

لَنْ يَرْجِعُوهُنَّ



دانشگاه صنعتی شریف

دانشکده مهندسی برق

## گزارش پژوهشی کارشناسی ۲

گرایش بیو الکتریک

عنوان:

ادغام اطلاعات سیگنال‌های EEG و ECG

نگارش :

صبا چرمی مطلق

سحر ستاری

استاد راهنمای پژوهش :

دکتر محمدباقر شمس‌اللهی

## چکیده:

سیگنال‌های EEG و ECG که به ترتیب بیانگر فعالیت الکتریکی مغز و قلب هستند، کاربرد بسیاری در حوزه‌های کلینیکی و تحقیقاتی دارند. مطالعه این دو سیگنال یه صورت جداگانه حاوی اطلاعات فراوانی در زمینه‌های طبقه‌بندی و تشخیص بیماری‌ها است و تلاش‌های متعددی به منظور بالابردن کیفیت تشخیص و طبقه‌بندی با روش‌های پردازشی گوناگون در این زمینه صورت گرفته است.

مطالعه و پردازش سیگنال‌های حیاتی EEG و ECG در چهار زمینه‌ی تشخیص و پیش‌بینی حمله‌های صرعی، ارزیابی احساسات، تشخیص هویت و نیز ارزیابی استرس مورد بررسی قرار گرفته است. در بحث بازشناسی احساسات محرك‌های مناسب برای ایجاد احساسات مشخص در افراد اعمال شده، دو سیگنال حیاتی مورد بحث به صورت همزمان استخراج شده و در نهایت با کمک روش‌های پردازشی مختلف نتایج استخراج احساسات بررسی می‌شود. در سه حوزه‌ی تشخیص حملات صرعی، تشخیص هویت و ارزیابی استرس که مختصراً به آن‌ها پرداختیم به ترتیب پیش‌بینی یا تشخیص هرچه دقیق‌تر حملات در افراد مبتلا به صرع با بررسی سیگنال‌های قلبی و مغزی این افراد، بهبود عملیات تشخیص هویت به کمک سیگنال‌های حیاتی و نیز بهبود تشخیص استرس با کمک اعمال تحریک‌های مناسب مورد بررسی قرار گرفته است.

در این گزارش هدف اصلی شرح مقالات مطالعه شده در ۴ زمینه‌ی معرفی شده، با تمرکز بر موضوع ارزیابی احساسات است و نیز پیاده‌سازی روش‌های پردازشی مختلف برروی دو سیگنال حیاتی EEG و ECG به منظور ارزیابی و دسته‌بندی احساسات همچنین معرفی مجموعه داده‌ای از این دو سیگنال و اعمال دو روش ادغام بر روی داده‌های موجود و در نهایت بهبود نتایج پردازش با کمک ادغام اطلاعات این دو سیگنال می‌باشد.

کلمات کلیدی: سیگنال EEG، سیگنال ECG، حملات صرعی، ارزیابی احساسات، تشخیص هویت،

ارزیابی استرس، ادغام سیگنال‌ها

# فهرست

۱.....	فصل اول: مقدمه.....
۱.....	۱-۱: پیش درآمد.....
۱.....	۱-۲: چالش‌ها .....
۲.....	۲-۱: اهداف پژوهه.....
۳.....	۲-۲: ساختار گزارش.....
۴.....	۳-۱: مقدمه: مفاهیم کلی.....
۴.....	۳-۲: سیگنال‌های قلبی و مغزی .....
۵.....	۳-۳: ادغام اطلاعات سیگنال‌های قلبی و مغزی.....
۸.....	۳-۴: انواع ادغام در مسئله‌ی طبقه‌بندی.....
۸.....	۴-۱: جمع‌بندی.....
۱۳.....	۴-۲: مروری بر کارهای انجام شده در ادغام سیگنال‌های قلبی و مغزی .....
۱۴.....	۴-۳: مقدمه.....
۱۴.....	۴-۴: تشخیص و پیش‌بینی حملات صرعی .....
۲۷.....	۴-۵: تشخیص هویت .....
۳۲.....	۴-۶: ارزیابی استرس .....
۳۷.....	۴-۷: جمع‌بندی .....
۳۸.....	فصل چهارم: تشخیص احساسات با پردازش توام سیگنال‌های قلبی و مغزی .....
۳۸.....	۴-۸: مقدمه.....
۳۸.....	۴-۹: بررسی مقالات.....
۵۵.....	۴-۱۰: جمع‌بندی .....
۵۶.....	فصل پنجم: پیاده‌سازی و نتایج .....
۵۶.....	۵-۱: مقدمه.....
۵۶.....	۵-۲: پایگاه داده.....

۵۸ .....	۳-۵: معیارهای ارزیابی
۶۰ .....	۴-۵: پردازش داده‌ها
۶۲ .....	۵-۵: گزارش نتایج
۷۷ .....	۶-۵: جمع‌بندی
۷۸ .....	فصل ششم: جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادات
۷۸ .....	۶-۱: جمع‌بندی و نتیجه‌گیری
۷۹ .....	۶-۲: پیشنهادات برای کارهای آینده
۸۱ .....	فصل هفتم: مراجع

## **فصل اول: مقدمه**

### **۱-۱: پیش درآمد**

طی دهه‌های اخیر سیگنال‌های قلبی و مغزی جزو سیگنال‌های پرکاربرد در حوزه‌های مختلفی از جمله تشخیص و پیش‌بینی حملات صرعی، ارزیابی احساسات، تشخیص هویت، ارزیابی استرس و مسائلی از این قبیل بوده‌اند. هر کدام از این سیگنال‌ها به صورت جدا مورد بررسی‌های فراوانی قرار گرفته‌اند، اما ادغام این دو سیگنال مبحثی است که به تازگی مورد علاقه واقع شده است. روش‌های مختلفی برای چگونگی ادغام این دو سیگنال ارائه شده است که با توجه به مزایا و معایب هر کدام از این روش‌ها بررسی و مطالعه‌ی آن‌ها در زمینه‌های مختلف خالی از لطف نیست.

### **۱-۲: چالش‌ها**

از آنجا که هدف اصلی در به کارگیری سیگنال‌های حیاتی انجام پردازش‌های دقیق‌تر در حوزه‌های تحقیقاتی مرتبط است، میزان دقت روش مورد استفاده در پردازش، چالشی است که همواره در مقابل فرآیند پردازش سیگنال‌های قلبی و مغزی بوده است و افزایش این مقدار، هدف غایی پردازش می‌باشد. بنابراین یافتن بهترین روش طبقه‌بندی از نظر بالا بودن میزان دقت، چالش پیش روی افرادی است که در این حوزه

فعالیت دارند. از طرفی ادعا می شود که ادغام سیگنال های قلبی و مغزی میزان دقت پردازش را تا حد خوبی افزایش می دهد. در نتیجه چالشی که در این پروژه روبروی ما قرار دارد یافتن بهترین روش برای ادغام این دو سیگنال، یافتن بهترین طبقه بندی داده ها و نیز به دست آوردن بالاترین میزان دقت ممکن می باشد.

### ۱-۳: اهداف پروژه

هدف در این پروژه انجام طبقه بندی هرچه بهتر داده های در دسترس، در موضوع مورد مطالعه با به کار گیری همزمان سیگنال های قلبی و مغزی به منظور بهبود عملکرد و نیز بررسی روش های مختلف ادغام این سیگنال ها و مقایسه میزان کارایی روش های مختلف در طبقه بندی است که البته در نهایت با توجه به تمرکز پروژه بر مبحث به خصوصی ارزیابی عواطف و احساسات، می توان هدف را به طبقه بندی هرچه دقیق تر احساسات بر اساس میزان خوشایندی و برانگیختگی آنها به کمک یافتن بهترین طبقه بند و نیز بهترین روش ادغام این دو سیگنال، محدود کرد.

## ۱-۴: ساختار گزارش

در این گزارش به شرح قدم به قدم مراحل انجام پروژه از مطالعه ادبیات اولیه موضوع تا توضیح پردازش داده‌های موجود می‌پردازیم. در ابتدا توضیح کلی راجع به سیگنال‌های حیاتی مورد مطالعه در این پروژه ارائه می‌شود سپس به بررسی انواع روش‌های ادغام اطلاعات سیگنال‌ها می‌پردازیم و در فصل‌های بعدی مروری بر ادبیات اولیه و مقالات مطالعه شده در زمینه‌ی ادغام اطلاعات سیگنال‌های قلبی و مغزی در موضوعات مختلف از جمله بررسی حملات صرعی و پردازش عواطف پرداخته می‌شود. در نهایت نیز با توجه به تمرکز پروژه بر مبحث تشخیص احساسات به توضیح مفصل این موضوع با نگاه به ادغام اطلاعات سیگنال‌های ECG و EEG پرداخته شده است سپس مجموعه داده مورد استفاده در پردازش معرفی و مراحل پردازش به تفصیل شرح داده می‌شود همچنین نتایج بدست آمده همراه با تحلیل و قیاس با منابع معتبر ارائه شده و نهایتاً به جمع بندی موضوع پروژه خواهیم پرداخت.

## فصل دوم: مفاهیم کلی

### ۱-۲: مقدمه

قبل از هر چیز باید به تعریف Biosignal‌ها پردازیم. Biosignal‌ها به هر نوع سیگنالی گفته می‌شود که توسط دستگاه‌هایی خاص از قسمت‌های مختلف بدن گرفته می‌شوند و این سیگنال‌ها اطلاعات مفیدی درباره وضعیت کلی بدن به ما می‌دهند. اگرچه منظور ما از Biosignal‌ها عموماً سیگنال‌هایی هستند که به صورت الکتریکی اندازه‌گیری می‌شوند، ولی به طور کلی Biosignal‌ها به هر دونوع سیگنال‌های الکتریکی و غیرالکتریکی اطلاق می‌شوند.

از جمله Biosignal‌ها عبارتند از:

- Electroencephalogram (EEG)
- Electrocardiogram (ECG)
- Electrooculogram (EOG)
- Electromyogram (EMG)

تمرکز ما در این پروژه، بر روی دو مورد از پرکاربردترین این سیگنال‌ها یعنی EEG و ECG است. بنابراین باید اطلاعاتی هر چند مختصر در رابطه با این دو Biosignal داشته باشیم. در ادامه توضیحی کوتاه در مورد نحوه‌ی اندازه‌گیری و پردازش سیگنال‌های EEG و ECG ارائه داده می‌شود. سپس ادغام اطلاعات این سیگنال‌ها مورد بررسی قرار گرفته و در انتها مسائلی که این ادغام در بهبود نتایج آن‌ها موثر بوده است، در قالب مقالاتی ارائه شده است.

## ۲-۲: سیگنال‌های قلبی و مغزی

الکتروانسفالوگرافی (EEG) ثبت فعالیت الکتریکی مغز است. این تکنیک شامل گرفتن سیگنال توسط الکترودهای سطحی، پردازش سیگنال و آنالیز آن می‌شود. معمولاً طیف فرکانسی این سیگنال حاوی اطلاعات مفیدی است که کاربردهای تشخیصی و طبقه‌بندی دارد. از جمله:

- کمک به مطالعه‌ی صرع و تشخیص و پیش‌بینی حملات صرعی
- کمک به مطالعه‌ی خواب
- بررسی و مطالعه‌ی انواع اختلالات مغزی

برای ثبت داده‌های EEG در حالت استاندارد از سیستم ۲۰-۱۰ استفاده می‌شود که در آن از ۲۱ الکترود برای دریافت سیگنال از قسمت‌های مختلف مغز کمک گرفته می‌شود. این ۲۱ الکترود بسته به ناحیه‌ای از مغز که روی آن قرار می‌گیرند، نامگذاری می‌شوند. ثبت داده‌های EEG به دو روش bipolar و unipolar صورت می‌گیرد. در روش bipolar اختلاف سیگنال گرفته شده از هر دو الکترود به ما یک سیگنال EEG می‌دهد و در حالت unipolar اختلاف بین سیگنال گرفته شده از هر الکترود با یک مقدار مرجع (به عنوان مثال مقدار مرجع می‌تواند میانگین تمام الکترودها باشد) به ما سیگنال EEG می‌دهد.

پس از ثبت داده برای استفاده از داده‌ها نیاز داریم که بر روی آنها پردازش انجام دهیم. پردازش داده‌ها شامل مراحل زیر است:

- پیش پردازش

- استخراج ویژگی

- طبقه‌بندی

مختصرًا می‌توان گفت که پیش پردازش داده‌های EEG شامل حذف نویز و تقویت سیگنال بوده و در مرحله‌ی استخراج ویژگی، متناسب با کاربردی که از سیگنال EEG انتظار می‌رود، ویژگی‌هایی مانند power, variance, mean, min/max value از سیگنال استخراج شده و در ماتریس ویژگی ذخیره می‌شود. نهایتاً به کمک طبقه‌بند مناسب داده‌ها طبقه‌بندی می‌شوند.

الکتروکاردیوگرام (ECG) به نمودار ثبت شده‌ی تغییرات پتانسیل الکتریکی ناشی از تحریک عضله‌ی قلب گفته می‌شود. در تعداد زیادی از بیماری‌های قلبی، تغییراتی در سیگنال ECG مشاهده می‌شود که بررسی این تغییرات در تشخیص بیماری مؤثر است.

سیگنال‌های ECG کاربردهای متنوعی دارند. از جمله:

- ناهنجاری‌های ریتم قلب (آریتمی)

- حمله‌ی قلبی

برای جمع‌آوری سیگنال ECG روش‌های مختلفی وجود دارد. در حالت استاندارد از سیستم 12-

استفاده می‌شود. در این روش ۱۰ الکترود بر روی قسمت‌های مختلف بدن بیمار قرار می‌گیرد و سیگنال قلب استخراج می‌گردد. ۶ lead از این ۱۲ lead با استفاده از ۳ الکترود LA, RA و LL با استفاده از

روابط زیر به دست می‌آید:

$$\text{Limb Leads} \begin{cases} I = LA - RA \\ II = LL - RA \\ III = LL - LA \end{cases}$$

$$\text{Augmented Limb Leads} \begin{cases} aVR = RA - \frac{1}{2}(LA + LL) = \frac{3}{2}(RA - VW) \\ aVL = LA - \frac{1}{2}(RA + LL) = \frac{3}{2}(LA - VW) \\ aVF = LL - \frac{1}{2}(RA + LA) = \frac{3}{2}(LL - VW) \end{cases}$$

۶ lead دیگر از ۶ الکترود روی قفسه‌ی سینه حاصل می‌شوند. روابط زیر نحوه‌ی به دست آمدن این

lead را نشان می‌دهد:

$$V_1 = v_1 - V_w$$

$$V_2 = v_2 - V_w$$

$$V_3 = v_3 - V_w$$

$$V_4 = v_4 - V_w$$

$$V_5 = v_5 - V_w$$

$$V_6 = v_6 - V_w$$

که  $V_w$  میانگین پتانسیل سه الکترود LA, RA و LL است.

در نهایت سیگنال ECG به شکل مرسوم آن از طریق تصویر کردن بردار الکتریکی قلب بر روی بردار

هر lead به دست می‌آید.

همانند داده‌های EEG پردازش داده‌های ECG شامل مراحل زیر است:

- پیش‌پردازش

- استخراج ویژگی

- طبقه‌بندی

در مرحله‌ی پیش‌پردازش داده‌های ECG علاوه بر حذف نویز و تقویت سیگنال، لازم است پیک‌های R (مربوط به مرحله‌ی دوم انقباض بطنی) از سیگنال استخراج شود. در مرحله‌ی بعدی ویژگی‌های موردنظر اغلب از RR-Interval (فاصله‌ی بین دو پیک R متوالی) بدست آمده و در ماتریس ویژگی قرار می‌گیرند. در نهایت داده‌ها به کمک طبقه‌بند مناسب طبقه‌بندی می‌شوند.

### ۳-۲: ادغام اطلاعات سیگنال‌های قلبی و مغزی

از آنجاکه هر کدام از سیگنال‌های EEG و ECG اطلاعات مفیدی جهت طبقه‌بندی و تشخیص عارضه در اختیار ما قرار می‌دهند، طبیعتاً ادغام اطلاعات این دو سیگنال جهت بالا بردن دقیق و صحت تشخیص بسیار موثر خواهد بود.

### ۴-۲: انواع ادغام در مسئله‌ی طبقه‌بندی

برای ادغام اطلاعات سیگنال‌ها دو روش کلی ارائه شده است که به شرح زیر است:

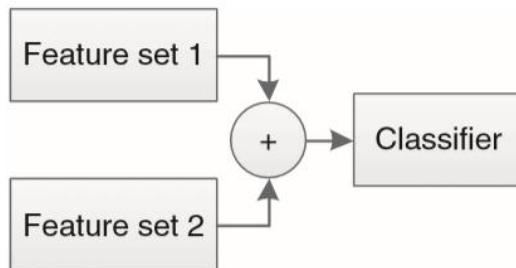
- ادغام در مرحله‌ی استخراج ویژگی

- ادغام در مرحله‌ی تصمیم‌گیری

که مختصرآ به شرح زیر است:

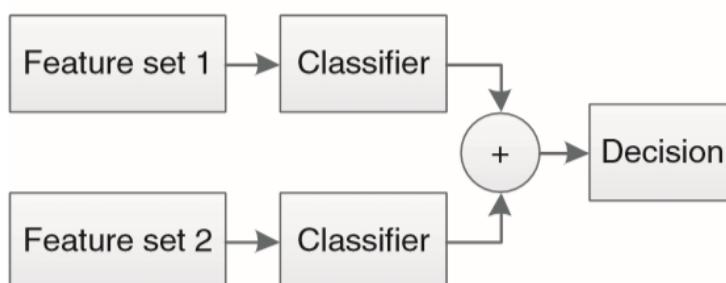
در روش اول پس از آنکه ماتریس ویژگی برای هر یک از سیگنال‌های EEG و ECG بدست آمد، ماتریس‌ها را با یکدیگر ادغام کرده و نهایتاً طبقه‌بندی به کمک ماتریس نهایی انجام می‌شود. اگرچه

این روش نسبت به روش دوم ساده‌تر است، آنچه باید مدنظر قرار داده شود آن است که داده‌ها باید به صورت سنتکرون گرفته شود (شکل ۱-۲).



شکل (۱-۲): ادغام در مرحله‌ی استخراج ویژگی

در روش دوم، مراحل پردازش تا مرحله‌ی طبقه‌بندی به صورت مجزا بر روی سیگنال‌ها انجام شده، سپس برای تصمیم‌گیری نهایی، از نتیجه‌ی حاصل از تصمیم‌گیری دو سیگنال به طور جداگانه، در یک معادله وزن دار کمک گرفته می‌شود و تصمیم نهایی ارائه می‌گردد. طبیعتاً خلوص سیگنال و موضوع مورد بررسی در اختصاص وزن‌ها برای معادله‌ی نهایی موثر خواهد بود. این روش با وجود پیچیدگی بیشتر نسبت به روش قبل، نیازی به دیتاگیری به صورت همزمان نداشته و این امکان را می‌دهد تا از طبقه‌بندهای مختلف برای سیگنال‌ها استفاده کنیم (شکل ۲-۲).



شکل (۲-۲): ادغام در مرحله‌ی تصمیم‌گیری

انواع مختلفی از ادغام در مرحله‌ی تصمیم‌گیری وجود دارد که در این پژوهه به دو نوع از آنها پرداخته شده است. در ادامه هر یک از این دو نوع را به تفضیل توضیح می‌دهیم.

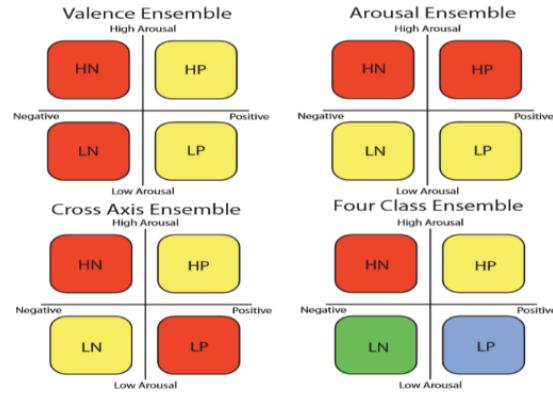
در روش اول که به آن Weighted Fusion نیز گفته می‌شود، به هر کدام از سیگنال‌های EEG و ECG یک ماتریس وزن (W) نسبت داده می‌شود. ماتریس  $W$ ، یک ماتریس  $n \times n$  می‌باشد که  $n$  تعداد برچسب‌های موجود در آزمایش است. این ماتریس قطری نیز می‌باشد به این معنی که تنها درایه‌های روی قطر اصلی آن مقدار دارند و درایه‌های خارج قطر اصلی برابر با صفر می‌باشد. مقدار درایه‌های روی قطر اصلی نیز در حقیقت برابر با احتمال تشخیص درست برچسب متناظر به کمک طبقه‌بند موردنظر است. برای یافتن این مقدار به این صورت عمل می‌کنیم که در ابتدا داده‌ها را به یک نسبت معقول (عموماً ۳۰/۷۰) به داده‌های تست و آموزش تقسیم می‌کنیم. داده‌های آموزش را به کمک طبقه‌بند مدنظر آموزش می‌دهیم و به کمک داده‌های تست طبقه‌بندمان را مورد آزمون قرار می‌دهیم و از روی برچسب‌های به دست آمده عملکرد طبقه‌بند در تشخیص درست برچسب‌های داده‌ها را می‌سنجیم و ماتریس‌های وزنمان را تشکیل می‌دهیم.

یک ماتریس دیگر (ماتریس C) نیز در این روش برای هر کدام از سیگنال‌های EEG و ECG تعریف می‌شود که این ماتریس، یک ماتریس  $m \times n$  می‌باشد. بعد اول این ماتریس نشان‌دهنده‌ی تعداد آزمایش‌ها و بعد دوم آن نشان‌دهنده‌ی تعداد برچسب‌ها در روند آزمایش می‌باشد. برای به دست آوردن این ماتریس به این صورت عمل می‌کنیم که به کمک طبقه‌بند مدنظر برچسب‌های متناظر با هر کدام از آزمایش‌ها را به دست می‌آوریم. فرض می‌کنیم برچسب متناظر با آزمایش اول برابر با ۳ است. در این صورت مقدار درایه‌ی سوم از سطر اول را یک می‌کنیم و بقیه‌ی درایه‌ها را برابر با صفر قرار می‌دهیم. در نهایت ماتریس C هر کدام از سیگنال‌ها را در ماتریس وزنمان ضرب می‌کنیم و دو ماتریسی که از سیگنال‌های EEG و ECG به دست می‌آید را با یکدیگر جمع می‌کنیم. در نهایت یک ماتریس  $n \times m$

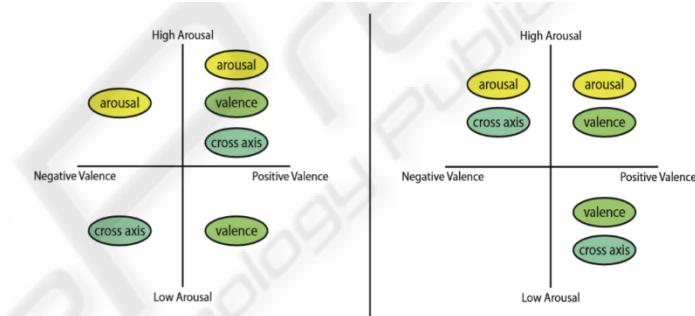
خواهیم داشت. حال برای یافتن برچسب متناظر با هر آزمایش به این صورت عمل می‌کنیم که شماره‌ی خانه‌ای از سطر آزمایش موردنظر که بیشترین مقدار را داشته باشد را برابر با برچسب متناظر با آن آزمایش قرار می‌دهیم.

در روش دوم که به آن روش Ensemble نیز گفته می‌شود، به این صورت عمل می‌کنیم که چهار ناحیه‌ی مختصات را به عنوان چهار احساس مختلف در نظر می‌گیریم (ناحیه‌ی اول میزان خوشایندی و برانگیختگی هر دو بالاتر از ۳، در ناحیه‌ی دوم میزان خوشایندی زیر ۳ و میزان برانگیختگی بالاتر از ۳، در ناحیه‌ی سوم میزان خوشایندی و برانگیختگی هر دو زیر ۳ و در ناحیه‌ی چهارم میزان خوشایندی بالاتر از ۳ و میزان برانگیختگی زیر ۳). سپس چهار نوع برچسب تعریف می‌کنیم. دو برچسب مربوط به Valence و Arousal که به صورت High و Low بررسی می‌شوند (یعنی مقدار آستانه را برابر با ۳ در نظر گرفته در صورتی که هر یک از این برچسب‌ها بالاتر از ۳ بود به آن مقدار High و اگر زیر ۳ بود به آن مقدار Low را اختصاص می‌دهیم)، یک برچسب مربوط به CrossAxis (که این برچسب را به این صورت تعیین می‌کنیم که اگر برچسب‌های مربوط به خوشایندی و برانگیختگی هم علامت (هر دو بالاتر از ۳ یا هر دو زیر ۳) باشند این برچسب یک مقدار (مثالاً ۱) و اگر برچسب‌های مربوط به خوشایندی و برانگیختگی غیرهم‌علامت باشند این برچسب یک مقدار دیگر (به عنوان مثال ۲) را خواهد داشت) و یک برچسب برای احساسات (که در بالا توضیح داده شد). شکل (۲-۳) شکل مربوطه به نحوه تعیین این برچسب‌ها را نشان می‌دهد. حال داده‌هایمان را با یک نسبت معقول (به عنوان مثال ۷۰/۳۰) به داده‌های تست و آموزش تقسیم می‌کنیم. به کمک طبقه‌بند موردنظر، داده‌های آموزش را train می‌کنیم و در نهایت برای داده‌های تست ۴ نوع برچسب دریافت می‌کنیم. حال بسته به این که کدام یک از نواحی مختصات بیشترین تعداد برچسب را دارا باشد، احساس مربوط با آن آزمایش تعیین می‌گردد. در حالتی که دو ناحیه‌ی مختصات دارای تعداد برابری از برچسب باشند (یعنی حالت ۰،۰،۲،۲)، آن ناحیه از

مختصات که برچسب متناظر با احساسات در آن قرار دارد به عنوان برچسب نهایی ما درنظر گرفته می‌شود. مثالی از این حالات را در شکل (۲-۴) مشاهده می‌کنید.



شکل (۲-۴): نحوه تعیین برچسب‌ها در روش Ensemble [۱۴]



شکل (۲-۵): نحوه قرارگیری برچسب‌ها در نواحی مختصات [۱۴]

حال به بررسی کاربرد ادغام اطلاعات سیگنال‌های EEG و ECG در حوزه‌های زیر می‌پردازیم:

Seizure Detection/Prediction	-
Emotion Recognition	-
Biometrics	-
Stress Assessment	-

## ۵-۲: جمع‌بندی

با توجه به آنچه درباره مرجع و ساختار سیگنال‌های EEG و ECG توضیح داده شد، سه روش ادغام

یعنی ادغام در مرحله‌ی استخراج ویژگی، ادغام در مرحله‌ی تصمیم‌گیری با کمک معیار وزن و نیز ادغام بر

اساس برچسب‌ها و نوع برچسب‌گذاری را بررسی کرده میزان تاثیر این روش‌ها بر بهبود دقت طبقه‌بندی را

بر اساس نوع داده مورد مطالعه قرار می‌دهیم.

## فصل سوم: مروری بر کارهای انجام شده در ادغام سیگنال‌های قلبی و مغزی

### ۱-۳: مقدمه

بررسی اطلاعات سیگنال‌های EEG و ECG در مقالات مختلف، در زمینه‌های مختلف انجام گرفته است. در این فصل به توضیح موضوعاتی که اطلاعات سیگنال‌های EEG و ECG و ادغام این دو سیگنال در آن‌ها کاربرد دارد به جز موضوع اصلی این پژوهه یعنی ارزیابی احساسات، پرداخته می‌شود که شامل تشخیص و پیش‌بینی حملات صرعی، استرس و نیز تشخیص هویت می‌باشد.

### ۲-۳: تشخیص و پیش‌بینی حملات صرعی

صرع یکی از شایع‌ترین و مخرب‌ترین اختلالات مرتبط با سیستم عصبی می‌باشد که ۰,۵ تا ۲ درصد مردم جهان به آن مبتلا هستند. طبق تعریف سازمان بهداشت جهانی (WHO) صرع یک اختلال مزمن مغزی است که با حمله‌های بازگشت‌پذیر همراه می‌باشد. این حمله‌ها حرکت‌های غیررادی هستند که قسمتی از بدن و یا کل آن را درگیر کرده و گاهًا با از دست دادن هوشیاری همراه هستند. مدت زمان این جملات معمولاً بین ۳۰ ثانیه تا ۲ دقیقه می‌باشد. ناگهانی بودن این حملات، تشخیص و پیش‌بینی آن‌ها را به یک چالش بزرگ تبدیل می‌کند.

مغز ما از میلیون‌ها میلیون نورون تشکیل شده است. در حالت عادی این نورون‌ها با فرستادن و گرفتن پیام‌های عصبی با یکدیگر ارتباط برقرار می‌کنند. یک حمله وقتی رخ می‌دهد که تعداد زیادی از

نورون‌ها به صورت همزمان فعالیت شدیدی داشته باشند و به اصطلاح طوفان الکتریکی (Electrical Storm) می‌گویند.

Seizure ها را به دو نوع focal و generalized تقسیم می‌کنند. در نوع focal حملات تنها در یک قسمت از مغز اتفاق می‌افتد، اما در نوع generalized حملات هر دو نیمکره از مغز را درگیر می‌کنند. ۳ نوع مختلف از حملات focal عبارتند از: Complex Focal Seizures ، Simple Focal Seizures و Secondary Generalized Seizures (معمولأً لوب Temporal) رخ می‌دهند. تفاوت این حملات با Complex Focal Seizure ها در این است که هنگام وقوع این حملات فرد هوشیار است اما هنگام وقوع Complex Focal Seizure ها فرد هوشیاری خود را از دست می‌دهد. نوع سوم از این حملات (یا Secondary Generalize Seizures) از یک نیمکره از مغز شروع شده و به هر دو نیمکره شیوع پیدا می‌کند. به عبارتی این حملات در ابتدا Focal بوده و بعد مغز شروع شده و به عبارتی این حملات از آنها عبارتند از Generalized.

حملات Generalized به ۶ نوع مختلف تقسیم می‌شوند. دو نوع مهم از آنها عبارتند از Tonic-Clonic Seizures و Absence Seizures. هنگام وقوع حملات Tonic-Clonic فرد هوشیاری خود را از دست می‌دهد، به زمین می‌افتد، شروع به لرزیدن می‌کند (که این ناشی از انبساط و انقباض غیرعادی ماهیچه‌ها است)، ممکن است زبان خود را گاز بگیرد و دچار مشکلاتی در تنفس می‌شود. Absence Seizure ها حملات شایع در کودکان هستند و ویژگی آنها کوتاه بودن مدت وقوع آنهاست.

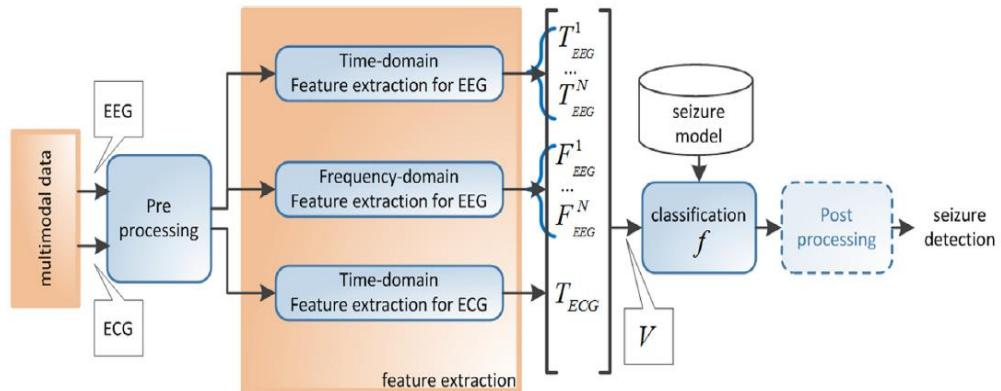
وجود trade-off بین دقت بالا و false-positive rate پایین و نیز عدم تهاجمی بودن روش در کنار کاهش حساسیت نسبت به نویز و artifacts و کاهش هزینه، از جمله اصلی‌ترین چالش‌هایی هستند که در تشخیص و پیش‌بینی حملات مطرح می‌شوند.

با توجه به مطالعات اخیر، از آن جا که وقوع حملات صرعی با تغییر در نرخ تنفس و ضربان قلب در ارتباط است، سیگنال ECG می‌تواند در کنار سیگنال EEG اطلاعات ارزشمندی را جهت پیش‌بینی و تشخیص حملات ارائه دهد.

در مقاله‌ی اول که عنوان آن "تشخیص حملات با استفاده از سیگنال‌های EEG و ECG" است، سه فرد که دچار حملات صرعی هستند، توسط سنسورهای مختلف مورد بررسی قرار گرفته‌اند. داده‌های گرفته‌شده از این افراد (که شامل سیگنال‌های EEG و ECG هستند) به یک Home Gateway منتقل می‌شوند. این Home Gateway دو نقش اساسی دارد: در ابتدا این داده‌ها به صورت online آنالیز می‌شوند و در صورت وجود احتمال وقوع حمله، به یک فرد قابل اعتماد مانند پزشک یا پرستار هشدار داده می‌شود تا فرد بیمار را به یک محل امن منتقل کرده و مراقبت‌های اولیه‌ی پزشکی را به عمل آورند. سپس این داده‌ها در یک دیتابیس ذخیره شده و به صورت offline توسط یک neuroscientist آنالیز می‌شود تا شاید پیشرفت‌هایی در زمینه‌ی تشخیص حملات حاصل شود.

پس از استخراج سیگنال‌ها توسط  $N+1$  سنسور (که  $N$  تا از آن‌ها برای بدست آوردن سیگنال EEG و یکی از آن‌ها برای استخراج سیگنال ECG است)، همانطور که در شکل (۱-۳) قابل مشاهده است، در قدم اول سیگنال‌های EEG و ECG پیش‌پردازش می‌شوند، به این معنی که این سیگنال‌ها به بازه‌هایی به طول  $w$  تقسیم می‌شوند. (به هر کدام از این بازه‌ها یک epoch گفته می‌شود). از هر epoch ویژگی‌هایی در حوزه‌ی فرکانس و زمان استخراج می‌شود و در ادامه ماتریس ویژگی دو سیگنال به یکدیگر پیوسته و یک ماتریس کلی به نام  $V$  تشکیل می‌دهند. (ادغام در مرحله‌ی استخراج ویژگی) سپس با استفاده از روش SVM طبقه‌بندی

انجام شده و در نهایت تصمیم نهایی گرفته می‌شود. در این مقاله، دقیق بسته آمده برای تشخیص حملات در افراد مورد آزمایش به طور تقریبی ۹۰ درصد است.



شکل (۱-۳): بلوک دیاگرام آنالیز [۱] online

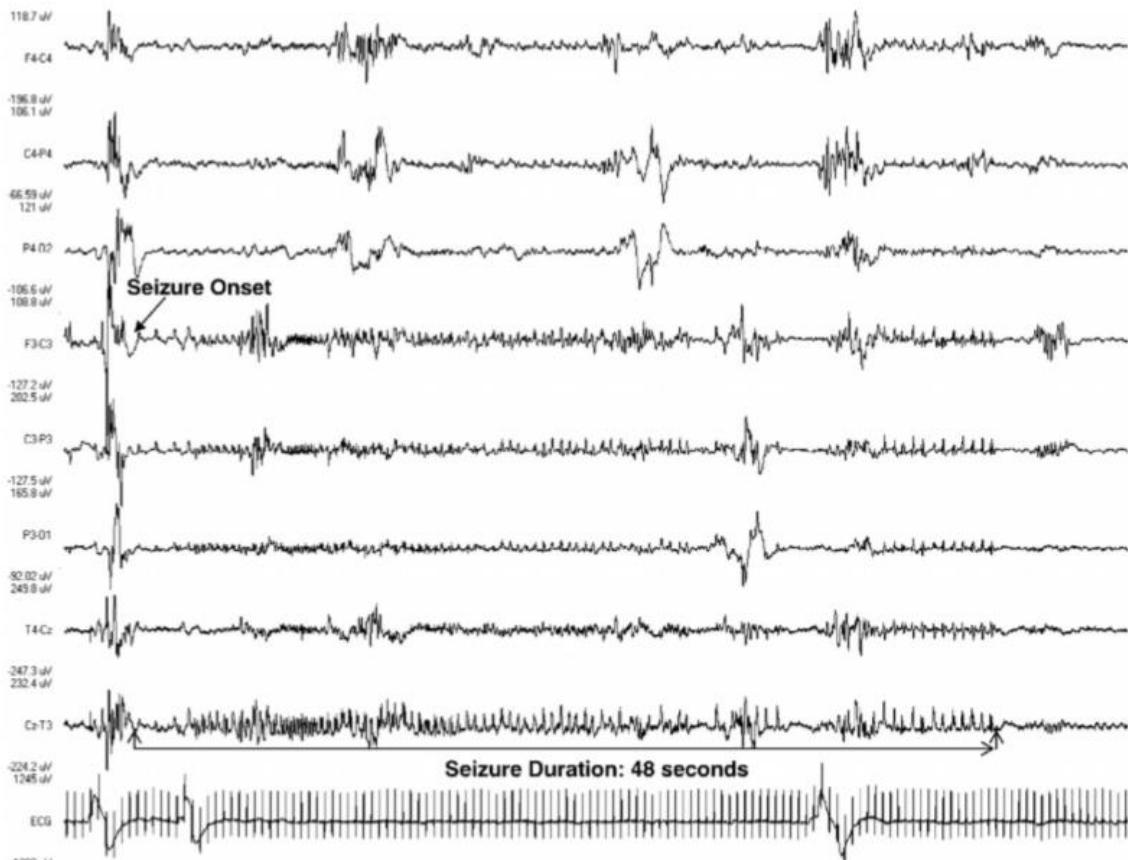
مقاله‌ی دوم به تشخیص حملات صرعی در نوزادان با استفاده از سیگنال‌های EEG و ECG می‌پردازد.

حملات صرعی در نوزادان شایع‌ترین اختلال مرتبط با سیستم عصبی مرکزی در نوزادان است، بنابراین تشخیص حملات صرعی در نوزادان یک نیاز مبرم در پژوهشکی می‌باشد.

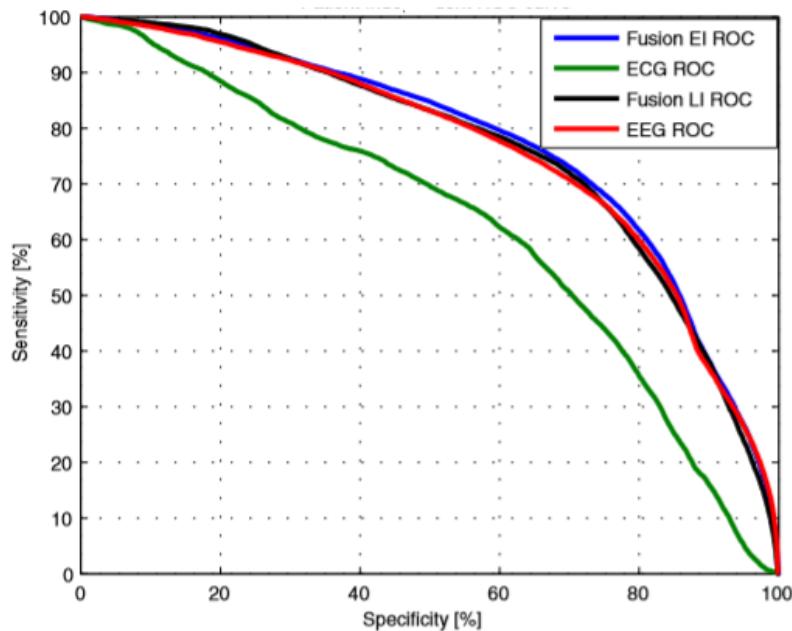
در این مقاله ۱۰ نوزاد ۴۰-۴۲ هفته‌ای که در سه روز ابتدایی پس از تولد دچار حمله‌ی صرعی شده بودند، مورد بررسی قرار گرفتند. سیگنال‌های EEG توسط ۱۲-۷ کanal و سیگنال‌های ECG توسط ۱ کanal بدست آمده‌اند. نمونه‌ای از این سیگنال‌ها در شکل (۲-۳) آورده شده است.

سیگنال‌های EEG و ECG بدست آمده در ابتدا به کمک فیلترینگ پیش‌پردازش می‌شوند. در ادامه ویژگی‌های موردنظر از هر کدام از این سیگنال‌ها استخراج شده و ماتریس ویژگی تشکیل می‌شود. در این مقاله ادغام اطلاعات به هر دو روش ذکر شده در فصل دوم صورت گرفته است و نتایج برای هر کدام از روش‌ها و همچنین برای سیگنال‌های EEG و ECG به صورت جداگانه ارائه گردیده است. این نتایج حاکی

از این است که دقت تشخیص به هنگام ادغام اطلاعات این دو سیگنال افزایش می‌یابد. نمودار ROC در زیر مشاهده می‌شود (شکل (۳-۳)).



شکل (۲-۳): نمونه‌ای از سیگنال‌های EEG و ECG اندازه‌گیری شده [۲]



شکل (۲-۳): نمودار ROC

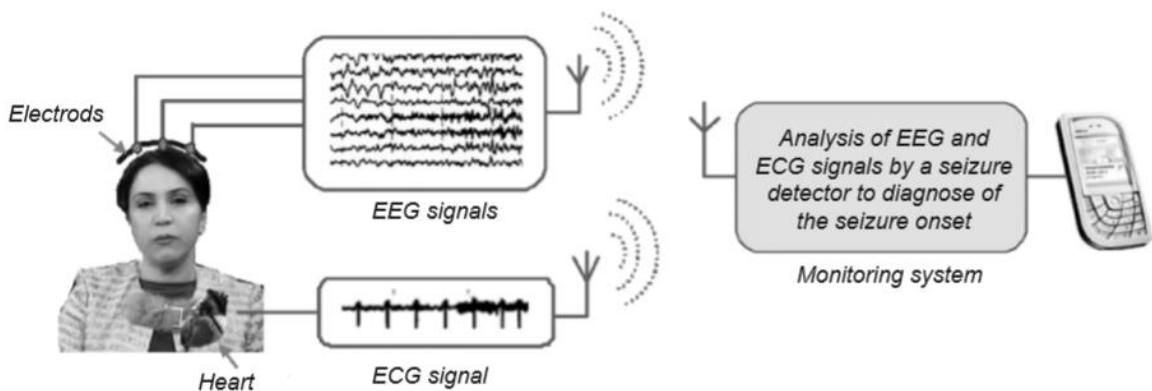
عنوان مقاله‌ی سوم "الگوریتم‌های تشخیص حملات صرعی بر مبنای آنالیز سیگنال‌های EEG و

"ECG می‌باشد.

شکل (۴-۳) یک سیستم هشدار دهنده را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌کنید، سیگنال‌های

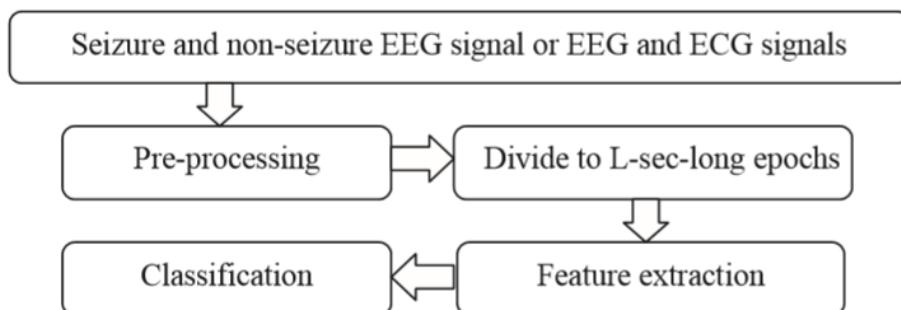
ECG و EEG از فرد بیمار گرفته می‌شوند. سپس این سیگنال‌ها آنالیز می‌شوند تا در صورت وجود احتمال

شروع حمله به بیمار یا همراه بیمار هشدار داده شود تا پیامدهای وقوع حمله را به حداقل برساند.



شکل (۴-۳): بلوک دیاگرام یک سیستم هشداردهنده [۳]

پس از بدست آوردن سیگنال‌های EEG و ECG، مطابق بلوک دیاگرام شکل (۵-۳) سیگنال‌ها پیش‌پردازش شده، برای آن‌ها ماتریس ویژگی تشکیل شده و در انتها طبقه‌بندی می‌شوند. برخی از ویژگی‌های استخراج شده برای هریک از سیگنال‌های EEG و ECG در حوزه‌ی زمان و فرکانس در جدول (۱-۳) آورده شده‌اند.



شکل (۵-۳): بلوک دیاگرام آنالیز سیگنال‌های EEG و ECG [۲]

جدول (۱-۳): برخی از ویژگی‌های استخراج شده برای سیگنال‌های EEG و ECG در حوزه‌ی زمان و فرکانس [۲]

Frequency/time domains	Description
EEG signals	
Frequency domain	Mean-squared error of estimated AR models (model order 10) Relative power of spectral band delta (0.1-4 Hz) Relative power of spectral band theta (4-8 Hz) Relative power of spectral band alpha (8-15 Hz) Relative power of spectral band beta (15-30 Hz) Relative power of spectral band gamma (30-200 Hz) Spectral edge frequency Spectral edge power Decorrelation time
Time domain	First statistical moment of EEG amplitudes (mean) Second statistical moment of EEG amplitudes (variance) Third statistical moment of EEG amplitudes (skewness) Fourth statistical moment of EEG amplitudes (kurtosis) Long-term energy
Time and frequency domain	Energy of the wavelet coefficients
ECG features	
Frequency domain	Very low frequency (VLF): <0.04 Hz Low frequency (LF): 0.04-0.15 Hz
Time domain	Mean R-R intervals (msec) Variance of R-R intervals (msec) Maximum R-R interval (msec) Minimum R-R interval (msec) Mean heart rate ( $\text{min}^{-1}$ ) Variance of the heart rate ( $\text{min}^{-1}$ ) Maximum heart rate ( $\text{min}^{-1}$ ) Minimum heart rate ( $\text{min}^{-1}$ ) Approximate entropy (ApEn) describing the complexity and irregularity of the RR intervals

در این مقاله الگوریتم‌های مختلفی مورد بررسی قرار گرفته‌اند که در هریک از این الگوریتم‌ها ویژگی‌های استفاده شده و طبقه‌بند به کار رفته متفاوت است. به عنوان مثال در یکی از این روش‌ها با نام الگوریتم “Nasehi”<sup>۵</sup> ویژگی از سیگنال ECG و ۴ ویژگی از سیگنال EEG استخراج شده است. سپس از الگوریتم‌های مورد بررسی در این مقاله مشاهده می‌شود. لازم به ذکر است که برخی از این الگوریتم‌ها تنها برای تشخیص استفاده کردۀ‌اند.

جدول (۲-۳): نتایج مربوط به هر کدام از الگوریتم‌های بررسی شده [۳]

Algorithms	Sensitivity (%)	Specificity (false per h)	FDR (%)	GDR (%)	Latency (sec)	Dataset description
Gotman	69	2.3	—	—	—	281 h from 54 patients
Liu	84	—	—	98	—	281 h from 54 patients
Wilson	76	0.11	—	—	—	672 seizures from 426 patients
Hassanpour	92	—	3.7	—	—	64 seizures from 8 patients
Saab	78	0.86	—	—	9.8	SMC dataset
Qu	100	0.03	—	—	9.35	29 h and 47 seizures from 12 patients
Meier	96	0.45	—	—	1.6	Freiburg dataset
Celka	93	—	4	—	—	53 seizures from 4 patients
Shoeb	96	0.07	—	—	4.6	CHB dataset
Kerem	86	—	—	—	—	95 seizures from 8 patients
Barry	74	—	13.18	97.52	—	KCH dataset
Nasehi	79	—	12.47	98.25	4.7	KCH dataset

" عنوان مقاله‌ی چهارم " پیش‌بینی خودکار حملات صرعی براساس سیگنال‌های EEG و ECG می‌باشد. برای مدت طولانی تصور می‌شد که حملات صرعی بدون هیچ‌گونه علامتی اتفاق می‌افتد. اما به تازگی تحقیقات ثابت کرده است که تقریباً ۵۰ درصد از بیماران صرعی قبل از وقوع حمله اورا (aura) احساس می‌کنند که یک سری علائم هشدار دهنده می‌باشد.

در این مقاله از اطلاعات ۷ بیمار مبتلا به صرع که از دیتابیس Instituto de Epilepsia y Parkinson del Eje Cafetero–NEUROCENTRO گرفته شده، استفاده شده است.

پیش‌پردازش سیگنال EEG شامل اعمال یک فیلتر IIR برای حذف نویز برق شهری و به دنبال آن یک فیلتر Highpass برای حذف مولفه‌های DC می‌باشد. برای پیش‌پردازش داده‌های ECG نیز از تکنیک Wavelet استفاده شده است.

تمام ویژگی‌های سیگنال EEG شامل انرژی، آنتروپی و ... در طول یک پنجره‌ی زمانی کوتاه (به طول چند ثانیه و یا چند دقیقه) استخراج شده است. از هر دو شیوه‌ی اندازه‌گیری bipolar و unipolar (که در

فصل اول توضیح داده شد) برای بدست آوردن سیگنال استفاده شده است. بررسی ها نشان داده است که

استفاده از ویژگی های bipolar برای پیش بینی حملات صرعی دقیق بالاتری را داشته است. برای سیگنال

استخراج ویژگی هایی نظیر میانگین، انحراف معیار، مقدار RMS و ... به کمک تشخیص پیک های R و

بدست آوردن بازه های RR صورت گرفته است.

با توجه به اینکه پردازش ماتریس ویژگی با ابعاد زیاد که شامل تعداد زیادی ویژگی است هزینه های بالایی

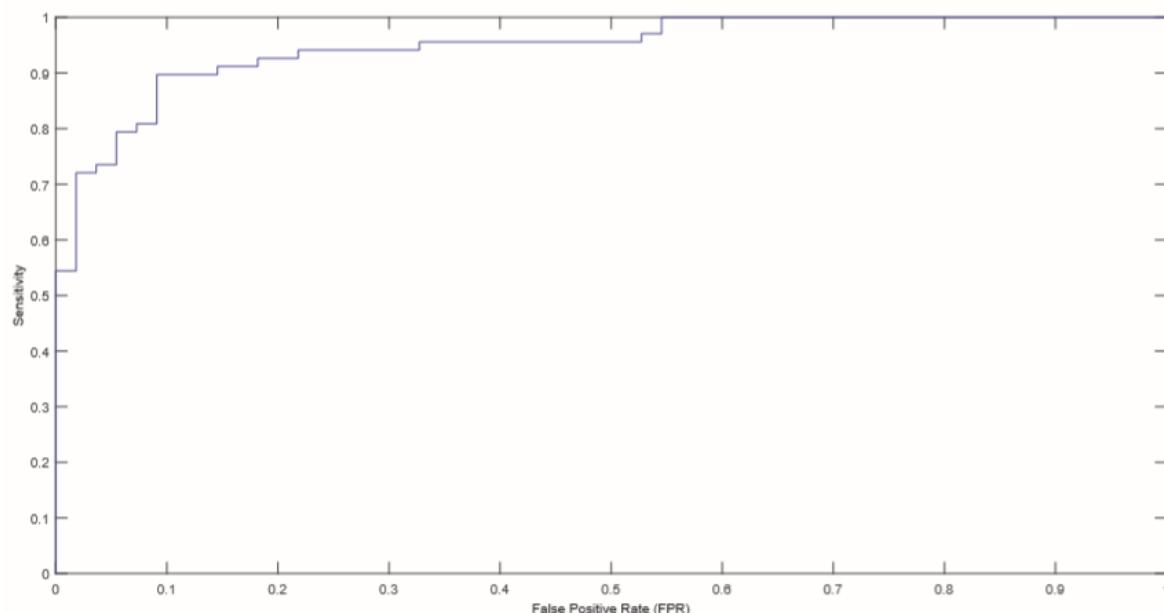
دارد، نیاز است که این ویژگی ها کاهش یابند. برای کاهش ویژگی ها نیاز داریم که ویژگی های مطلوب را

انتخاب کنیم که برای این کار از همبستگی Pearson استفاده می کنیم.

در نهایت سیگنال های پردازش شده را به کمک طبقه بند Bayes و روش kNN طبقه بندی می کنند که در

انتها میزان دقت (Accuracy) بدست آمده به طور میانگین برابر با ۹۴ درصد است.

در شکل (۶-۳) منحنی ROC برای بیمار اول مشاهده می شود.



شکل (۶-۳): منحنی ROC برای بیمار اول [۴]

عنوان مقاله‌ی پنجم " تشخیص شروع حملات صرعی به کمک ادغام اطلاعات سیگنال‌های EEG و ECG " می‌باشد.

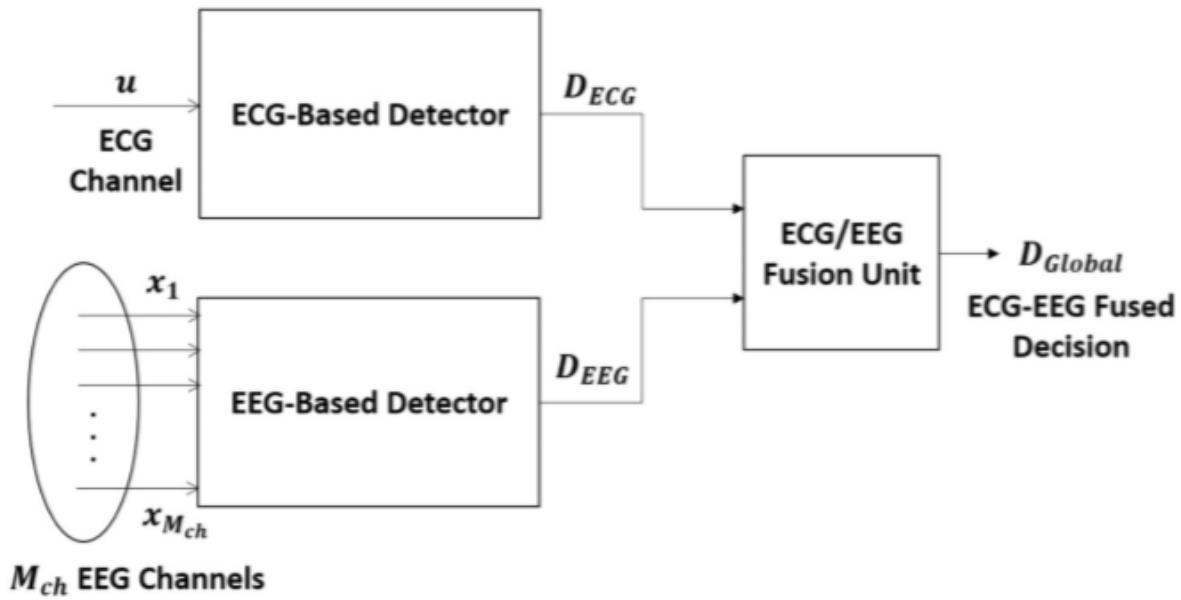
در این مقاله دیتای مورد استفاده از پروژه‌ی EPILEPSIAE بدست آمده است که این دیتاهای به کمک ۱۹ کanal EEG و ۱ کanal ECG گرفته شده‌اند.

از هیچ تکنیک پیش‌پردازشی برای حذف نویزها استفاده نشده است. روش حذف نویزها در این مقاله آموزش دادن آشکارگر استفاده شده در پروژه (SOD) برای تشخیص نویزها است.

SOD (Seizure Onset Detector) مورد بحث در این مقاله مطابق با شکل (۳-۷) از دو واحد پردازش تشکیل شده است.

واحد پردازش اول با دریافت سیگنال ECG تصمیمی مبتنی بر اینکه حمله رخ داده است یا خیر می‌گیرد. برای اینکار از سیگنال HRV استخراج می‌شود. ویژگی‌های مطلوب از HRV استخراج شده بدست می‌آید و این ویژگی‌ها در نهایت وارد طبقه‌بند می‌شوند.

واحد پردازش دوم در ابتدا کanal EEG مطلوب (که اطلاعات مناسبی را به ما می‌دهد) را انتخاب کرده و اطلاعات کanal‌های دیگر را دور می‌ریزد. درنهایت ویژگی‌های مطلوب از کanal‌های مطلوب انتخاب شده و طبقه‌بندی صورت می‌گیرد. در هر دو آشکارگر از SVM به عنوان روش طبقه‌بندی استفاده شده است.



شکل (۷-۳): بلوک دیاگرام آشکارگرهای مورد استفاده [۵]

برای ادغام اطلاعات از دو روش Direct Fusion و Override Option استفاده شده است. تفاوت این دو روش در این است که در روش Direct Fusion تصمیم نهایی تنها در صورتی مبتنی بر وقوع حمله است که هر دو سیگنال ECG و EEG وقوع حمله را تشخیص داده باشند، در حالیکه در روش Override Option این دو سیگنال از اعمال DF یک مقدار آستانه برای تشخیص وقوع یا عدم وقوع حمله از روی سیگنال EEG قرار می‌دهیم که در این مقاله مقدار آستانه برابر ۵ است.

در نهایت نتایج بدست آمده از سیگنال EEG و ادغام سیگنال‌های ECG و EEG در جدول (۳-۳) و (۴-۳) آمده است.

جدول (۳-۳): نتایج بدست آمده بر مبنای سیگنال EEG [۵]

Patient no.	EEG sub-band fusion method	FA/h	DL (sec)	Sensitivity (%)
1	AND	2	8.5	100
	OR	9.5	2	100
	MAJ	4	4.5	100
2	AND	5.5	3.5	100
	OR	6.75	2	100
	MAJ	5.75	3.25	100
3	AND	6.5	3.5	100
	OR	7	2	100
	MAJ	7	2	100
4	AND	3.75	1.56	100
	OR	8.75	0.22	100
	MAJ	4.75	0.5	100
5	AND	4	4	100
	OR	8	2	100
	MAJ	4	2	100
6	AND	5.5	2	100
	OR	5	0	100
	MAJ	2	1	100
7	AND	2.5	1.5	100
	OR	3.5	0	100
	MAJ	3.5	0.5	100
Avg	AND	4.3	3.5	100
	OR	3.5	1.2	100
	MAJ	4.4	2	100

جدول (۴-۳): نتایج بدست آمده بر مبنای ادغام سیگنال‌های EEG و ECG [۵]

Patient no.	Fusion type	FA/h	DL (sec)	Sensitivity (%)
1	AND	0.5	26	100
	OR	3.5	17.5	100
	MAJ	3.5	17.5	100
2	AND	1.5	18.5	100
	OR	2.25	18.25	100
	MAJ	1.75	18.25	100
3	AND	0	19.5	100
	OR	2.5	15	100
	MAJ	1	15	100
4	AND	2.5	17.37	100
	OR	2.75	8.25	100
	MAJ	2.5	8.4	100
5	AND	1	20	100
	OR	3	12	100
	MAJ	2	12	100
6	AND	0	6	100
	OR	2	3	100
	MAJ	1	5	100
7	AND	0.5	12	100
	OR	1.5	10	100
	MAJ	1	10	100
Avg	AND	0.9	17.1	100
	OR	2.5	12	100
	MAJ	1.6	12.3	100

### ۳-۳: تشخیص هویت

به استفاده از ویژگی‌های رفتاری و شخصیتی انسان‌ها برای تشخیص و یا تایید هویت آن‌ها بیومتریک

گفته می‌شود. نمونه‌هایی از تکنولوژی‌های بیومتریک عبارتند از:

- اثر انگشت

- تشخیص چهره

- تشخیص صدا

- اندازه‌گیری شبکیه‌ی چشم

- اندازه‌گیری عنبیه‌ی چشم

- تشخیص امضا

با وجود این که این تکنولوژی‌ها امروزه کاربرد گسترده‌ای دارند اما استفاده از این تکنولوژی‌ها خالی

از مشکل نیز نیست. با گذر زمان امکان از بین رفتن برخی از این ویژگی‌ها مانند صدا، اثر انگشت و ... بر اثر

آسیب‌های احتمالی وارد به آن‌ها وجود دارند. همچنین جعل این‌گونه ویژگی‌ها کار غیرقابل امکانی نیست.

بنابراین نیاز به یک روش غیرقابل جعل و نسبتاً مقاوم برای تشخیص هویت انسان‌ها احساس می‌شود. به نظر

می‌آید که سیگنال‌های EEG و ECG انتخاب مناسبی برای مقصود ما باشند.

مقاله‌ی اول یک سیستم بیومتریک با استفاده از سیگنال‌های EEG و ECG را مورد بررسی قرار داده

است. دستگاهی که برای ثبت داده‌های EEG و ECG استفاده شده بود، دارای ۴ الکترود بود: دو الکترود در

قسمت جلوی سر برای ثبت داده‌ی EEG، یک الکترود بر روی مچ دست چپ برای ثبت داده‌ی ECG و یک

الکترود که به عنوان الکترود مرجع برای ۳ الکترود قبلی به کار رفته و محل آن روی نرمه‌ی گوش راست

است.

به طور خلاصه، پیش‌پردازش داده‌ها شامل تقسیم داده‌های اندازه‌گیری شده به epoch‌هایی با طول

۴ ثانیه است. از هر کدام از این epoch‌ها ۵ ویژگی مختلف استخراج می‌شود. طبقه‌بند استفاده شده Fisher

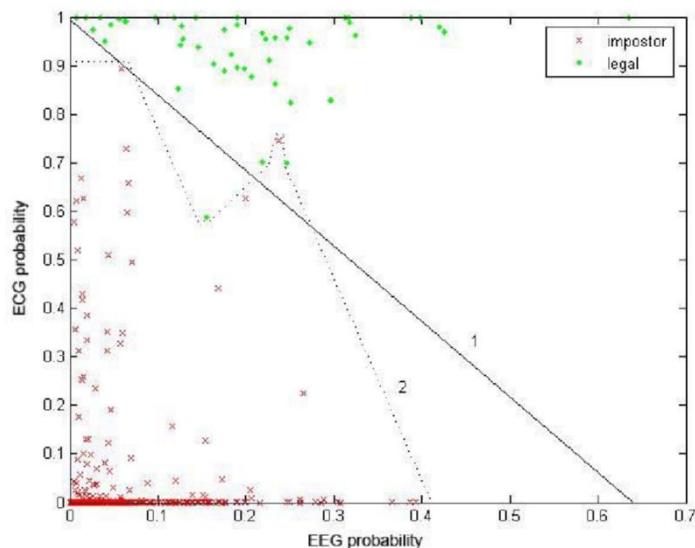
ECG (با ۴ تابع discriminant (با ۴ تابع discriminant Analysis (با ۴ تابع discriminant Analysis

یک score جداگانه نسبت داده می‌شود و در نهایت در مرحله‌ی ادغام یک تصمیم نهایی برای سوزه موردنظر

گرفته می‌شود.

برای ادغام داده‌ها از دو روش linear boundary decision و complex boundary decision استفاده شده است که همانطور که در شکل (۸-۳) مشاهده می‌شود میزان دقیق روش اول بیشتر از روش دوم و برابر با ۱۰۰ درصد می‌باشد.

برای ارزیابی عملکرد روش مورد استفاده از ۴۸ موقعیت درست (زمانی که سوژه به درستی خود را معرفی کرده است) و از ۳۵۰ موقعیت دروغین (زمانی که سوژه ادعا کرده است که یک فرد دیگر است) استفاده شده است. نتایج کلی را در جدول (۵-۳) میتوان مشاهده کرد.



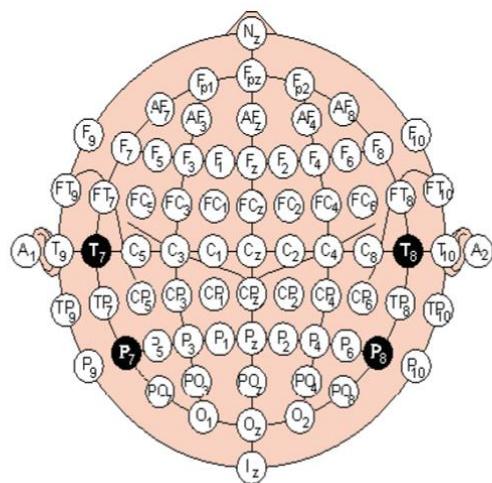
شکل (۸-۳): ادغام با دو روش linear boundary decision و complex boundary decision [۱۰]

جدول (۳-۵): نتایج کلی [۱۰]

	<b>TAR</b>	<b>FAR</b>
EEG	79.2%	21.8%
ECG	97.9%	2.1%
FUSION 1	97.9%	0.82%
FUSION 2	100%	0%

در مقاله‌ی دوم از ادغام سیگنال‌های EEG و ECG در سیستم بیومتریک استفاده شده است.

در این مقاله ۹ نفر مورد آزمایش قرار گرفته‌اند. برای جمع‌آوری داده‌های EEG از سیستم ۶۴ الکترودی EEG استفاده شده است. از فرد مورد آزمایش خواسته شده که چشم‌های خود را ببندد، بیدار بماند و در حد امکان حرکات چشمی خود را کاهش دهد تا نویز ناشی از حرکات چشم به حداقل برسد. در شکل (۳-۹) نحوه‌ی قرارگیری الکترودهای EEG بر روی سر مشاهده می‌شود.



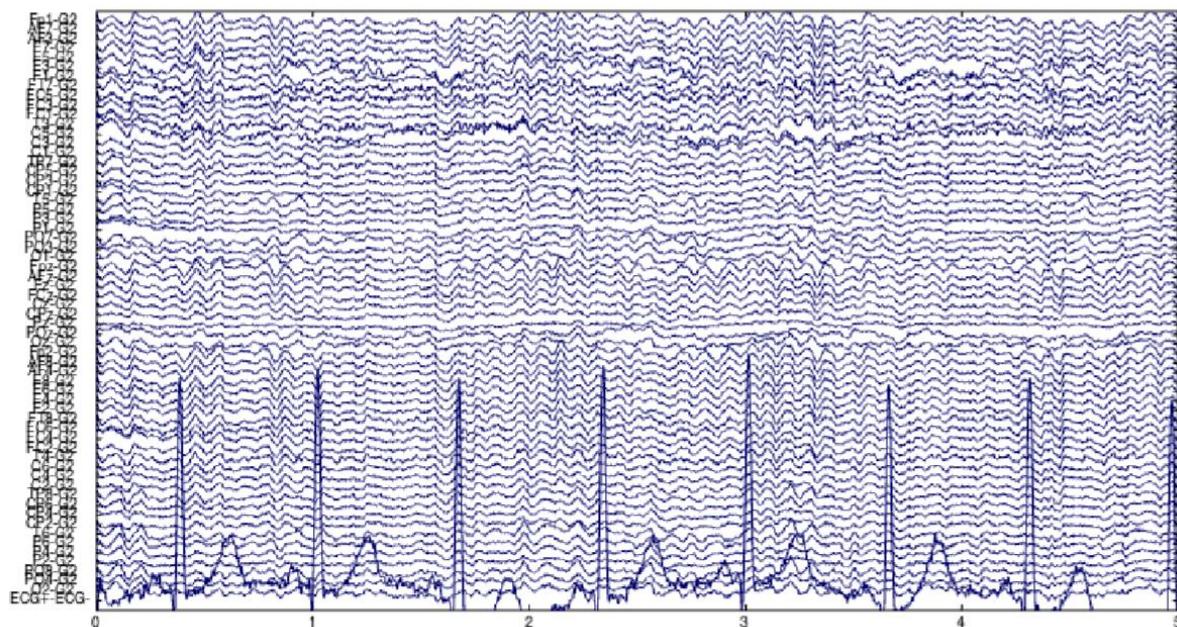
شکل (۳-۹): نحوه‌ی قرارگیری الکترودهای EEG بر روی سر [۱۱]

سیگنال EEG در ابتدا با استفاده از یک فیلتر میانگذر فیلتر شده و در نهایت به ۵ epoch تقسیم می‌شود. آنالیز سیگنال EEG در ۵ باند فرکانسی مخصوص EEG یعنی alpha, theta, beta و gamma و broadband انجام شده است.

جمع‌آوری داده‌ی ECG نیز توسط دو الکترود که بر روی مچ دست‌ها قرار دارد، صورت گرفته است. برای حذف نویز از سیگنال ECG نیز از فیلتر میانگذر استفاده شده است.

در نهایت برای هر فرد و هر epoch، ۶۱ سیگنال EEG از ۶۴ الکترود موجود و ۱ سیگنال ECG از ۲ الکترود مخصوص ECG بدست آمده است. نمونه‌ای از این سیگنال‌ها را در شکل (۳-۱۰) مشاهده می‌کنید.

۶۱ سیگنال اول مربوط به EEG و سیگنال آخر مربوط به ECG می‌باشد.



شکل (۳-۱۰): نمونه‌ای از سیگنال‌های EEG و ECG بدست آمده [۱۱]

پس از بدست آوردن داده‌ها با استفاده از روش peak detection استخراج ویژگی برای هر دو سیگنال ECG و EEG صورت می‌گیرد. در نهایت ادغام سیگنال‌ها با استفاده از روش k-means انجام می‌شود.

نتایج این آزمایش براساس معیار EER (Equal Error Rate) برای سیگنال EEG به صورت جدا و برای ادغام دو سیگنال EEG و ECG در ۵ باند فرکانسی مختلف را در جداول (۶-۳) و (۷-۳) می‌توان مشاهده کرد.

جدول (۶-۳): مقادیر EER برای سیگنال EEG برای ۵ باند فرکانسی [۱۱]

Theta (4-8Hz)	Alpha (8-13Hz)	Beta (13-30Hz)	Gamma (30-50Hz)	Broadband (0.5-50 Hz)
16.67%	17.11%	15.83%	15.50%	<b>11.17%</b>

جدول (۷-۳): مقادیر EER برای ادغام دو روش در ۵ باند فرکانسی مختلف [۱۱]

number clusters	of	Theta(4-8Hz)	Alpha(8-13Hz)	Beta(13-30Hz)	Gamma(30-50Hz)	Broadband
8		<b>2.94%</b>	4.44%	<b>2.94%</b>	<b>2.94%</b>	11.11%
16		<b>2.94%</b>	8.94%	<b>2.94%</b>	4.44%	17.78%
24		<b>2.94%</b>	<b>2.94%</b>	<b>2.94%</b>	6.67%	4.50%

### ۴-۴: ارزیابی استرس

استرس به عنوان یک مشکل فرآگیر امروزی اختلالی است که موجب عدم کارکرد درست اعمال شناختی، ایجاد افسردگی و نیز مشکلات قلبی می‌شود. این عارضه عملکرد ANS (Autonomic Nervous System) را می‌گیرد.

Parasympathetic Nervous System (PNS) و Sympathetic Nervous System (SNS) را که شامل

است، تحت تاثیر قرار می‌دهد؛ به این صورت که SNS را تحریک کرده و PNS را تحت فشار قرار می‌دهد.

مطالعه‌ی (ANS) با کمک سیگنال ECG، پاسخ Heart Rate Variability (HRV) در مقابل استرس

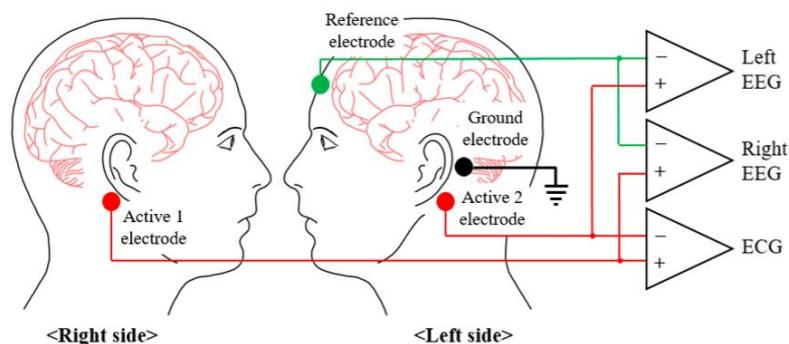
را در اختیار ما قرار می‌دهد. از طرفی سیگنال EEG نیز منبع اطلاعاتی خوبی برای پاسخ مغز به استرس‌های

روانی می‌باشد.

در این مقاله تحت عنوان "سیستم ثبت ECG و EEG جهت ارزیابی استرس" سیستمی طراحی شده

است که دارای دو الکترود پشت گوش و یک الکترود روی پیشانی جهت ثبت سیگنال‌ها به صورت همزمان

می‌باشد. در شکل (۱۱-۳) نحوه قرارگیری الکتروودها نمایش داده شده است.



شکل (۱۱-۳): سیسم ثبت داده [۱۲]

۷ نفر مورد آزمایش قرار گرفته‌اند و آزمایش در طی ۳۵ دقیقه انجام شده است.

دو آزمایش ساده جهت ایجاد استرس سطحی در افراد طراحی شده که مختصراً به شرح زیر است:

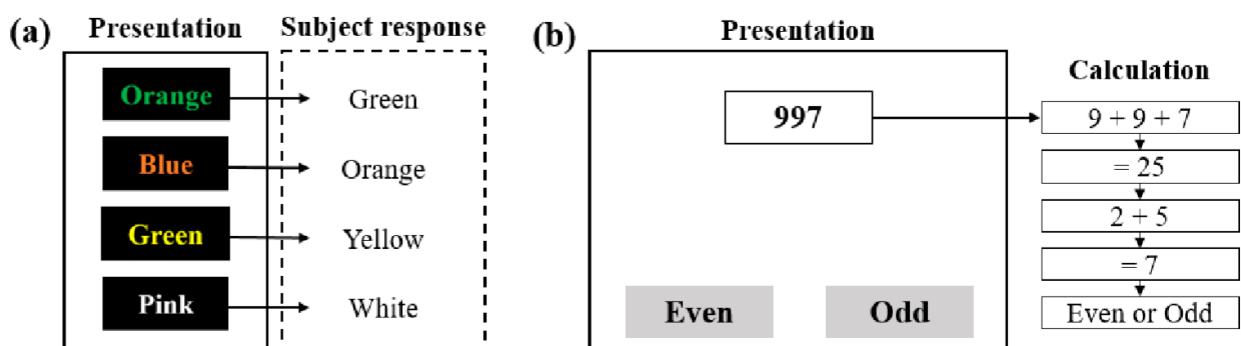
The Stroop Color Word Test -

Mental Arithmetic Test -

آزمایش اول به این صورت انجام شده است که از افراد خواسته شده به رنگ‌های نوشته شده بر روی صفحه مانیتور دقت کرده و رنگی را که نام آن مطابق با رنگی است که با آن نوشته شده، انتخاب کرده و در ذهن خود نگاه دارند، پس از گذشت زمان مشخص پاسخ بر روی صفحه نمایش داده شده و فرد درمورد صحبت تشخیص خود در زمان مقرر آگاه می‌شود. برای هر تشخیص ۱ ثانیه زمان در نظر گرفته شده تا میزان استرس بالاتر برود.

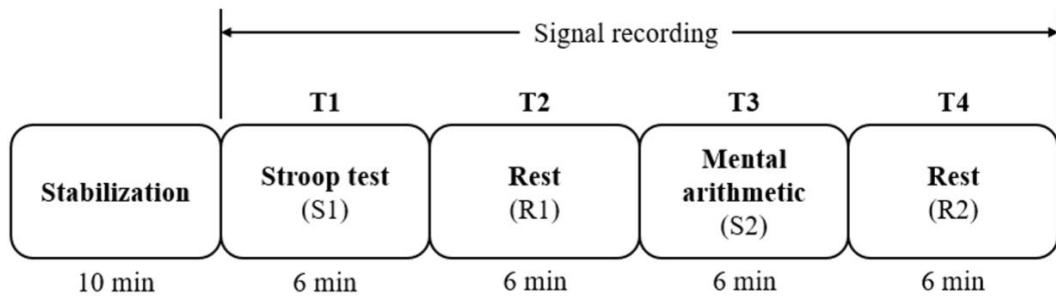
در آزمایش دوم عددی سه رقمی به فرد مورد آزمایش ارائه می‌شود و از فرد خواسته می‌شود تا ارقام عدد را جمع زده و تا زمانی این کار را تکرار کند تا به یک عدد یک رقمی برسد فرصت داده شده نیز ۵ ثانیه در نظر گرفته شده است.

نحوه انجام آزمایش‌ها مطابق شکل (۱۲-۳) است.



شکل (۱۲-۳): (a) آزمایش تشخیص رنگ و (b) آزمایش جمع ارقام [۱۲]

آزمایش‌ها مطابق با شکل (۱۳-۳)، به ترتیب و با فاصله‌های ۶ دقیقه‌ای برای گرفتن baseline انجام گرفته‌اند.



شکل (۱۳-۳): روند کلی آزمایش [۱۲]

جهت آنالیز داده‌های ECG ابتدا با کمک الگوریتم Pan and Tomkins پیک‌های R در داده‌ها

مشخص شده و جهت استخراج ویژگی در حوزه فرکانس از power spectrum کمک گرفته شده است.

برای استخراج ویژگی از سیگنال EEG، برای چهار باند فرکانسی alpha, theta, delta, beta نیز power spectrum محاسبه شده است. ویژگی‌های استخراج شده از هر سیگنال به شرح جدول (۸-۳) است:

جدول (۸-۳): ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های EEG و ECG [۱۲]

Feature	Description
nLAP	Normalized left hemisphere alpha band power
nRAP	Normalized right hemisphere alpha band power
nLBP	Normalized left hemisphere beta band power
nRBP	Normalized right hemisphere beta band power
DPA	Delta band power asymmetry
TPA	Theta band power asymmetry
APA	Alpha band power asymmetry
BPA	Beta band power asymmetry
mRR	Mean of R-R interval
SDRR	Standard deviation of R-R interval
RMSSD	Root mean square difference of successive R-R interval
nLF-HRV	Normalized low frequency power of HRV
nHF-HRV	Normalized high frequency power of HRV
LF/HF	The ratio between nLF-HRV and nHF-HRV

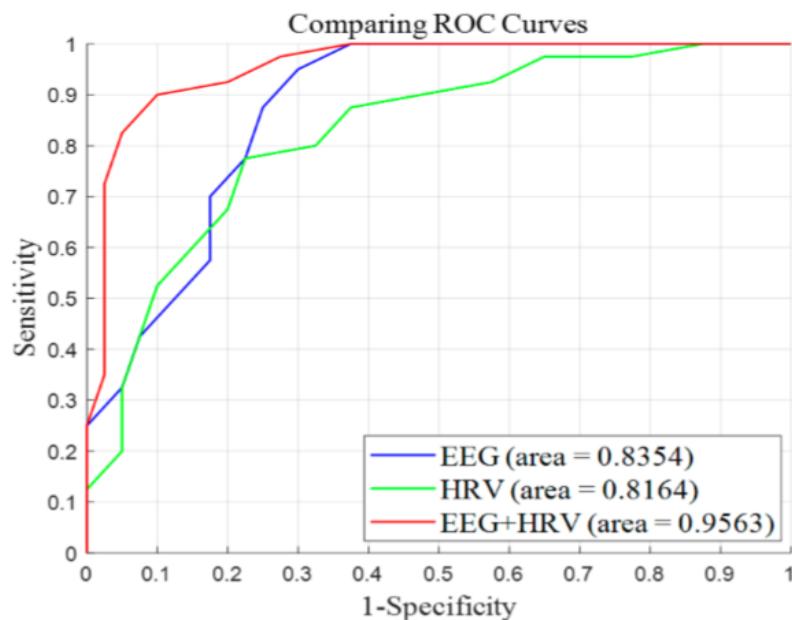
طبقه بندی داده ها با کمک SVM classifier انجام شده و در سه حالت استفاده از داده های EEG

استفاده از داده های ECG و یا استفاده از هردو داده (ادغام در مرحله استخراج ویژگی) نتایج به صورت جدول

(۹-۳) استخراج شده است. نمودار ROC نیز در شکل (۱۴-۳) قابل مشاهده است.

جدول (۹-۳): نتایج بدست آمده از پردازش سیگنال ها [۱۲]

Model	Sensitivity (%)	Specificity (%)	Accuracy (%)	AUC
EEG	84.6	72.0	77.9	0.8354
HRV	76.9	73.2	75.0	0.8164
EEG+HRV	90.0	85.0	87.5	0.9563



شکل (۱۴-۳): منحنی ROC [۱۲]

### ۳-۵: جمع‌بندی

در نهایت به عنوان جمع‌بندی می‌توان گفت که موضوعاتی که در طبقه‌بندی آن‌ها سیگنال‌های حیاتی

قلبی و مغزی به طور جداگانه کاربرد داشتند با مطرح شدن موضوع ادغام اطلاعات این دو سیگنال می‌توان

نتایج بهتری از جمله دقت بالاتر در تشخیص یا طبقه‌بندی را برای این موضوعات مطرح کرد. بنابراین بالا بردن

دقت تشخیص و پیش‌بینی حملات صرعی با توجه به اطلاعات بالای هر سیگنال در اثر ادغام می‌تواند امیدوار

کننده باشد. در مورد دو موضوع تشخیص هویت و ارزیابی استرس نیز ادغام اطلاعات سیگنال‌ها در صد

تشخیص صحیح را می‌تواند تا حد خوبی افزایش دهد.

## فصل چهارم: تشخیص احساسات با پردازش توام سیگنال‌های قلبی و مغزی

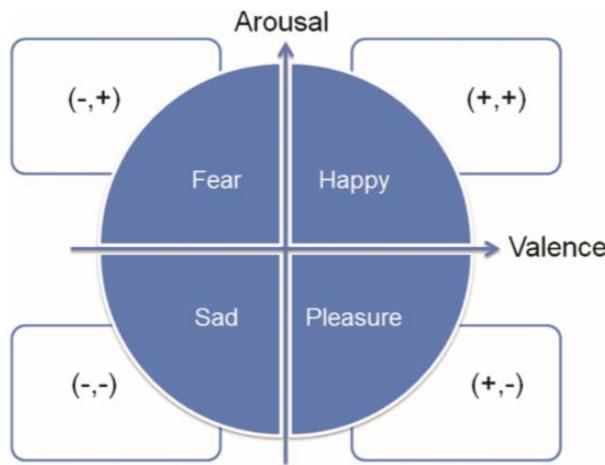
### ۴-۱: مقدمه

در این فصل عواطف و احساسات با استفاده از سیگنال‌های EEG و ECG بررسی می‌شوند که در واقع موضوع اصلی این پژوهه نیز در همین باب است. دلیل برتری این دو سیگنال برای بررسی احساسات، این است که اولاً این دو سیگنال به صورت دائمی اطلاعاتی را از بدن انتقال می‌دهند و ثانیاً کنترل این دو سیگنال ارادی نمی‌باشد. این در حالی است که روش‌های دیگر مانند Facial Expression and Skin Temperature Processing، یا به صورت ارادی کنترل می‌شوند و یا با سرعت و دقت EEG و ECG نسبت به احساسات پاسخگو نیستند.

مقالات این فصل به تشخیص تعداد محدودی احساس با کمک ادغام اطلاعات دو سیگنال حیاتی معرفی شده پرداخته بهبود نتایج طبقه‌بندی با کمک روش‌های مختلف ادغام مورد بررسی قرار می‌گیرد.

### ۴-۲: بررسی مقالات

اولین مقاله تحت عنوان "طبقه‌بندی احساسات بر اساس سیگنال‌های فیزیولوژیکی" به بررسی نتایج حاصل از ارزیابی احساسات و عواطف به دو صورت وابسته به سوژه و مستقل از سوژه می‌پردازد. مدل ارائه شده جهت بررسی احساسات در مقاله مذکور، مدل ابعادی بوده که مطابق شکل (۴-۱) چهار احساس غم، شادی، ترس و رضایت با کمک اعمال تحریک همزمان عکس و موسیقی مورد مطالعه قرار گرفته‌اند.

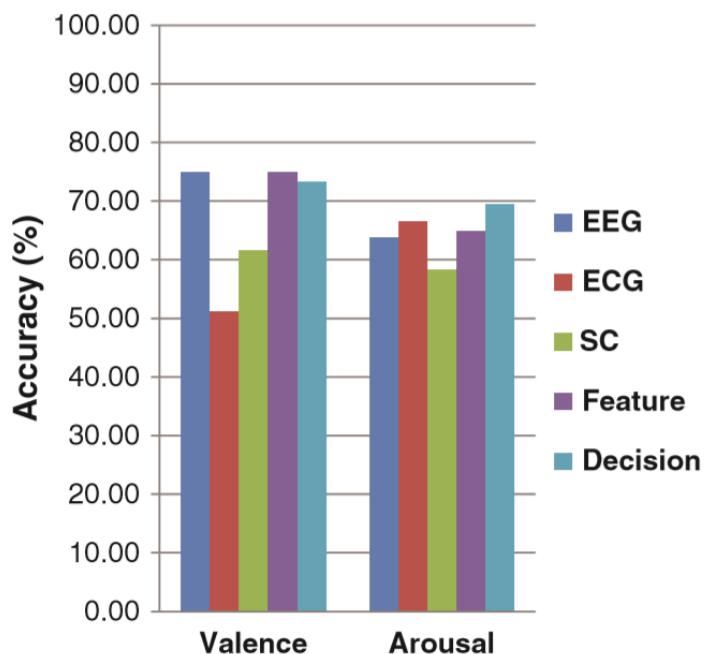


شکل (۴-۱): احساسات مورد بررسی در آزمایش [۶]

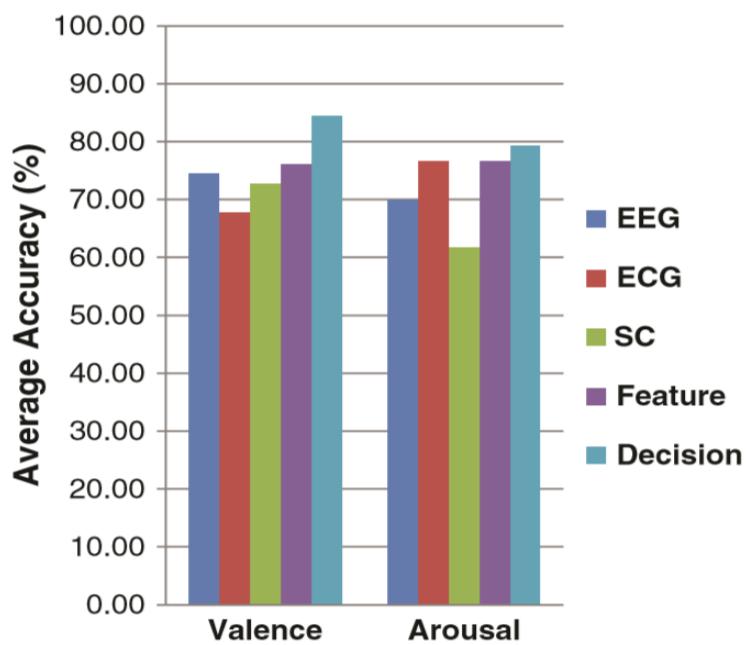
۵ آزمایش بر روی ۹ نمونه انجام گرفته شده به این ترتیب که در هر آزمایش تحریکات مربوط به ایجاد هر حس به افراد در فاصله زمانی های مشخص (۳۰ ثانیه) اعمال شده و نهایتاً با کمک تکنیک Self-Assessment Manikin (پرسشنامه ای مصور جهت ارزیابی احساسات لحظه‌ای در افراد) نتایج حاصل از تحریکات از افراد مورد آزمایش دریافت شده است.

به منظور آنالیز داده‌ها، سیگنال EEG در ۵ باند فرکانسی alpha, theta, delta و gamma که با کمک wavelet transform استخراج شده‌اند، بررسی شده و power سیگنال در این ۵ باند فرکانسی و روی ۱۴ کanal محاسبه شده است.

برای دریافت ویژگی از سیگنال ECG نیز Heart Rate Variability (HRV) استخراج شده و ۱۸ ویژگی از جمله HRV-std, HRV-median, HRV-mean و ... به ماتریس ویژگی افزوده شده است. نهایتاً برای طبقه‌بندی از Gaussian SVM استفاده شده است و در چهار حالت شامل بررسی مجزا سیگنال‌های ECG و ECG و نیز ادغام سیگنال‌ها در دو حالت اسخراج ویژگی و تصمیم‌گیری نتایج مطابق شکل (۲-۴) و (۳-۴) گزارش شده است:



شکل (۲-۴): نتایج حاصل از بررسی عواطف به صورت مستقل از سوژه [۶]

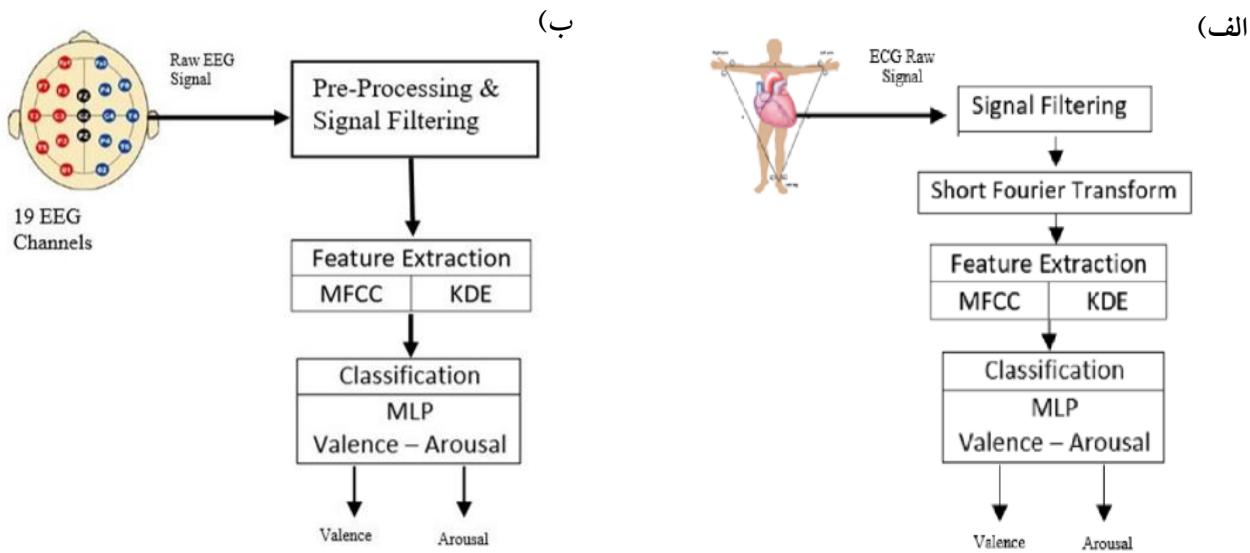


شکل (۳-۴): نتایج حاصل از بررسی عواطف به صورت وابسته به سوژه [۶]

همانطور که از نتایج مشخص است، در بررسی مستقل از سوزه در تشخیص خوشایندی سیگنال EEG بهتر عمل کرده و درباره‌ی انگیختگی ادغام در مرحله‌ی تصمیم‌گیری بیشترین دقت را داشته است. در مطالعه‌ی وابسته به سوزه نیز ادغام در مرحله‌ی تصمیم‌گیری در هر دو بعد نتایج دقیق‌تری را ارائه کرده است. لازم به ذکر است که در این مطالعه سیگنال دیگری به نام (SC) نیز بررسی شده است که در بهبود نتایج تاثیر چندانی نداشته و از موضوع مورد بحث خارج است. درمقاله بعدی تحت عنوان "بررسی احساسات بر اساس سیگنال‌های EEG و ECG" به مطالعه‌ی این دو سیگنال در حوزه‌ی فرکانس پرداخته شده است. به منظور تشخیص احساسات سه احساس غم، شادی، آرامش و ترس طبق مدل ابعادی مورد مطالعه قرار گرفته‌اند و تحریک اعمال شده جهت ایجاد این عواطف نیز مجموعه‌ای از تصاویر استاندارد (IAPS) بوده است.

سیگنال EEG با کمک ۱۹ الکترود مطابق با استاندارد ۲۰-۱۰ اندازه‌گیری شده است و پس از انجام پیش‌پردازش به منظور رفع نویز، ویژگی‌های MFCC و KDE استخراج شده و نهایتاً از MLP به منظور طبقه‌بندی کمک گرفته شده است.

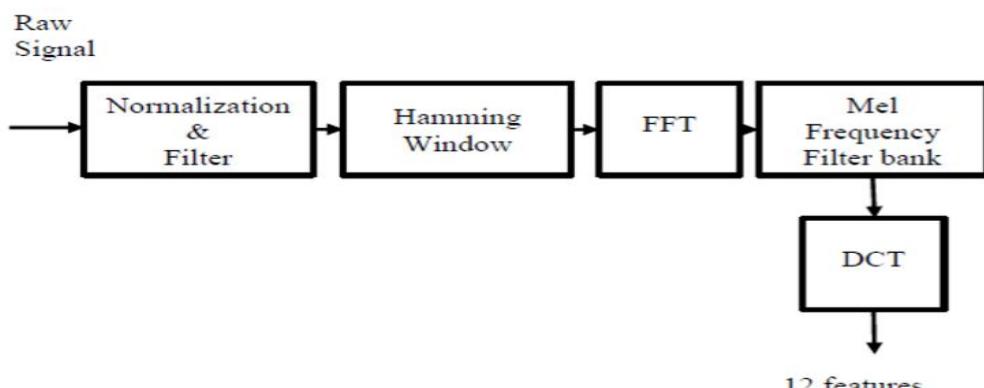
سیگنال ECG نیز با کمک سه الکترود که بر میچ دست چپ، راست و پای چپ قرار داده شده‌اند اندازه‌گیری شده و مراحل پردازش آن دقیقاً مطابق با EEG انجام شده است. مراحل پردازش هر سیگنال به صورت جداگانه به صورت شکل (۴-۴) است:



شکل (٤-٤): مراحل پردازش: الف) سیگنال ECG و ب) سیگنال EEG [٧]

یک روش استخراج ویژگی است که معمولاً<sup>۵</sup> Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)

در Speech Recognition مورد استفاده قرار می‌گیرد و الگوریتم آن مطابق با شکل (٤-٥) انجام می‌شود:



شکل (٤-٥): مراحل استخراج MFCC از سیگنال [٧]

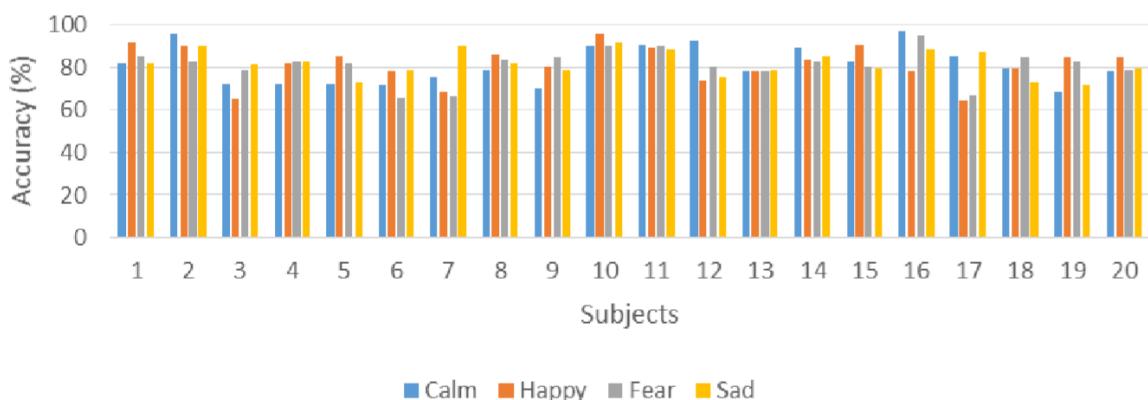
The Kernel density estimate (KDE) به عنوان دومین روش استخراج ویژگی از سیگنال‌ها انتخاب شده است که به نظر رسیده که از نظر عملکرد و دقیقت کمتر از ویژگی اول یعنی MFCC می‌باشد.

در نهایت به عنوان طبقه‌بند از Multilayer perceptron (MLP) استفاده شده است. در استفاده از MLP انتخاب پارامترهای درست برای تعداد لایه‌ها و تعداد نورون‌ها به منظور رسیدن به بهترین پاسخ اهمیت دارد که در مقاله مذکور مقادیر ۱۰، ۱۰، ۱۰ نورون برای لایه پنهان و نرخ یادگیری ۰، ۰، ۰ در نظر گرفته شده است. توابع tan-sig و purelin به ترتیب به عنوان توابع فعالسازی و خروجی تعیین شده‌اند.

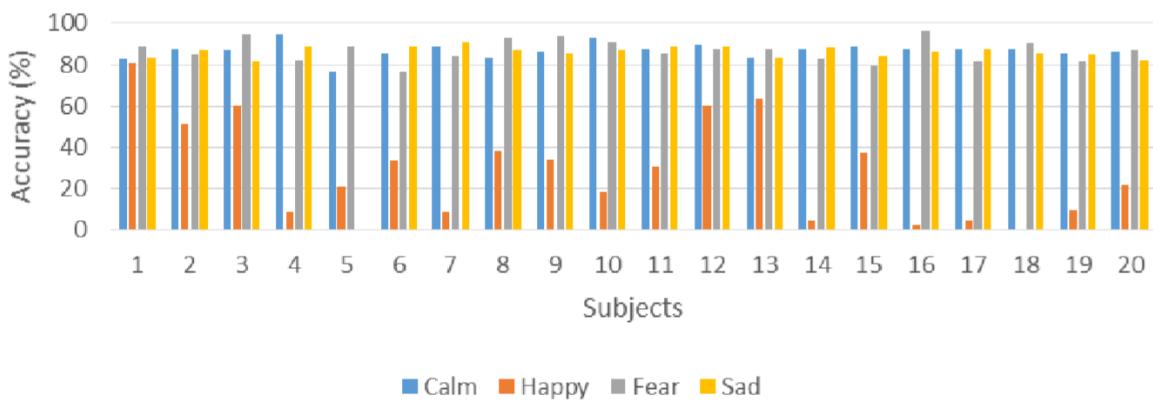
لازم به ذکر است که در روند آزمایش برای بررسی حالت بدون احساسات (baseline) از افراد در حالت چشم بسته و چشم باز سیگنال دریاف شده است.

نهایتاً به منظور بررسی میزان دقت آموزش از 5-fold cross-validation ۵ کمک گرفته شده است.

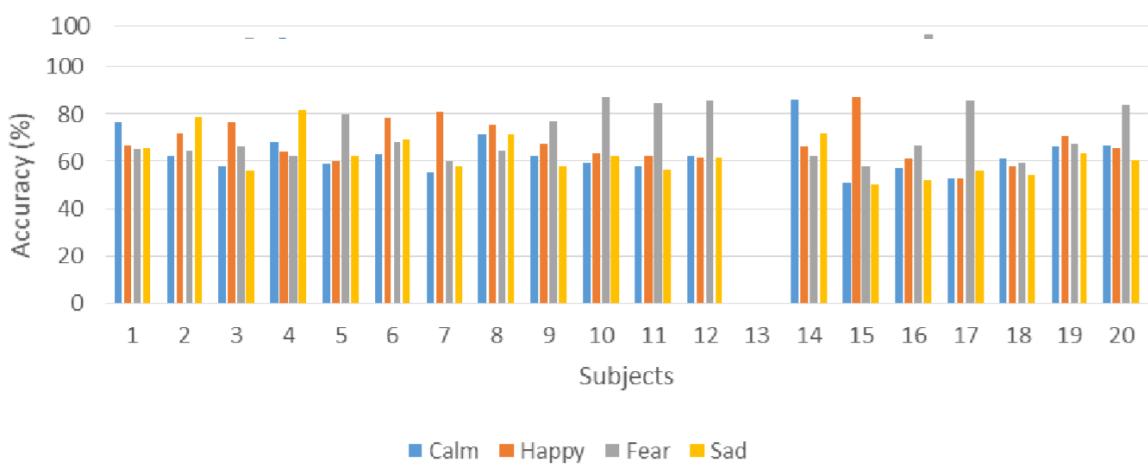
نتایج نهایی در چهار دسته به صورت مجزا برای هر سیگنال و هر ویژگی به صورت جداگانه ارائه شده است که مطابق با شکل‌های (۴-۶)، (۷-۴)، (۸-۴) و (۹-۴) می‌باشد:



شکل (۶-۴): نتایج حاصل از بررسی سیگنال EEG با کمک ویژگی MFCC [۸]



شکل (۴-۷): نتایج حاصل از بررسی سیگنال ECG با کمک ویژگی MFCC [۸]



شکل (۴-۹): نتایج حاصل از بررسی سیگنال ECG با کمک ویژگی KDE [۸]

همانطور که از نتایج بر می‌آید استفاده از MFCC در بهبود میزان دقت موثرتر بوده و البته با وجود

این که دیتا ها به صورت سنکرون گرفته شده است نتایج برای هر سیگنال به صورت جداگانه بررسی شده که می‌توان مشاهده کرد که تقریباً دو سیگنال به صورت مکمل عمل کرده و هر جا دقت برای EEG پایین بوده است در ECG عملکرد بهتری مشاهده شده.

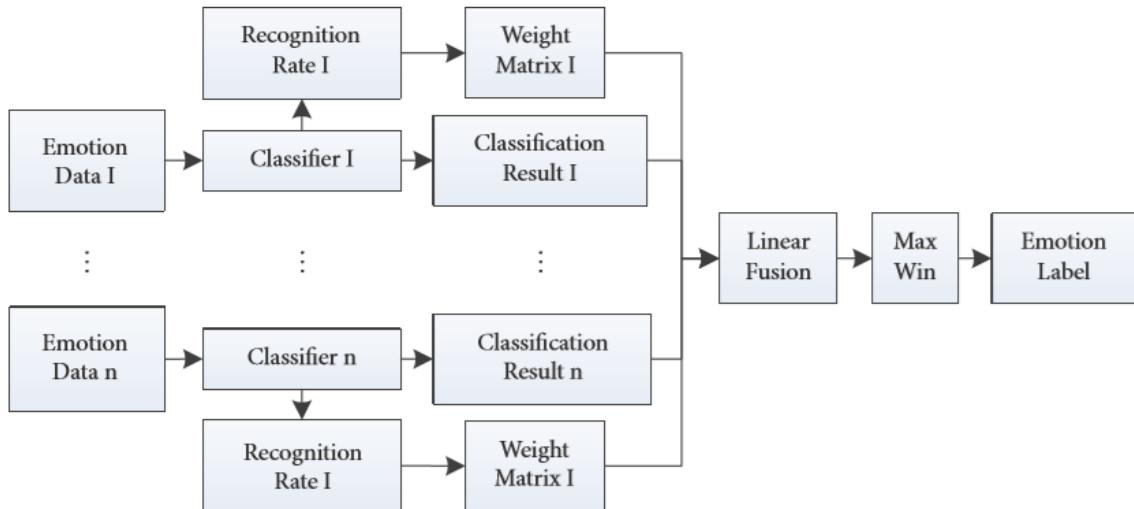
در پایان به این نکته اشاره شده است که سیگنال ECG در تشخیص انگیختگی عملکرد بهتری دارد در حالی که عملکرد EEG در تشخیص خوشایندی بهتر است.

مقاله بعدی تحت عنوان "بررسی عواطف و احساسات براساس ادغام سیگنال‌های فیزیولوژیکی به صورت وزن دار" به بررسی نتایج حاصل از ادغام اطلاعات سیگنال‌های زیستی در مرحله تصمیم‌گیری پرداخته است. در این مطالعه احساسات مطابق با مدل گستته به ۶ احساس اصلی طبقه‌بندی شده‌اند و سایر عواطف ترکیبی از این ۶ مورد یعنی غم، شادی، ترس، تعجب، تنفر، عصبانیت محسوب می‌شوند و در نهایت احساسات غم، شادی، تنفر، ترس و خنثی (neutral) مورد مطالعه قرار گرفته است.

ابتدا به بررسی ویژگی‌های مناسب برای استخراج از سیگنال‌های فیزیولوژیکی پرداخته شده است. تا به حال استخراج ویژگی‌ها در حوزه‌های زمان، فرکانس و یا آنالیز آماری انجام شده که به طور مختصر می‌توان گفت ویژگی‌ها در حوزه زمان در قالب ویژگی‌های هندسی سیگنال مانند اندازه دامنه، میانگین، واریانس و ... بررسی می‌شوند که ساده‌تر و قابل فهم‌تر هستند و در حوزه فرکانس ویژگی‌ها بر اساس رفتار سیگنال در هر فرکانس بررسی می‌شوند که معمولاً در این حوزه از power spectrum estimation کمک گرفته می‌شود. در این مقاله رفتار سیگنال‌ها در هر دو حوزه زمان و فرکانس مورد بررسی قرار گرفته شده است.

به منظور طبقه‌بندی ابتدا به معرفی طبقه‌بندی‌های مرسوم در مطالعه احساسات پرداخته شده است که از جمله آن‌ها میتوان support vector SVM k Nearest Neighbors Hidden Markov models را نام برد. در این مطالعه SVM غیر خطی استفاده شده که گفته linear discriminant analysis و regression می‌شود در بررسی احساسات بهترین طبقه‌بند است.

مرحله اختصاص وزن برای ادغام به این صورت توضیح داده شده که برای هر سیگنال یک طبقه‌بند (متفاوت یا یکسان) اعمال می‌گردد و برای هر طبقه‌بند یک درصد تشخیص مدنظر قرار گرفته که تعیین کننده وزن تصمیم حاصل از بررسی آن سیگنال می‌باشد، نهایتاً تصمیم آخر بر اساس ترکیب خطی تصمیم حاصل از هر طبقه‌بند ضرب در وزن اختصاص داده شده به آن تصمیم می‌باشد (شکل (۴-۱۰)).



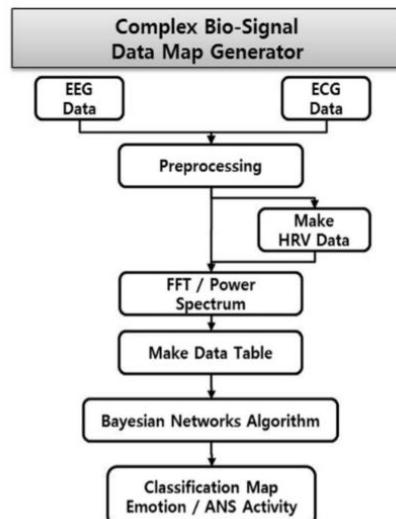
[شکل (۱۰-۴): مراحل ادغام اطلاعات سیگنال‌ها [۸]

برای هر طبقه‌بند یک ماتریس وزن در نظر گرفته شده است که بر اساس احساسی که مورد بررسی قرار می‌گیرد به ویژگی‌های مختلف با کمک درایه‌های ماتریس وزن‌های مختلفی ارائه می‌شود با این تفسیر که برای هر احساس یک یا چند ویژگی خاص در طبقه‌بندی بهتر عمل می‌کنند. نهایتاً به عنوان خروجی از هر طبقه‌بند ماتریسی از ۰ و ۱ که هر درایه آن مخصوص یک احساس است خارج شده این ماتریس در ماتریس وزن مربوطه ضرب شده و برای هر احساس بر اساس تعداد طبقه‌بند‌هایی که بررسی شده است یک عدد داده می‌شود که احتمال رخداد آن احساس محاسبه می‌شود و تصمیم نهایی آن احساسی است که جمع اعداد خارج شده از حاصل ضرب طبقه‌بند‌ها در ماتریس وزن‌هایشان بیشتر باشد.

لازم به ذکر است در این مقاله علاوه بر سیگنال‌های EEG و ECG سیگنال‌های دیگری از جمله GSR (Galvanic skin response) و RA (Respiration Amplitude) نیز مورد بررسی قرار گرفته شده است. که از حوزه مطالعه ما خارج است.

نتایج نهایی با بررسی چهار سیگنال به دقت 84.6% رسیده است این در حالی است که بررسی تک تک سیگنال‌ها به صورت جداگانه حداقل دقت 74.52% را (که مربوط به بررسی سیگنال EEG است) ارائه می‌دهد. (منظور از درصد ذکر شده میانگین دقت تشخیص هر احساس می‌باشد).

مقاله‌ی دیگر در این بخش تحت عنوان "بهبود ارزیابی احساسات با کمک ادغام بایوسیگنال‌های EEG و ECG" بررسی ۶ احساس اصلی(غم، شادی، ترس، لذت، عصبانیت و تنفس) با مدل ابعادی و با کمک اعمال تحریک فیلم‌های موزیکال انجام می‌شود و مراحل پردازش اطلاعات نیز مطابق با شکل (۱۱-۴) انجام می‌گیرد.

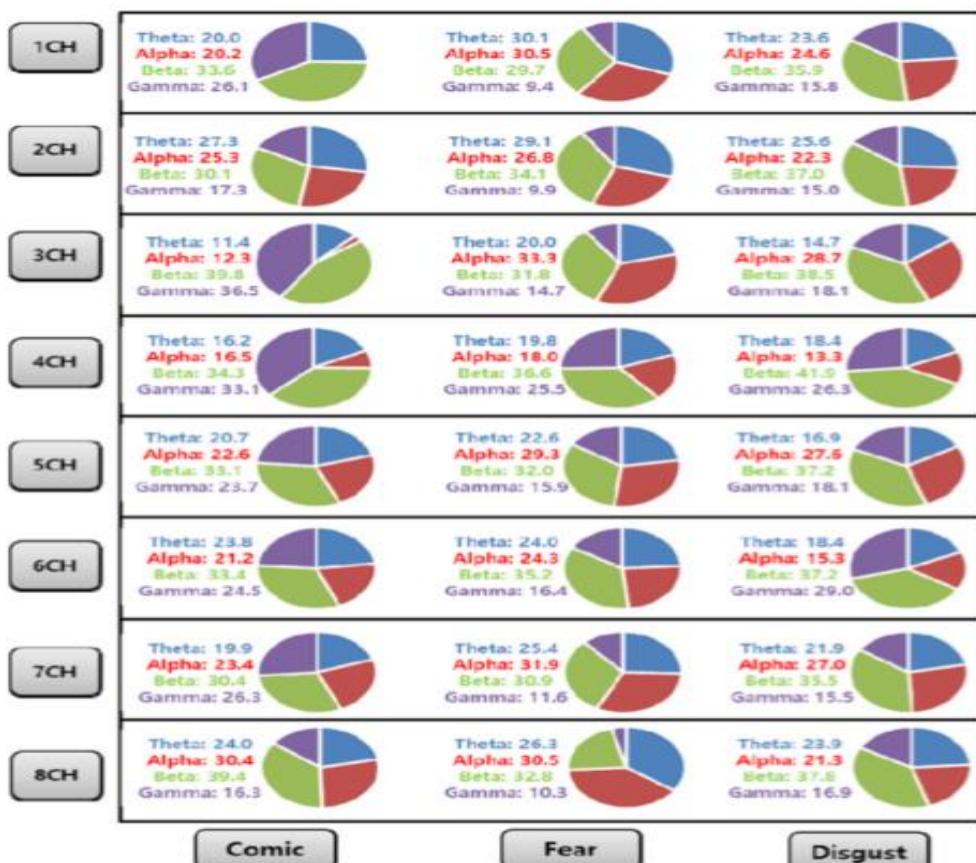


شکل (۱۱-۴): مراحل پردازش سیگنال‌ها [۹]

- ابتدا به منظور از بین بردن نویز مرحله‌ی پیش‌پردازش انجام شده است.
- در سیگنال ECG پیک‌های R تشخیص داده شده و سیگنال خام اولیه به HRV تبدیل شده تا آماده‌ی استخراج ویژگی باشد.
- به منظور بررسی در حوزه زمان از FFT کمک گرفته شده و power سیگنال‌ها در حوزه فرکانس محاسبه شده است.

- به عنوان طبقه‌بند نهایی از Bayesian Network Algorithm استفاده شده است.

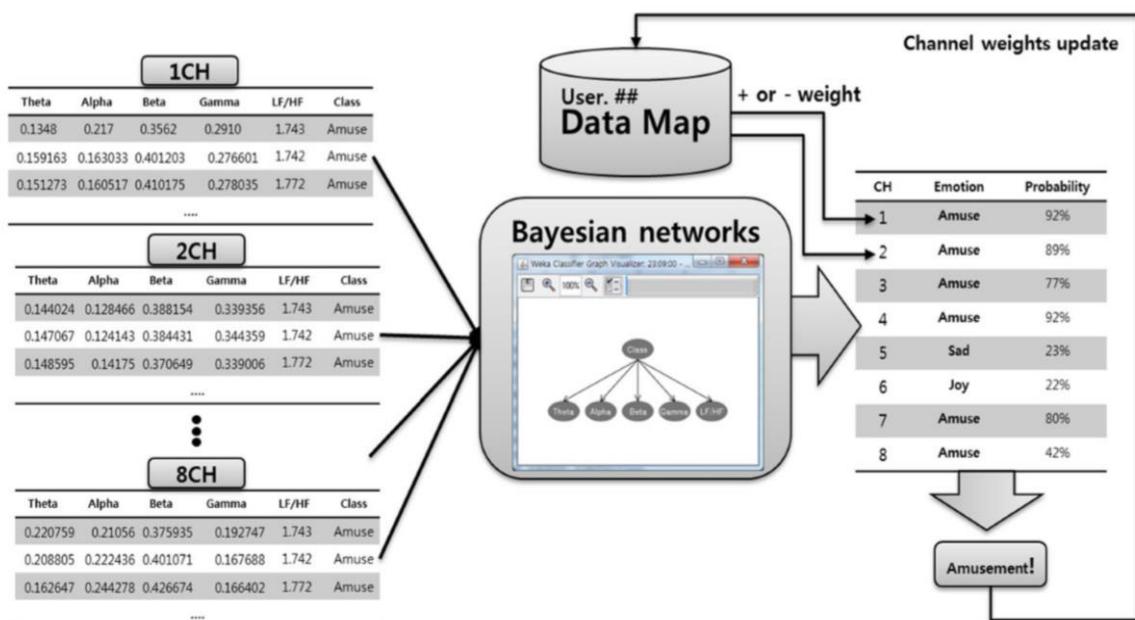
پردازش و بررسی سیگنال EEG به این صورت انجام شده است که توان مربوط به ۴ باند فرکانسی برای ۸ کanal در هنگام بروز احساسات مختلف محاسبه شده و مطابق با شکل (۱۲-۴) با یکدیگر از نظر نوع احساس و باند فرکانسی حساس‌تر به احساس مربوطه مورد بررسی قرار گرفته است.



شکل (۱۲-۴): مقدار توان محاسبه شده برای ۴ باند فرکانسی برای ۳ احساس [۹]

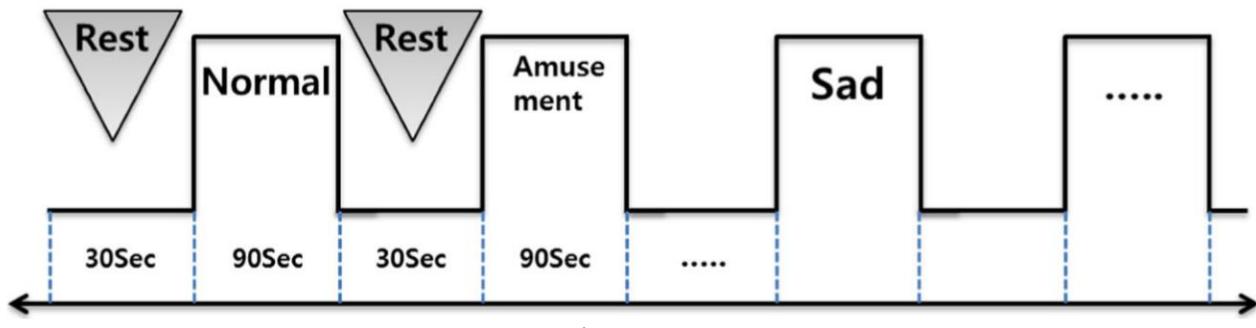
در پردازش سیگنال ECG پس از استخراج HRV با کمک FFT و Power Spectrum، دو مقدار LF و HF (مقدار power برای دو باند فرکانسی مختلف از سیگنال) محاسبه شده است.

در نهایت پردازش نهایی مطابق با شکل (۱۳-۴) انجام شده به این ترتیب که در بررسی هر احساس آستانه خاصی برای میزان توان باندهای فرکانسی مختلف در نظر گرفته شده و پس از طبقه‌بندی برای هر احساس یک احتمال وقوع بر اساس رفتار باندهای فرکانسی ارائه می‌شود، احساسی که بیشترین احتمال را داشته باشد به عنوان تشخیص نهایی مدنظر قرار می‌گیرد.



شکل (۱۳-۴): فرآیند طبقه‌بندی احساسات [۹]

در مورد بهروزرسانی وزن مربوط به کانال‌ها مختصرًا می‌توان گفت که بعد از تشخیص نهایی احساس با مقایسه‌ی درصد های ارائه شده و قدرت هر کانال در تشخیص بهتر پاسخ درست، برای هر احساس به کانال‌ها وزن‌هایی اختصاص داده می‌شود یعنی هر کانال در تشخیص احساس به خصوصیات بهتر عمل کرده در محاسبات بعدی وزن بیشتری برای ارائه احتمال نهایی دارد. روند دیتاگیری و انجام آزمایش نیز مختصرًا مطابق با شکل (۱۴-۴) انجام شده است.



شکل (۱۴-۴): روند انجام آزمایش [۹]

در انتهای اشاره کوچکی به علت انتخاب BN به عنوان طبقه‌بند شده است که همانطور که در جدول

(۱-۴) دیده می‌شود، درصد صحت تشخیص در استفاده از این طبقه‌بند برای کانال‌های مختلف نسبت به دو طبقه‌بند دیگر بیشتر بوده است.

جدول (۱-۴): مقایسه دقت تشخیص سه طبقه‌بند مختلف [۹]

Channel	MLP	SVM	BN
C3	82.60%	66.67%	99.27%
C4	87.82%	65.21%	98.55%
T7	79.71%	60.86%	97.10%
T8	79.71%	69.56%	97.82%
P7	84.78%	63.04%	98.92%
P8	84.05%	63.04%	95.23%
CP5	86.95%	62.31%	99.32%
CP6	84.78%	63.78%	98.27%
Average	83.97%	63.97%	98.06%

بررسی دقت تشخیص در نتیجه‌ی نهایی نشان می‌دهد که با کمک گرفتن از دو سیگنال و ادغام اطلاعات آن‌ها دقت تشخیص به 98.06% رسیده که حدود 35% افزایش نسبت به بررسی جداگانه سیگنال‌ها را نشان می‌دهد.

در مقاله بعدی که معرفی می شود مجموعه داده های تحت عنوان DREAMER استفاده شده است که در آینده نیز در پردازش ها از این مجموعه داده ها کمک خواهیم گرفت. مقاله تحت عنوان "مجموعه داده هایی برای ارزیابی احساسات با کمک سیگنال های EEG و ECG" گرفته شده از دستگاه های ارزان قیمت و بی سیم" به نحوه پردازش داده های DREAMER پرداخته است.

آنچه به عنوان معیار طبقه بندی احساسات در این مقاله مد نظر قرار گرفته شده تقسیم بندی احساسات بر اساس سه بعد انگیختگی، خوشایندی و نیز قابل کنترل بودن احساس می باشد همچنین تأکید شده به خاطر عدم امکان تفکیک کامل احساسات از مدل گستته نمی توان استفاده کرد.

در ادامه به توضیح کامل دیتابیس معروف در ارزیابی احساسات یعنی DREAMER می پردازیم

این دیتابیس به عنوان تحریک به منظور ایجاد احساس در فرد مورد آزمایش از ویدئوهای مشخص استفاده کرده تا به طور همزمان تحریک تصویری و صوتی را اعمال نماید. ۱۸ ویدئو به منظور برآنگیختگی احساسات مختلف در این دیتابیس استفاده شده است. این احساسات عبارتند از: سرگرمی، هیجان، شادی، آرامش، عصبانیت، تنفس، ترس، غم و تعجب که هر دو ویدئو به منظور انگیختن یک احساس طراحی شده است. آنچه در پردازش این دیتابیس اثبات شده آن است که به هر حال احساسات در طول زمان دچار تغییر در شدت خواهند شد بنابراین از هر آزمایش بازه زمانی کوتاهی برای پردازش اصلی باید استخراج شود در این مقاله بازه ۶۰ ثانیه آخر هر آزمایش انتخاب شده است.

دیتا های EEG از ۱۴ کanal با نرخ نمونه برداری ۱۲۸ Hz گرفته شده و ECG نیز با نرخ ۲۵۶ Hz با کمک یک سنسور بی سیم اندازه گیری شده است.

آزمایش بر روی ۲۳ داوطلب انجام شده و بعد از هر ویدئو فرد با کمک مجموعه ای از سوالات احساس خود را با امتیاز دادن به سه بعد انگیختگی، قابل کنترل بودن و خوشایندی احساس از ۱ تا ۵ ابراز و توصیف کرده است. در بین هر دو آزمایش مدت کوتاهی به گرفتن baseline اختصاص داده شده است.

اطلاعات این مجموعه داده به صورت خلاصه در جدول (۴-۲) داده شده است. به منظور بررسی درستی

اریابی افراد از احساسات مربوط به هر ویدئو ضریب تغییرات برای سه بعد معرفی شده ارائه شده است که

برای انگیختگی در حدود ۰,۳۱، برای خوشایندی حدود ۰,۲۹ و نیز درمورد قابل کنترل بودن احساس ضریب

۰,۲۷ بدست آمده است که مشخص می‌کند ارزیابی‌ها دارای دقت مناسبی می‌باشد.

[۱۳] جدول (۴-۲): اطلاعات مجموعه داده DREAMER

Audio-visual stimuli	
<b>Number of videos</b>	18
<b>Video content</b>	Audio-Video
<b>Video duration</b>	65 - 393 s ( $M=199$ s)
Experiment information	
<b>Number of participants</b>	25 (23)
<b>Number of males</b>	14 (14)
<b>Number of females</b>	11 (9)
<b>Age of participants</b>	22 - 33 ( $M=26.6$ , $SD=2.7$ )
<b>Rating scales</b>	Arousal, Valence, Dominance
<b>Rating values</b>	1 - 5
<b>Recorded signals</b>	14-channel 128Hz EEG, 256Hz ECG

برای آنالیز دیتا سه مرحله صورت گرفته است که هر یک از این مراحل را مختصراً شرح می‌دهیم.

**مرحله‌ی پیش پردازش:** با توجه به اینکه سیگنال EEG دارای نویزهایی است که از حرکات سوژه و

همینطور فعالیت قلب او ناشی می‌شوند، نیاز است که به کمک روش‌های رفع نویز مناسب این نویزها را از

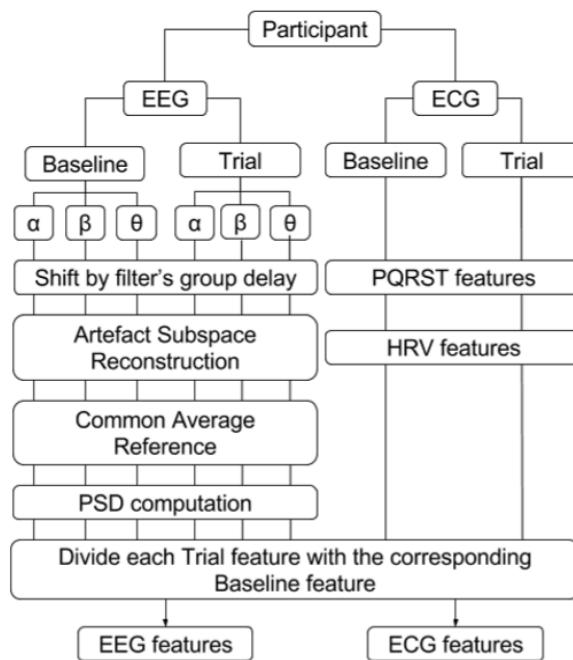
سیگنال اصلی حذف کنیم. نویز برق شهر را نیز باید از سیگنال EEG و ECG حذف کرد. با توجه به اینکه

سیگنال ECG دامنه‌ی ولتاژ نسبتاً بالایی دارد نیازی به پیش پردازش دیگری ندارد. همچنین دیتای مورد نیاز

از سیگنال EEG در بازه‌ی فرکانسی ۴ تا ۳۰ هرتز واقع شده است که این بازه به کمک فیلترهای موجود در

تولباکس EEGLAB استخراج می‌شوند. درنهایت با توجه به اینکه تمام نویزها را نمی‌توان از سیگنال EEG حذف کرد نیاز به پردازش بیشتر دیتا برای حذف نویز داریم که برای این کار از روش ASR (Artefact Subspace Reconstruction) استفاده می‌کنیم. قدم نهایی نیز حذف مقدار میانگین تمام ۱۴ الکترود از تک تک الکترودهاست که به روش CAR (Common Average Reference) معروف است.

**مرحله‌ی استخراج ویژگی:** با توجه به اینکه مدت زمان ویدئوهای نشان داده شده متفاوت است، ۶۰ ثانیه‌ی آخر از سیگنال گرفته شده برای استخراج ویژگی استفاده می‌شود. در شکل (۴-۱۵) بلوک دیاگرام مربوط به روند استخراج ویژگی را می‌توان مشاهده کرد.



شکل (۴-۱۵): بلوک دیاگرام مربوط به استخراج ویژگی

طبق تحقیقات انجام شده مشخص شده است که PSD (Power Spectral Density) در سیگنال EEG در باندهای فرکانسی مختلف با وضعیت احساسی انسان همبسته است، بنابراین ویژگی مدنظر برای این سیگنال PSD خواهد بود. پس از پیش پردازش داده‌های EEG آن‌ها را به سه باند فرکانسی تنا (۴ تا ۸ هرتز)، آلفا (۸ تا ۱۳ هرتز) و بتا (۱۳ تا ۲۰ هرتز) تقسیم می‌کنیم و PSD را برای هر باند فرکانسی از سیگنال هر یک از

الکترودها حساب کرده و در نهایت ویژگی‌های استخراج شده برای سیگنال EEG را در یک ماتریس به نام

قرار می‌دهیم. $F_{EEG}$

تحقيقات نشان داده است که ویژگی‌های مناسب برای سیگنال ECG آن‌هایی هستند که به HR (Heart Rate) و (Heart Rate Variability) و (Rate) خوشحالی HRV کاهش می‌یابد. برای استخراج ویژگی‌های ECG ابتدا محل کمپلکس‌های QRS و محل درست پیک‌های R در طول سیگنال ECG مشخص شده است و سپس ویژگی‌هایی مانند میانگین، میانه و ... از آن‌ها به دست آمده است و در نهایت ویژگی‌های استخراج شده برای سیگنال ECG را در یک ماتریس به نام قرار می‌دهیم.

در جدول (۳-۴) می‌توان ویژگی‌های استخراج شده برای هر کدام از سیگنال‌ها را مشاهده کرد.

جدول (۳-۴): ویژگی‌های به دست آمده برای سیگنال‌های EEG و ECG

Modality	Extracted features
EEG	theta, alpha and beta power spectral density (PSD) for each electrode
ECG	mean, median, standard deviation, min, max, and range from each part of the PQRST complexes, difference between consecutive RR intervals (RMSSD), PSD for Low Frequency (LF), PSD for High Frequency (HF), LF to HF ratio, total power

در انتها هر کدام از دو ماتریس  $F_{EEG}$  و  $F_{ECG}$  را نرمالیزه کرده و آن‌ها را در یک ماتریس نهایی به نام

ماتریس  $F_{fused}$  قرار می‌دهیم.

مرحله‌ی نرمالیزه کردن به کمک سیگنال Baseline در این مرحله ۴ ثانیه‌ی آخر از سیگنال Baseline جدا می‌شود و برای این ۴ ثانیه ویژگی‌های متناظر با سیگنال اصلی استخراج شده، ماتریس ویژگی تشکیل شده و در نهایت سیگنال اصلی به کمک ماتریس ویژگی Baseline نرمالیزه می‌شود. در نهایت به کمک طبقه‌بند SVM داده‌ها طبقه‌بندی می‌شوند. نتایج به دست آمده از این مقاله را می‌توان در جدول (۴-۴) مشاهده کرد.

جدول (۴-۴): نتایج نهایی

Modality	Accuracy			F1 Score		
	Valence	Arousal	Dominance	Valence	Arousal	Dominance
EEG	<b>0.6249</b>	0.6217	<b>0.6184</b>	0.5184	0.5767	0.6166
ECG	0.6237	0.6237	0.6157	<b>0.5305</b>	<b>0.5798</b>	0.6145
Fusion (EEG & ECG)	0.6184	<b>0.6232</b>	<b>0.6184</b>	0.5213	0.5750	<b>0.6171</b>
Random	0.5000	0.5000	0.5000	0.4885	0.4878	0.4895
Class ratio	0.5440	0.5467	0.5403	0.5000	0.5000	0.5000
DEAP EEG [12]	0.5760	0.6200	N/A	0.5630	0.5830	N/A
DEAP Peripheral [12]	0.6270	0.5700	N/A	0.6080	0.5330	N/A
MAHNOB-HCI EEG [1]	0.5700	0.5240	N/A	0.5600	0.4200	N/A
MAHNOB-HCI Peripheral [1]	0.4550	0.4620	N/A	0.3900	0.3800	N/A
DECAF MEG [2]	0.5900	0.6200	0.6200	0.5500	0.5800	0.5300
DECAF Peripheral [2]	0.6000	0.5500	0.5000	0.5900	0.5400	0.5000

#### ۴-۳: جمع‌بندی

به عنوان جمع‌بندی نهایی می‌توان گفت که با توجه به درگیر بودن Central Nervous System و Autonomic Nervous System در بروز عواطف و احساسات، تشخیص و دسته‌بندی احساسات مختلف با به کارگیری اطلاعات سیگنال‌های EEG و ECG به صورت هم‌زمان دقیق و صحیح را به شکل قابل توجهی افزایش می‌دهد. در این راستا ایجاد روش‌های غیر تهاجمی و دقیق‌تر به منظور ایجاد عواطف در افراد مورد آزمایش و نیز ابداع روش‌هایی جهت سنجش این عواطف در افراد بحث برانگیز بوده است.

## فصل پنجم: پیاده‌سازی و نتایج

### ۱-۵: مقدمه

در این فصل ابتدا به معرفی دقیق داده‌های استفاده شده برای پردازش پرداخته می‌شود همچنین سیگنال‌های تشکیل دهنده این داده و نحوه مرتب سازی آن اجمالاً توضیح داده می‌شود. در ادامه به توضیح روش‌های طبقه‌بندی سیگنال‌ها به صورت جداگانه و نیز انجام روش‌های مختلف ادغام بر روی داده‌های حاصل از دو سیگنال پرداخته می‌شود. سپس ارزیابی به صورت‌های گوناگون با در نظر گرفتن معیارهای متفاوت به عنوان برچسب برای داده‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد. در ادامه نتایج بدست آمده گزارش شده و نیز نتایج حاصل از بکارگیری طبقه‌بندی سیگنال‌ها به صورت جداگانه با یکدیگر مقایسه شده همچنین تاثیر بکارگیری سه روش ادغام در نتایج حاصل از پردازش بررسی می‌شود. در نهایت نیز به ارائه گزارش نتایج مقالات مرتبط با موضوع و مقایسه آن‌ها با نتایج بدست آمده می‌پردازیم.

### ۲-۵: پایگاه داده

یک پایگاه داده متشكل از سیگنال‌های مغزی (EEG) و سیگنال‌های قلبی (ECG) DREAMER است که به کمک تحریکات شنیداری و دیداری در قالب ویدئو کلیپ‌هایی برای برآنگیختن احساسات شرکت‌کنندگان در آزمایش ثبت شده است. این پایگاه داده متشكل از ۱۸ ویدئو کلیپ است که این ویدئو

کلیپ‌ها از قسمت‌هایی از فیلم‌های مختلف به دست آمده‌اند. در این آزمایش ۹ احساس مختلف هر یک به کمک دو ویدئو مورد هدف قرار گرفته بودند. این ۹ احساس عبارتند از: سرگرمی، هیجان، شادی، آرامش، عصبانیت، تنفر، ترس، ناراحتی و سورپرایز. در جدول (۱-۵) می‌توان جزئیات مربوط به هر یک از این ویدئوها را مشاهده کرد. طول هر کدام از ویدئو کلیپ‌ها بین ۶۵ تا ۳۹۳ ثانیه بوده است که در نهایت برای جلوگیری از ترکیب شدن احساسات مختلف ۶۰ ثانیه‌ی آخر از هر کدام از ویدئوها مورد بررسی قرار گرفته‌اند. این سیگنال‌ها از ۲۵ شرکت‌کننده در بازه‌ی سنی ۲۲ تا ۳۳ سال گرفته شده‌اند که با توجه به مشکلاتی که در داده‌های ۲ نفر به وجود آمد در نهایت داده‌های ۲۳ شرکت‌کننده مورد استفاده قرار گرفت و برچسب‌های این داده‌ها مقداری است که هر کدام از شرکت‌کننده‌ها به هر یک از ویدئوها در غالب میزان خوشایندی و برانگیختگی از ۱ تا ۵ اختصاص داده‌اند. تمامی سیگنال‌ها به کمک دستگاه‌های قابل حمل، بدون سیم و کم‌هزینه که امکان استفاده از روش‌های محاسبه‌ی موثر در استفاده‌ی روزانه را به ما می‌دهند، ثبت شده‌اند. نتایج طبقه‌بندی داده‌های این پایگاه داده قابل مقایسه با سایر پایگاه‌های داده که از دستگاه‌های غیرقابل حمل و پرهزینه استفاده کرده‌اند، می‌باشد.

ساختار داده‌های این پایگاه داده متشكل از یک ساختمان ۲۳ تایی است که هر یک از آن‌ها نماینده‌ی یک شرکت‌کننده در آزمایش هستند و شامل سیگنال‌های EEG و ECG هر کدام از افراد حاضر و همچنین برچسبی که به هر یک از ویدئوها در غالب میزان خوشایندی و برانگیختگی اختصاص داده‌اند، می‌باشد. نرخ نمونه‌برداری سیگنال‌های EEG برابر با ۱۲۸ هرتز می‌باشد که از ۱۴ کanal AF3, F3, F7, FC5, F4, F8, AF4 و گرفته شده‌اند و نرخ نمونه‌برداری سیگنال‌های ECG برابر با ۲۵۶ هرتز می‌باشد که از دو کanal P7, T7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F3, AF3 باشند که از ۱۴ کanal گرفته شده‌اند.

جدول (۱-۵): جزئیات مربوط به ویدئو کلیپ‌ها [۱۳]

ID	Film clip	Target emotion	Valence	Arousal	Dominance
1	Searching for Bobby Fischer	calmness	3.17 ± 0.72	2.26 ± 0.75	2.09 ± 0.73
2	D.O.A.	surprise	3.04 ± 0.88	3.00 ± 1.00	2.70 ± 0.88
3	The Hangover	amusement	4.57 ± 0.73	3.83 ± 0.83	3.83 ± 0.72
4	The Ring	fear	2.04 ± 1.02	4.26 ± 0.69	4.13 ± 0.87
5	300	excitement	3.22 ± 1.17	3.70 ± 0.70	3.52 ± 0.95
6	National Lampoon's Van Wilder	disgust	2.70 ± 1.55	3.83 ± 0.83	4.04 ± 0.98
7	Wall-E	happiness	4.52 ± 0.59	3.17 ± 0.98	3.57 ± 0.99
8	Crash	anger	1.35 ± 0.65	3.96 ± 0.77	4.35 ± 0.65
9	My Girl	sadness	1.39 ± 0.66	3.00 ± 1.09	3.48 ± 0.95
10	The Fly	disgust	2.17 ± 1.15	3.30 ± 1.02	3.61 ± 0.89
11	Pride and Prejudice	calmness	3.96 ± 0.64	1.96 ± 0.82	2.61 ± 0.89
12	Modern Times	amusement	3.96 ± 0.56	2.61 ± 0.89	2.70 ± 0.82
13	Remember the Titans	happiness	4.39 ± 0.66	3.70 ± 0.97	3.74 ± 0.96
14	Gentleman's Agreement	anger	2.35 ± 0.65	2.22 ± 0.85	2.39 ± 0.72
15	Psycho	fear	2.48 ± 0.85	3.09 ± 1.00	3.22 ± 0.9
16	The Bourne Identity	excitement	3.65 ± 0.65	3.35 ± 1.07	3.26 ± 1.14
17	The Shawshank Redemption	sadness	1.52 ± 0.59	3.00 ± 0.74	3.96 ± 0.77
18	The Departed	surprise	2.65 ± 0.78	3.91 ± 0.85	3.57 ± 1.04

### ۳-۵: معیارهای ارزیابی

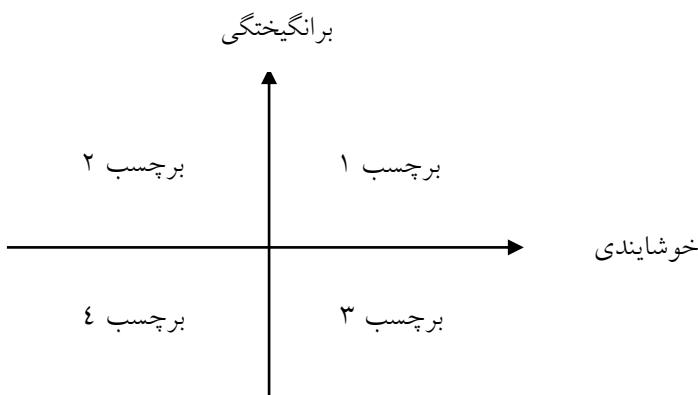
همانطور که گفته شد در مطالعه مبحث ارزیابی احساسات معیارهای خوشایندی و برانگیختگی در برچسب گذاری داده‌ها معیار اصلی محسوب می‌شوند. در این مطالعه در مراحل مختلف معیارهای متفاوتی برای برچسب گذاری و نهایتاً طبقه‌بندی داده‌ها مورد استفاده قرار گرفته است که مختصراً شرح داده می‌شود.

با توجه به این که داده‌ها در مجموعه داده با دو برچسب برانگیختگی و خوشایندی از ۱ تا ۵ برچسب گذاری شده است یکی از راههای ارزیابی استفاده از هر کدام از این برچسب‌ها به طور جداگانه به عنوان برچسب می‌باشد.

روش دیگر به منظور افزایش دقت و کاهش تعدد برچسب‌ها این است که با توجه به تعداد تقریباً مساوی برچسب‌های بزرگتر و کوچکتر از ۳، برای خوشایندی و برانگیختگی هر کدام به صورت جداگانه، برچسب‌های کمتر از ۳ را در یک دسته و بزرگتر یا مساوی با ۳ را در دسته‌ی دیگر قرار دهیم به این ترتیب یک طبقه‌بندی دو کلاسه برای خوشایندی و برانگیختگی به صورت جداگانه خواهیم داشت. با توجه به این

که مطالعات پیشین روی مجموعه داده مورد استفاده ما نیز از این نوع برچسب‌گذاری استفاده شده است در این مرحله توانایی مقایسه نتایج بدست آمده با آنچه در مقاله‌ی مطالعه شده گزارش شده است را خواهیم داشت.

در روش دیگری برای استفاده هم‌زمان از برچسب‌های خوشايندی و برانگیختگی از مدل دو بعدی تعريف احساسات استفاده شده است، به اين ترتيب که داده‌هایی با برچسب ۳ هم برای برانگیختگی هم برای خوشايندی از مجموعه داده‌ها حذف شده و برای بقیه داده‌ها در دو بعد، با توجه به بزرگ‌تر یا کوچک‌تر بودن هر برچسب نسبت به ۳، در نهایت ۴ نوع مختلف برچسب تحت عنوان ۴ احساس متفاوت از استفاده‌ی همزمان برانگیختگی و خوشايندی بدست آمده است.



شکل (۱-۵): برچسب گذاری براساس احساسات

يکي ديگر از مدل‌های ارزیابی استفاده از برچسب‌های برانگیختگی و خوشايندی به صورت جداگانه اما يک بار با حذف درجه‌های ۲ و ۴ برای هر بعد و بار ديگر با حذف سه درجه‌ی ۲، ۳ و ۴ برای هر بعد انجام گرفته که صرفا برای تشخيص ميزان کارايي طبقه‌بندها و روش‌های ادغام انجام شده است.

## ۵-۴: پردازش داده‌ها

پردازش داده‌های EEG و ECG به صورت‌های مختلف انجام می‌گیرد. برای شروع پیش پردازش در ابتدا داده‌های ثبت شده‌ی مرتبط با ۶۰ ثانیه‌ی آخر هریک از ویدئو کلیپ‌ها برای استفاده جدا می‌شوند. پیش پردازش داده‌های ECG به این صورت است که ابتدا به کمک یک فیلتر طراحی شده، نویز ۵۰ هرتز (نویز برق شهری) از سیگنال مورد نظر حذف می‌شود. سپس به کمک تبدیل ویولت (wavelet transform) از روی سیگنال ECG استخراج می‌شود. به این صورت که پیک‌های محلی سیگنال به کمک توابع آماده‌ی متلب به دست آمده و با کم کردن پیک‌های متوالی از هم HRV به دست می‌آید. در رابطه با سیگنال EEG پیش پردازش به این شکل صورت می‌گیرد که با کمک تبدیل ویولت (wavelet transform) ۵ باند فرکانسی مختلف سیگنال EEG از هم تفکیک می‌شوند. با توجه به اینکه نویزهای ناشی از پلک زدن، حرکات ناخواسته چشم و تداخلاتی که سیگنال قلبی ایجاد می‌کند در فرکانس‌های زیر ۴ هرتز اتفاق می‌افتد و باند فرکانسی دلتا شامل این فرکانس‌هاست، داده‌های مرتبط با این باند فرکانسی حذف می‌گردند. هم‌چنان با توجه به اینکه نویز ناشی از حرکات ماهیچه‌ها و نویز برق شهر در فرکانس‌های بالای ۳۰ هرتز اتفاق می‌افتد و باند فرکانسی گاما شامل این فرکانس‌هاست، داده‌های مرتبط با این باند فرکانسی نیز حذف می‌گردد. در نهایت سه باند فرکانسی تتا، آلفا و بتا (که فرکانس آن‌ها بین ۴ تا ۳۰ هرتز می‌باشد) باقی می‌مانند و ادامه‌ی پردازش بر روی داده‌های مرتبط با این باندها صورت می‌گیرد.

در مرحله‌ی استخراج ویژگی، برای سیگنال EEG ویژگی مورد استفاده، توان هرکدام از سه باند تتا، آلفا و بتا بر روی هرکدام از ۱۴ کanal موجود می‌باشد که در نهایت یک بردار ۴۲ تایی از ویژگی‌ها را به دست خواهد داد. در رابطه با سیگنال ECG نیز ویژگی‌های استخراج شده ویژگی‌های مرتبط با HRV مانند میانگین

HRV، انحراف معیار آن، میانه‌ی آن و ویژگی‌هایی از این قبیل خواهند بود که بر روی دو کanal گرفته می‌شوند و در نهایت یک بردار ۲۶ تایی از ویژگی‌ها را به وجود می‌آورند.

پس از استخراج ویژگی‌های مورد نظر و ساختن ماتریس ویژگی، به مرحله‌ی طبقه‌بندی می‌رسیم. در این پروژه از سه طبقه‌بند (Multi-layer Perceptron)، SVM (Support Vector Machine) و BN (Bayesian Network) برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده شده است. پیش از این که داده‌ها وارد طبقه‌بند شوند، بر روی آن‌ها Cross Validation صورت می‌گیرد که از ۲ نوع K-fold (LOTO) در مراحل پردازش استفاده شد. در روش K-fold داده‌ها را به K قسمت تقسیم می‌کنیم. هر بار یکی از این K قسمت را به عنوان داده‌های تست و K-1 قسمت باقی‌مانده را به عنوان داده‌های آموزش در نظر می‌گیریم و به کمک طبقه‌بند مورد نظر داده‌هایمان را طبقه‌بندی می‌کنیم. این کار را K بار تکرار می‌کنیم و هر بار میزان دقیق طبقه‌بند مورد استفاده را در قالب درصد به دست می‌آوریم. در نهایت با میانگین‌گیری بر روی K تعداد میزان دقیق که از هر بار تکرار به دست آورده‌ایم، میزان دقیق نهایی را می‌توانیم استخراج کنیم. در روش Leave One Trial Out LOTO یا این صورت عمل می‌کنیم که هر بار یکی از Trial های موجود را به عنوان داده‌های تست و Trial های باقی‌مانده را به عنوان داده‌های آموزش در نظر می‌گیریم و میزان دقیق را برای هر بار تکرار به دست می‌آوریم. این کار را به تعداد Trial های موجود تکرار می‌کنیم و در نهایت با میانگین‌گیری بر روی دقیق‌های به دست آمده میزان دقیق نهایی برای طبقه‌بند مورد نظر را به دست می‌آوریم. می‌توان تمام مراحل ذکر شده را به صورت جداگانه بر روی سیگنال‌های EEG و نیز ECG موجود پیاده‌سازی کرد و نتایج به دست آمده را با نتایج حاصل از طبقه‌بندی داده‌های ادغام شده مقایسه کرد که مقایسه‌ی این نتایج در قسمت ۵-۵ این گزارش به تفکیک توضیح داده می‌شوند.

## ۵-۵: گزارش نتایج

در ابتدا همانطور که در بخش معیارهای ارزیابی توضیح داده شد، ابتدا برچسب‌ها را به صورت Low

جداگانه به دودسته تقسیم کردیم به این ترتیب که درجه‌های ۳ و کمتر از آن به عنوان برچسب صفر (

High) در نظر گرفته شدند و درجه‌های ۴ و ۵ برچسب ۱ دریافت کردند.)

(Valence/Low Arousal) در این حالت طبقه‌بندی دو کلاسه انجام گرفته است.

ابتدا نتایج برای این نوع طبقه‌بندی به تفکیک سیگنال‌ها و نیز نوع طبقه‌بندی ارائه می‌شود.

نتایج برای سیگنال EEG به شرح جدول (۲-۵) و (۳-۵) است و برای ECG نیز در جدول‌های

(۴-۵) و (۵-۵) به تفکیک طبقه‌بند گزارش شده است.

جدول (۲-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال EEG به تفکیک طبقه‌بند برای Arousal در دو حالت High و Low

	SVM	MLP	BN
EEG	65.22	<b>71.81</b>	32.37
	SVM	MLP	BN

جدول (۳-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال EEG به تفکیک طبقه‌بند برای Valence در دو حالت High و Low

	SVM	MLP	BN
EEG	58.93	<b>59.98</b>	49.76
	SVM	MLP	BN

جدول(۴): نتایج مربوط به پردازش سیگنال ECG به تفکیک طبقه‌بند برای Arousal در دو حالت High و Low

	SVM	MLP	BN
ECG	<b>70.77</b>	66.13	29.23

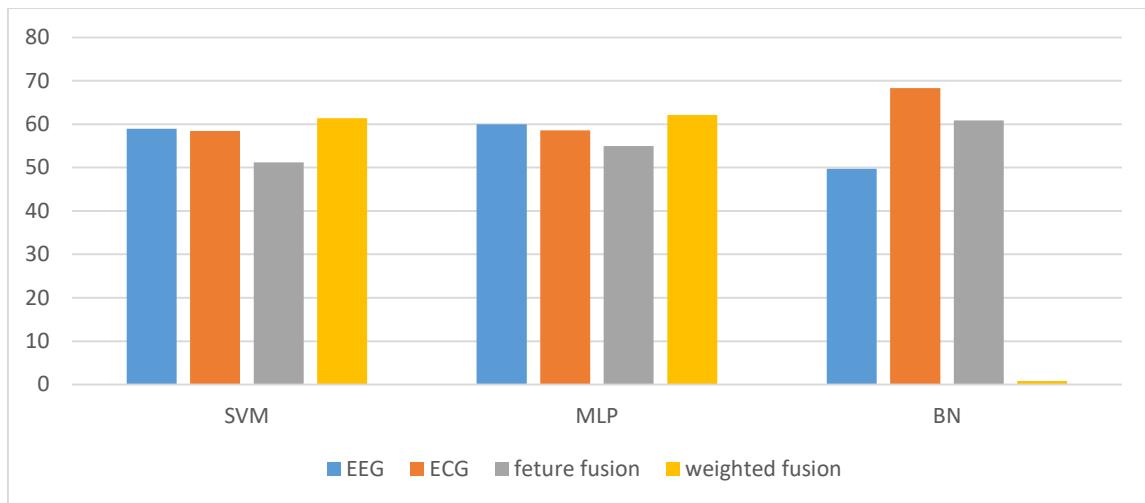
جدول(۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال ECG به تفکیک طبقه‌بند برای Valence در دو حالت High و Low

	SVM	MLP	BN
ECG	58.45	58.55	<b>61.35</b>

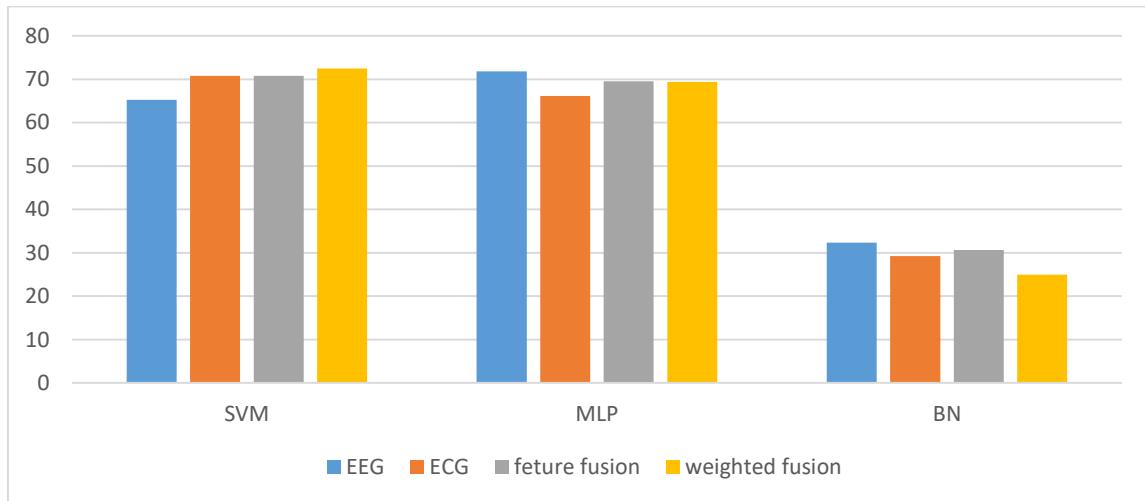
در ادامه به بررسی نتایج حاصل از ادغام سیگنال‌های EEG و ECG به دو روش یعنی ادغام در مرحله‌ی استخراج ویژگی و ادغام در تصمیم گیری در جدول (۶-۵) می‌پردازیم. سپس در شکل (۲-۵) و (۳-۵) نتایج حاصل از پردازش سیگنال‌ها به صورت جداگانه و نیز نتایج حاصل از ادغام همزمان به منظور مقایسه‌ی بهتر گزارش شده است.

جدول(۶): نتایج مربوط به دو روش مختلف ادغام دو سیگنال EEG و ECG برای Valence و Arousal در دو حالت High و Low

	Feature fusion	Weighted fusion
Valence	60.87	62.1
Arousal	70.77	72.46



شکل(۲-۵): مقایسه‌ی کل نتایج بدست آمده در پردازش با دو برجسب High و Low برای Valence



شکل(۳-۵): مقایسه‌ی کل نتایج بدست آمده در پردازش با دو برجسب High و Low برای Arousal

همانطور که در شکل مشخص است در این حالت دو طبقه‌بندی SVM و MLP به طور کلی نتایج

بهتری را ارائه داده‌اند، آنچه از اکثر نتایج بر می‌آید این است که ادغام در مرحله‌ی تصمیم‌گیری نتایج بهتری را نسبت به ادغام در مرحله‌ی استخراج ویژگی داده‌است. در چهار نمودار دیده می‌شود که ادغام در مرحله‌ی تصمیم‌گیری نه تنها از روش دیگر ادغام بهتر عمل کرده بلکه از پردازش تک به تک سیگنال‌ها نیز نتایج بهتری را می‌دهد که از ابتدا نیز چنین انتظاری داشتیم.

در ادامه به ارائه نتایج حاصل از مقاله‌ی معرفی شده در فصل چهارم که به پردازش بر مجموعه داده استفاده شده در این پروژه پرداخته است به منظور مقایسه نتایج بدست آمده در این پروژه با مطالعات پیشین در جدول (۷-۵) و (۸-۵) می‌پردازیم.

[۱۳] جدول (۷-۵): مقایسه نتایج بدست آمده در این پروژه با مطالعات دیگر برای طبقه‌بند SVM و برچسب Valence

	Our results	Reference results
EEG	58.93	62.49
ECG	58.45	62.37
Feature fusion	51.21	61.84
Weighted fusion	61.35	-

[۱۳] جدول (۸-۵): مقایسه نتایج بدست آمده در این پروژه با مطالعات دیگر برای طبقه‌بند SVM و برچسب Arousal

	Our results	Reference results
EEG	65.22	62.17
ECG	70.77	62.37
Feature fusion	70.77	62.32
Weighted fusion	72.46	-

در ادامه به بررسی نوع دیگری از ارزیابی یعنی ارزیابی با استفاده‌ی همزمان از برچسب‌های برانگیختگی و خوشایندی و طبقه‌بندی بر اساس ۴ احساس مختلف می‌پردازیم. در هر مرحله تحریک بر اساس درجه‌ی اختصاص داده شده به خوشایندی و برانگیختگی ابتدا داده‌هایی که دارای برچسب با درجه‌ی میانی یعنی ۳ هستند را از مجموعه دیتا حذف کرده سپس براساس نمودار برانگیختگی و خوشایندی با بررسی

همزمان درجه این دو بعد، به هر مرحله تحریک یک احساس نسبت می‌دهیم و درواقع با ۴ برچسب طبقه‌بندی می‌کنیم.

ابتدا نتایج برای این نوع طبقه‌بندی به تفکیک سیگنال‌ها و نیز نوع طبقه‌بندی ارائه می‌شود.

نتایج برای سیگنال EEG به شرح جدول(۹-۵) است و برای ECG نیز در جدول (۱۰-۵) به تفکیک طبقه‌بند گزارش شده است.

جدول(۹-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال EEG به تفکیک طبقه‌بند

	SVM	MLP	BN
EEG	<b>34.58</b>	32.66	15.52

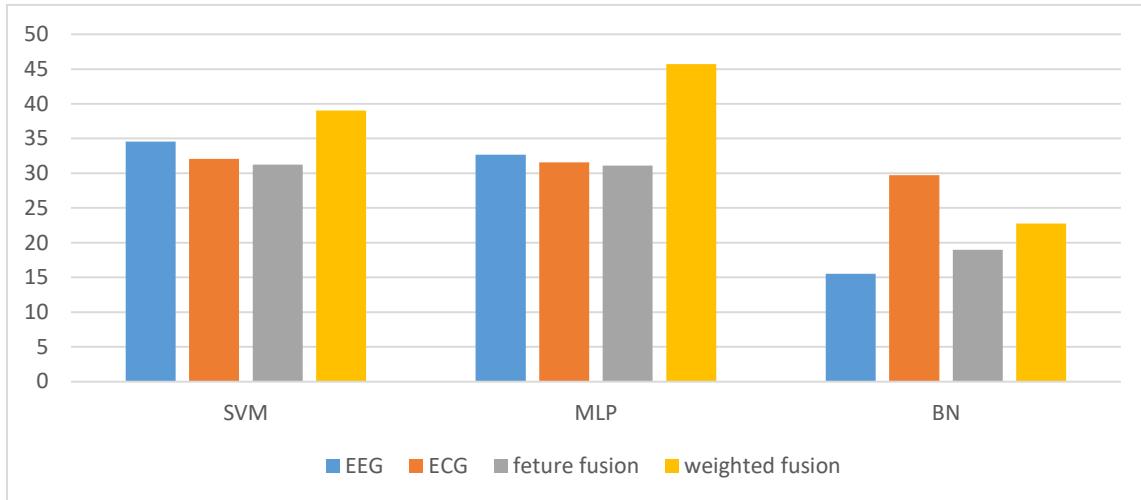
جدول(۱۰-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال ECG به تفکیک طبقه‌بند

	SVM	MLP	BN
ECG	<b>32.08</b>	31.57	29.74

در ادامه به بررسی نتایج حاصل از ادغام سیگنال‌های EEG و ECG به دو روش یعنی ادغام در مرحله‌ی استخراج ویژگی و ادغام در تصمیم گیری در جدول (۱۱-۵) می‌پردازیم سپس در شکل (۴-۵) نتایج حاصل از پردازش سیگنال‌ها به صورت جداگانه و نیز نتایج حاصل از ادغام همزمان به منظور مقایسه‌ی بهتر گزارش شده است.

جدول(۱۱-۵): نتایج مربوط به دو روش مختلف ادغام دو سیگنال EEG و ECG

	Feature fusion	Weighted fusion
Emotion labels	31.25	45.71



شکل(۱۱-۵): مقایسه‌ی کل نتایج بدست آمده در پردازش با ۴ برچسب احساسات

در این نوع طبقه‌بندی یعنی بر اساس احساسات مشخصاً دقیق در حالت ادغام اطلاعات سیگنال‌ها

در مرحله‌ی تصمیم‌گیری بسیار بیشتر از حالت‌های دیگر است که مطابق با انتظار است. البته در مورد طبقه‌بند

نتایج در کل دقیق‌تر داشته و سیگنال ECG پاسخ بهتری به پردازش داده است.

در حالت دیگری از بررسی‌ها سعی کردیم تغییراتی بر روی برچسب‌های اولیه ایجاد نکنیم یعنی

برای برانگیختگی و خوشاپندازی هر کدام به صورت جداگانه، ۵ برچسب که همان درجه‌ای است که افراد در

حین آزمایش به هر تحریک نسبت داده‌اند را در نظر گرفته‌ایم. طبیعتاً به خاطر تعدد لیبل‌ها در این حالت دقیق

طبقه‌بندی بسیار پایین‌تر از حالتی است که این ۵ درجه را به دو لیبل کم و زیاد تقسیم کنیم.

ابتدا نتایج برای این نوع طبقه‌بندی به تفکیک سیگنال‌ها و نیز نوع طبقه‌بندی ارائه می‌شود.

نتایج برای سیگنال EEG به شرح جدول (۱۲-۵) و (۱۳-۵) است و برای ECG نیز در جدول‌های

(۱۴-۵) و (۱۵-۵) به تفکیک طبقه‌بند گزارش شده است.

جدول(۱۲-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال EEG به تفکیک طبقه‌بند برای Arousal و با ۵ برشب

	SVM	MLP	BN
EEG	21.26	<b>29.11</b>	21.74

جدول(۱۳-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال EEG به تفکیک طبقه‌بند برای Valence و با ۵ برشب

	SVM	MLP	BN
EEG	<b>21.50</b>	21.48	20.29

جدول(۱۴-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال ECG به تفکیک طبقه‌بند برای Arousal و با ۵ برشب

	SVM	MLP	BN
ECG	19.57	<b>29.34</b>	10.39

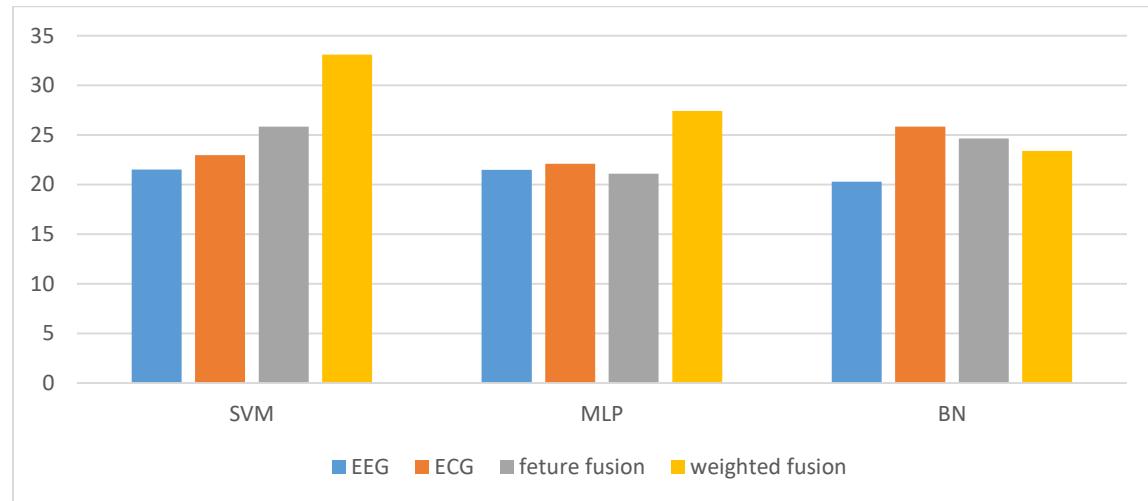
جدول(۱۵-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال ECG به تفکیک طبقه‌بند برای Valence و با ۵ برشب

	SVM	MLP	BN
ECG	22.95	22.11	<b>25.85</b>

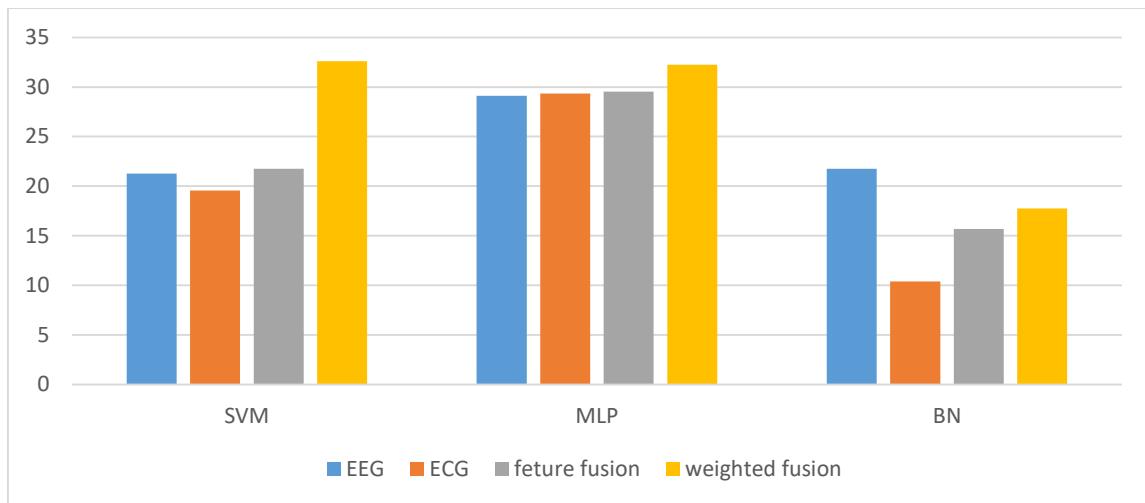
در ادامه به بررسی نتایج حاصل از ادغام سیگنال‌های EEG و ECG به دو روش یعنی ادغام در مرحله‌ی استخراج ویژگی و ادغام در تصمیم‌گیری در جدول (۱۶-۵) می‌پردازیم سپس در شکل (۵-۵) و (۶-۵) نتایج حاصل از پردازش سیگنال‌ها به صورت جداگانه و نیز نتایج حاصل از ادغام همزمان به منظور مقایسه‌ی بهتر گزارش شده است.

جدول(۱۶-۵): نتایج مربوط به دو روش مختلف ادغام دو سیگنال EEG و ECG برای Valence و Arousal و با ۵ برشسب

	Feature fusion	Weighted fusion
Valence	25.85	33.09
Arousal	29.55	32.61



شکل(۵-۵): مقایسه‌ی کل نتایج بدست آمده در پردازش با ۵ برشسب برای Valence



شکل (۶-۵): مقایسه‌ی کل نتایج بدست آمده در پردازش با ۵ برچسب برای Arousal

مانند انتظاری که از پردازش‌های قبلی داشتیم در این حالت نیز ادغام در مرحله‌ی تصمیم‌گیری برای دو طبقه‌بند SVM و MLP نتایج بهتری به همراه داشته است. به طور کلی افت شدید درصد دقت در تشخیص نسبت به حالت قبلی به علت تعدد برچسب‌ها از ۲ به ۵ برای هر بعد می‌باشد اما در کل الگوی رفتاری طبقه‌بند‌ها تقریباً به همان صورت تکرار شده است.

در ارزیابی نحوه چهارم به منظور سنجش میزان درستی پردازش‌ها سعی کردیم تا پردازش را با دو برچسب مشخص و بدون تغییر در برچسب‌های ارائه شده انجام دهیم. به این منظور برای برانگیختگی و خوشایندی هر کدام به صورت جداگانه صرفاً داده‌ها با کمترین و بیشترین درجه در نظر گرفته شد. یعنی در نهایت با دو لیل با اندازه‌های ۱ و ۵ پردازش انجام شد. با توجه به این که برای این کار همه‌ی داده‌ها با برچسب‌های ۲، ۳ و ۴ حذف شدند مشکل این نحوه ارزیابی کم شدن تعداد داده‌ها برای آموزش و تست بود و علت افت درصد تشخیص نیز همین است.

ابتدا نتایج برای این نوع طبقه‌بندی به تفکیک سیگنال‌ها و نیز نوع طبقه‌بندی ارائه می‌شود.

نتایج برای سیگنال EEG به شرح جدول (۱۷-۵) و (۱۸-۵) است و برای ECG نیز در جدول‌های

(۱۹-۵) و (۲۰-۵) به تفکیک طبقه‌بند گزارش شده است.

جدول(۱۷-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال EEG به تفکیک طبقه‌بند برای Arousal و با ۲ برش

	SVM	MLP	BN
EEG	<b>72.86</b>	61.14	41.43

جدول(۱۸-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال EEG به تفکیک طبقه‌بند برای Valence و با ۲ برش

	SVM	MLP	BN
EEG	<b>57.58</b>	56.00	37.12

جدول(۱۹-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال ECG به تفکیک طبقه‌بند برای Arousal و با ۲ برش

	SVM	MLP	BN
ECG	54.29	<b>64.29</b>	41.43

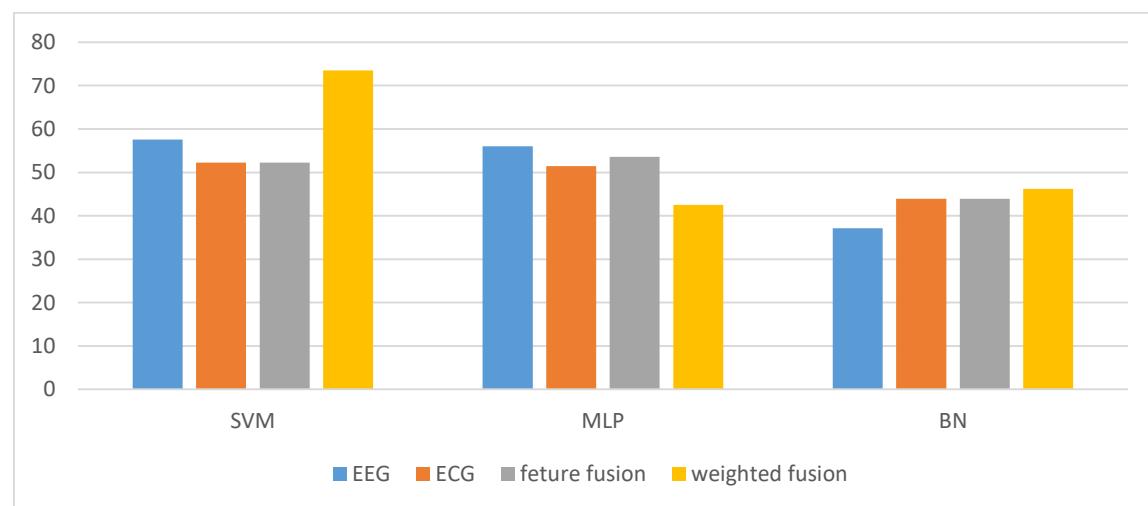
جدول(۲۰-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال ECG به تفکیک طبقه‌بند برای Valence و با ۲ برش

	SVM	MLP	BN
ECG	52.27	<b>51.45</b>	43.94

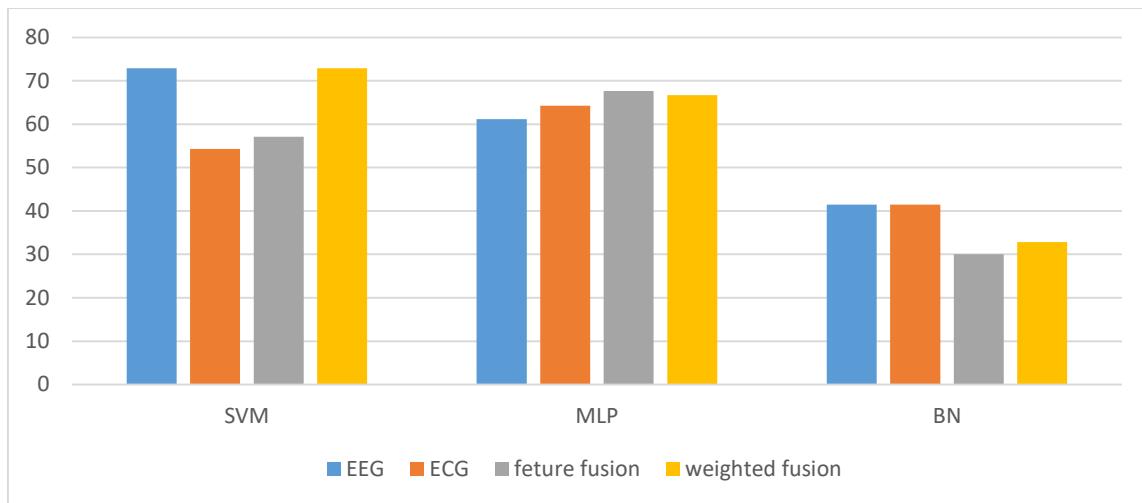
در ادامه به بررسی نتایج حاصل از ادغام سیگنال‌های EEG و ECG به دو روش یعنی ادغام در مرحله‌ی استخراج ویژگی و ادغام در تصمیم‌گیری در جدول (۲۱-۵) می‌پردازیم. سپس در شکل (۷-۵) و (۸-۵) نتایج حاصل از پردازش سیگنال‌ها به صورت جداگانه و نیز نتایج حاصل از ادغام همزمان به منظور مقایسه‌ی بهتر گزارش شده است.

جدول(۲۱-۵): نتایج مربوط به دو روش مختلف ادغام دو سیگنال EEG و ECG برای Valence و Arousal با ۲ برجسب

	Feature fusion	Weighted fusion
Valence	53.55	73.48
Arousal	67.62	72.86



شکل (۷-۵): مقایسه‌ی کل نتایج بدست آمده در پردازش با ۲ برجسب برای Valence



شکل(۸-۵): مقایسه‌ی کل نتایج بدست آمده در پردازش با ۲ برچسب برای Arousal

در این حالت در مورد طبقه‌بند SVM نتایج مطابق با انتظار است یعنی ادغام در مرحله تصمیم‌گیری توانسته است دقت بهتری ارائه دهد. بعد از آن هم سیگنال EEG به تنها‌یی نتایج خوبی دارد. در مورد MLP ادغام در استخراج ویژگی نیز توانسته با دقت خوبی انجام شود به طوریکه در مورد خواشایندی نتایج بهتری از ادغام در مرحله تصمیم‌گیری داشته است. در مورد طبقه‌بند سوم نیز نتایج در کل کمتری از دو طبقه‌بند دیگر بدست آمده که مطابق با نتایج قبلیست.

در نهایت نیز همانطور که در بخش معیارهای ارزیابی گفته شد به منظور بررسی بیشتر و داشتن نتایج بیشتر برای تحلیل، پردازش را یک بار با سه برچسب ۱، ۳ و ۵ نیز برای برانگیختگی و خواشایندی هرکدام به صورت جداگانه انجام دادیم. در این حالت نیز با توجه به از دست رفتن دیتاهایی که در محدوده برچسب‌های خواسته شده نبودند با کاهش تعداد دیتای آموزش و تست مواجه شدیم.

ابتدا نتایج برای این نوع طبقه‌بندی به تفکیک سیگنال‌ها و نیز نوع طبقه‌بندی ارائه می‌شود.

نتایج برای سیگنال EEG به شرح جدول (۲۲-۵) و (۲۳-۵) است و برای ECG نیز در جدول‌های

(۲۴-۵) و (۲۵-۵) به تفکیک طبقه‌بند گزارش شده است.

جدول(۲۲-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال EEG به تفکیک طبقه‌بند برای Arousal و با ۳ برشسب

	SVM	MLP	BN
EEG	56.08	<b>59.68</b>	40.21

جدول(۲۳-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال EEG به تفکیک طبقه‌بند برای Valence و با ۳ برشسب

	SVM	MLP	BN
EEG	39.19	<b>43.25</b>	37.84

جدول(۲۴-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال ECG به تفکیک طبقه‌بند برای Arousal و با ۳ برشسب

	SVM	MLP	BN
ECG	41.27	<b>61.86</b>	12.70

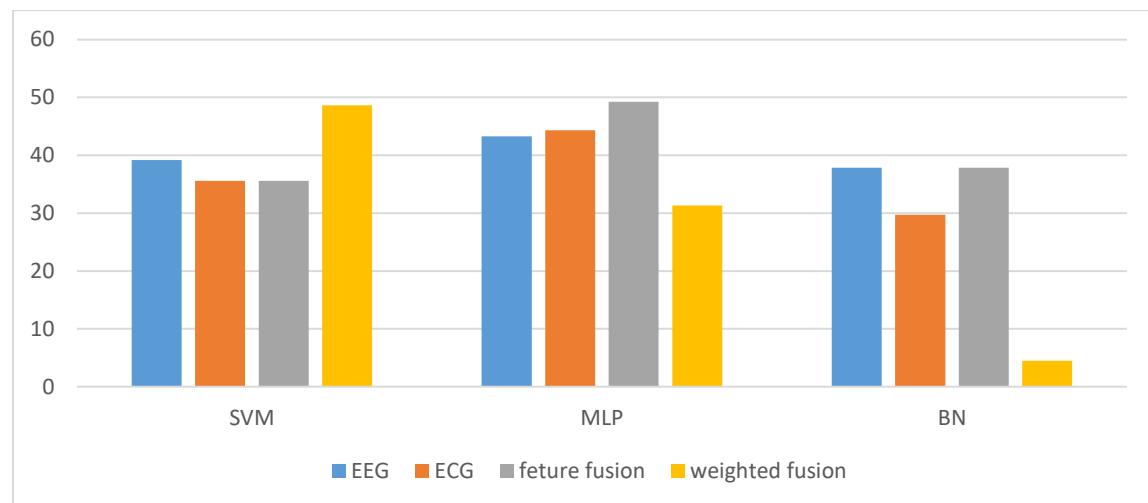
جدول(۲۵-۵): نتایج مربوط به پردازش سیگنال ECG به تفکیک طبقه‌بند برای Valence و با ۳ برشسب

	SVM	MLP	BN
ECG	35.59	<b>44.33</b>	29.73

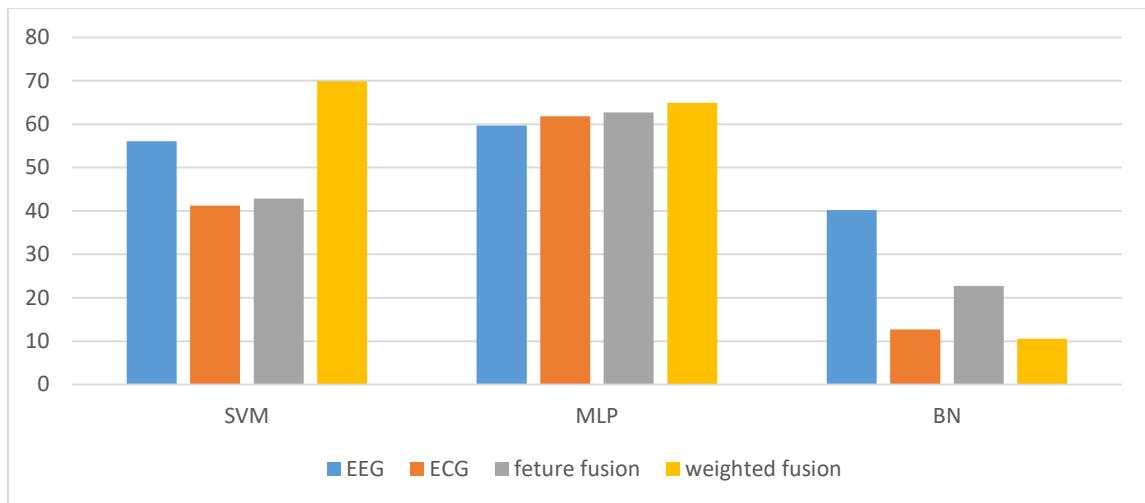
در ادامه به بررسی نتایج حاصل از ادغام سیگنال‌های EEG و ECG به دو روش یعنی ادغام در مرحله‌ی استخراج ویژگی و ادغام در تصمیم‌گیری در جدول (۲۶-۵) می‌پردازیم سپس در شکل (۹-۵) و (۱۰-۵) نتایج حاصل از پردازش سیگنال‌ها به صورت جداگانه و نیز نتایج حاصل از ادغام همزمان به منظور مقایسه‌ی بهتر گزارش شده است.

جدول (۲۶-۵): نتایج مربوط به دو روش مختلف ادغام دو سیگنال EEG و Valence برای ECG و با ۳ برچسب

	Feature fusion	Weighted fusion
Valence	49.22	48.65
Arousal	62.74	69.84



شکل (۹-۵): مقایسه‌ی کل نتایج بدست آمده در پردازش با ۳ برچسب برای Valence



شکل(۱۰-۵): مقایسه‌ی کل نتایج بدست آمده در پردازش با  ${}^3$  برچسب برای Arousal

در این نمودار ها نیز طبق انتظار نتایج برای طبقه‌بند BN بسیار کمتر از سایر طبقه‌بند ها بوده است و همچنین در سه نمودار ادغام در مرحله‌ی تصمیم‌گیری بهتر از روش دیگر ادغام عمل کرده است. در یک نمودار نیز ادغام در مرحله‌ی استخراج ویژگی دقت بالاتری را ارائه داده است. در روش دوم از ادغام در مرحله‌ی تصمیم‌گیری که به روش Ensemble نیز معروف است (همانگونه که در فصل دوم مفصل‌اً توضیح داده شد) چهار نوع برچسب‌گذاری تعریف کردیم، یک نوع بر حسب برانگیختگی و میزان بیشتر یا کمتری بودن آن از درجه‌ی وسط یعنی  ${}^3$ . در دو مین نوع از برچسب خوشایندی دقیقاً به همان ترتیب برچسب برانگیختگی کمک گرفتیم. در نوع سوم از برچسب احساسات ( تقسیم ابعاد به ۴ احساس مطابق با آن چه قبلاً توضیح داده شد) و در نوع آخر نیز براساس هم‌علامت بودن برانگیختگی و خوشایندی یا غیر هم‌علامت بودن آن‌ها (منظور از علامت، بیشتر یا کمتر بودن نسبت به درجه وسط یعنی  ${}^3$  است) برچسب‌گذاری انجام شد. در نهایت برای داده‌های تست ۴ نوع برچسب‌گذاری روی ۴ ناحیه‌ی مختصات داشتیم که برچسب نهایی آن ناحیه از مختصات انتخاب می‌شد که بیشترین رای در این ۴ برچسب را دارد.

برای طبقه‌بندی و رای‌گیری نهایی از دو طبقه‌بند که در داده‌های قبلی نیز بهتر عمل کرد

بودند استفاده کردیم.

نتایج این روش به کمک دو طبقه‌بند SVM و MLP در جدول (۲۷-۵) مشاهده می‌شود.

جدول (۲۷-۵): نتایج مربوط روش Ensemble

	SVM	MLP
EEG	35.71	32.86
ECG	27.14	30

## ۶-۵: جمع‌بندی

آنچه از بررسی نتایج بر می‌آید میتوان با تغییر برچسب‌گذاری داده‌ها به شکل‌های متفاوتی داده‌ها را

بررسی و ارزیابی کرد که طبیعتاً هرچه تعدد برچسب‌ها بیشتر باشد درصد دقت پایین می‌آید، در ادامه تاثیر

انواع ادغام بر نتایج مورد بررسی قرار گرفت و در نهایت می‌توان نتیجه گرفت که ادغام در مرحله‌ی تصمیم

گیری نتایج بهتری میتواند داشته باشد. همچنین میزان دقت سه نوع طبقه‌بند که اعمال شدند نیز مورد بررسی

قرار گرفت و در کل می‌توان گفت که دو طبقه‌بند MLP و SVM نتایج بهتری ارائه کردند.

## فصل ششم: جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادات

### ۶-۱: جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در پروژه ۱ به بررسی موضوعات مختلف در زمینه‌ی ادغام اطلاعات دو سیگنال EEG و

پرداخته شد. همچنین انواع روش‌های طبقه‌بندی و نیز ویژگی‌های متعدد و پرکاربرد سیگنال‌های حیاتی معرفی شده، مورد بررسی قرار گرفتند. در نهایت نیز دو روش ادغام به منظور بهبود نتایج طبقه‌بندی مورد مطالعه و بررسی قرار گرفتند که شامل ادغام در مرحله ساخت ماتریس ویژگی و ادغام در مرحله تصمیم‌گیری بود. در نهایت تصمیم بر آن شد تا پردازش و طبقه‌بندی و نیز ادغام اطلاعات در موضوع اصلی یعنی پردازش عواطف و احساسات مورد بررسی قرار گیرد.

در پروژه ۲ ادبیات موضوع و روش‌های مطالعه شده در مقالات مختلف پیاده سازی شد و با کمک

نرم‌افزار MATLAB مراحل پردازش بر روی داده‌ی آماده DREAMER (با توجه به این که دیتاگیری در موضوعات مورد مطالعه ممکن نمی‌باشد) انجام داده شد. همچنین انواع روش‌های ادغام، انواع طبقه‌بندها و انواع روش‌های برچسب‌گذاری بر روی داده‌ها به منظور دست یافتن به دقت هرچه بالاتر پیاده‌سازی شد. در نهایت بهترین روش ادغام، بهترین طبقه‌بند و بهترین نوع برچسب‌گذاری بر روی داده‌ها انتخاب شد که نتایج به تفصیل در قسمت پنجم فصل پنجم شرح داده شد و همانگونه که واضح است بسته به کاربرد در روش ادغام، طبقه‌بند مورد استفاده و نوع برچسب‌گذاری تفاوت‌هایی را مشاهده خواهیم کرد.

## ۶-۲: پیشنهادات برای کارهای آینده

با توجه به این که روش‌های ادغام اطلاعات سیگنال‌ها به دو روش مذکور در این پژوهه محدود نیستند

یک ایده می‌تواند استفاده از روش‌های دیگری برای ادغام باشد که با توجه به پیچیدگی بیشتر نتایج بهتری را ارائه دهنده.

در روش ادغام در مرحله‌ی تصمیم‌گیری گفته شد که برای سیگنال‌های مختلف می‌توان از طبقه‌بندی‌های گوناگون استفاده کرد یک ایده این است که هر طبقه‌بند که برای هر سیگنال بهتر عمل کرده است در این روش استفاده شود و طبقه‌بند برای سیگنال‌های ادغامی یکسان نباشد.

همچنین در ابتدا ذکر شد که در رابطه با موضوع مطالعه احساسات سیگنال‌های دیگری نیز کاربرد دارد، طبیعتاً استفاده از سیگنال‌های بیشتر مراحل ادغام را پیچیده‌تر خواهد کرد اما این امکان وجود دارد که نتایج با توجه به افزایش داده‌ها و اطلاعات، بهتر شوند. بنابراین یک ایده گسترش تعداد سیگنال‌هاییست که مورد استفاده در بحث ادغام قرار می‌گیرند.

پیشنهاد دیگر در رابطه با گسترش معیارهای ارزیابی می‌تواند باشد به این ترتیب که از ابعاد دیگری در طبقه‌بندی احساسات استفاده کنیم مانند استفاده از بعد dominance به منظور دقیق‌تر کردن معیار ارزیابی و مطالعه احساسات در چند بعد که البته بحث برچسب گذاری را پیچیده خواهد کرد.

دیگر نکته‌ای که برای آینده در جهت بهبود نتایج می‌تواند در نظر گرفته شود استفاده از ویژگی‌های بیشتر برای سیگنال‌های معرفی شده می‌باشد.

همچنین مطالعه مبحث ادغام که در رابطه با موضوعات دیگری به جز ارزیابی احساسات در ابتدای این گزارش مطرح شد، زمینه‌ی فعالیت بسیار دارد به خصوص در رابطه با موضوع پیش‌بینی حملات در بیماران مبتلا به صرع که از موضوع این گزارش خارج است.

## فصل هفتم: مراجع

- [1] I. Mporas, V. Tsirka, E.I. Zacharaki, M. Koutroumanidis, M. Richardson, V. Megalooikonomou, “Seizure detection using EEG and ECG signals for computer-based monitoring, analysis and management of epileptic patients”, Elsevier, 2014.
- [2] B. R. Greene, G. B. Boylan, R. B. Reilly, P. Chazal, S. Connolly, “Combination of EEG and ECG for improved automatic neonatal seizure detection “, Clinical Neurophysiology, 2007.
- [3] S. Nasehi, H. Pourghassem, “Seizure Detection Algorithms Based on Analysis of EEG and ECG Signals: a Survey”, Neurophysiology, Vol. 44, No. 2, June, 2012.
- [4] K. Hoyos-Osorio, J. Castaneda-Gonzalez, G. Daza-Santacoloma, “Automatic epileptic seizure prediction based on scalp EEG and ECG signals”, IEEE Journal, 2016.
- [5] M. Qaraqe, M. Ismail, E. Serpedin, H. Zulfi, “Epileptic seizure onset detection based on EEG and ECG data fusion”, Elsevier, 2016.
- [6] N. Jatupaiboon, S. Pan-Ngum, P. Israsena, “Subject-Dependent and Subject-Independent Emotion Classification Using Unimodal and Multimodal Physiological Signals”, Journal of Medical Imaging and Health Informatics, Vol. 5, 2015.
- [7] A. M.R. AlzeerAlhouseini, I. Fakhri Al-Shaikhli, A. Abdul Rahman, M. Adawiah Dzulkifli, “Emotion Detection Using Physiological Signals EEG & ECG”, International Journal of Advancement in Computing Technology, Vol. 8, No. 3, June, 2016.
- [8] W. Wei, Q. Jia, Y. Feng, G. Chen, “Emotion Recognition Based on Weighted Fusion Strategy of Multichannel Physiological Signals”, Computational Intelligence and Neuroscience, 2018.
- [9] D. Shin, “Development of emotion recognition interface using complex EEG/ECG bio-signal for interactive contents”, Springer Science + Business Media, 2016.

- [10] A. Riera, S. Dunne, I. Cester, G. Ruffini, “STARFAST: a Wireless Wearable EEG/ECG Biometric System based on the ENBIO Sensor”, 2008.
- [11] S. Barra, A. Casanova, M. Fraschini, M. Nappi, “ EEG/ECG signal fusion aimed at biometric recognition “, 2015.
- [12] J. W. Ahn, Y. Ku, H. C. Kim, “ A Novel Wearable EEG and ECG Recording Systems for Stress Assessment “, Sensors, 2019.
- [13] Stamos Katsigiannis, Naeem Ramzan, “ DREAMER: A Database for Emotion Recognition through EEG and ECG Signals from Wireless Low-cost Off-the-Shelf Devices “, IEEE Journal, 2015.
- [14] Kim. J, Lingenfelser. F, “ Ensemble Approaches to Parametric Decision Fusion For Biomedical Emotion Recognition “, Proceedings of the Third International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing, 2010.