

تأثیر علاقه به موسیقی بر EEG بر اساس تشخیص احساسات

در مطالعات مربوط به احساسات ، از موسیقی معمولاً برای القای احساساتی استفاده می شود که در مقیاس غلبه بر انگیزش-ظرفیت-تحریک-ارزشیابی اندازه گیری می شوند. با این حال ، تأثیر علاقه به موسیقی (که به ترجیح و ارزیابی فردی بستگی دارد) بر احساسات ناشی از آن اغلب نادیده گرفته می شود. این کار با استفاده از یک چارچوب پردازش سیگنال و شناسایی الگو ، مطالعه جدیدی را در مورد تأثیر علاقه به تحریک ، اشتیاق و تسلط ارائه می دهد.

تشخیص احساس با استفاده از تلفیق سه ویژگی ، روش انتخاب ویژگی و طبقه بندی صورت پذیرفت. این ویژگی ها که از تجزیه موجک EEG ، اتصال عملکردی دو به دو و اندازه گیری گراف نظری مشتق می شوند ، مشخصات یک الکترود منفرد ، جفت الکترود و خصوصیات توپولوژیکی شبکه های مغزی را منعکس می کنند ، بدست می آورند. در اینجا ، طبقه بندی بین مقوله های بالا / پایین هر یک از مقیاس های برانگیختگی ، ظرفیت و تسلط در سه مورد مختلف مورد پسند موسیقی انجام می شود. این مطالعه نشان می دهد که عملکرد طبقه بندی برانگیختگی ، ظرفیت و تسلط به ترتیب 22.50٪ ، 14.87٪ و 19.44٪ بالاتر از سطح شانس تجربی بود.

چارچوب ادغام نسبت به ویژگی های فردی 5٪ بهبود نسبی داشت. این مطالعه نشان می دهد که تأثیر علاقه موسیقی بر راندمان طبقه بندی بر عملکرد طبقه بندی و همچنین بر پویایی زمانی تجربه عاطفی در این مقیاس ها تأثیر می گذارد. ما یک رابطه U وارونه بین سطح دوست داشتن و عملکرد طبقه بندی تحریک و تسلط مشاهده می کنیم. ما همچنین ویژگی و استفاده از الکترود و جنبه های خاص فعالیت مغز را در سطوح مختلف مورد علاقه آنالیز نمودیم. این اهمیت باند های با فرکانس بالا و ویژگی های نیم کره را در تشخیص احساس نشان می دهد.

درک و شناخت احساسات فرد دارای کاربردهای متنوعی در تعامل انسان و ماشین و رابط های مغز و رایانه است (BCI). در مطالعات موجود در زمینه شناخت احساسات از سیگنال های بیولوژیکی ، معمولاً از موسیقی برای القای احساسات استفاده می شود.

سپس ، ارزیابی موضوعی برای سنجش احساسات انجام می شود در حالی که سیگنال های بیولوژیکی ثبت شده متعاقباً برای طبقه بندی احساسات به دسته های مختلف استفاده می شود. سیگنال های بیولوژیکی در تشخیص احساسات مورد استفاده قرار می گیرند. مطالعات می توانند به طور کلی سه روش را بر اساس حالات صورت ، گفتار و سیگنال های فیزیولوژیکی مورد توجه قرار بدهند.

انتخاب علائم بیولوژیکی به کاربرد آن بستگی دارد. محققان یک پلت فرم اینترنت اشیا برای شناسایی احساسات ، مانند ناراحتی ، از گریه نوزادان ارائه داده اند. در این میان ، سیگنال های فیزیولوژیکی تحت کنترل آگاهانه نیستند و اطلاعات پنهان از وضعیت عاطفی فعلی فرد را ارائه می دهند. سیگنال های فیزیولوژیکی شامل سیگنال های سیستم عصبی خودمختار (نوار قلب ، پاسخ پوست ، میزان تنفس و غیره) و سیستم عصبی مرکزی (EEG ، MEG ، fMRI) و غیره است.

احساسات در طول مدت کوتاهی طول می کشند و گذرا هستند. با این وجود ، پاسخ عاطفی به نوعی بر روی مغز انسان منعکس می شود. بنابراین ، از EEG که دارای دقت زمانی میلی ثانیه است ، به طور کلی در علوم اعصاب شناختی برای بررسی تنظیم و پردازش احساسات استفاده شده است. احساسات ناشی از آن معمولاً با استفاده از یک مدل طبقه ای یا مدل بعدی مدلسازی می شوند. مدل طبقه بندی شده نشان دهنده احساسات با برچسب های گسسته مانند شاد ، غمگین ، عصبانی ، انزجار ، ترس و تعجب است.

محققان یک پلت فرم اینترنت اشیا برای شناسایی احساسات ، مانند ناراحتی ، از گریه نوزادان ارائه داده اند. در این میان ، سیگنال های فیزیولوژیکی تحت کنترل آگاهانه نیستند و اطلاعات پنهان از وضعیت عاطفی فعلی فرد را ارائه می دهند. سیگنال های فیزیولوژیکی شامل سیگنال های سیستم عصبی خودمختار (نوار قلب ، پاسخ پوست ، میزان تنفس و غیره) است.

در حالی که ، در مدل بعدی ، احساسات در مقیاس چند بعدی مانند انگیزش-ظرفیت (مقیاس دو بعدی) نشان داده می شوند. با این حال ، انواع مختلفی از این مدل 2D وجود دارد ، مانند برانگیختگی-ظرفیت-تحریک یا تحریک-انرژی-برانگیختگی-ظرفیت. مقیاس تحریک ، میزان هیجان را بیان می کند ، از منفعل یا آرام گرفته تا فعال یا پرنرژی ، مقیاس ظرفیت ، نشان دهنده روشی است که فرد می

تواند یک موقعیت را تجربه کند ، از خوب یا مثبت به ناخوشایند یا منفی. مقیاس تسلط، نشان دهنده توانایی تأثیرگذاری و کنترل (تسلط) یا تحت تأثیر قرار گرفتن و کنترل شدن (تسلیم پذیری) ، از خشم یا جسارت گرفته تا اضطراب یا تنهایی است. در این مطالعه ، ما از مدل برانگیختگی - تمایل - تحریک استفاده کردیم.

صفحه 2

تشخیص احساس از سیگنال های مغزی کاملاً چالش برانگیز است. احساسات به دلیل یک فرایند پیچیده رخ می دهد. مطالعات مختلف از ویژگی های مختلفی مانند ویژگی های طیفی قدرت استفاده کرده اند مانند ویژگی های فرکانس زمان، ویژگی های اتصال موجک ، و ویژگی های مبتنی بر تئوری نمودار. این ویژگی ها جنبه های مختلف سیگنال های مغزی را ضبط می کنند. به عنوان مثال ، احساسات گذرا هستند و غالباً با گذشت زمان نوسان می کنند ، در حالی که تماشای فیلم های موسیقی اطلاعات حسی (صوتی و تصویری) به صورت جداگانه پردازش می شوند و ارزیابی عاطفی مداوم ، اطلاعات پردازش شده را از مناطق پردازش شناختی و حسی ادغام می کند. علاوه بر این ، روند شناختی می تواند در فعالیت های مناطق مختلف مغز و همچنین در تعاملات و اشتراک اطلاعات بین مناطق مختلف عملکردی مغز منعکس شود. چنین نوع اطلاعاتی را می توان توسط موجک ، اتصال عملکردی و ویژگی های مبتنی بر تئوری نمودار گرفت.

ویژگی های موجک ، ماهیت متغیر پاسخ مغز به محرک های موسیقی را به تصویر می کشد. تجزیه و تحلیل موجک به طور موثری بینش در مورد فرکانس و مهمتر از همه ، تکامل زمانی ویژگیهای مرتبط با انرژی EEG را فراهم می کند که می تواند با فرایندهای فعال سازی مغز ، مانند از بین بردن همزمان / همگام سازی عصبی همراه باشد.

ویژگی های اتصال عملکردی تعاملات بین مناطق مختلف مغز را ضبط می کند ، در حالی که ویژگی های مبتنی بر تئوری نمودار رفتار شبکه مغز را به تصویر می کشد. برخی از مطالعات در زمینه شناخت احساسات چنین ویژگی هایی را با هم تلفیق کرده اند.

به عنوان مثال ، در اطلاعات متقابل که اتصال عملکردی بین یک جفت الکتروده را تخمین می زند ، با توان نسبی و توان طیفی ترکیب شده است. ویژگی های اتصال عملکردی اغام شده با استفاده از مقدار قفل فاز (PLV) و توان طیفی برآورد می شود.

در مطالعه دیگر ، از معیارهای نظری نمودار به عنوان ویژگی های همراه با ویژگی های قدرت طیفی استفاده می شود. بنابراین در این مطالعه ، ما پیشنهاد می کنیم هر سه ویژگی PSD / موجک ، اتصال عملکردی و مبتنی بر نمودار را فیوز کنیم زیرا این ویژگی ها به ترتیب مشخصات یک الکتروده منفرد ، یک جفت الکتروده و خصوصیات ساختاری شبکه های مغز را منعکس می کنند.

حساسات ناشی از موسیقی تحت تأثیر علاقه موسیقی است ، که بستگی به ترجیح موسیقی و ارزیابی موسیقی دارد که از فردی به فرد دیگر متفاوت است. به عنوان مثال ، هر لیست پخش موسیقی ترجیح و حال عمومی موسیقی فرد را نشان می دهد. انتخاب موسیقی در لیست پخش شامل قضاوت های ارزیابی کننده ای است که می تواند ماهیتی مثبت یا منفی داشته باشد. این قضاوت ها ممکن است نتیجه تجربه لذت ، آشنایی و زیبایی باشد. با این حال ، قضاوت های ارزشیابی موسیقی مربوط به اولویت موسیقی فردی است که به نوبه خود ، تحت تأثیر عوامل مختلفی قرار می گیرد که می توانند داخلی موسیقی باشند (به عنوان مثال ، سرعت ، حالت ، پیچیدگی) یا خارج از موسیقی (سن ، شخصیت ، جنس ، تحصیلات) ، آشنایی با موسیقی). هنگام گوش دادن به موسیقی ، واکنش احساسی آهسته تری از لذت موسیقی رخ می دهد ، که به احساس زیبایی شناختی ناشی از ارزیابی موسیقی اشاره دارد. احساس زیبایی شناختی لذت ، به قضاوت آگاهانه دوست داشتن منجر می شود ، به عنوان مثال ، قضاوت مثبت یا منفی یک قطعه موسیقی و درجه لذت را می توان با رتبه بندی پسندیدن اندازه گیری کرد. شبیه به قضاوت های ارزیابی ، به نظر می رسد علاقه ذهنی موسیقی تحت تأثیر تجربه گوش دادن گذشته باشد ، به عنوان مثال ، این رابطه معکوس U شکل را با تعداد تکرار محرک را دنبال می کند. در نظریه دیگری ، تمایل ذهنی از رابطه U شکل وارونه با پیچیدگی ذهنی پیروی می کند ، که عملکرد ویژگی های عینی موسیقی و همچنین تجربه موسیقی و پیچیدگی شونده است. با این حال ، میزان قرار گرفتن در معرض موسیقی با عوامل مختلفی از جمله دوست داشتن اولیه ، زمینه گوش دادن و شخصیت ارتباط دارد.

مطالعات روانشناختی ارزیابی موسیقی را از نظر تجارب احساسی، مانند طنین احساسی، هیبت زیبایی شناختی و هیجان تفسیر می کنند. پاسخ مغز به موسیقی مورد پسند و دوست نداشتن در مورد و در طول زمان آن بررسی شد.

آنها پاسخ های EEG را از ویدیوهای موسیقی دوست داشتنی و ناپسند طبقه بندی کرده اند، در حالی که، در آن تأثیر آشنایی در ارزیابی موسیقی (به عنوان مثال دوست داشتن یا دوست نداشتن) بررسی شده است. مشخص شد که برای موسیقی آشنا، بهترین وجه تمایز زودتر از زمان موسیقی نسبت به موسیقی ناآشنا حاصل شد. در مطالعه دیگری، تأثیر ترجیح شرکت کنندگان در موسیقی مورد پسند و متنفر در احساسات درک شده و القا شده بررسی شد. آنها دریافتند که احساسات درک شده در مقیاس برانگیختگی و ظرفیت با احساسات ناشی از آهنگ های دوست داشتنی مطابقت دارد در حالی که تحریک درک شده با تحریک ناشی از آهنگ های دوست داشتنی مطابقت دارد. با این حال، اطلاعات کمی در مورد تأثیرات احتمالی موسیقی پسند روی احساسات ناشی از آن شناخته شده است. Aljanaki و همکاران متوجه شد که مهمترین عاملی که هنگام پیش بینی احساسات ناشی از آن باید مورد توجه قرار گیرد، دوست داشتن یا عدم پذیرش موسیقی است. جوسلین و لاوکا [48] پاسخ شنوندگان را به س الthe "چرا موسیقی گوش می دهید؟" و دریافت که رایج ترین پاسخی که 47٪ را تشکیل می دهد "برای بیان، آزاد کردن، و تحت تأثیر قرار دادن احساسات"، و باقی مانده 53٪ شامل احساسات دیگر و دلایل مربوط به علاقه است.

با این حال، یک رابطه معنی دار ($p\text{-value} < 0.05$) بین رتبه بندی ذهنی پسندیدن و برانگیختگی (29/0)، ظرفیت (62/0) و تسلط (31/0) مجموعه داده های DEAP وجود دارد. ما هیستوگرام مشترک این رتبه بندی پایگاه داده DEAP را در شکل 1 رسم کرده ایم تا این روابط را بررسی کنیم. به عنوان مثال، موزیک ویدیوهای برانگیختگی بسیار کم و زیاد منجر به کم لایک شدن می شود در حالی که موزیک ویدیوهای برانگیختگی متوسط به طور برجسته مورد پسند قرار می گیرند. این با رابطه U شکل معکوس فوق مطابقت دارد.

اکثر مطالعات موجود در زمینه شناخت احساسات بر شناخت در مقیاس های بعدی، روش های استخراج ویژگی و تکنیک های طبقه بندی متمرکز است. با این حال، اطلاعات کمی در مورد تأثیر موسیقی مورد علاقه در تشخیص احساسات بر ابعاد مختلف احساس، تکامل زمانی آن و مکانیسم های اساسی عصبی شناخته شده است. علاوه بر این، از مطالعات موجود مشهود است که ویژگی های مختلف متفاوت است. جنبه های پردازش مغز، و هیچ ویژگی واحدی نمی تواند از همه ویژگی های دیگر بهتر باشد. به منظور بررسی این نکات، ما یک مطالعه جدید ارائه می دهیم که فعالیت عصبی احساسات مختلف را در مقیاس غلبه برانگیختگی تحریک برای سه مورد پسند بررسی می کند. علاوه بر این، ما همجوشی (سطح ویژگی) طیفی، اتصال و ویژگی های توپولوژیکی شبکه را برای طبقه بندی پیشنهاد می دهیم. ما از مجموعه داده های DEAP استفاده کردیم، جایی که فعالیت عصبی حالت های مختلف احساسی با استفاده از سی و دو کانال EEG از سی و دو بزرگسال انسان سالم ثبت شد.

برای طبقه بندی، ما از یک چارچوب یادگیری ماشین استفاده کردیم که شامل انتخاب ویژگی (حداقل ارتباط، حداکثر افزودنی (mRMR)) و به دنبال آن طبقه بندی (ماشین بردار پشتیبانی (SVM)) بود. رویکرد ما امکان بررسی تأثیر دوست داشتن در مقیاس بعدی مختلف برای دسترسی به احساسات را فراهم می کند. این رابطه از نظر عملکرد تشخیص احساس، ویژگی و استفاده از الکترو، تکامل زمانی عملکرد تشخیص احساس و تفاوت آماری بین فعالیت مغز کم پسند و دوست داشتنی مورد ارزیابی قرار گرفت. کار ما جهت رمزگشایی و درک رابطه موسیقی مورد پسند با حالات مختلف احساسی را نشان می دهد، و می تواند در انتخاب محرک ها برای القای احساسات کمک کند.

2. روش ها

2.1 مجموعه داده DEAP

مجموعه داده DEAP شامل 32 کانال EEG و چند سیگنال فیزیولوژیکی محیطی ضبط شده از 32 موضوع هنگام مشاهده 40 تا 1 دقیقه ای از ویدیوهای موسیقی منتخب است. برای انتخاب این فیلم ها با مدت زمان 60 ثانیه، از روش انتخاب محرک دقیق

استفاده شده است. هر ویدئو در یک آزمایش ، شامل 2 ثانیه نمایش پیشرفت ، 5 ثانیه ضبط پایه ، که پس از آن 60 ثانیه فیلم و ارزیابی خود ارائه شده است ، ارائه شد.

صفحه 3

احساسات احساس شده شرکت کنندگان، احساسات احساسی هر ویدئو را در مقیاس های برانگیختگی (آرام تا هیجان زده) ، ظرفیت (ناخوشایند تا دلپذیر) ، تسلط (تسلیم تا غالب) ، پسندیدن (دوست نداشتن) و آشنایی (ناآشنا برای آشنا) گزارش کرده بودند. رتبه بندی ذهنی مداوم است و از 1 (پایین) تا 9 (بالا) متغیر است. داده های EEG با استفاده از یک فیلتر گذرگاه با فرکانس قطع 4 و 45 هرتز پیش پردازش شدند.

مصنوعات حرکتی چشم با استفاده از تکنیک جداسازی برداشته شد و در نهایت از فرکانس نمونه برداری 128 هرتز نمونه برداری شد. در این مطالعه ، ما در حال بررسی تأثیر موسیقی مورد علاقه در تشخیص احساس هستیم. در میان آزمودنی ها ، آزمایشاتی که با امتیازات بالا (نمره > 4.5) رتبه بندی شده اند از آنهایی که با علاقه کم (امتیاز ≥ 4.5) رتبه بندی شده اند ، در برخی موارد دارای انحراف زیاد است. برای جلوگیری از تعصب ناشی از چنین افرادی ، ما داده های افراد را که نسبت پسندیدن بالا / پایین گزارش شده کمتر از 0.30 بود ، کنار گذاشتیم. در نتیجه ، داده های شش نفر زیر حذف شد: 1 ، 3 ، 7 ، 8 ، 9 و 27.

2.2. استخراج ویژگی

2.2.1 ویژگی های طیفی

روش Welch [121] به طور گسترده ای برای تخمین چگالی طیفی قدرت (PSD) سیگنال های EEG استفاده می شود. به طور کلی ، برآورد PSD از یک سری زمانی به صورت زیر بیان می شود.

فرمول 1

که در آن $X_n(k)$ تبدیل فوریه سری زمانی x مربوط به بخش n پس از پنجره و در k th bin فرکانس است. ما ویژگی های مبتنی بر چگالی طیفی قدرت را در باندهای θ (4-8 هرتز) ، آلفا آهسته (8-10 هرتز) ، آلفا (8-12 هرتز) ، بتا (12-30 هرتز) و گاما (30-45 هرتز) محاسبه کردیم.

2.2.2 ویژگی های مبتنی بر تبدیل بسته موجک پیچیده دو درخت (DT-CWPT)

سیگنال EEG را می توان در مقیاس های زمانی و فرکانسی مختلف با استفاده از تجزیه فرکانس زمان بررسی کرد. تبدیل موجک پیوسته و گسسته به طور گسترده ای برای تجزیه و تحلیل سیگنال از طریق تجزیه فرکانس زمان استفاده می شود. بصورت بصری ، تبدیل موجک همبستگی (محصول داخلی) بین امواج کوتاه (موجک) و سیگنال را انجام می دهد ، در هر نمونه از زمان که شباهت بیشتر منجر به مقدار بیشتری از ضرایب موجک حاصل می شود. به عنوان مثال ، در تبدیل موجک پیوسته با موجک مورلت ، همبستگی با یک سینوسی پیچیده انجام می شود. در این مطالعه ، سیگنال EEG با استفاده از تبدیل بسته موجک پیچیده درخت دوتایی (DT-CWPT) به اجزای کم و فرکانس بالا تجزیه شد [9] ، که بطور تکراری برای تولید چندین باند فرعی اعمال شد.

DT-CWPT از چندین فیلتر بازسازی کامل (PR) و بانک فیلترها FBS استفاده می کند و می توان با انتخاب مناسب تعداد سطوح تجزیه ، تفکیک فرکانس خوبی را در کل دامنه فرکانس بدست آورد. همانطور که از نامش پیداست ، DT-CWPT در هر زیر گروه ، که در آن قسمتهای واقعی و خیالی ضرایب ، جفتهای تبدیل هیلبرت هستند ، سریهای زمانی با ارزش پیچیده را برمی گردانند (اصطلاحاً ضرایب DT-CWPT). از این رو ، ضرایب DT-CWPT ماهیتی تحلیلی دارند و اطلاعات اندازه و فاز را هم فراهم می کنند. در مقایسه با تبدیل موجک پیوسته ، تبدیل موجک گسسته نمایش کم و فشرده تری از سیگنال را ارائه می دهد. بین تبدیل موجک پیچیده دو درخت (DT-CWT) و DT-CWPT ، DT-CWPT یک مزیت عمده را ارائه می دهد. در حالی که DT-CWT رزولوشن فرکانس بالا را فقط در باند

های فرعی پایین ارائه می دهد ، DT-CWPT چنین وضوح را در کل دامنه فرکانس حفظ می کند ، زیرا سیگنال در هر باند فرعی پایین و بالا در هر سطح تجزیه می شود. اگر پاسخ FB های PR هر شاخه از بسته موجک دوم (خیالی) FB ، تبدیل هیلبرت گسسته شاخه متناظر با بسته موجک اول (واقعی) FB باشد ، هر زیربند DT-CWPT تحلیلی خواهد بود.

$$f_0(n), f_1(n), h_0(n), h_1(n) \text{ بخشی از PR FB}$$

$$f'_0(n), f'_1(n), h'_0(n), h'_1(n) \text{ بسته موجک دوم FB از DTCWPT.}$$

فرمول دو:

در این کار ، سیگنال EEG از هر الکتروود با استفاده از DT-CWPT به سطح 4 تجزیه شد. در این سطح ، ما 16 زیر باند داشتیم که تعداد N_s های باند فرعی در محدوده فرکانس 4-45 هرتز از هر درخت انتخاب شده است. باندهای فرعی درخت خیالی ، تبدیل های هیلبرت از زیر گروههای درخت واقعی است ، به عنوان مثال ، $\{(Real - treesub - band) - j \times (Imaginary - treesubband)\}$ تقریباً تحلیلی است.

فرمول 3 و 4:

که در آن $R_i k$ ، $I_i k$ ضرایب واقعی و خیالی درخت هستند و $H_i k$ نشان دهنده ضریب موجک پیچیده ای از باند فرعی در لحظه k است و N تعداد ضرایب موجک هر زیر گروه است. ما انرژی را به عنوان یک ویژگی در باندهای فرکانسی مختلف محاسبه می کنیم.

2.2.3. اتصال عملکردی

اتصال عملکردی به عنوان "همبستگی زمانی بین رویداد نوروفیزیولوژیکی فضایی از راه دور" تعریف شده است. یعنی برآورد اتصال عملکردی وابستگی متقابل بین سری های زمانی ضبط شده در سنسورهای مختلف را کمی می کند. در این کار ، ما از همبستگی متقابل Spearman برای تخمین رابطه بین جفت الکتروود استفاده کردیم و می تواند به عنوان ویژگی استفاده شود.

ضریب همبستگی

به طور گسترده ای به عنوان اندازه گیری اتصال عملکردی استفاده می شود ، به عنوان مثال ، حالت شناختی استراحت احساسات تشخیص بیماری. همبستگی اسپرمن. همبستگی یک روش آماری است که ارتباط خطی بین دو سری زمانی را فراهم می کند. به عبارت دیگر ، این نشان می دهد که بین دو سری زمانی از 1 - (همبستگی منفی کامل) تا 0 (بدون همبستگی) تا 1+ (همبستگی مثبت کامل) با هم تفاوت دارند. این معیار می تواند پارامتری (همبستگی پیرسون) یا غیرپارامتری (همبستگی رتبه اسپرمن) باشد. همبستگی Spearman بین سری های زمانی X و Y به صورت زیر ارائه شده است.

فرمول 5:

صفحه 4

که در آن اختلاف در صفات X و Y و n تعداد نمونه ها در سری زمانی است.

ضریب همبستگی اسپرمن نشان دهنده روابط یکنواخت است ، در حالی که ضرایب همبستگی پیرسون رابطه خطی دارد. علاوه بر این ، همبستگی اسپرمن در مقایسه با همبستگی پیرسون نسبت به پرتگاه ها قوی تر است.

ضرایب همبستگی بین جفت الکترودهای EEG در باند تتا (4-8 هرتز) ، آلفا (8-12 هرتز) ، بتا (12-30 هرتز) و گاما (30-45 هرتز) باند محاسبه شد.

2.2.4. الگوهای اتصال عملکردی

ضریب همبستگی برآورد شده را می توان به عنوان نمودار نشان داد که در آن هر گره نشان دهنده یک الکتروود EEG و لبه های اتصال هر دو گره توسط ضرایب همبستگی بین آنها است. این نمودارها می توانند به عنوان نمودارهای وزنی رفتار شوند که با آستانه قرار دادن آنها به نمودارهای باینری تبدیل می شوند. در نمودار باینری ، "1" نشان دهنده ارتباط بین گره ها است ، در حالی که "0" نشان دهنده عدم اتصال است. معیارهای مختلفی را می توان از این نمودارهای باینری محاسبه کرد تا الگوهای اتصال ، یعنی خصوصیات ساختاری شبکه را مشخص کند. در زیر ، اقدامات مختلف شبکه را شرح می دهیم.

N مجموعه ای از همه گره های یک شبکه باشد ، E مجموعه ای از تمام پیوندها (لبه ها) در شبکه باشد ، تعداد پیوندها باشد و i ، j پیوند بین گره های i و j باشد ، $i, j \in N$. وضعیت اتصال بین i و j باشد: $a_{ij} = 1$ در صورت وجود پیوند (i, j) (زمانی که من و j همسایه هستند) ؛ در غیر این صورت $a_{ij} = 0$ (برای همه i).

درجه گره مجموع اتصالات آن گره است ، به عنوان مثال ، اصلی بودن همسایگان آن. مقدار درجه گره ها اهمیت آن را در شبکه نشان می دهد. توزیع درجه یک شبکه نشانگر مهمی در توسعه و انعطاف پذیری شبکه است. درجه گره i ،

فرمول 6

طول مشخصه شبکه اندازه گیری یکپارچه سازی است. این اندازه گیری شبکه ، توانایی ترکیب سریع اطلاعات عملکردی از مناطق تفکیک شده مغز را نشان می دهد. یعنی سرعت جریان اطلاعات جهانی در شبکه را نشان می دهد. این محاسبه با تخمین سهولت تعامل مناطق مغزی محاسبه می شود و براساس مفهوم مسیرها انجام می شود. مسیرها مجموعه ای از گره ها و پیوندها هستند که مسیرهای ممکن جریان اطلاعات بین مناطق مغز را به تصویر می کشند. کوتاه تر مسیر ادغام قوی تر است.

این به عنوان میانگین تعداد مراحل در کوتاهترین مسیرها برای همه جفت های ممکن گره های شبکه تعریف شده است.

فرمول 7

جایی که L_i میانگین فاصله بین گره i و سایر گره ها است و d_{ij} مسیر بین گره های i و j با حداقل تعداد پیوندها ، یعنی کوتاهترین مسیر است. فرض بر این است که اگر گره i با گره j متصل نیست ، $d_{ij} = 0$ است. ضریب خوشه بندی شبکه اندازه گیری تفکیک است ، به عنوان مثال ، اندازه ای از درجه گرایش گره های نمودار به هم خوشه شدن. در شبکه های مغزی ، تفکیک عملکردی توانایی پردازش عملکردی در مناطق مترکم متصل به مغز است. به عبارت دیگر ، این نشان دهنده تحمل خطا در شبکه یا کارایی جریان اطلاعات بین همسایگان نزدیک گره مورد بررسی است. این را می توان با کمی سازی وجود چنین خوشه ها یا ماژول هایی در شبکه اندازه گیری کرد.

فرمول 8

جایی که C_i ضریب خوشه بندی گره i است ($C_i = 0$ برای $k_i < 2$) و t_i تعداد مثلث اطراف گره i است. در این کار ، ما از $4/3$ چهارم مقادیر ضریب همبستگی مطلق یک آزمایش به عنوان آستانه استفاده کردیم. به این ترتیب ، تراکم درجه در تمام آزمایشات با پیکربندی اتصال متفاوت یکسان خواهد بود.

2.2.5. شاخص جانبی بودن

مطالعات قبلی گزارش کرده اند که عدم تقارن نیمکره طیفی ، اطلاعات معنی داری را درباره حالات احساسی ارائه می دهد. همچنین ، این ویژگی ها برای تبعیض در حالات روانی مفید واقع شدند. ویژگی نامتقارن مورد استفاده تفاوت بین جفت الکترودهای نیمکره چپ

منهای راست و نیمکره راست بود. این ویژگی ها نشان نمی دهد تفاوت بین جفت الکترودها چقدر حساس است ، یعنی تفاوت (0.4 - 0.3) حساس تر یا اختلاف (3.4 - 3.3) است زیرا این دو تفاوت یکسان هستند. بنابراین ، شاخص جانبی برای آشکار شدن غلبه نیمکره فرموله شد. شاخص جانبی (LI) بین جفت های الکترود نیمکره ای به صورت زیر بیان می شود.

فرمول 9

جایی که LH و RH جفت الکترود نیمکره چپ و نیمکره راست هستند. ما LI را برای ویژگی های موجک ، ویژگی های اتصال عملکردی و ویژگی های درجه مبتنی بر تئوری نمودار محاسبه کرده ایم.

2.3 انتخاب ویژگی

مقدار اطلاعات موجود در تمام ویژگیهای محاسبه شده یکسان نخواهد بود. برخی از آنها می توانند زائد باشند یا حتی ممکن است برای تبعیض بین طبقات در یک چارچوب طبقه بندی مهم نباشند. از این رو ، زیر مجموعه ای از ویژگی های مربوطه قبل از طبقه بندی انتخاب می شود. در اینجا ، ما از روش انتخاب ویژگی مبتنی بر تئوری اطلاعات استفاده کردیم.

2.3.1. حداقل حداکثر مربوط به افزونگی حداقل ارتباط حداکثر افزونگی (mRMR) بر اساس روش انتخاب ویژگی متقابل اطلاعات (MIFS) که ارتباط ویژگی و افزونگی ویژگی را در نظر می گیرد. MIFS به صورت زیر تنظیم شده است:

فرمول 10

جایی که $z(0)$ نمره انتخاب ویژگی است. هرچه مقدار X_k بیشتر باشد ، از اهمیت X_k بیشتر برخوردار است. I اطلاعات متقابل بین ویژگی X_k و کلاس برجسب Y (ترم اول) یا بین ویژگی ها (ترم دوم) است. اصطلاح اول ارتباط ویژگی ها را نشان می دهد در حالی که اصطلاح دوم افزونگی ویژگی را نشان می دهد. پارامتر β غیر منفی است که بین صفر و یک است. مقدار آن میزان مجازات شدن ویژگی های را که اطلاعات متقابل بالایی دارند تعیین می کند.

مجموعه S شامل ویژگی های فعلی انتخاب شده است که در ابتدا خالی است. پنگ و همکاران پیشنهاد کرده است که β به صورت معکوس تعداد ویژگی های انتخاب شده باشد. با استفاده از ویژگی های بیشتر ، به تدریج از نفوذ افزونگی ویژگی کاسته می شود. به عبارت دیگر ، استقلال زوجی بین ویژگی ها با بیشتر شدن ویژگی ها ، قویتر می شود. به S اضافه می شود. عبارت mRMR به صورت زیر ارائه می شود:

فرمول 11

صفحه 5

2.4 طبقه بندی

2.4.1. تشکیل کلاس

چارچوب یادگیری ماشین مورد استفاده در این مطالعه شامل استخراج ویژگی ، انتخاب و طبقه بندی ویژگی با استفاده از اعتبار سنجی برابر k . برای تجزیه و تحلیل خود ، ما آزمایشات را بر اساس رتبه بندی پسندیده شده به سه گروه تقسیم می کنیم دو گروه کم لایک (LLK) و زیاد لایک (HLK) با استفاده از آستانه 4.5 بدست می آیند [29108]. همچنین ، ما همه آزمایشات را با هم در گروه سوم در نظر می گیریم که بدون در نظر گرفتن عنوان می شود.

مچنین ، ما تمام آزمایشات را در دسته سوم در نظر می گیریم که بدون توجه به علاقه (RDLK) نامیده می شود. علاوه بر این ، آزمایشات در هر گروه به دو گروه برای تحریک (تحریک زیاد / کم ، به عنوان مثال ، فعال / غیرفعال) ، ظرفیت (ظرفیت بالا / پایین ،

به عنوان مثال ، اجاره ای / ناخوشایند) و تسلط (تسلط بالا / پایین) به زیر گروه تقسیم شدند. یعنی تسلط / تسلیم). گروه های فرعی با استفاده از همان آستانه ایجاد شده اند ، به عنوان مثال ، هنگامی که رتبه تحریک گزارش شده آن بیشتر از آستانه باشد ، یک محاکمه (که می تواند از LLK یا HLK یا RDLK باشد) در کلاس تحریک فعال (بالا) قرار گرفت.

ر غیر این صورت ، در کلاس تحریک غیرفعال در نظر گرفته می شود (کم). کل فرآیند در کد شبه نشان داده شده در الگوریتم 1 نشان داده شده است. الگوریتم 1. تشکیل کلاس برای بررسی تأثیر موسیقی مورد علاقه در تشخیص احساس.

2.4.2. آموزش و آزمایش

در این مطالعه ، ما طبقه بندی مستقل موضوعی را انجام می دهیم. در این ، برای طبقه بندی ، از مجموعه داده های کاملی از همه افراد در نظر گرفته شده استفاده می شود که مشابه رویکرد مورد استفاده در [39،40] است. کلاسها از آنجا که بر اساس رتبه بندی ذهنی که از نظر موضوعی متفاوت است تشکیل می شوند ، عدم تعادل خواهند داشت (جدول 1 را ببینید).

برای رفع عدم تعادل کلاس ، ما از کاهش آمپلینگ تصادفی استفاده کردیم که تعداد آزمایشات برابر با کلاس اقلیت ، به طور تصادفی از کلاس اکثریت انتخاب شد.

شکل 2 نمودار بلوکی چارچوب یادگیری ماشین مورد استفاده را نشان می دهد. برای هر آزمایش از هر یک از طبقه بندی های بالا / پایین ، ابتدا ویژگی هایی را استخراج می کنیم. دوم ، داده ها با استفاده از تابع Matlab cvpartition () به طور تصادفی از پایین نمونه برداری شده و به k برابر می شوند. در مرحله بعدی ، انجام انتخاب ویژگی و مدل سازی طبقه بندی بر روی داده های آموزش k -fold cross-alidation انجام می شود (در زیر توضیح داده شده است). این فرایند (مرحله دوم و سوم) 30 بار تکرار شد و میانگین عملکرد طبقه بندی محاسبه شد.

برای اعتبارسنجی از طرح اعتبارسنجی k برابر استفاده می شود

توانایی تعمیم مدل. جایی که k تعداد اجرای اعتبارسنجی متقابل است. در هر مرحله اعتبارسنجی متقاطع ($k - 1$) برای انتخاب ویژگی ها و ساخت مدل طبقه بندی ، از اجرا (به عنوان مثال ، داده های آموزش) استفاده شد ، و یک بار باقیمانده برای آزمایش استفاده شد. در هر مرحله اعتبارسنجی متقابل ، مدل طبقه بندی کننده به روش زیر ساخته شده است:

1. ویژگی ها از داده های ($k - 1$) اجرا رتبه بندی شدند.

2. اعتبارسنجی متقابل داخلی ($k - 1$) را روی مجموعه ویژگی ها اعمال کنید و میانگین طبقه بندی متوسط برآورد شد. جستجو در ویژگی های رتبه بندی شده mRMR برای 40٪ ویژگی برتر با اندازه گام 2٪ انجام شد.

3. مجموعه ویژگی هایی که حداکثر عملکرد ($k - 1$) اعتبار متقاطع را ارائه می دهند ، به عنوان مدلی برای آزمایش باقی ماندن در یک اجرا انتخاب شدند.

ما از اعتبار متقاطع تو در تو با $k = 10$ و $k = 9$ به ترتیب برای اعتبارسنجی بیرونی و داخلی استفاده کردیم. با استفاده از این ، 80٪ داده ها برای آموزش ، 10٪ داده ها برای اعتبارسنجی و 10٪ داده ها برای آزمایش استفاده می شود.

صفحه 6

طبقه بندی ، طبقه بندی (libSVM1) SVM با عملکرد هسته شعاعی (rbf) استفاده می شود. هسته rbf دارای دو پارامتر تنظیم کننده گاما γ (متناسب با واریانس عملکرد گاوسی است) و پارامتر هزینه C (ضریب مجازات برای حاشیه بین ابر هواپیماها).

مقدار ۷ به صورت پیش فرض تنظیم شده است ، یعنی 1 / (تعداد - ویژگی ها) و مقدار C برابر 10 با مجموعه داده کوچکتر از پنج داده موضوعی تصادفی انتخاب شده و با استفاده از اعتبار سنجی 5 برابر است .

2.4.3. سنجش عملکرد

عملکرد سیستم شناسایی احساسات از نظر دقت ، حساسیت ، ویژگی ، نمره F1 [24] و میزان خطای متعادل (BER) ارزیابی می شود [23]. ما همچنین عملکرد طبقه بندی را با سطح شانس تجربی مقایسه کردیم. برای یک طبقه بندی دو طبقه ، سطح شانس نظری 50٪ است. این فقط برای یک نمونه بزرگ صادق است.

بنابراین ، آستانه قابل توجه آماری برای هر طبقه بندی با استفاده از روش شرح داده شده در [26] بدست آمد ، که فرض می کند خطاهای طبقه بندی از توزیع دوجمله ای تجمیعی پیروی می کنند.

3. نتایج

3.1 تأثیر پسندیدن در برانگیختگی ، ظرفیت و تسلط

هدف اصلی ما بررسی تأثیر علاقه موسیقی به طبقه بندی تحریک ، اشتیاق و تسلط با استفاده از یک ترکیب جدید سطح ویژگی های موجک ، ویژگی های اتصال عملکردی و ویژگی های مبتنی بر نمودار بود. بنابراین ، همانطور که در بخش 2.4 توضیح داده شده است ، آزمایشات را به سه گروه جدا از سطح موسیقی علاقه مند می کنیم. تعداد آزمایشات در هر کلاس در جدول 1 ذکر شده است و

سطح شانس تجربی هر طبقه بندی در جدول 2 ارائه شده است. در کل ، ما نه طبقه بندی دو کلاسه انجام می دهیم (3- بعد احساس (تحریک ، ارزش و تسلط) \times 3- مورد مورد پسند موسیقی (HLK ، LLK و RDLK)) ، برای بررسی تأثیر دوست داشتن در تشخیص احساسات.

صفحه 7

برای هر طبقه بندی ، انرژی موجک را استخراج می کنیم. اتصال و ویژگی های مبتنی بر نمودار همراه با ویژگی های LI هر نوع (بخش 2.2 را ببینید). تعداد کل ویژگی های موجک برابر با 506 (11 باند فرعی \times (32 الکتروود + 14 جفت الکتروود نیم کره برای LI)) ، ویژگی های اتصال عملکردی 2348 (4 باند \times (496 جفت الکتروود + 91 جفت الکتروود نیمکره برای LI)) ، و مبتنی بر تئوری نمودار ویژگی های 192 (4 باند \times (32 گره درجه + 14 درجه LI + ضریب خوشه بندی + طول مشخصه مسیر)).

ما همچنین ویژگیهای مبتنی بر تراکم طیفی قدرت را در باندهای دلتا ، تتا ، آلفا ، آلفا ، بتا و گاما محاسبه کردیم [53]. تعداد کل ویژگیهای PSD برابر با 230 است (5 باند \times (32 الکتروود + 14 جفت الکتروود عدم تقارن نیمکره)). ما دو همجوشی در سطح ویژگی ها (پیشنهادی I و پیشنهادی II) را انجام دادیم ، یکی با PSD ، قابلیت اتصال عملکردی و ویژگی های مبتنی بر تئوری نمودار و دیگری با ویژگی های مبتنی بر موجک ، اتصال عملکردی و تئوری نمودار. پس از آن ، داده ها به طور تصادفی از پایین نمونه برداری شده و به 10 برابر تقسیم می شوند و به دنبال آن انتخاب ویژگی و اعتبار سنجی 10 برابری انجام می شود.

این فرآیند 30 بار تکرار شد و میانگین عملکرد طبقه بندی محاسبه شد. تأثیر از علاقه موسیقی به عملکرد طبقه بندی احساسات در مقیاس های مختلف در جدول 3 ذکر شده است ، و نتایج مربوط به سطح شانس تجربی در شکل 3 نشان داده شده است.

مشاهده شده است که ویژگی های موجک و مبتنی بر نمودار ، به طور کلی ، عملکرد بهتری از ویژگی های طیفی و اتصال دارند. ادغام پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به همه ویژگیهای فردی در همه کلاسها دارد. بعلاوه ، همجوشی پیشنهادی با ویژگی موجک عملکرد بهتری نسبت به ویژگیهای PSD دارد. بهترین نتایج با استفاده از نماهنگ های LLK برای مقیاس های برانگیختگی و تسلط به دست آمده است.

در حالی که ، برای طبقه بندی ظرفیت ، داده های HLK بهترین نتایج را ارائه می دهند. برای تجزیه و تحلیل بیشتر ، ما از همجوشی سطح ویژگی-II استفاده کردیم زیرا عملکرد بهتری نسبت به همجوشی پیشنهادی-I داشت.

3.2 تأثیر پسندیدن در تکامل زمانی احساسات

موسیقی یک هنر زمانی است که شامل تنظیم پیچیده و نمایش اجزای ذاتی مانند صدا ، صدای بلند ، بلندی ، حالت ، ریتم و غیره است. یک درک مشترک وجود دارد که پاسخهای احساسی به موسیقی به ساختارهای عصبی روانشناختی و فیزیولوژیکی پیچیده ای در پردازش موسیقی متکی هستند. در ، چهار موضوع مربوط به رویکرد روانشناختی پردازش احساسات گزارش شد ، و یکی از آنها برجسته گذاری موقتی پاسخهای احساسی به موسیقی بود زیرا احساسات بویا هستند و در طول موسیقی متحول می شوند.

چنین تجزیه و تحلیل درک بیشتری از روند حاکم بر احساسات فراهم می کند. در [79] ، مشخص شد که موسیقی شاد و غمگین را می توان با 250 میلی ثانیه موسیقی تشخیص داد ، این نشان می دهد که برای برخی احساسات اساسی ، پردازش قشر مغز لازم نیست. علاوه بر این ، در [36] ، گزارش شد که شرکت کنندگان قادر به شناسایی ژانر موسیقی در تقریباً 250 ثانیه نشان داده شد که یک متخصص موسیقی 1 ثانیه ای برای شناسایی محتوای احساسی آن مشابه متخصصان مدت زمان طولانی تر است. بعلاوه ، در مشاهده شد که اثر فیزیولوژیکی ناشی از موسیقی در طول زمان موسیقی قویتر می شود.

در آزمایش ارزیابی عاطفی مداوم [98] ، مشخص شد که بین تغییر در محتوای موسیقی و تجربه پاسخ عاطفی 0-3 ثانیه تأخیر وجود دارد. در مطالعه دیگری [6] ، اشاره شد که به طور متوسط 8.31 ثانیه گوش دادن به موسیقی برای شروع یک قضاوت احساسی مورد نیاز است ، و این قضاوت ها به سرعت ، آشنایی و اولویت موسیقی بستگی دارد.

صفحه 8

بعلاوه ، چنین قضاوتی به طور متوسط 6 ثانیه برای موسیقی آشنا و 9.5 ثانیه برای موسیقی ناآشنا بود. علاوه بر این ، در یک مطالعه تشخیص اولویت موسیقی مبتنی بر EEG (بین مطالعه مورد پسند / ناپسند) [40] ، مشخص شد که برای موسیقی آشنا ، بهترین تبعیض در 7.5-10.5 ثانیه در حالی که برای 10-15 ثانیه ناآشنا حاصل شده است. در مجموع ، پاسخهای عاطفی هنگامی شکل می گیرند که موسیقی توسط فرایندهای روانشناختی و نوروفیزیولوژیک و همچنین پارامترهای داخلی و خارجی موسیقی ایجاد می شود.

جالب است که با توجه به علاقه به موسیقی ، تفاوت در حالت عاطفی با گذشت زمان هنگام گوش دادن به موسیقی ، تکامل می یابد.

بنابراین ، ما با ارزیابی عملکرد تشخیص احساسات در مقیاس برانگیختگی ، ظرفیت و غلبه در سه مورد پسندیدن ، تکامل زمانی احساسات را بررسی کردیم. برای این منظور ، طول پنجره متحرک 8 ثانیه با همپوشانی 50٪ را در نظر گرفته بودیم. عملکرد همانطور که در بخش 2.4 شرح داده شده ارزیابی شد. شکل 4 طبقه بندی را نشان می دهد. دقت بالای سطح شانس با استفاده از روش همجوشی سطح پیشنهاد شده-II محاسبه شده است.

علاوه بر این ، برای تحلیل رابطه تکامل زمانی عملکرد طبقه بندی با زمان ، از رگرسیون خطی استفاده کردیم. ما مشاهده کردیم که برای عملکرد برانگیختگی و طبقه بندی غلبه HLK با زمان افزایش خطی می یابد و این افزایش از نظر آماری به ترتیب با $p = 0.0273$ ، $R^2 = 0.2899$ و $(R^2 = 0.0293, p = 0.2825)$ معنی دار بود. این نیز برای انگیزتگی و ظرفیت برای مورد RDLK به ترتیب با $(R^2 = 0.4198, p = 0.0073)$ و $(R^2 = 0.3715, p = 0.0122)$ به ترتیب مشاهده شد.

3.3 استفاده از ویژگی و الکترو

در اینجا ، ما استفاده از یک ویژگی فیوز یا ادغام شده در طبقه بندی احساسات را بررسی کردیم. تجزیه و تحلیل بر روی مجموعه ای از ویژگی ها ، که با روش انتخاب ویژگی در هر مرحله اعتبار سنجی متقابل انتخاب شده است ، انجام شد.

برای همه موارد مختلف به غیر از برانگیختگی کم / زیاد برای کم پسندی ، از اعتبار سنجی 10 از 10 مجموعه ویژگی دریافت می کنیم و این روند برای 30 بار تکرار می شود همانطور که در بخش بالا شرح داده شده است بنابراین ، ما 300 مجموعه ویژگی از ویژگی های انتخاب شده داریم. ابتدا یک هیستوگرام از ویژگی ها با رتبه بندی ویژگی ها با توجه به وقوع آنها از مجموعه ویژگی های انتخاب شده ایجاد شد. بارهای هیستوگرام یک ویژگی را نشان می دهد که با تقسیم بر حداکثر وقوع یک ویژگی ، یعنی 300 ، نرمال می شود. بعد ، ویژگی ای که بیش از یا برابر با 70٪ از حداکثر سطح وقوع بدست آمده باشد ، بیشتر بسته شد مطابق با باند و الکترودی که متعلق به هم هستند.

آنها با نمودار میله ای و از نظر توپوگرافی در شکل 5 نشان داده شده اند. محور y و bin نمودار میله ای شکل 5 نشان دهنده باندهای فرکانسی و تعداد وقوع یک ویژگی در آن باند بیشتر یا مساوی 70٪ از حداکثر سطح در ویژگی های انتخاب شده ، درصد ویژگی های اتصال عملکردی بیشتر بود و به دنبال آن ویژگی های مبتنی بر نمودار و ویژگی های موجک وجود دارد. سهم این ویژگی ها در باند های فرکانس بالا و باند های فرکانس پایین نیز بیشتر بود. ویژگی های انتخاب شده برای رمزگشایی احساسات بیشتر از باند گاما بود ، عمدتاً از مناطق مغزی پیشانی و جداری.

3.4 تجزیه و تحلیل آماری سطح الکترو منفرد

سرانجام ، برای بررسی تأثیر احتمالی بر روی ویژگی های موجک از گروه های فرعی مختلف به دلیل علاقه کم و زیاد به موزیک ویدیوها و فردیت ذهنی ، تجزیه و تحلیل واریانس دو طرفه (ANOVA) با تکرار انجام شد. برای هر یک از الکترودهای باند فرعی و EEG ، ویژگی های موجک از همه افراد به دو گروه تقسیم شدند: کم پسند / زیاد.

صفحه 10

داده های DEAP از طریق یک روش دقیق برای تشکیل شده است

انتخاب موزیک ویدیوها به عنوان محرک. در نتیجه ، در موسیقی فیلم ها تنوع وجود دارد و این در رتبه بندی ذهنی این ویدیوها در مقیاس پسند نیز منعکس می شود. بنابراین ، در تعداد فیلم های هر موضوع در گروه مورد علاقه کم و زیاد تفاوت وجود داشت.

از این رو ، برای یکسان سازی تکرار ، یعنی مشاهدات (در اینجا ، فیلم ها) در مورد افراد ، تعداد تکرار را به عنوان حداقل تعداد مشاهده در بین افراد و میزان پسندیدن انتخاب کردیم. ما با انتخاب مشاهدات برابر با تعداد تکرار ، داده ها را از هر موضوع جمع کردیم.

ANOVA دو طرفه با استفاده از تابع MATLAB anova2 () به منظور آزمون این فرضیه که ارزیابی و ذهنی بودن ویدیو موسیقی معنی دار است ، انجام شد. مقایسه های پس از استفاده با استفاده از معیار توکی-کرامر انجام شد.

نتایج نشان داد که تأثیر اصلی تنوع بین موضوعی در تغییرات مقادیر انرژی موجک است. با این حال ، ما همچنین دریافتیم که این علاقه از نظر آماری تأثیر مهمی بر روی مقادیر انرژی موجک ، به ویژه در باندهای فرکانسی بدست آمده توسط برخی از الکترودها دارد ، همانطور که در جدول 4 نشان داده شده است و همچنین در شکل 6 نشان داده شده است. تغییرات انرژی موجک به دلیل علاقه در باندهای فرکانس بالاتر بتا و گاما برجسته بود. ما همچنین تنوع در ویژگی های بین نیمکره ای را در باندهای فرکانس بالاتر پیدا کردیم.

3.5 تجزیه و تحلیل آماری چند الکترو

بر خلاف تجزیه و تحلیل سطح تک الکترو که در آن داده های متعدد (ویژگی های موجک هر الکترو EEG) از هر شرکت کننده برای تجزیه و تحلیل آماری استفاده شد ، در تجزیه و تحلیل چند الکترو ، یک ویژگی واحد نشان دهنده تعامل بین یک جفت الکترو (اتصال عملکردی) و ویژگی های توپوگرافی شبکه مغز (ویژگی های مبتنی بر گرافیت) در باند های فرکانسی مختلف استفاده می شود.

در این تجزیه و تحلیل ، ما تأثیر موسیقی را بر این ویژگی ها بررسی می کنیم. این ویژگی ها برای هر دوره آزمایشی و هر موضوع استخراج می شود. سپس برای هر آزمودنی به طور متوسط در گروه های مورد علاقه کم / زیاد قرار گرفت. برای ویژگی های مبتنی بر گرافیت ، ما از میانگین حسابی و برای ویژگی های اتصال عملکردی درجه دوم استفاده می کنیم زیرا این مقادیر از 1 تا 1 است. سپس آزمون t زوجی را انجام می دهیم تا تفاوت آماری معناداری را در فعالیت عصبی ثبت شده توسط ویژگی های مختلف مرتبط با علاقه موسیقی در افراد شناسایی کنیم.

همانطور که در شکل نشان داده شده است ، تغییرات قابل توجهی در قابلیت های عملکردی و ویژگی های تئوری نمودار بر روی نقشه پوست سر نقشه برداری می شود. تصویر 7 و 8

ما مشاهده کردیم که اتصال عملکردی در باند آلفا برای موزیک ویدئوها و در باند گاما برای موزیک ویدئوها با کمترین میزان افزایش می یابد در حالی که وقتی افراد به ویدیوهای موسیقی کم پسند گوش می دهند ، جانی اتصال به باند آلفا افزایش می یابد. درجه گرهای EEG در فرکانس پایین و بالا افزایش می یابد. گروهها وقتی موضوع به فیلمهای موسیقی کم پسند و در گروه آلفا برای موسیقی ویدیوهای با پسند زیاد گوش می دهند در حالی که در نوارهای با فرکانس بالا برای ویدیوهای موسیقی کم لغت درجه بندی برجسته است.

صفحه 11

4. بحث

4. بحث

در مطالعه حاضر ، ما با استفاده از همجوشی در سطح ویژگی جدید ، رابطه اولویت موسیقی بر احساسات ناشی از ، تحریک ، ظرفیت و تسلط را بررسی می کنیم. ما از یک روش یادگیری ماشینی استفاده کردیم که تحریک کم / زیاد یا ظرفیت کم / زیاد یا تسلط کم / زیاد را در سه مورد HLK، LLK و RDLK مورد علاقه طبقه بندی می کند. ما از طریق ویژگی و تجزیه و تحلیل استفاده از الکترو ، مکانیسم اساسی پسندیدن مغز را در رابطه با برانگیختگی ، ظرفیت و تسلط بررسی کردیم. ما همچنین تحول زمانی عملکرد طبقه بندی حالت های مختلف احساسی را تحت این سه مورد پسند بررسی کردیم. در آخر ، ما تفاوت آماری بین فعالیت مغز را برای موارد HLK و LLK تحلیل کردیم. برای این ، ما از مجموعه داده های DEAP و چارچوب یادگیری ماشین متشکل از انتخاب ویژگی mRMR و طبقه بندی SVM استفاده کرده ایم.

یافته های اصلی عبارتند از:

- (i) الگوهای مغزی احساسات ناشی از برانگیختگی و تسلط در مقایسه با موزیک های کم پسند و بدون در نظر گرفتن موسیقی مورد پسند ، برای ویدیوهای موسیقی کم تمایز بیشتر است ، در حالی که برای تماشای ویدیوها ، تمایل بیشتری به ویدیوها دارند. این به دنبال یک رابطه معکوس U بین سطح دوست داشتن و برانگیختگی و همچنین با عملکرد طبقه بندی تسلط است.
- (ii) همجوشی در سطح ویژگی ارائه شده به طور قابل توجهی عملکرد را در مقایسه با ویژگی های فردی بهبود می بخشد.

(iii) ما پویایی زمانی احساسات القا شده را مطالعه می کنیم که اغلب در تحقیقات رمزگشایی احساسات نادیده گرفته می شوند. ما نشان دادیم که روند زمانی تحریک، ارزشیابی و تسلط با توجه به تغییر می کند

صفحه 12

سطح مورد علاقه موسیقی به این معنی که عملکرد تحریک و تسلط برای موزیک ویدیوهای با پسند زیاد با گذشت زمان افزایش می یابد و این افزایش با مقدار $p < 0.05$ قابل توجه است. (IV) ویژگی و استفاده از الکتروده اهمیت باند های با فرکانس بالا و ویژگی های نیم کره را در تشخیص احساس نشان می دهد. سرانجام، تفاوت آماری بین فعالیت مغز در موارد کم پسند و زیاد دوست داشتن، نشانگر درگیری باندهای فرکانس بالا است. ما برای موسیقی هر دو، کم پسند و زیاد پسند، عملکرد طبقه بندی برانگیختگی و تسلط بهتر از صرف نظر از پسندیدن (RDLK) بود. علاوه بر این، متوجه شدیم که فیلم های موسیقی کم پسند پاسخ های متمایز مغز را برای تحریک کم / زیاد و کم / ایجاد می کنند. علاوه بر این، متوجه شدیم که فیلم های موسیقی کم پسند پاسخ های متمایز مغز را برای تحریک کم / زیاد و کم / ایجاد می کنند. غلبه زیاد در مقایسه با HLK و RDLK.

این رابطه U معکوس بین پسندیدن و برانگیختگی را توجیه می کند [10، 25]. دوست داشتن برای تحریک متوسط حداکثر است و با افزایش یا کاهش پتانسیل های تحریک، یعنی پدیده های ناخوشایند، مانند بی حوصلگی یا خستگی، کاهش می یابد [40]. به عبارت دیگر، برای پتانسیل های زیاد پسندیدن (موسیقی با پسند زیاد) پتانسیل های برانگیختگی کم / زیاد در محدوده متوسط پتانسیل های برانگیختگی کلی خواهد بود. بنابراین، پاسخ مغز ناشی از تحریک در مقایسه با موسیقی کم علاقه که در آن پتانسیل های تحریک به سمت انتهای مخالف پخش می شود، تمایز کمتری دارد.

موزیک ویدیوهای کم پسند و پرمخاطب نتوانستند القا کنند. پاسخ های قابل تشخیص مغز برای ظرفیت کم / زیاد. بنابراین، عملکرد تقریباً مشابه مورد RDLK بود. در [72] فرضیه ای مبنی بر جایگزینی مقیاس ظرفیت مدل بعدی تحریک-ظرفیت با پسندیدن با این استدلال که خوشایند و ناخوشایند مانند دوست داشتن و دوست نداشتن است. مدل آنها رد شد. بعداً این احتمال وجود دارد که بتوان موسیقی را که احساسات ناخوشایند را بیان می کند (غم، تاریکی، عصبانیت یا پریشانی) دوست داشت [117، 14، 85، 97]، و اینکه شخص از موسیقی که احساسات دلپذیر را بیان می کند بدش بیاید، به عنوان مثال، هوی متال یک فرم است موسیقی که معمولاً با مضامین جنگ، مرگ، درد روحی، مواد مخدر و خودکشی مشخص می شود [51، 85، 41].

ویژگی های استفاده شده در روش پیشنهادی II اطلاعات مربوط به ویژگی های موجک (ماهیت متغیر پاسخ مغز به محرک های موسیقی)، ویژگی های اتصال عملکردی (فعل و انفعالات بین مناطق مختلف مغز) و ویژگی های مبتنی بر تئوری نمودار (رفتار شبکه مغز). در اینجا، تجزیه و تحلیل موجک یک روش فرکانس زمانی است، که بینشی در فرکانس و موارد دیگر را فراهم می کند.

مهمتر از همه، تکامل زمانی ویژگیهای مرتبط با انرژی EEG است که می تواند با فرایندهای فعال سازی مغز، مانند از بین بردن همزمان یا همگام سازی عصبی همراه باشد [40، 81]. تجزیه موجک از این جهت مهم است که احساسات گذرا هستند و غالباً با زمان نوسان می کنند [33]. از سوی دیگر، تخمین PSD به طور ضمنی فرض می کند که فرکانس های یکسان در همه زمان ها وجود دارند و از این رو، نمی تواند نوسانات زمانی طیف را نشان دهد. در تجزیه و تحلیل های ما، از روش Welch برای محاسبه ویژگی های PSD و تبدیل بسته موجک پیچیده Dual-tree (DT-CWPT) برای ویژگی های موجک استفاده کردیم. DT-CWPT تجزیه تحلیلی و تغییر ناچیزی را ارائه می دهد [9]. روش محاسبه انرژی ورود به سیستم برای PSD و مبتنی بر موجک متفاوت است. اولین برآورد غیر پارامتری است و بعداً از طریق تجزیه فرکانس زمان است. در تجزیه و تحلیل های ما، مشاهده کردیم که روش پیشنهادی II (همجوشی موجک، اتصال عملکردی و ویژگی های مبتنی بر نمودار) عملکرد بهتری نسبت به روش پیشنهادی I دارد (همجوشی PSD [53]، اتصال عملکردی و ویژگی های مبتنی بر نمودار) بهبود نسبی برای همه موارد پسندیدن به ترتیب در محدوده 3.94-6.32٪، 4.68-8.34٪ و 3.76-6.57٪ برای تحریک، ظرفیت و تسلط بود (جدول 3 را ببینید). علاوه بر این، پیشنهادی I در مقایسه با ویژگی های تشکیل دهنده عملکرد را بهبود نمی بخشد در حالی که پیشنهاد II منجر به بهبود قابل توجهی در آنها می شود (به جدول 3 مراجعه کنید) از این رو، ویژگی های موجک بیشتر را ضبط می کند.

اطلاعات مربوط به تشخیص احساس در مقایسه با ویژگی های PSD. علاوه بر این، عملکرد طبقه بندی احساسات برانگیختگی، ظرفیت و تسلط به ترتیب 22.50، 19.14.87 و 19.44 level بالاتر از سطح شانس تجربی بود. با 0.77، 0.67 و 0.74 نمره F1 و 0.23، 0.31 و 0.26 BER به ترتیب برای طبقه بندی برانگیختگی، ظرفیت و تسلط. یک مطالعه قبلی در مورد مجموعه داده های DEAP که از تلفیق سطح عملکرد اتصال عملکردی (تخمین زده شده با استفاده از PLV) و ویژگی های طیفی برای طبقه بندی احساسات چهار کلاسه به نمره F1 0.62 رسیده اند [59]. آرناو-گونزالس و دیگران [4] اتصال عملکردی ذوب شده با استفاده از اطلاعات متقابل و توان نسبی و توان طیفی برآورد شده و به ترتیب F1 0.66 و 0.69 را برای عملکرد طبقه بندی وابسته به موضوع به ترتیب تحریک و ظرفیت بدست آورد. Tiwari و Falk [111] انواع اتصالات، عدم تقارن و ویژگی های نظری نمودار را نقوش را استخراج و آنها را برای طبقه بندی ادغام کردند. احساسات و نمره F1 به ترتیب 0.58 و 0.69 برای طبقه بندی ظرفیت و تحریک به دست آوردند. علاوه بر این، ما تحول زمانی شناخت احساسات را مورد تجزیه و تحلیل قرار دادیم و دریافتیم که عملکرد برانگیختگی و تسلط برای موزیک ویدئوهای محبوب با گذشت زمان افزایش می یابد، و این افزایش با $p\text{-value} < 0.05$ قابل توجه است. ما ارائه می دهیم که این تجزیه و تحلیل دو هدف را دنبال می کند. اول، این بویایی زمانی احساسات القا شده را مطالعه می کند که اغلب در تحقیقات رمزگشایی احساسات نادیده گرفته می شوند. دوم، این نشان می دهد که دوره تحریک، ارزشیابی و تغییر غلبه با توجه به سطح مورد علاقه موسیقی است.

از نتایج، مشاهده می شود که برای پنجره زمان اولیه، عملکرد بالا است، اما به طور کلی، با پیشرفت زمان، عملکرد بالاتر است. این ممکن است به این دلیل باشد که شرکت کنندگان قادر به شناسایی برخی از ویژگی ها مانند ژانر [79]، قضاوت اولیه ارزیابی [40]، ارزیابی عاطفی اولیه [11] و غیره هستند. به طور کلی، چنین قضاوتی یا ارزیابی مجدداً انجام می شود. -با مرور زمان همزمان با گسترش موسیقی ارزیابی می شود [11]. ویدیوهای که مورد پسند قرار می گیرند، به تدریج پاسخ های متمایز مغز را برای احساس هیجان زندگی (تحریک زیاد) و احساس آرامش افزایش می دهند (کم تحریک). این در مورد احساس کنترل بودن (تسلط بالا) و احساس کنترل شدن (تسلط کم) صادق بود. بعد، ما ویژگی و استفاده از الکترواد در این طبقه بندی ها تجزیه و تحلیل کردیم (شکل 5 را ببینید).

ما دریافتیم که برای احساسات مختلف، ویژگی انتخاب شده از مناطق مختلف الکترواد مغزی و باندهای فرکانسی است. در این مطالعه، ما از تجزیه و تحلیل ترکیب سطح ویژگی II استفاده کردیم. برای موزیک ویدیوهای HLK، بیشتر ویژگی ها از جنب راست و جلوی چپ برای برانگیختگی و قدرت، از جلو و از جلو و از آهسته از سمت راست برای تسلط و ویژگی های LI از نواحی مغزی پیشانی و جلو مغزی بود. در حالی که، برای LLK، ویژگی ها از مناطق پیشانی و جداری از هر دو نیمکره برای برانگیختگی و ظرفیت، نیمکره چپ برای تسلط و ویژگی های LI از لوب جلو-مرکزی و جداری بودند.

ویژگی های انتخاب شده برای هر سه مورد پسندیدن بود. بیشتر از گروه های تتا، آلفا و گاما برای طبقه بندی تحریک زیاد / پایین، گروه های تتا و گاما برای طبقه بندی ظرفیت بالا / پایین و بیشتر گروه های تتا، بتا و گاما برای طبقه بندی تسلط بالا / پایین. در پردازش احساسات، نقش قشر پیش پیشانی و فعال سازی نامتقارن مغز آن به طور گسترده ای اثبات شده است. مناطق قشر مغز پیشانی چپ برای پردازش احساسات مثبت از همتایان راست فعال ترند. این عدم تقارن معمولاً با قدرت آلفای سیگنال مغزی در ارتباط است. از آنجا که قدرت آلفا با تحریک قشر مغز رابطه معکوس دارد، عدم تقارن با افزایش نسبی قدرت آلفای پیشانی راست برای احساسات منفی و افزایش سمت چپ برای احساسات مثبت همراه است.

در احساسات ناشی از موسیقی، اثرات جانبی شدن نیمکره ای مشابه، برای ظرفیت مشاهده شد، اما همچنین برای تحریک مشاهده شد. در احساسات ناشی از موسیقی، اثرات جانبی شدن نیمکره ای مشابه، برای ظرفیت مشاهده شد، اما همچنین برای تحریک و تسلط مشاهده شد. در این مطالعه، ویژگی های LI بیشتر از باندهای آلفا و گاما برای برانگیختگی و ظرفیت و باند فرکانس بالا (گاما) برای تسلط بود. پیش از این، مشاهده شده بود که ویژگی های طیفی قدرت در باند گاما بیش از مناطق مغزی پیشانی و جداری برای طبقه بندی عاطفی افتراق آور است. به طور کلی، این نتایج مطابق با مطالعات قبلی است که نشان می دهد نوسانات مغز در باند های با فرکانس بالا و متوسط در انواع مختلف فرآیندهای عاطفی نقش دارد. در مرحله بعد، ما تجزیه و تحلیل آماری انرژی موجک، اتصال عملکردی و ویژگی های مبتنی بر تئوری نمودار را برای تعیین تأثیر پسندیدن (کم و زیاد) و فردیت موضوع انجام دادیم. ما دریافتیم که انرژی موجک به دلیل علاقه در زیر باند فرکانس بالاتر (بتا و گاما) برجسته است. ارتباط بین نوسان مغز با فرکانس بالا و احساسات ناشی از آن کاملاً مستند است.

این تغییرات قابل توجه در انرژی مویک در مناطق مغزی الکترو د چپ جلو ، مرکزی و جداری و زمانی است. در مطالعه [40] ، گزارش شد که فعالیت باند گاما با پسندیدن در نواحی پیشانی و پس سری راست رابطه منفی دارد و با مناطق پیشانی و گیجگاهی راست همبستگی مثبت دارد. همچنین در باند بتا ، با علاقه در مناطق پیشانی چپ و جلوی راست همبستگی منفی دارد ، در حالی که با مناطق شنوایی گیجگاهی چپ همبستگی مثبت دارد. همچنین در [56] مشاهده شد که منطقه الکترو د مغز چپ شنوایی در بتا بتا برای محبوبیت بالا در حالی که منطقه پیشانی مرکزی برای کم پسندی فعال شد. علاوه بر این ، ما اشاره کردیم که عدم تقارن بین الکترو دهای پیشانی (F3-F4) در جایی قابل توجه بود. فعال سازی مغز کم لایک بالاتر از الکترو دهای جداری (P3-P4) بود که در آن فعال سازی مغز برای لایک بالا بیشتر بود. همچنین مشاهده شده است که برای باند آلفا ، فعل و انفعالات بین کره ای قابل توجهی وجود دارد ، در حالی که این مورد در مورد ویژگی های LI وجود ندارد. از آنجا که ویژگی های اتصال نشان دهنده برهم کنش بین دو جفت الکترو د و ویژگی های شاخص جانبی نشان دهنده عدم تقارن فعل و انفعالات بین نیمکره است ، یعنی عدم تقارن بین فعل و انفعالات درون کره نیمکره چپ و راست. به عنوان مثال ، یک تعامل بین P3 و T7 نیمکره چپ را در نظر بگیرید ، جفت متقارن برای این فعل و انفعال تعامل بین P4 و T8 نیمکره راست خواهد بود. در اینجا ، LI برای ویژگی اتصال عدم تقارن بین برهم کنش P3-T7 و P4-T8 را اندازه گیری می کند.

علاوه بر این ، توپولت ها فقط ویژگی های قابل توجه ($p\text{-value} < 0.05$) را نشان می دهند. از نظر قابلیت های عملکردی و ویژگی های مبتنی بر تئوری نمودار ، میزان علاقه در باندهای آلفا و گاما افتراق آور بود.

مطالعات قبلی گزارش کرده است که علاقه به موسیقی بر قشر cingulate و لوب پیشانی اثر می گذارد [78]. پسندیدن می تواند با رفتار رویکرد همراه باشد [53]. یعنی ، پسندیدن ویدیوی موسیقی احساسات مثبتی را القا می کند و منجر به ایجاد انگیزه و پاداش می شود [30]. چنین رفتاری با کاهش قدرت آلفا در منطقه قشر مغز پیشانی چپ همراه است.

در باند آلفا ، در مقایسه با فیلم های کم پسند ، اتصال بالاتری را برای فیلم های با پسند زیاد مشاهده می کنیم و عکس آن برای ویژگی های LI مشاهده می شود. می توان گفت که اتصال بیشتر در باند آلفا برای موزیک ویدئوهای مورد علاقه بالا مربوط به رفتار رویکرد و افزایش عدم تقارن اتصال در باند آلفا برای موزیک ویدئوهای کم پسند مربوط به رفتار پیشگیری است. عدم تقارن EEG قدامی به عنوان معیاری منعکس کننده تفاوت رویکرد و انگیزه اجتناب تلقی می شود [16]. باند آلفا همچنین هنگام گوش دادن به موسیقی با تصاویر مرتبط است ، این نشان دهنده توجه و تخیل است.

مشاهده شد که افزایش فعالیت آلفای خلفی با محرک های ریتمیک [86] و پیچیدگی موسیقی [88] همراه است. بعلاوه ، فعالیت بتا و گاما در ناحیه جداری راست مشاهده می شود ، که اعتقاد بر این است که با سطوح بالاتری از برانگیختگی ارتباط دارد [3].

در پایان ، اجازه دهید چند نکته انتقادی را ذکر کنیم. اول ، نمونه داده موجود برای طبقه بندی در موارد مختلف مورد پسند کوچک است (جدول 1 را ببینید) ، این داده های موجود برای آموزش و اعتبارسنجی را محدود می کند ، که به نوبه خود می تواند منجر به تغییر در انتخاب مدل برابر به برابر شود.

برای جلوگیری از این ، همانطور که در [19] پیشنهاد شده ، می توان داده های بیشتری را برای اعتبار سنجی در نظر گرفت. بررسی فرضیه های ارائه شده در این مقاله و کاهش واریانس انتخاب مدل با افزایش داده ها ، جهت کار جالب آینده ای خواهد بود. دوم ، ما

برای طبقه بندی احساسات از روشهای داده محور استفاده می کنیم. این شانس وجود دارد که در صورت استفاده از روشی متفاوت ، عملکرد متفاوت باشد و بر این اساس ، تفسیر جدیدتری از مکانیسم اصلی مغز ممکن است ظاهر شود.

روش های پیشنهادی-II در این کار عملکرد رمزگشایی احساسات را بهبود می بخشد ، و یافته های تجزیه و تحلیل ویژگی و استفاده از الکترواد با یافته های قبلی مطابقت دارد.

5. نتیجه گیری ها

در این مطالعه ، اثر دوست داشتن در تشخیص احساسات در مقیاس های بعدی تحریک ، ظرفیت ، تسلط را بررسی کردیم. برای این منظور ، ما یک ترکیب جدید از سه ویژگی را در سطح ویژگی ارائه می دهیم ، یعنی: موجک ، اتصال عملکردی و مبتنی بر تئوری نمودار. این ویژگی ها نمایانگر خصوصیات پاسخ های مغز بر روی الکتروادهای منفرد (موجک) ، اثر متقابل بین جفت الکترواد (اتصال) و خصوصیات ساختاری شبکه های مغزی است (مبتنی بر تئوری نمودار) ما مشاهده کردیم که الگوهای مغزی احساسات ناشی از تحریک و تسلط در مقایسه با موزیک های پرمخاطب و بدون در نظر گرفتن علاقه به موزیک ویدیوها ، برای موزیک ویدئوهای کم پسند تمایز بیشتری دارد ، در حالی که برای شانس ، برای ویدئوهای با پسند زیاد است. همجوشی پیشنهادی هر سه ویژگی به طور قابل توجهی عملکرد را در مقایسه با ویژگی های فردی بهبود می بخشد. علاوه بر این ، ما تکامل زمانی عملکرد طبقه بندی احساسات را با استفاده از رویکرد پنجره متحرک ارزیابی کردیم و دریافتیم که عملکرد تحریک و تسلط برای HLK با گذشت زمان افزایش می یابد و این افزایش با $p\text{-value} < 0.05$ قابل توجه است.

بعد ، ویژگی و استفاده از الکترواد اهمیت باند های با فرکانس بالا و ویژگی های نیم کره را در تشخیص احساس نشان می دهد. در آخر اینکه ، تفاوت آماری بین فعالیت مغز در موارد کم پسند و مورد پسند نشانگر درگیری باندهای فرکانس بالا است. این مطالعه ، به ویژه ، اهمیت در نظر گرفتن اولویت موسیقی هنگام انجام تشخیص احساس را نشان می دهد. این نشان می دهد که فیلم های موسیقی کم پسند برای استفاده در ساخت تشخیص احساسات ، یعنی تحریک و تسلط مناسب ترند. در آینده ، تأثیر ترکیبی هر دو دوست داشتن موسیقی و آشنایی با رمزگشایی احساسات را می توان بررسی کرد زیرا احساس می شود که آشنایی موسیقی بر احساسات ناشی از آن نیز تأثیر می گذارد. علاوه بر این ، زمینه برای در نظر گرفتن سایر اقدامات ارتباطی و نظریه گراف و بررسی ماهیت این ویژگی ها و احساسات وجود دارد.