

تشخیص احساسات از روی سیگنال‌های مغزی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

عبدالنبی انصاری اصل^۱؛ دکتر ماشالله عباسی دزفولی^۲؛ دکتر محمود جورابیان^۳؛ دکتر کریم انصاری اصل^۴

چکیده

مغز انسان شبکه‌ای پیچیده از سلول‌های عصبی یا نورون‌ها است که در ارتباط با یکدیگر می‌باشند. چون این ارتباط میان نورون‌ها بصورت الکتریکی می‌باشد، بنابراین میدان‌های الکتریکی در اطراف آنها ایجاد می‌شود که با ثبت سیگنال‌های ناشی از این میدان‌های الکتریکی می‌توان تفسیری هر چند پیچیده از فعالیت‌های مغزی داشته باشیم. احساسات رابطه مستقیمی با سطح کیفی زندگی اشخاص دارد. اکثر تحقیقاتی که در زمینه احساسات صورت گرفته از پارامترهای فیزیکی نظیر حالت‌های صورت یا ژست‌ها و حرکات بدن و نیز از سیگنال‌های فیزیولوژیکی مربوط به سیستم جانبی نظیر دما، مقاومت پوستی و سیگنال‌های قلبی بهره جسته‌اند. ولی خیلی کم از داده‌های مغزی (EEG) که نمودی از فعالیت سیستم عصبی مرکزی است استفاده نموده‌اند، هرچند که یکی از مهمترین تئوری احساسات، تئوری شناختی (Cognitive Theory) می‌باشد که در آن مغز اساس فعالیت‌های احساسی است. لذا با توجه به این کمبود در این مقاله ما از تئوری شناختی برای بررسی احساسات استفاده کردیم. در این کار برای استخراج ویژگی از روش‌های مختلف استخراج ویژگی و طبقه بندی کننده‌های مورد استفاده، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) بود که با احتمال ۸۵ درصد به نتیجه رسیدیم.

کلمات کلیدی

سیگنال‌های مغزی، شبکه عصبی مصنوعی، احساسات، تئوری شناختی.

EEG-based Emotion Assessment using Artificial Neural Network

Abdolnabi Ansari-Asl; Mashaalla Abbasi-Dezfuli; Mahmoud Joorabian; Karim Ansari-Asl

ABSTRACT

The brain is a complex network of interconnected neurons. The connection between neurons is done via the exchange of electrical activity. These activities can be used to detect and interpret of individual intention and mental state. This work deals with the emotion assessment, which has a direct relation to life quality. Most of researches in this domain use physical parameters such as facial expression, body gestures, and movements; they also use physiological signals from peripheral system such as temperature, skin galvanic resistance, and cardiac rhythm. But only few works use the electroencephalography (EEG) signal, which is a representative of the central nervous system (CNS). On the other hand, one of the important emotion theories is the cognitive theory in which the brain is the onset and center of emotional activity. Given this lack of consideration, in this research, we investigated different methods of Neural Network classification and feature extraction of brain signals. After applying different classification and feature extraction methods to ۳۰۰ EEG time series, we concluded that MLP classifier with frequency-band energy features reach ۸۵% in the emotion assessment.

KEYWORDS

EEG; Artificial Neural Network; Emotion; Cognitive Theory.

^۱-دانشجوی کارشناسی ارشد کامپیوتر-ترم افزار دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات خوزستان -nabi_ansari@yahoo.com

^۲- استادیار دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات خوزستان-گروه کامپیوتر -abbasi_masha@yahoo.com

^۳-دانشیار دانشگاه شهید چمران اهواز- گروه برق -mjoorabian@yahoo.com

^۴- استادیار دانشگاه شهید چمران اهواز- گروه برق -kar_ansari@yahoo.com

۱. مقدمه

احساسات نقش حیاتی در بقای نسل بشر دارند، مثلاً در مواقع خطرناک با برانگیختن حس ترس شخص را به واکنش و اجتناب از خطر وا می‌دارد. از سوی دیگر احساسات رابطه مستقیمی با سطح کیفی زندگی اشخاص دارد. در رابطه با احساسات سه نظریه وجود دارد (کارنلیوس [۱]): داروینین، شناختی و جیمزین. تئوری داروینین اشاره به این دارد که، احساسات باعث ادامه حیات هستند، بطور مثال ترس وجود دارد برای فرار از خطر. تئوری شناختی اظهار می‌کند که مغز مرکز احساسات است و این مغز است که قضاوت می‌کند یک شرایط یا یک رویداد خوب است یا بد. تئوری جیمزین بیان می‌کند که احساسات فقط از تغییرات بدنی مثل ضربان قلب و واکنش پوستی دریافت می‌شود (من می‌ترسم زیرا من می‌لرزم). این تئوری‌های متفاوت مدل‌های متفاوتی را باعث شده‌اند.

مغز انسان شبکه‌ای است پیچیده از سلولهای عصبی یا نورونها، که در ارتباط با یکدیگر می‌باشند. چون این ارتباط میان نورونها بصورت الکتریکی می‌باشد، بنابراین میدان‌های الکتریکی در اطراف آنها ایجاد می‌شود که با ثبت داده‌های ناشی از این میدان‌های الکتریکی می‌توان تفسیری هر چند پیچیده از فعالیت‌های مغزی داشته باشیم.

از کاربردهای ثبت سیگنال‌های مغزی می‌توان تشخیص بیماری و یا کمک به افراد برای رساندن منظور خود نام برد. یک نمونه‌ی ویژه از بکار بردن سیگنال‌های مغزی در رابط فرد-رایانه دیده می‌شود که در واقع راهی را برای ارتباط مغزی فرد با دنیای خارج ارائه می‌دهد. در اصل در رابط فرد-رایانه با داشتن سیگنال‌های مغزی یک فرد، که می‌تواند بصورت‌های گوناگونی همچون ECoG یا EEG ثبت شده باشد، به تفسیر حالات و یا مقاصد ذهنی فرد مورد نظر پرداخته شود و گاه از روی این تفسیرها، سیستمی مجزا به تشخیص احساسات و انجام کارهایی که مورد نظر است پرداخت. این موضوع خود می‌تواند کاربردهای گوناگونی چون کمک به ناتوانان جسمی-حرکتی برای ابراز خواسته‌ها، احساسات و حتی انجام کارهای خود، ساخت دستگاه‌های دروغ سنجی، ساخت ربات‌های دارای احساسات و کشف و تفسیر برخی حالت‌های مغزی و ... داشته باشد.

۱-۱ بیان احساسات و تجزیه تحلیل

احساسات از طریق چندین کانال و ویژگی‌های متفاوت که در تعیین نوع احساسات نقش دارند، مورد تجزیه و تحلیل قرار خواهند گرفت. اغلب تحقیقات انجام شده در این زمینه روی تجزیه و تحلیل حرکات صورت (Facial Expression) یا صوت متمرکز است. به منظور تعیین دقیق‌تر و مطمئن‌تر احساسات، بهتر است از عکس العمل‌های غیر ارادی (Spontaneous) و غیر قابل کنترل که از سیگنال‌های بیولوژیکی گرفته می‌شوند استفاده کرد. سیگنال‌های بیولوژیکی را می‌توان به دو دسته تقسیم کرد: آنهایی که از سیستم عصبی جانبی سرچشمه می‌گیرند (مثل ضربان قلب، مقاومت پوستی (GSR)) و آنهایی که از سیستم عصبی مرکزی سرچشمه می‌گیرند (مثل الکتروانسفالوگرام (EEG)).

در سال‌های اخیر نتایج جالب توجه از سیگنال‌های دسته اول بدست آمده است [۳]، [۲]. هر چند تئوری شناختی اظهار می‌دارد که مغز در رابطه مستقیم با احساسات است [۴]، اما در تحقیقات خیلی کمی از دسته دوم استفاده شده است [۵]، [۶]. علاوه بر آن از ترکیب سیگنال‌های جانبی و EEG فقط روی کلاس احساسات کلامی در [۷] و برای برانگیختگی در [۸] تحقیق شده است.

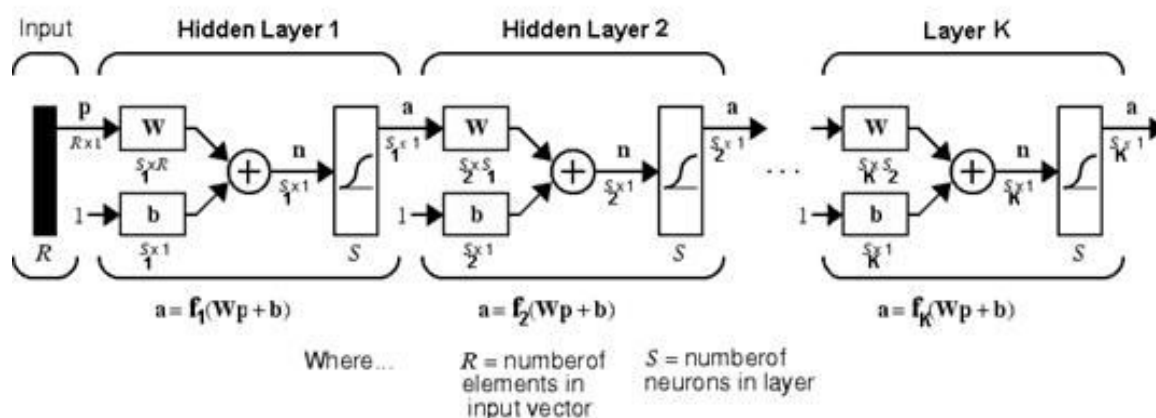
۲. جمع آوری داده

این داده ها توسط دکتر گیوم شنل در دانشگاه ژنو تهیه شده است. داده ها از ۱۱ داوطلب (۷ مرد و ۴ زن) که سن آنها بین ۲۸ تا ۴۰ سال بود، ضبط شده است (یک هفته قبل از ضبط داده های مغزی از آنها خواسته شد که یک حادثه خوشایند و یک حادثه ناراحت کننده را که از قوت احساسی بالاتری برخوردار بود را در یادآوری کنند). در ضبط داده با نشان دادن صورتک های ۳ وضعیت خوشحال، ناراحت و نرمال از آنها خواسته شد که یک وضعیت مناسب با صورتک را در ذهن تصور کنند (جنبه شناختی). این ضبط داده ها به مدت ۸ ثانیه و با نرخ نمونه برداری ۱۰۲۴ هرتز برای هر داوطلب در هر حالت انجام شد. در سیگنال هایی که ما از آنها در این پروژه بهره برده ایم رویهم ۳۰۰ سری داده وجود دارد که هر آزمایش خود در بر گیرنده ی ۸۱۹۲ داده در هر کانال از ۶۴ کانال ثبت می باشد (۸۱۹۲ * ۶۴ * ۳۰۰).

۳. طبقه بندی کننده بر پایه ی شبکه های عصبی

بر پایه ی دیدگاهی که از نحوه ی کارکرد سیستم های عصبی موجودات زنده در یادگیری و تشخیص وجود داشته، شبکه ی عصبی مصنوعی طرح ریزی گشته است. در حالت کلی یک شبکه ی عصبی مصنوعی بصورت ارتباط میان گره ها بکمک وزن ها می باشد و در واقع اندازه ی این وزن ها می باشد که با آموزش سیستم تغییر کرده و خود را برای گرفتن نتیجه ی مطلوب بهینه می کنند. شبکه های عصبی انواع مختلفی دارد، ولی می توان بطور کلی معروف ترین و پر کاربرد ترین شبکه ی عصبی را در نوع پرسپترون ساده و چند لایه خلاصه نمود.

در طبقه بندی پرسپترون ساده در واقع یک ابر صفحه مورد جستجو قرار می گیرد به نحوی که این ابر صفحه بتواند داده های وابسته به کلاس های مختلف را جدا کند. بنابراین واضح است که تعداد لایه های شبکه در اینجا تنها یکی بوده که وزن ها در این لایه در بر گیرنده ی ضرایب مربوط به این ابر صفحه می باشد. چون در بسیاری از موارد پیدا کردن یک ابر صفحه به عنوان مرز جدا کننده با تردید روبرو است، بنابراین با اضافه کردن لایه های دیگر، نخست ورودی ها را به فضایی که امکان جداسازی با ابر صفحه در آن بیشتر است نگاشت داده سپس خروجی این لایه ها را از سیستمی همانند یک پرسپترون ساده عبور می دهیم. به ترکیب کل این مجموعه پرسپترون چند لایه گفته می شود (شکل ۱).



شکل ۱- شبکه ی پرسپترون K لایه [۱۰]

۴. استخراج ویژگی

پس از گزینش طبقه‌بندی‌کننده، آنچه که در کلاسبندی یک سری داده مؤثر می‌باشد ویژگی‌هایی است که از داده‌ها استخراج می‌شوند تا طبقه بندی کننده بر پایه‌ی این ویژگی‌ها دست به کلاسبندی بزند. این که چه نوع ویژگی سودمند است یک بحث مهم و وابسته به ماهیت کار طبقه بندی کردن می باشد. با توجه به باند محدود فرکانسی سیگنال‌های مغزی، می توان آن را به زیر بازه‌های فرکانسی تقسیم نمود که این تقسیم بندی عموماً بر پایه‌ی این دیدگاه که سیگنال مغزی در برخی بازه‌های فرکانسی در شرایط ویژه خود را فعال تر نشان می‌دهد، انجام گرفته است. البته این تقسیم بندی ثابت نمی‌باشد و نوع‌های گوناگونی از آن ارایه شده است، هر چند که میان نوع‌های گوناگون از این تقسیم بندی‌ها همانندی‌های فراوانی می‌باشد. حال با توجه به این تقسیم بندی‌های فرکانسی، می‌توان انرژی سیگنال در این باندهای فرکانسی را به عنوان ویژگی جهت طبقه بندی کردن سیگنال‌های مغزی در نظر گرفت.

تبدیل‌های گوناگونی وجود دارند که گاه دیده می‌شود با انجام این تبدیل‌ها بر روی یک سیگنال بیشتر انرژی و اطلاعات سیگنال در یک تعداد کمی از المان‌ها جمع می‌شوند و بنابراین شاید بتوانند به عنوان ویژگی‌هایی مناسب در طبقه بندی سیگنال بکار بیایند. ما در این کار از تبدیل فوریه که در این تبدیل سیگنال بر پایه‌ی مؤلفه های نمایی مختلط (کسینوسی و سینوسی مختلط) بسط داده می‌شود و عملاً ضرایب این بسط می‌توانند به عنوان ویژگی بکار بیایند، و همچنین از دو روش استخراج ویژگی آماری (با فرض ارگادیک بودن سیگنال) استفاده کردیم.

۱- ویژگی های آماری:

- میانگین آماری برای داده های هر کانال بطور جداگانه (mean).
- واریانس آماری برای داده های هر کانال بطور جداگانه (var).

۲- ویژگی های وابسته به انرژی سیگنال در باندهای ویژه‌ی فرکانسی

- انرژی سیگنال در چهار باند فرکانسی زیر (Energy_۴):

$$(\delta(1-3\text{Hz}), \theta(4-7\text{Hz}), \alpha(8-13\text{Hz}), \beta(14-20\text{Hz}))$$

- انرژی سیگنال در پنج باند فرکانسی زیر (Energy_۵):

$$(\delta(1-4\text{Hz}), \theta(5-8\text{Hz}), \alpha(9-12\text{Hz}), \beta(13-24\text{Hz}), \gamma(25-40\text{Hz}))$$

۵. پردازش

برنامه های بکار گرفته در این پروژه در محیط MATLAB ۷.۶.۰.۳۲۴(R۲۰۰۸a) نوشته شده است .

۵-۱-پیش پردازش

با توجه به باند فرکانسی محدود سیگنال‌های مغزی که عملاً از فرکانس ۴۰ هرتز رو به کاهش است، به منظور حذف نویزهای احتمالی (مانند برق شهر و آفست) از یک فیلتر میانگذر با باند فرکانسی ۴۵Hz-۴Hz استفاده شده است.

۵-۲-استخراج ویژگی

در استخراج ویژگی‌های وابسته به انرژی سیگنال در باندهای ویژه‌ی فرکانسی ما از یک پنجره ۱۰۲۴ استفاده کردیم که با پنجره قبل ۲۵۶ داده همپوشانی دارد، بعد از نمونه برداری به منظور تعیین دقیق مقدار فرکانس هر باند این مقادیر در یک پنجره ۱۰۲۴ هنینگ ضرب شد و سپس از داده‌های انتخاب شده تبدیل فوریه سریع (FFT) گرفته شد و با توجه به باندهای مشخص شده در هر یک از باند بندی بالا داده‌های هر باند استخراج شد.

پس از استخراج همه‌ی ویژگی‌ها، چون بازه‌ی تغییرات ویژگی‌های مختلف با یکدیگر تفاوت داشت و ممکن بود طبقه بندی کردن بر پایه‌ی این ویژگی‌ها را با مشکل روبرو کند، با کاهش هر ویژگی از میانگینش و نیز تقسیم بر واریانس آن، ویژگی‌ها نرمال شدند.

بعد از استخراج ویژگی‌ها موضوعی که در زمینه‌ی بردار ویژگی مطرح می شود بُعد بردار ویژگی است. ممکن است ویژگی زیادی بشناسیم که احتمال مؤثر بودن آنها در طبقه‌بندی بالا باشد در نتیجه بُعد این بردار ویژگی بالا می‌رود و در نهایت مراحل استخراج ویژگی‌ها و پردازش بر روی آنها برای یافتن کلاس‌های وابسته دشوارتر و کندتر خواهد شد. همچنین این امکان وجود دارد که برخی از این ویژگی‌های مورد کاربرد، تأثیر زیادی روی بهبود کار طبقه‌بندی کننده نداشته باشند و یا حتی بعلت تخمین‌های زده شده در پیاده سازی برخی طبقه‌بندی کننده‌ها وجود آنها به عنوان اطلاعات نادرست می‌تواند اثر بد و منفی در طبقه‌بندی کردن داشته باشد. با توجه به آنچه گفته شد گاهی برای بهبود کارکرد و سرعت در استخراج، پردازش و طبقه‌بندی ویژگی‌ها نیاز به کاهش بعد ویژگی‌ها داریم. ما در این پژوهش از روش تحلیل اجزاء اصلی (PCA) برای کاهش بعد ویژگی استفاده کردیم.

۵-۳-طبقه بندی کننده

در این آزمایش ها طبقه بندی کننده های بکار رفته از قرار زیر بودند:

۱- طبقه بندی کننده شبکه عصبی پرسپترون دو لایه با تابع تانژانت سیگموئید (MLP۲TG)

۲-طبقه بندی کننده شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با تابع تانژانت سیگموئید (MLP۳TG)

شبکه عصبی MLP۲TG مورد استفاده دارای ۲ لایه مخفی می باشد در لایه اول ۲۰نرون وجود دارد و تابع انتقال $tansig$ و لایه دوم یک نرون دارد و تابع انتقال $purelin$ است (تعداد نرون ها با سعی و خطا بدست آمده) و تابع یادگیری $trainlm$ با نرخ یادگیری ۰.۱ انتخاب شده است. شبکه عصبی MLP۳TG مورد استفاده دارای ۳ لایه مخفی می باشد در لایه اول ۲۰نرون وجود دارد و تابع انتقال $tansig$ و لایه دوم ۵ نرون و تابع انتقال

tansig بود و لایه سوم یک نرون دارد و تابع انتقال purelin است (تعداد نرون ها با سعی و خطا بدست آمده) و تابع یادگیری trainlm با نرخ یادگیری ۰.۱ انتخاب شده است.

۵-۴- مقایسه عملکرد طبقه بندی کننده ها

در این کار ما در طبقه بندی کننده ها بعد از استخراج ویژگی ۸۰ درصد از سری داده ها یعنی ۲۴۰ سری را به عنوان داده آموزش و ۲۰ درصد باقیمانده (۶۰ سری) را به عنوان داده تست استفاده کردیم. که نتایج عملکرد طبقه بندی کننده ها در جدول ۱ آمده است.

جدول ۱-مقایسه عملکرد طبقه بندی کننده ها در تفکیک حالات (اعداد به درصد)

Feature/ classifier	Energy δ	Energy ϵ	Mean	Var
MLP۲TG	۷۸.۳	۶۱.۷	۶۰	۵۸.۳
MLP۲TG	۸۵	۸۰	۶۰	۶۰

۶. نتیجه گیری

با پردازش بر روی داده ها به میزان مؤثر بودن ویژگی های مختلف در طبقه بندی کننده های گوناگون و نیز چگونگی عملکرد طبقه بندی کننده های گوناگون نسبت به یکدیگر رسیدیم که در زیر نتیجه ی مقایسه ی درصد درستی تشخیص طبقه بندی کننده ها با هم بر پایه ی ویژگی های بکار رفته در آنها بطور خلاصه آمده است:

- در میان دسته ویژگی های بکار رفته، ویژگی های مبتنی بر انرژی باند فرکانسی بهترین نتیجه را در طبقه بندی کننده ها داشتند.
- ویژگی های آماری در طبقه بندی کننده های استفاده شده تقریباً بطور یکسانی تاثیر داشتند.

در مقایسه با کارهای گذشته طبقه بندی کننده شبکه عصبی ۳ لایه (MLP۲TG) ما با احتمال بالاتر از طبقه بندی کننده های RVM و LDA از آقای دکتر شمل و بدتر از طبقه بندی کننده SVM وی احساسات را تشخیص داد، که نتایج مقایسه طبقه بندی کننده ها در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۲- مقایسه نتایج بدست آمده با کارهای گذشته

Person\classifier	SVM	RVM	LDA	MLP۲TG	MLP۲TG
Chanel[۱۱]	%۸۸	%۸۰	---	----	----
Our Work	---	---	%۷۸	%۷۸	%۸۵

طبقه بندی کننده ها و روش های استخراج ویژگی بسیاری وجود دارند که در این پژوهش به آنها اشاره نشد. بنابراین برای داشتن اطلاعات جامع تر از طبقه بندی کننده ها و ویژگی های مؤثر، جهت سریعتر و بهینه نمودن تعیین احساسات از داده های مغزی پیشنهاد می شود که طبقه بندی کننده های دیگر و نیز ویژگی های دیگری که در این پژوهش مورد بررسی قرار نگرفته اند نیز ارزیابی شده و همچنین به جزییات بیشتری در این وابستگی ها پرداخته شود تا اشتراک ها و اختلاف های موجود در چنین مقایسه هایی کشف شده و به یک سری اصل نسبتا پایدار جهت سازماندهی طبقه بندی سیگنال های مغزی رسید.

۷. سپاسگزاری

بدین وسیله بر خود لازم می داریم که از آقای دکتر گیوم شنل و همکارانش در دانشگاه ژنو که داده های این پژوهش را در اختیار ما قرار دادند کمال تشکر و قدردانی را داشته باشیم.

۸. مراجع

- [۱] Cornelius, R. R., *Theoretical approaches to emotion*, in ISCA Workshop on Speech and Emotion, Belfast, ۲۰۰۰.
- [۲] Cowie, R., et al., *Emotion recognition in human computer interaction*, IEEE Signal Processing Magazine, pp. ۳۲-۸۰, ۲۰۰۱.
- [۳] Devillers, L., Vidrascu, L., Lamel, L., *Challenges in real-life emotion annotation and machine learning based detection*, Neural Networks, Elsevier, pp. ۴۰۷-۴۲۲, ۲۰۰۵.
- [۴] Lisetti, C. L., Nasoz, F., *Using Noninvasive Wearable Computers to Recognize Human Emotions from Physiological Signals*, Journal on applied Signal Processing, Hindawi Publishing Corporation, pp. ۱۶۷۲-۱۶۸۷, ۲۰۰۴.
- [۵] Herbelin, B., Benzaki, P., Riquier, F., Renault, O., and Thalmann, D., *Using physiological measures for emotional assessment: a computer-aided tool for cognitive and behavioural therapy*, in ۵th Int. Conf on Disability, Oxford, ۲۰۰۴.
- [۶] Sander, D., Grandjean, D., Scherer, K. R., *A systems approach to appraisal mechanisms in emotion*, Neural Networks, Elsevier, pp. ۳۱۷-۳۵۲, ۲۰۰۵.
- [۷] Chanel, G., J. Kronegg, D. Grandjean, T. Pun, *Emotion assessment: Arousal evaluation using EEG's and peripheral physiological signals*, Computer Vision Group, Computing Science Center, University of Geneva, Tech. Rep., ۲۰۰۵.
- [۸] Takahashi, K., *Remarks on Emotion Recognition from Bio-Potential Signals*, in ۲nd Int. Conf. on Autonomous Robots and Agents, Palmerston North, New Zealand, ۲۰۰۵.
- [۹] Chanel, G., Kronegg, J., Pun, T., *Emotion assessment using physiological signals*, in SIMILAR EU Network of Excellence Workshop, Barcelona, Spain, ۲۰۰۵.
- [۱۰] MATLAB Help, MATLAB Version ۷.۰.۶.۲۳۴ (R۲۰۰۸a), the MathWorks, Inc.
- [۱۱] G. Chanel, *Emotion assessment for affective computing based on brain and peripheral signals*, PhD Thesis, ۲۰۰۶.