و مهیج می‌باشد که در مرکز *NIMH*، برای مطالعه هیجان و توجه در دانشگاه فلوریدا به‌نام مرکز علوم رفتاری از سال ۱۹۹۴ در آمریکا توسط چند شخص با تجربه آمریکایی برای بیان دو بُعدی *valence/arousal* دآوری شده است و نمره *Valence* و *Arousal* ای به هریک از این تصاویر اختصاص داده شده است. برای انتخاب تصاویر از آستانه‌های تجربی رابطه (۱) بهره گرفته شده است [۹].

$$Calm : arousal < 4$$

(۱)

$$4 < valence < 6$$

$$Negative exiting : arousal > 5$$

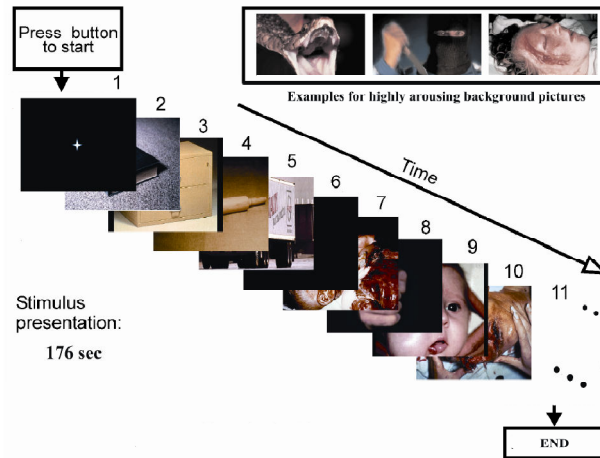
$$valence < 3$$

از نظر زمانی، اکثر ثبت‌ها قبل از ظهر انجام گرفته تا حتی الامکان ساعت بیولوژیکی برای همه سوژه‌ها یکسان باشد و معمولاً در این ساعات افراد از هوشیاری نسبی برخوردار هستند (خواب آلودگی در سوژه می‌تواند منجر به عدم توجه کافی سوژه به آزمون و ایجاد خطای غیرقابل جبران در داده‌ها گردد). شرایط مکانی آزمایش در اتاقی کنترل شده از نور و دما انجام گرفته است. دمای محل آزمایش در هنگام ثبت در دمای طبیعی ۲۵ درجه سانتی‌گراد تنظیم شده است، البته به‌دلیل نوبز ایجاد شده توسط کولر گازی سعی شده دمای اتاق از قبل تنظیم و حتی الامکان در هنگام ثبت دستگاه خاموش باشد. محل استقرار سوژه، از یک سو می‌بایست نرم و راحت باشد تا شرایط مناسب برای آغاز آزمون فراهم شود و از سوی دیگر باید مانع از تحرک سوژه در هنگام ثبت و ایجاد آرتیفکت گردد. به این منظور از یک صندلی دندانپزشکی با ارتفاع و پشتی قابل تنظیم، استفاده شده است.

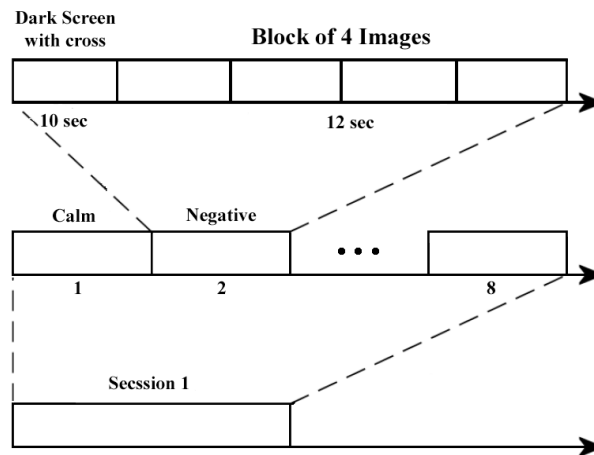


15-16 Dec.2009, Tehran,Iran

محیط آزمون در نرم افزار *Powerpoint* طراحی شده است (شکل ۱) هر مجموعه ۴ تصویری ایجاد کننده یک حالت آرامش و یا هیجان منفی می باشد. هر تصویر به مدت ۳ ثانیه به سوژه نشان داده می شود و در ابتدای هر بلوک از تصاویر صفحه سیاه رنگی با یک ستاره در مرکز آن به مدت ۱۰ ثانیه نمایش داده می شود تا توجه کاربر را به آزمون معطوف کند، در ضمن فاصله ای باشد تا ذهن سوژه از تصاویر مشاهده کرده تا حدی خارج شده و از بایاس سوژه جلوگیری شود. کل زمان اجرای آزمون ۱۷۶ ثانیه می باشد و در هنگام اجرای آزمون سیگنال های مغزی، تنفس، فتوپلتیسموگراف و هدایت الکتریکی پوستی از سوژه ها ثبت شده است. نمایی از نحوه اجرای آزمون در شکل ۲ به نمایش گذاشته شده است.



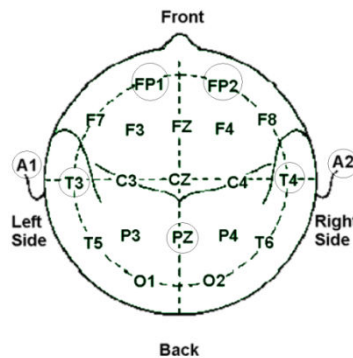
شکل ۱: نمایشی از اجرای آزمون



شکل ۲: نمایی از نحوه اجرای آزمون

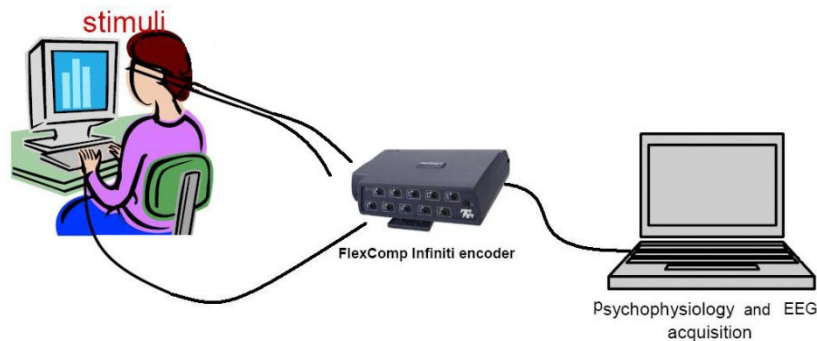
آزمون طراحی شده بر روی ۱۵ سوژه مرد با رده سنی ۲۰ تا ۲۴ سال با متوسط سنی ۲۱ سال اجرا شده است (به دلیل مشکلات سیگنال گیری از خانمها از آقایان در این تحقیق استفاده شده است). همگی سوژه ها دارای بینایی نرمال یا تصحیح شده با عینک بوده اند. سیگنال های مغزی با استفاده از دستگاه بایوفیدبک *Flexcom Infiniti* مطابق با استاندارد ۲۰-۱۰، از ۵ کانال به نام های  $FP1$ ،  $FP2$ ،  $FP3$ ،  $FP4$ ،  $T3$ ،  $T4$ ،  $Pz$  از روی پوست سر به صورت تک قطبی مطابق شکل ۳ و به صورت همزمان سیگنال تنفس، پلتیسموگراف و هدایت الکتریکی پوست ثبت شده است. اتصال هر گوش نیز به عنوان مرجع و زمین در نظر گرفته شده است. داده های ثبت شده با پهنا باند فرکانسی ۲۰۰ هرتز و فرکانس نمونه برداری ۲۵۶ هرتز برای سیگنال های مغزی و فرکانس نمونه برداری ۲۰۴۸ برای سیگنال های سایکوفیزیولوژی ثبت شده است.

15-16 Dec.2009, Tehran,Iran



شکل ۳: نمایی از کانال‌های انتخابی ثبت سیگنال مغزی مطابق با استاندارد ۲۰-۱۰

نمایی از نحوه انجام آزمون و تجهیزات مورد نیاز در شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل ۴: نمایی از نحوه انجام آزمون و تجهیزات مورد نیاز

## ۲.۲. پیش‌پردازش و استخراج ویژگی

تحقیق با هدف بررسی تفاوت بین سیگنال‌ها در دو حالت عادی و استرس هیجانی و ارائه روشی برای تفکیک با استفاده از ویژگی‌های استخراجی بهینه دنبال می‌شود. بنابراین برای بازنمایی بهتر از سیگنال باید ویژگی‌هایی از آن استخراج نمود، سپس این ویژگی‌ها را به طبقه‌بند اعمال تا عمل تفکیک انجام شود. در این قسمت به شرح سیگنال‌ها، پیش‌پردازش‌ها و ویژگی‌های استخراجی پرداخته شده است.

## ۱.۲.۲. تحلیل سیگنال‌های سائکوفیز یولوژی

در این تحقیق به منظور برچسب صحیح سیگنال‌های مغزی از سیگنال‌های سائکوفیز یولوژی نظیر تنفس، هدایت الکتریکی پوست و فتوپلتیسموگراف استفاده شده است. به این معنا که با توجه به شناخت نسبی از این سیگنال‌ها در هنگام استرس هیجانی می‌توان برچسب مناسبی برای سیگنال‌های مغزی در حالت استرس هیجانی اختیار کرد.

## سیگنال هدایت الکتریکی

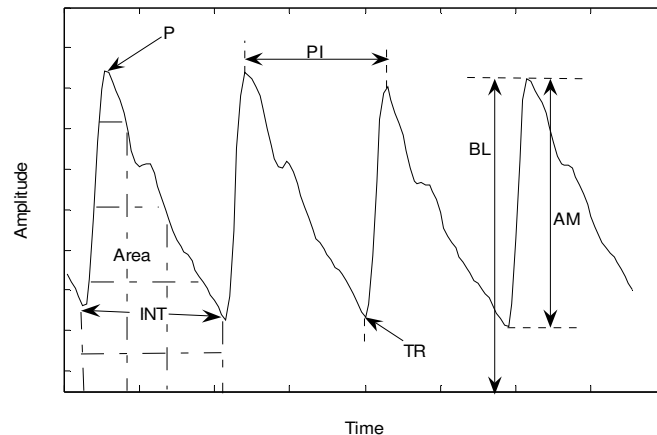
سیگنال هدایت الکتریکی پوست ابتدا از یک فیلتر متوسط‌گیر عبور کرده است. از سیگنال هدایت الکتریکی پوست نرمال شده ویژگی‌هایی نظیر متوسط سیگنال، واریانس، انحراف معیار، چولگی، گستردگی، دامنه پاسخ، متوسط مشتقات که معیاری از تغییرات این سیگنال است و نسبت نمونه‌های منفی در مشتقات به کل نمونه‌ها که اهمیت و بازه زمانی افت میزان هدایت الکتریکی پوست را نشان می‌دهد، استخراج گردیده است.

## سیگنال تنفس

سیگنال تنفس ابتدا از یک فیلتر متوسط‌گیر برای حذف نویزهای فرکانس بالا عبور کرده است. از سیگنال تنفس نرمال شده ویژگی‌هایی نظیر متوسط سیگنال، واریانس، انحراف معیار، چولگی، گستردگی، مقدار ماکزیمم منهای مقدار می‌نیمم، متوسط مشتقات سیگنال که نمایانگر تغییرات این سیگنال است و ویژگی فرکانسی که انرژی و یا به عبارتی توان سیگنال توسط  $FFT$  در ۱۰ زیر باند فرکانسی از گستره ۰/۲۵ هرتز تا ۲/۷۵ هرتز ( $\Delta f = 0.25Hz$ ) محاسبه شده است، استخراج گردیده است.

## سیگنال فتوپلتیسموگراف

سیگنال فتوپلتیسموگراف دارای مؤلفه‌های فرکانس پائین می‌باشد، به این منظور از یک فیلتر  $FIR$  پائین‌گذر با فاز خطی و فرکانس قطع ۷ هرتز استفاده شده است. برای حذف آرتیفکت‌های حرکتی که دارای مؤلفه‌های فرکانسی خیلی کم و نزدیک  $DC$  می‌باشد از یک فیلتر بالاگذر استفاده شده است. از سیگنال  $PPG$  نرمال شده ویژگی‌هایی نظیر متوسط سیگنال، واریانس، انحراف معیار، چولگی، گستردگی، تغییرات مقدار متوسط ( $MV$ ) که با انتگرال‌گیری سطح زیر هر موج ضربان در سیگنال  $PPG$  و تقسیم سطح زیر هر موج ضربان بر فاصله  $INT$  بدست می‌آید، تغییرات حداقل موج ( $TR$ )، تغییرات قله موج ( $P$ )، تغییرات خط پایه ( $BL$ ) که به صورت اختلاف هر قله در سیگنال  $PPG$  و خط پایه تعریف می‌شود، تغییرات دامنه ( $AM$ ) که به صورت اختلاف بین هر قله و می‌نیمم متوالی در سیگنال  $PPG$  تعریف می‌شود، استخراج گردیده است. ویژگی‌های تعریف شده را در شکل ۵ نمایش داده شده است [۱۰].



شکل ۵: ویژگی‌های استخراج‌شده از سیگنال  $PPG$

## سیگنال نرخ ضربانات قلب

در این تحقیق سیگنال  $HRV$  از روی سیگنال  $PPG$  توسط الگوریتم آستانه تطبیقی استخراج شده است [۱۱]. در این الگوریتم، ابتدا یک مقدار آستانه با توجه به سیگنال بدست می‌آید و با استفاده از آن زمان وقوع قله در سیگنال محاسبه می‌شود. روند ذکر شده در زیر مراحل مختلف این الگوریتم بیان می‌کند:

- ۱- قرار دادن یک پنجره زمانی با طول سه پرپود سیگنال  $PPG$
- ۲- محاسبه مقدار ماکزیمم و متوسط سیگنال داخل پنجره زمانی
- ۳- محاسبه مقدار آستانه تطبیقی از رابطه (۲)

$$Threshold = (P_{w-max} - P_{w-mean}) \times 0.7 + P_{w-mean} \quad (2)$$

$P_{w-max}$  مقدار ماکزیمم و  $P_{w-mean}$  مقدار متوسط سیگنال داخل پنجره زمانی است.

15-16 Dec.2009, Tehran,Iran

۴- قسمت‌هایی از سیگنال داخل پنجره زمانی که از مقدار آستانه کمتر باشد صفر قرار داده شده و قسمت‌هایی که بزرگ‌تر باشد با استفاده از یک فیلتر متوسط‌گیر متحرک نرم‌سازی<sup>۸</sup> می‌شود.

۵- برای تعیین زمان وقوع هر قله، جایی که شیب سیگنال داخل پنجره از مثبت به منفی تغییر کرده باشد، در نظر گرفته می‌شود.

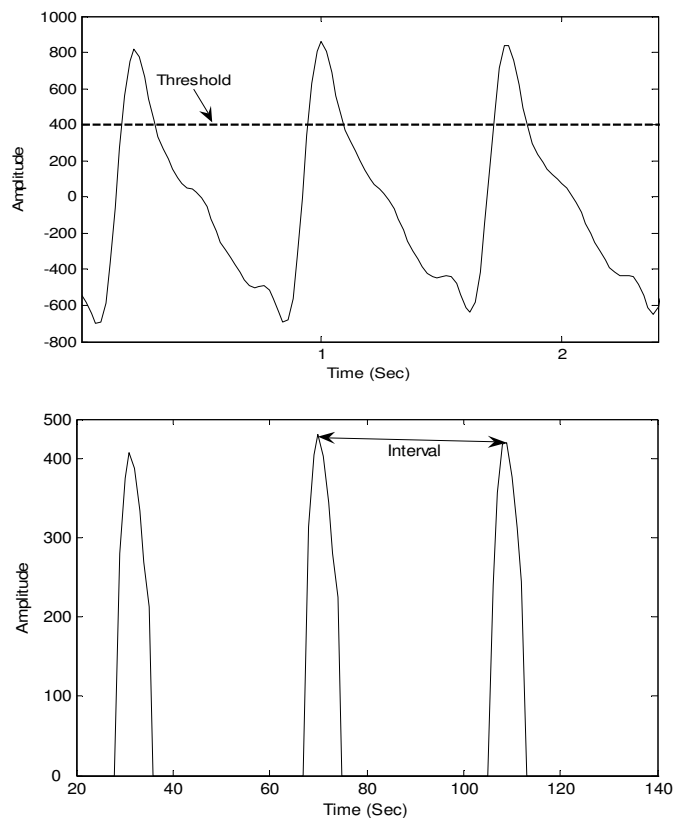
۶- با استفاده از روابط (۳) و (۴) تغییرات نرخ ضربان قلب مشخص می‌شود:

$$RR(i) = (T_{peak}(i) - T_{peak}(i-1)) \times T_s \quad (3)$$

$$HRV(i) = \frac{1}{RR(i) - RR(i-1)} \times 60 \quad (4)$$

که  $T_s$  زمان نمونه‌برداری و  $T_{peak}$  زمان وقوع هر قله می‌باشد.

شکل ۶ روند تغییرات ایجاد شده در سیگنال PPG جهت بدست آوردن HRV با استفاده از این الگوریتم را نشان می‌دهد.



شکل ۶: روند تغییرات ایجاد شده در سیگنال PPG جهت بدست آوردن سیگنال HRV

از سیگنال HRV ویژگی‌هایی نظیر متوسط، واریانس، انحراف معیار، ماکزیمم سیگنال، می نیمم سیگنال، توان باند فرکانسی کم در محدوده ۰/۱۵ تا ۰/۱۵ هرتز، بعد فرکتال به شیوه هایوچی و آنتروپی تقریبی استخراج گردیده است.

## ۲.۲.۲. تحلیل سیگنال‌های مغزی

سیگنال EEG حاوی چندین منبع نویز نظیر نویز ۵۰ هرتز برق شهر،  $DC\ Offset$  (Baseline)، نویزهای فرکانس بالا می‌باشد. اولین قدم برای استخراج اطلاعات مفید برای طبقه‌بندی پیش‌پردازش است. در این تحقیق سیگنال EEG برای حذف  $dc\ offset$  از یک فیلتر بالاگذر  $elliptic$  درجه ۴ با فرکانس قطع ۰/۵ هرتز عبور داده شده است. همچنین به منظور حذف نویز برق شهر و نویزهای فرکانس بالا، سیگنال EEG نیز از یک فیلتر  $elliptic$  پایین‌گذر درجه ۸ با فرکانس قطع ۳۵ هرتز نیز عبور داده شده است. برای بازنمایی بهتر از سیگنال‌های مغزی باید ویژگی‌هایی از آن استخراج شود، سپس این ویژگی‌ها را به طبقه‌بند اعمال تا عمل تفکیک انجام شود. در این قسمت به شرح ویژگی‌های استخراجی پرداخته شده است.

### طیف توان

روش‌های مختلفی برای تخمین طیف توان از روی داده‌ها ابداع شده است [۱۲] و از حدود ۵۰ سال پیش تاکنون به‌عنوان یکی از ابزارهای مفید در پردازش سیگنال مطرح بوده است، که معمولاً هر کدام در مورد نوع خاصی از سیگنال‌ها تخمین مطلوبی را ارائه می‌دهند. به دلیل اهمیت تغییرات طیف در سیگنال EEG در باندهای فرکانسی دلتا، تتا، آلفا، بتای کم، بتای میانی، بتای بالا برای حالات مختلف ذهنی از طیف توان استفاده شده است. طیف معمول سیگنال EEG بین فرکانس‌های ۱ هرتز تا ۳۰ هرتز است. در این طیف چهار محدوده شناخته شده  $\delta(0-4Hz)$ ،  $\theta(4-8Hz)$ ،  $\alpha(8-13Hz)$  و  $\beta(13-30Hz)$  وجود دارد.

### آنتروپی

مفهوم آنتروپی در زمینه تئوری اطلاعات اولین بار توسط شانون در سال ۱۹۴۸ مطرح شد و ایده آنتروپی اولین بار در ترمودینامیک مطرح شد ولی با توجه به قابلیت‌های آن، در دیگر شاخه‌های مهندسی نیز استفاده می‌شود. آنتروپی به دو صورت از سیگنال استخراج می‌شود که یکی از روی زمان و با تکنیک هیستوگرام و دیگری از روی فرکانس و یا ویولت است. این ویژگی را می‌توان برای سیگنال‌های استفاده کرد. الگوریتم‌های گوناگونی برای محاسبه آنتروپی و پیچیدگی سیگنال EEG به کار رفته‌اند که می‌توان به آنتروپی شانون ( $ShEn$ )، آنتروپی طیفی ( $SpEn$ )، آنتروپی تقریبی ( $ApEn$ )<sup>(۱)</sup> و پیچیدگی لمپل زیو ( $LZC$ )<sup>(۱)</sup> اشاره کرد. که  $ApEn$  و  $LZC$  بالاترین حساسیت را به حضور مؤلفه‌های فرکانس بالا در سیگنال EEG دارند [۱۳]. این الگوریتم‌ها در مورد قطعه‌های کوچک سیگنال نتایج پایدار می‌دهند بنابراین می‌توان از این الگوریتم‌ها در کاربردهای بلندمدت استفاده کرد. آنتروپی طیفی بر مبنای طیف توان سیگنال ایستا تعریف می‌شود. این کمیت در واقع معیاری از تمرکز یا گستردگی طیف توان سیگنال است. به این معنا که آنتروپی بیانگر میزان پیچیدگی و بی‌قاعدگی سیگنال می‌باشد که در سری زمانی‌های منظم دارای مقدار کم و در سری زمانی‌های نامنظم یا آشوبی دارای مقدار بیشتری می‌باشد. آنتروپی تقریبی از روابط مرجع [۲۹] استفاده شده است.

آنتروپی ویولت با توجه به استفاده در پردازش سیگنال EEG در اینجا مورد توجه قرار گرفته است. برای محاسبه آنتروپی ویولت باید سیگنال به باندهای مختلف تجزیه و سپس در یک بازه زمانی توزیع انرژی را محاسبه و بر مبنای آن آنتروپی تعریف شود. ویولت آنتروپی‌های مختلف که در این تحقیق استفاده گردیده است با استفاده از جعبه ابزار ویولت نرم‌افزار *Matlab* به روش‌های ذیل بوده است [۱۴-۱۶].

آنتروپی شانون (با فرض  $\log(\cdot) = \cdot$ )

$$E = -\sum_i S_i^2 \log(S_i^2) \quad (5)$$

آنتروپی  $P$ -norm ( $P \geq 1$ )

$$E = -\sum_i |S_i|^P = \|S\|_P^P \quad (6)$$

آنتروپی *Log energy* (با فرض  $\log(\cdot) = \cdot$ )



15-16 Dec.2009, Tehran,Iran

$$E = \log(S_i^2)_{S_0} = \sum_i \log(S_i^2) \quad (7)$$

آنتروپی آستانه: تعداد زمان‌هایی که سیگنال از سطح آستانه  $P$  بزرگ‌تر می‌شود.

$$\text{آنتروپی } SURE: \text{تعداد زمان‌هایی که سیگنال از سطح آستانه } P \text{ کوچک‌تر است به علاوه } \sum_i \min(S_i^2, P^2)$$

### بُعد همبستگی

یکی از روش‌های بررسی کیاتیک بودن سیگنال محاسبه بُعد همبستگی می‌باشد. روش‌های مختلفی نظیر گراسبرگر و پروکاسیا، *Chord Takens*، *Ellner* برای محاسبه بُعد همبستگی وجود دارد [۱۷ و ۱۸]. از این بین روش گراسبرگر و پروکاسیا به‌طور وسیعی مورد استفاده ریاضیدانان و محققان قرار گرفته است. در این روش ابتدا فاصله بین هر جفت از نقاط داخل فضای فاز تعیین می‌شود و سپس انتگرال همبستگی  $(C(N, r))$  و  $D_2$  به‌صورت روابط ۸ تخمین زده می‌شود [۱۹] (در این تحقیق بُعد همبستگی با الگوریتم گراسبرگر و پروکاسیا محاسبه شده است).

$$C(N, r) = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^N \theta(r - \|V(j) - V(i)\|) \quad (8)$$

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

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

که در رابطه فوق علامت  $\| \cdot \|$  نشان‌دهنده فاصله اقلیدسی،  $r$  شعاع همسایگی اطراف  $V(j)$ ،  $N$  تعداد نقاط و  $\theta$  تابع پله واحد و  $V$  بردار حالت فاز بوده که از رابطه ۹ تبعیت می‌کند.

$$V_m(i) = (x(i), x(i + \tau), \dots, x(i + (m-1)\tau)) \quad (9)$$

در رابطه فوق  $m$  بُعد جاسازی و  $\tau$  تأخیر زمانی می‌باشد.

به‌منظور محاسبه انتگرال همبستگی، ابرکره‌ای به شعاع  $r$  اطراف هر نقطه جاسازی شده در نظر گرفته می‌شود و میانگین تعداد نقاط جاسازی شده داخل این ابر کره 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 است 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، این مقدار ثابت بُعد همبستگی نهایی خواهد بود. کم‌ترین بُعد جاسازی که مقدار بُعد همبستگی به ازای آن به این حد اشباع می‌رسد، بُعد بهینه جاسازی خواهد بود [۲۰]. در سیستم‌های تصادفی برخلاف سیستم‌های دینامیکی با بُعد پائین،  $d(m)$  هرگز به یک مقدار ثابتی نمی‌رسد و شیب افزایشی خواهد داشت [۲۱]. درباره چگونگی انتخاب زمان تأخیر و زمان پرش (بردارها با چه فاصله‌ای ساخته شوند) و مقدار  $r$  توافق کلی وجود ندارد و بعضی توصیه‌ها از طرف محققان وجود دارد.

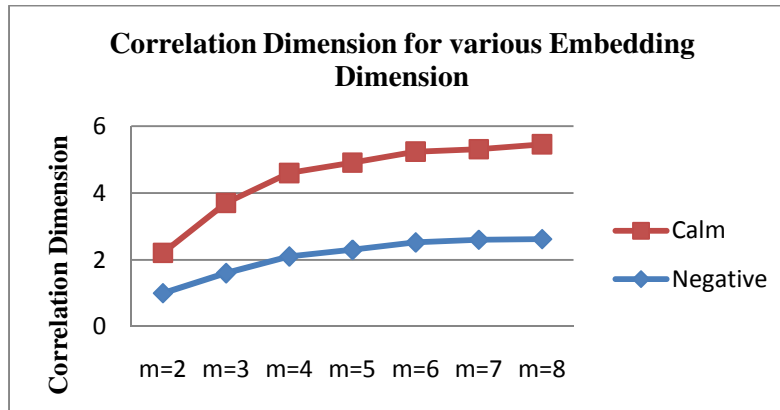
تخمین بُعد همبستگی با محدودیت‌هایی مواجه است. به ازای مقادیر  $r$  نزدیک به اندازه منحنی فاز، تابع بُعد همبستگی مسطح می‌شود و به ازای مقادیر کوچک  $r$ ، اثر نویز و تفکیک‌پذیری محدود غالب می‌شود. بنابراین تابع همبستگی در گستره وسیعی از شعاع همسایگی محاسبه می‌شود و سپس محدوده‌ای که در آن تخمین بُعد همبستگی مناسب است، تعیین می‌شود. مسأله مهم دیگر در هنگام محاسبه بُعد همبستگی تعداد دادگان،  $N$  است که برای تخمین دقیق بُعد مورد نیاز است. بعضی از محققین عقیده دارند که تعداد دادگان لازم برابر با  $N \geq 10^{CD}$  است، ولی بعضی دیگر معتقدند که با تعداد دادگان کمتر نیز بُعد همبستگی قابل محاسبه است. این مسأله همچنان قابل تحقیق و بررسی است.



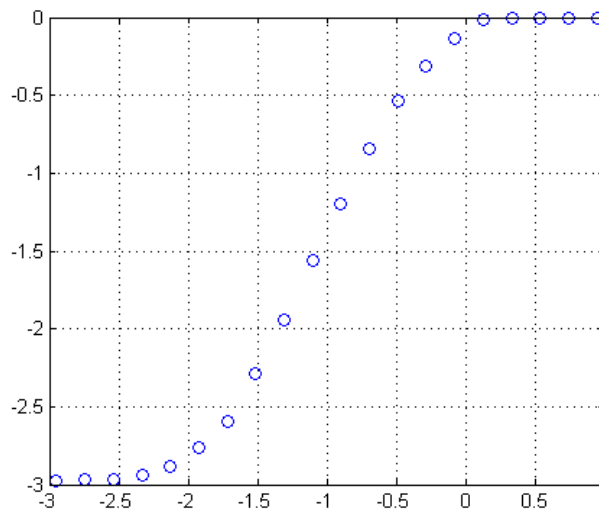


15-16 Dec.2009, Tehran,Iran

تغییرات بُعد همبستگی به ازای بُدهای جاسازی مختلف برای سوژه ۱ در شکل ۷ آورده شده است. نتایج تخمین بُعد همبستگی برای کانال‌های مختلف متفاوت است، شکل ۸ مقادیر محاسبه شده بُعد همبستگی را برای کانال  $T_2$  در حالت هیجان منفی مختلف نشان می‌دهد.



شکل ۷: تغییرات بُعد همبستگی به ازای بُدهای جاسازی مختلف برای سوژه ۱



شکل ۸: رسم  $\text{Log } C(N,r)$  بر حسب  $\text{Log } r$  برای کانال  $T_2$  سیگنال مغزی برای سوژه ۱ در حالت هیجانی منفی

### نرمال کردن ویژگی‌ها

برای نرمال کردن ویژگی‌ها در محدوده  $[-1, 1]$  از رابطه ۱۰ استفاده شده است.

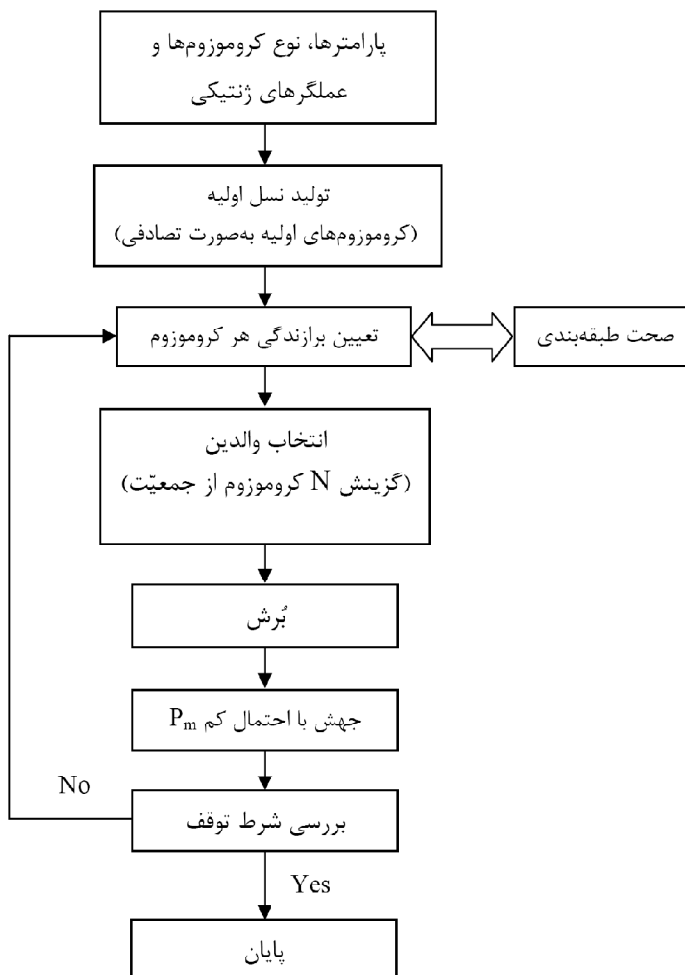
$$Y_{norm} = \frac{-2Y'_S + Y'_{S \max} + Y'_{S \min}}{Y'_{S \min} - Y'_{S \max}} \quad (10)$$

که  $Y_{norm}$  مقدار دامنه نسبی است و در محدوده  $[-1, 1]$  قرار می‌گیرد.



## ۳.۲. استخراج ویژگی‌های بهینه

این تحقیق ابتدا داده‌های موجود به منظور عملکرد بهینه سیستم شناخت در بازه [۱-] نرمالیزه شده‌اند. سپس به کمک الگوریتم ژنتیک [۲۲]، الگوهای بهینه و تأثیرگذار از سیگنال‌ها در روند تفکیک سطوح هیجان تعیین شدند. مراحل مختلف اجرای الگوریتم ژنتیک در شکل ۹ آورده شده است.



شکل ۹: مراحل مختلف اجرای الگوریتم ژنتیک

روش کار 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، با داده‌های آموزش به وسیله ورودی‌های ارائه شده در رشته‌ها آموزش داده می‌شود. سپس میزان برازندگی ترکیب ویژگی‌ها با استفاده از تابع برازندگی<sup>۱۲</sup> مورد ارزیابی قرار می‌گیرد (در اینجا معیار کارایی درصد تفکیک می‌باشد). در مرحله بعد، الگوریتم با استفاده از مقدار برازندگی بدست آمده، نرخ بُرش<sup>۱۳</sup> و نرخ جهش<sup>۱۴</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 بدست آورده است، به عنوان مجموعه ویژگی‌های بهینه به SVM معرفی می‌شود. مشخصات و مقادیر پارامترهای الگوریتم ژنتیک این تحقیق با استفاده از نرم‌افزار *Matlab* در جدول ۱ آورده شده است.

15-16 Dec.2009, Tehran,Iran

جدول ۱: مشخصات و پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم ژنتیک

Coding of Genes	Binary Coding
Population size	۱۰۰
Reproduction	Tournament Selection
Crossover	Two Point Crossover
Crossover rate	۰.۴
Mutation rate	۰.۰۱
convergence	Max ۲۰۰۰ generation of Population Convergence

### ۳. طبقه‌بندی

هدف نهایی در مسئله شناسایی الگو، تفکیک مجموعه‌ای از نمونه‌ها به دو یا چند کلاس مختلف است. در این تحقیق نیز هدف نهایی تفکیک افراد شرکت کننده در دو حالت نرمال با استرس هیجانی می‌باشد. برای طبقه‌بندی از تحلیل تفکیک خطی ( $LDA$ )<sup>۱۵</sup> و شبکه عصبی *Elman* استفاده شده است.

#### ۱.۳. تحلیل تفکیک خطی

یکی از ساده‌ترین و پرکاربردترین طبقه‌بندی کننده‌های آماری، طبقه‌بندی کننده تحلیل تفکیک خطی است [۲۳]. این روش مجموعه‌ای از خواص مطلوب تحلیلی را دارا می‌باشد. از جمله اینکه در شرایطی که کلاس‌های مورد بررسی *Cooperative* هستند، مثلاً دارای توزیع‌های گوسی با کواریانس‌های برابر باشند، این طبقه‌بندی کننده‌ها می‌توانند بهینه باشند [۲۴]. این شرایط می‌تواند با انتخاب ویژگی‌های مناسب فراهم گردد. حتی در شرایطی که این روش از لحاظ کارایی و درصد تشخیص کاملاً بهینه نباشند نیز ممکن است کاهش جزئی کارایی در مقابل سادگی روش قابل قبول باشد. در این روش هدف این است که داده‌های مربوط به یک کلاس تا حد امکان در زیرفضای جدید ایجاد شده به هم نزدیک و داده‌های کلاس‌های مختلف از هم دور باشند، به عبارت دیگر پراکندگی بین کلاسی داده‌ها حداکثر و پراکندگی درون کلاسی داده‌ها حداقل شود. برای رسیدن به این هدف دو ماتریس پراکندگی درون کلاسی و بین کلاسی را تشکیل می‌دهیم. ماتریس پراکندگی بین کلاسی، کواریانس ماتریس تفاضل میانگین هر کلاس با میانگین کل است و نشان‌دهنده فاصله و پراکندگی بین کلاس‌ها می‌باشد. ماتریس پراکندگی درون کلاسی، کواریانس ماتریس تفاضل داده‌ها با داده میانگین همان کلاس است و بیانگر میزان پراکندگی داده‌های هر کلاس می‌باشد. برای رسیدن به حداکثر فاصله بین داده‌های کلاس‌های مختلف و نزدیکی بیشتر داده‌های هر کلاس به همدیگر ماتریس (پراکندگی بین کلاسی و پراکندگی درون کلاسی) را باید ماکزیمم کرد که این کار را با محاسبه بردارها و مقادیر ویژه این ماتریس انجام می‌دهند.

#### ۲.۳. شبکه عصبی المن

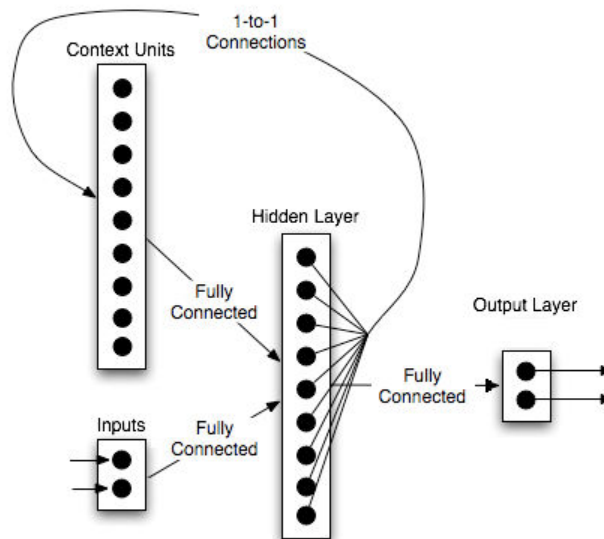
یک شبکه عصبی دینامیک [۲۵] می‌تواند ساختارش را برای پذیرش تغییرات مداوم تطبیق دهد و هیچ‌گاه تغییرات در توپولوژی و آموزش را متوقف نمی‌سازد. شبکه المن به عنوان شبکه برگشتی<sup>۱۶</sup> برای مدل کردن حافظه دار سیستم پیشنهاد شده است. شبکه المن شبکه‌ای سه لایه با فیدبک از خروجی لایه پنهان به ورودی است. مزیت آن بر شبکه‌های کاملاً برگشتی این است که می‌توان از پس انتشار برای آموزش شبکه استفاده کرد. این امر به این دلیل است که اتصالات به واحدهای زمینه<sup>۱۷</sup> ثابت هستند، به گونه‌ای که واحدهای زمینه به عنوان تأخیر یک دوره نمونه برداری عمل می‌کنند. لایه *Context* یک کپی از خروجی نورون‌های پنهان را در خود ذخیره می‌کند و مقدار نورون لایه *Context* به عنوان یک سیگنال ورودی اضافی به لایه پنهان اعمال می‌شود [۲۶]. در شبکه المن، وزن‌ها از لایه مخفی به لایه *Context* روی ۱ تنظیم و ثابت می‌شوند، زیرا مقادیر نورون‌های *Context* باید حتماً کپی شده خروجی نورون‌های لایه پنهان باشند. به علاوه وزن‌های اولیه خروجی



15-16 Dec.2009, Tehran,Iran

نورون‌های *Context* مساوی با نصف محدوده خروجی دیگر نرون‌ها 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. شبکه‌ی ال‌من در اصل برای تشخیص گفتار ابداع شده بود، اما در سایر زمینه‌ها نظیر شناسایی سیستم و پیش‌بینی کوتاه مدت، که در برنامه‌ریزی حرکت ربات‌ها به کار می‌رود، نیز زیاد مورد استفاده قرار گرفته است.

شبکه‌ی ال‌من دارای نرون‌های *tansig* در لایه پنهان و نرون‌های *Purelin* در لایه خروجی می‌باشد. این ترکیب ویژه است زیرا شبکه‌های دو لایه‌ای با این توابع تبدیل می‌تواند هر تابعی (با یک تعداد محدود از ناپیوستگی‌ها) با دقت دلخواه را تخمین بزند. نمایی از ساختار شبکه عصبی ال‌من نمونه در شکل ۱۰ آورده شده است.



شکل ۱۰: نمایی از ساختار شبکه عصبی ال‌من نمونه

در این تحقیق از یک شبکه عصبی ال‌من ۳ لایه با ۶ نرون در لایه مخفی و در ۱ نرون در لایه خروجی و در لایه ورودی با نرون‌هایی متناسب با تعداد ویژگی‌های بهینه استفاده شده است. آزمایش‌های مختلفی را با تعداد متفاوت نرون‌های لایه مخفی برای بدست آوردن بهترین نتیجه انجام شده است. در اینجا در لایه‌های مخفی و خروجی از تابع فعال‌ساز سیگموئید استفاده شده است، زیرا این تابع غیرخطی و مشتق‌پذیر می‌باشد. برای آموزش شبکه ال‌من توابع آموزش زیادی وجود دارد، که در این تحقیق از الگوریتم پس انتشار خطای مارکوورت-لونیگ<sup>۱۸</sup> به‌علاوه همگرایی بالاتر نسبت به توابع آموزش دیگر استفاده گردید و میزان خطا برای توقف آموزش ۰/۰۱ در نظر گرفته شده است.



## ۴. نتایج

برای تحلیل سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی ابتدا ویژگی‌های استخراجی توسط الگوریتم ژنتیک بهینه شده سپس به طبقه‌بندی کننده *Elman* اعمال شده است (برای تقسیم‌بندی داده‌ها ۵۰ درصد برای آموزش طبقه‌بندی کننده و ۴۰ درصد برای آزمون و ۱۰ درصد برای اعتبارسنجی استفاده شده است). در جدول ۲ صحت نتایج حاصله از سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی به کمک *GA* آورده شده است. نتایج نشان می‌دهد طبقه‌بندی کننده به درصد صحت ۸۵ برای تفکیک دو کلاس از هیجان منجر شده است. سپس مراحل کار را از نو پیاده کرده، به این صورت که جای تقسیم داده برای آزمون و آزمایش را عوض کرده و دوباره روند تکرار شده است نتایج این مرحله نیز در جدول ۲ آورده شده است این بار نیز مشاهده می‌شود طبقه‌بندی کننده به درصد صحت ۸۴/۱ برای تفکیک دو کلاس از هیجان منجر شده است.

جدول ۲: نتایج تحلیل سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی توسط شبکه عصبی المن

درصد صحت تفکیک دو کلاس از هیجان	
مرحله ۱	۸۵
مرحله ۲	۸۴/۱

مجموعه داده، حاصل ثبت از ۱۵ سوژه با دستگاه *Flexcom* می‌باشد. برای استخراج ویژگی از انواع مختلف ویژگی‌ها نظیر فرکانسی، آنتروپی و بُعد همبستگی استفاده شده است. ویژگی‌های استخراجی سیگنال *EEG* برای پنجره‌های ۲ ثانیه‌ای محاسبه شده است. سپس به کمک الگوریتم ژنتیک ویژگی‌های بهینه مشخص شده است. برای تقسیم‌بندی داده‌ها ۵۰ درصد برای آموزش طبقه‌بندی کننده، ۴۰ درصد برای آزمون و ۱۰ درصد برای اعتبارسنجی استفاده شده است. نتایج صحت تفکیک سیگنال *EEG* در دو کلاس از هیجان به کمک طبقه‌بندی کننده المن در جدول ۳ آورده شده است.

جدول ۳: نتایج صحت تفکیک سیگنال *EEG* در دو کلاس از هیجان به کمک ویژگی‌های بهینه با استفاده از شبکه عصبی المن

نوع ویژگی	ویژگی‌های بهینه	تعداد ویژگی	میزان صحت داده‌ها	
			آموزش	آزمایش
طیفی آنتروپی بُعد همبستگی	توان باند تتا و بتا مقدار آنتروپی تقریبی بُعد همبستگی	۴	۸۹/۳۰	۸۴/۱۲

نتایج صحت تفکیک سیگنال *EEG* در دو کلاس از هیجان به کمک طبقه‌بندی کننده تحلیل تفکیک خطی در جدول ۴ آورده شده است.

جدول ۴: نتایج صحت تفکیک سیگنال *EEG* در دو کلاس از هیجان به کمک ویژگی‌های بهینه با استفاده از شبکه عصبی تحلیل تفکیک خطی

نوع ویژگی	ویژگی‌های بهینه	تعداد ویژگی	میزان صحت داده‌ها	
			آموزش	آزمایش
طیفی آنتروپی بُعد همبستگی	توان باند بتا مقدار آنتروپی تقریبی مقدار ویولت آنتروپی به روش <i>P-norm</i> آنتروپی <i>Log energy</i>	۴	۸۲/۷۱	۷۸/۴۵

15-16 Dec.2009, Tehran,Iran

برای ارزیابی کارایی و اعتبارسنجی نتایج و جلوگیری از یادگیری بیش از حد، از *k-fold Cross Validation* استفاده شده است. 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 نهایت  $k$  مقدار برای میزان صحت روش بدست می‌آید، که می‌توان میانگین آن را به‌عنوان معیار صحت روش در نظر گرفت. هر چه واریانس مقادیر بدست آمده از  $k$  مرحله کمتر باشد، اعتبار نتیجه بیشتر است. نتیجه خطای ارزیابی به ازای  $k=5$ ،  $81/4\%$  شده است که اعتبار روش را تأیید می‌کند.

## ۶- بحث و نتیجه‌گیری

هدف اصلی از انجام این تحقیق طراحی و ارائه سیستمی بوده است که از طریق آن بتوان تغییرات سیگنال‌های مغزی را در هنگام استرس هیجانی تشخیص داد. در این تحقیق طبقه‌بندی هیجان در مدل دو بُعدی به‌صورت فضای *valence/arousal*، توسط سیگنال‌های مغزی و سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی ناشی از خروجی‌های سیستم اعصاب خودکار به روش چند وجهی پرداخته شده است. به این منظور از سیگنال‌های مغزی و ویژگی‌های گوناگونی نظیر ویژگی‌های فرکانسی، آنتروپی و بُعد همبستگی استخراج شده و تلاش گردیده تا بتوان هر چه بهتر دو کلاس از هیجان را با اعتبار مناسب از یکدیگر تفکیک کرد. در این تحقیق آنچه که حائز اهمیت بوده است، نگرش صحیح به سیگنال‌های مغزی می‌باشد. سیگنال‌های مغزی در مقایسه با سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی محیطی به این دلیل انتخاب شده‌اند که سیگنال‌های مغزی اثرات رفتاری را از مبداء و منشاء بازنمایی می‌کنند، در حالی که سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی ناشی از اثرات ثانویه سیستم اعصاب خودکار می‌باشند. بنابراین انتظار می‌رود با تحلیل سیگنال‌های مغزی بتوان به رزولوشن زمانی بهتری در تشخیص استرس هیجانی دست یافت.

به این منظور ابتدا در این تحقیق درباره استرس هیجانی و سابقه تحقیقات گذشته و آزمون‌های استرس‌سنجی بحث شده تا بتوان با اتخاذ تدابیر مناسب به ارزیابی استرس هیجانی پرداخت. آزمایشات ثبت داده یکی از مهمترین بخش‌های تحقیقات حوزه روان می‌باشد. ایجاد حالات روانی مورد نظر تحقیق در سوژه عمل بسیار دشواری است، زیرا انسان‌ها دارای حالات و رفتاری متفاوت در مواجهه با پدیده‌های گوناگون هستند. در این تحقیق وقت زیادی صرف طراحی آزمون ثبت داده مناسب شد. پس از طراحی آزمون ثبت داده مناسب نوبت به انتخاب کانال‌های مناسب رسید برای نیل به این هدف دو استراتژی پیش گرفته شد یکی رجوع به تحقیقات گذشته و دیگری استفاده از تصویر برداری‌های عملکردی. در تعیین نواحی تأثیرگذار مغز، سیستم لیمبیک به‌عنوان مرکز استرس تعیین و ۵ کانال سیگنال مغزی از نواحی پیشانی، گیجگاهی و پس‌سری ثبت شد. پس از بحث آزمون نوبت به تحلیل سیگنال‌های مغزی با برچسب مطمئن می‌رسد به هیچ وجه نمی‌توان با قطعیت اعلام کرد، در ثبت خود واقعاً هیجان‌ها درست برچسب خورده‌اند زیرا در این‌گونه آزمایشات فرد خیره و متخصص مشاهدات کافی برای برچسب زدن داده در اختیار ندارد. البته راه‌حلی برای این موضوع به ذهن می‌رسد که می‌توان به تدابیری شامل ورودی، خود اظهاری و کمک از تحلیل سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی اشاره کرد. بنابراین پس از پیش‌پردازش و پردازش‌های معمول روی سیگنال‌های *HRV*، *PPG*، *SC* و *Resp* صورت گرفت استرس هیجانی با صحتی حدود ۸۴ درصد تشخیص داده شد. با مقایسه نتایج تفکیک سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی مشاهده شد که سیگنال تنفس و هدایت الکتریکی پوست ضعیف‌ترین نتایج را داشتند، دلایل زیادی برای این ضعف می‌توان برشمرد از جمله تأثیر دما، حرکت انگشت، تعریق به‌علت وجود حسگر و تنفس عمیق. سیگنال‌های *PPG* و *HRV* دارای بهترین درصد صحت تفکیک می‌باشند، این امر نشان می‌دهد سیگنال‌های *PPG* و *HRV* نسبت به سایر سیگنال‌ها بهتر می‌توانند اثرات استرس بر بدن را آشکار کنند. حال با کمک این نتایج بازه‌های سیگنال *EEG* متناظر، مورد ارزیابی قرار گرفت و ارزیابی روی بخش‌های مختلف سیگنال *EEG* انجام شد. نتایج محاسبه بُعد همبستگی در فضای حالت نشان می‌دهد در اکثر سوژه‌ها یک آفت در مقدار بُعد سیستم با ایجاد استرس 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 استرس هیجانی کاهش می‌یابد. از مقایسه بین نواحی مختلف فرکانسی، نواحی  $\beta$  بیشترین حضور را در ویژگی‌ها دارند [۷]. بنابراین به‌نظر می‌رسد، عمده تغییرات *EEG* در حالت استرس هیجانی مربوط به این ناحیه فرکانسی باشد. تأثیر استرس هیجانی بر *EEG* بیشتر شامل افزایش توان ناحیه فرکانسی  $\beta$  در نواحی تمپورال می‌باشد. طبقه‌بندی توسط دو طبقه‌بندی‌کننده *LDA* و *Elman* صورت گرفت با مقایسه نتایج این دو طبقه‌بندی‌کننده مشاهده می‌شود المن بهتر توانسته دو کلاس از هیجان را از هم تفکیک کند. نتایج نشان می‌دهد سیگنال‌های مغزی نیز همانند سیگنال‌های



15-16 Dec.2009, Tehran,Iran

سایکوفیزیولوژی در ارزیابی هیجان مؤثر می‌باشند

در مقایسه نتایج با دیگر تحقیقات باید به نکاتی از جمله شرایط ثبت داده و آزمون ثبت داده توجه کرد، زیرا مقایسه عددی نتایج حاصله این تحقیق با دیگر تحقیقات در این زمینه در صورت متفاوت بودن آزمون ثبت داده صحیح نمی‌باشد. اعداد حاصله خطای نمونه هستند، لذا برای مقایسه صحیح باید از روی این اعداد خطای واقعی محاسبه و سپس مقایسه صورت گیرد. برای مطالعه درباره محاسبه خطای واقعی به مرجع [۲۷] مراجعه شود. در مقایسه نتایج بدست آمده و نتایج تحقیقات گذشته باید به ماهیت ویژگی‌ها و ابزار مورد مطالعه در هر یک از این تحقیقات توجه کرد. مرجع [۲۸] از ویژگی‌های آماری و طیفی استخراجی از سیگنال EEG برای تفکیک استفاده کرده است و به درصد صحت تفکیک ۷۰٪ برای تشخیص دو کلاس هیجان رسیده است. تحقیق حاضر با استفاده از ویژگی‌های خطی و غیرخطی توانسته حدود ۱۴ درصد بهبود در نتایج را داشته باشد. با مقایسه نتایج با مرجع [۴] بهبود در نتایج در حدود ۱۲ درصد نیز مشاهده می‌شود.

## ۷- مراجع

- [۱] مارشال ریو، جان، سید محمدی، یحیی؛ انگیزش و هیجان، نشر ویرایش، تهران، ۸، ۱۳۸۷.
- [۲] J. Healey, J. Seger, 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, April ۱۹۹۹.
- [۳] M. Soleymani, G. Chanel, J.M. Kierkels, Th. Pun, "Affective Characterization of Movie Scenes Based on Multimedia Content Analysis and User's Physiological Emotional Responses", Tenth IEEE International Symposium on Multimedia, ۲۰۰۸.
- [۴] G. Chanel, K. Ansari-Asl, Th. Pun, "Valence-arousal evaluation using physiological signals in an emotion recall paradigm", In IEEE, p.p. ۲۶۶۲-۲۶۶۷, ۲۰۰۷.
- [۵] A. Jennifer, W. Rosalind, "Detecting Stress During Real-World Driving Tasks Using Physiological Sensors", IEEE Transaction on intelligent transportation system, Vol. ۶, No. ۲, June ۲۰۰۵.
- [۶] K. Dedovic, R. Renwick, N. Khalili Mahani, V. Engert, S.J. Lupien, J.C. Pruessner, "The Montreal Imaging Stress Task: using functional imaging to investigate the effects of perceiving and processing psychosocial stress in the human brain", ۲۰۰۵.
- [۷] حسینی، سیدعابد، خلیل‌زاده، محمدعلی؛ "ارزیابی کیفی و کمی سیگنال EEG در حالت هیجان به کمک طیف‌های مرتبه بالا"، سومین کنگره مشترک سیستم‌های فازی و هوشمند ایران، دانشگاه یزد، ۱۳۸۸.
- [۸] P.J. Lang, M.M. Bradley, B.N. Cuthbert, "International affective Picture System (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual", Technical Report A-۶, University of Florida, Gainesville, FL, ۲۰۰۵.
- [۹] A. Savran, et al., "Emotion Detection in the Loop from Brain Signals and Facial Images", Technical Report ۲۰۰۷.
- [۱۰] G.S. Chan, P.M. Middleton, N. Lovell, B.G. Celler, "Extraction of photoplethysmographic waveform variability by low pass filtering", Proceedings of the IEEE Engineering in medicine and biology ۲۷<sup>th</sup> Annual Conference Shanghai, China, September ۲۰۰۵.
- [۱۱] R.D. Wan, L.J. Woo, "Feature Extraction and Emotion Classification Using Bio-signal", Transactions on engineering, computing and technology, Vol. ۲, December ۲۰۰۴.
- [۱۲] S.M. Kay, S.L. Marple, "Spectrum Analysis A Modern Perspective", Proceedings of the IEEE, Vol. ۶۹, No. ۱۱, ۱۹۸۱.
- [۱۳] R. Ferenets, T. Lipping, A. Anier, V. Jäntti, S. Melto, S. Hovilehto, "Comparison of Entropy and Complexity Measures for the Assessment of Depth of Sedation", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. ۵۳, No. ۶, June ۲۰۰۶.
- [۱۴] S. Pincus, "Approximate entropy as a measure of system Complexity", Proc Nat Acad Sci USA, Vol. ۸۸, p.p. ۲۹۷-۳۰۱, ۱۹۹۱.
- [۱۵] H.A. Nashash, J.S. Thakor, "Wavelet entropy method for EEG analysis: application to global brain injury", first international IEEE EMBS conference on Neural Engineering, Vol ۲, p.p. ۳۴۸-۳۵۱, March ۲۰۰۳.



15-16 Dec.2009, Tehran,Iran

- [۱۶] Y. Fusheng, T. Qingyu, "Approximate entropy and its application in bio-signal analysis. *Nonlinear biomedical signal*", processing, Vol ۲, New York, IEEE Press and John wiley, p.p. ۷۲-۹۱, ۲۰۰۱.
- [۱۷] S. Borovkova, "Estimation and Prediction for nonlinear Time Series", Chapter ۲, ۲۰۰۱.
- [۱۸] Y.C. Lai, I. Osorio, M. Ann, F. Harrison, M.G. Frei, "Correlation-dimension and Autocorrelation Fluctuations in Epileptic Seizure Dynamics", The American Physical Society, Vol. ۶۵, ۲۰۰۲.
- [۱۹] H. Yang, Y. Wang, C.J. Wang, H.M. Tai, "Correlation Dimensions of EEG Changes During Mental Tasks", Proceedings of the ۲۶th Annual International Conference of the IEEE EMBS, USA, September ۲۰۰۴.
- [۲۰] E.N. Bruce, "Biomedical Signal Processing and Signal Modeling", Wiley Series in Telecommunication and Signal Processing, ۲۰۰۱.
- [۲۱] S.R. Jang, et al, "Neuro-fuzzy and Soft computing", Prentice Hall, ۱۹۹۷.
- [۲۲] A. Webb, "Statistical Pattern Recognition", New York: Oxford University Press Inc, ۱۹۹۹.
- [۲۳] R.O. Duda, P.E. Hart, D.G. Stork, "Pattern Classification", ۲<sup>nd</sup> edition, New York: John Wiley & Sons Inc, ۲۰۰۰.
- [۲۴] H. Demuth, M. Beale, "Neural Network Toolbox For Use with MATLAB", User's Guide, ۲۰۰۰.
- [۲۵] J. Elman, "Finding Structure in Time", Cognitive Science ۱۴, p.p. ۱۷۹-۲۱۱, ۱۹۹۰.
- [۲۶] T. Sharma, S. Bhardwaj, H.B. Maringanti, "Emotion Estimation is using Physiological Signals", In IEEE, ۲۰۰۸.
- [۲۷] T.M. Mitchell, "Machine Learning", McGraw- Hill Science, March ۱۹۹۷.
- [۲۸] حسینی سیدعابد، نقیبی سیستانی محمدباقر، راحتی قوجانی سعید، "تجزیه و تحلیل سیگنال‌های سایکوفیزیولوژی و مغزی به منظور ارزیابی هیجانات روانی"، دوازدهمین کنفرانس دانشجویی مهندسی برق ایران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز، مرداد ماه ۱۳۸۸.
- [۲۹] Y. Wang, W. Wang, Y. Liu, D. Wang, B. Liu, Y. Shi, P. Gao, "Feature Extracting of Weak Signal in Real-Time Sleeping EEG with Approximate Entropy and Bispectrum Analysis", In IEEE, ۲۰۰۹.

زیر نویس ها

- 
- ۱ Montreal Imaging Stress Task
  - ۲ International Affective Picture System
  - ۳ Mean Value Variability
  - ۴ Trough Variability
  - ۵ Peak Variability
  - ۶ Baseline Variability
  - ۷ Amplitude Variability
  - ۸ Moving Average
  - ۹ Spectral Entropy
  - ۱۰ Approximate Entropy
  - ۱۱ Lempel-Ziv complexity
  - ۱۲ Fitness function
  - ۱۳ Crossover Rate
  - ۱۴ Mutation Rate
  - ۱۵ Linear Discriminant Analysis
  - ۱۶ Recurrent
  - ۱۷ Context units
  - ۱۸ Levenberg-Marquardt

