



دانشکده برق و کامپیوتر

پایان نامه برای دریافت درجه کارشناسی

در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم افزار

## عنوان:

دسته بندی احساسات به کمک یادگیری تقویتی عمیق روی سیگنال های

الکتروانسفالوگرافی (EEG)

دانشجو:

سارا رستمی

استاد راهنما:

دکتر حسام عمران پور

مرداد 1400

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

## باسمه تعالی

اینجانب سارا رستمی به شماره دانشجویی ۹۵۳۲۲۰۰۴۴ دانشجوی رشته مهندسی کامپیوتر مقطع تحصیلی کارشناسی تأیید می‌نمایم که کلیه‌ی نتایج این پایان‌نامه کارشناسی تحت عنوان دسته‌بندی احساسات به کمک یادگیری تقویتی عمیق روی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی (EEG) به استاد راهنمایی دکتر حسام عمران‌پور حاصل کار اینجانب و بدون هرگونه دخل و تصرف است و موارد نسخه‌برداری شده از آثار دیگران را با ذکر کامل مشخصات منبع ذکر کرده‌ام. در صورت اثبات خلاف مندرجات فوق، به تشخیص دانشگاه مطابق با ضوابط و مقررات حاکم (قانون حمایت از حقوق مؤلفان و مصنفان و قانون ترجمه و تکثیر کتب و نشریات و آثار صوتی، ضوابط و مقررات آموزشی، پژوهشی و انضباطی ...) با اینجانب رفتار خواهد شد و حق هرگونه اعتراض درخصوص احقاق حقوق مکتسب و تشخیص و تعیین تخلف و مجازات را از خویش سلب می‌نمایم. در ضمن، مسئولیت هرگونه پاسخگویی به اشخاص اعم از حقیقی و حقوقی و مراجع ذی‌صلاح (اعم از اداری و قضایی) به عهده‌ی اینجانب خواهد بود و دانشگاه هیچ‌گونه مسئولیتی در این خصوص نخواهد داشت. در ضمن تمام دستاوردهای مادی و معنوی حاصله از پایان‌نامه ارشد/ رساله دکتری متعلق به دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل می‌باشد و اینجانب هیچ‌گونه ادعایی در قبال آن ندارم.

نام و نام خانوادگی: سارا رستمی

امضا و تاریخ:

 Sara Rostami

۲۳ مرداد ۱۴۰۰

## چکیده

احساسات بخش مهم و جدایی ناپذیری از زندگی انسان ها هستند که در سالهای اخیر مورد مطالعه قرار گرفته اند. احساسات را می توان به کمک پردازش و تحلیل سیگنال های فیزیولوژیکی از جمله EEG تشخیص داد. اکثر روش های پیشین فقط برای سیگنال ورودی با طول ثابت، قادر به پیش بینی احساسات بودند. در این مستند مسئله پیش بینی احساسات را به صورت یک بازی مدل کردیم و سپس توسط عامل یادگیرنده تقویتی عمیق به حل آن پرداختیم. روش پیشنهادی می تواند برای سیگنال ورودی با طول متغیر نیز به کار رود و از نظر تعداد نمونه مورد نیاز برای آموزش بسیار به صرفه است. نتایج آزمایش های ما نشان می دهد در صورتی که تنظیم پارامترها انجام نشود روش پیشنهادی ما بهتر از سایر روش ها نیست. اما در صورت انجام تنظیم پارامترها می تواند به دقت بسیار بالایی (برای آزمایش کوچک ما دقت ۱۰۰ درصد حاصل شد) دست پیدا کند.

واژه های کلیدی: تشخیص احساسات، ( EEG ) Electroencephalography ، Deep Reinforcement Learning

## فهرست مطالب

1.....	فصل اول: کلیات.....
1.....	۱-۱. مقدمه.....
3.....	فصل دوم: مروری بر مطالعات گذشته.....
3.....	۱-۱. مقدمه.....
3.....	۲-۲. مروری بر کارهای گذشته.....
4.....	۲-۳. نتیجه‌گیری.....
5.....	فصل سوم: ادبیات تحقیق.....
5.....	۳-۱. مقدمه.....
5.....	۳-۲. احساسات.....
5.....	۳-۳. امواج EEG.....
6.....	۳-۴. محل قرارگیری الکترودهای EEG.....
7.....	۳-۵. یادگیری تقویتی عمیق.....
9.....	فصل چهارم: روش پیشنهادی.....
9.....	۴-۱. مقدمه.....
9.....	۴-۲. دیتاست.....
9.....	۴-۳. مدلسازی مسئله.....
10.....	۴-۴. طراحی عامل، محیط و معلم.....
12.....	فصل پنجم: نتایج و تفسیر آنها.....
16.....	فصل ششم: جمع‌بندی و پیشنهادها.....
17.....	مراجع.....

## فهرست شکل‌ها

- شکل 1 - سیستم استاندارد بین المللی 10/20 برای قرار دادن الکترودها روی پوست سر.....6
- شکل 2 - یک عامل یادگیرنده تقویتی.....7

## فهرست جدول‌ها

- جدول 1 – تابع پاداش ..... 11
- جدول 2 – نتایج حاصل از 10-fold cross validation روی هر یک از 15 شرکت‌کننده ..... 12
- جدول 3 – مقایسه کار ما با تعدادی از کارهای گذشته ..... 13
- جدول 4 – نتایج آزمایش پیش‌بینی میزان علاقه‌مندی پس از تنظیم پارامترها ..... 14

## فصل اول: کلیات

### ۱-۱. مقدمه

احساسات از اجزای اساسی زندگی انسان ها هستند چرا که نقش بسیار مهمی در شناخت انسان، تصمیم گیری های روزمره و روابط انسانی ایفا می کنند. اما احساسات تا مدت زیادی در پژوهش های حوزه ی کامپیوتر، به خصوص حوزه ی ارتباط انسان-کامپیوتر(HCI)<sup>۱</sup>، حضور کمرنگی داشتند.

در سالهای اخیر، اقدامات موثری در این زمینه صورت گرفته به طوریکه تشخیص و آنالیز احساسات به خوبی خود را به عنوان زیرمجموعه ای از حوزه HCI جا داده است. هدف این حوزه تشخیص وضعیت روانی و احساسی کاربر در تعامل با کامپیوتر برای مدلسازی ارتباطات احساسی بین انسان و کامپیوتر می باشد. یک راه برای تشخیص احساس کاربران در حین تعامل با کامپیوتر، می تواند گزارش های شخصی باشد که هر کاربر آن را پر می کند. ولی این روش از نظر اعتبار و صحت دچار کاستی های جدی است چرا که ممکن است کاربر در گزارش حس واقعی خود را بیان نکند و به گونه ای پاسخ دهد که فکر می کند سایر کاربران پاسخ می دهند.

سیگنال های فیزیولوژیکی می توانند در دستیابی به احساسات درونی کاربر به طور موثری به ما کمک کنند. روش های مختلفی از جمله EEG<sup>۲</sup>، fMRI<sup>۳</sup> و PET<sup>۴</sup> برای دریافت سیگنال های مغزی استفاده می شوند که هر یک مزایا و معایبی دارند. در این میان EEG با وجود رزولوشن مکانی ضعیف، رزولوشن زمانی بسیار مناسبی دارد که به پژوهشگران امکان مطالعه تغییر حالات در پاسخ به محرک های احساسی را می دهد که در این پژوهش نیز از همین سیگنال ها استفاده شده است [۱].

اکثر کارهای گذشته مبتنی بر مهندسی ویژگی ها توسط انسان بوده است و از این طریق سعی شده به کمک الگوریتم های کلاسیک یادگیری ماشین دقت بالایی بدست بیاید [۲]

این پژوهش از طریق مدل سازی مساله تشخیص احساسات به صورت یک بازی و سپس به کمک یادگیری تقویتی

---

<sup>۱</sup> Human-Computer Interaction

<sup>۲</sup>electroencephalography

<sup>۳</sup> Functional magnetic resonance imaging

<sup>۴</sup> positron emission tomography



عمیق<sup>۱</sup> توانسته با حذف مهندسی ویژگی به دقت بالایی دست پیدا کند. علاوه بر این روش ارائه شده نسبت به روش های پیشین از نظر تعداد نمونه های مورد نیاز برای آموزش بسیار به صرفه تر می باشد و همچنین بر خلاف روش های گذشته می تواند برای داده های به طول متغیر به کار رود.

---

<sup>۱</sup> Deep Reinforcement Learning

## فصل دوم: مروری بر مطالعات گذشته

### ۱-۱. مقدمه

در این فصل بعضی از کارهای گذشته انجام شده در حوزه تشخیص احساسات از طریق سیگنال‌های EEG را مرور می‌کنیم.

### ۲-۲. مروری بر کارهای گذشته

بسیاری از کارهای گذشته به کمک مهندسی ویژگی‌ها و الگوریتم‌های سنتی یادگیری ماشین دسته‌بندی احساسات را انجام دادند.

دوریگو و همکاران [۵] و پرایس و همکاران [۶] از الگوریتم‌های تکاملی برای انتخاب زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها استفاده کردند.

کی و همکاران [۳] پس از اعمال تعدادی فیلتر روی داده ورودی به عنوان پیش پردازش، از آنتروپی Renyi برای استخراج ویژگی استفاده کردند.

وید و همکاران [۴] با استفاده از تبدیل موجک چندگانه و الگوریتم جنگل تصادفی دسته‌بندی احساسات را انجام دادند.

درسال‌های اخیر با مورد استقبال گرفتن بیش از پیش روش‌های یادگیری عمیق، بسیاری از کارها از این روش‌ها استفاده کرده‌اند.

شارما و همکاران [۷] به کمک الگوریتم‌های تکاملی کاهش داده انجام دادند. سپس به کمک LSTM به دسته‌بندی احساسات پرداختند.

دینگ و همکاران [۸] چارچوب مبتنی بر یادگیری عمیق به نام TSception را ارائه دادند که مبتنی بر شبکه‌ای کانولوشنی زمانی و مکانی می‌باشد و قادر است نمایش متمایز کننده در زمان و همچنین کانال را به طور همزمان یاد بگیرد.

بین و همکاران [۹] داده EEG را توسط داده‌های 3 baseline ثانیه‌ای واسنجیده و سپس به قطعاتی با بازه زمانی 6 ثانیه تقسیم کردند. سپس به کمک شبکه‌ی گراف کانولوشنی و LSTM به دسته‌بندی احساسات پرداختند.

از این بین کار لئو و همکاران [۱۰] بیشترین شباهت را به کار ما دارد. آن‌ها یک روش یادگیری آنلاین تقویت

شده (ROL) <sup>۱</sup> برای پیش‌بینی احساسات در زمان واقعی ارائه دادند. آنها از دیتاست پیش‌پردازش شده DEAP استفاده کردند و روش ارائه شده را در هر دور به یک کانال اعمال کردند تا کارایی سایر کانال‌ها را ارزیابی کنند. هنگام پیش‌بینی مقدار آن کانال در لحظه  $t$ ، مقادیر سایر کانال‌ها در لحظه  $t$ ، به عنوان ویژگی‌ها محسوب می‌شوند. به طور خلاصه می‌توان تمایز اصلی روش پیشنهادی ما با روش پیشنهادی آن‌ها را در شیوه مدل‌سازی مشاهدات مساله و تابع پاداش به کار رفته شده دانست.

## ۲-۳. نتیجه‌گیری

بسیاری از کارها مبتنی بر پردازش سیگنال و روش‌های مهندسی ویژگی بودند و دسته‌بندی احساسات را براساس روش‌های کلاسیک یادگیری ماشین انجام دادند.

در سالهای اخیر استفاده از روش‌ها و معماری‌های یادگیری عمیق بیش از پیش مورد استقبال قرار گرفته است.

با این وجود تقریباً تمام کارهای پیشین فقط داده‌های با طول ثابت را پشتیبانی می‌کنند. از طرف دیگر به شدت به روش مهندسی ویژگی به کار رفته وابسته هستند. اخیراً لیو و همکاران [۱۰] با مدل کردن مسئله تشخیص احساسات به صورت یادگیری تقویتی گامی در جهت حل این چالش‌ها برداشتند. کار ما در امتداد لیو و همکاران [۱۰] است و سعی کردیم مسئله را از نظر شهودی ساده‌تر مدل کنیم به طوریکه کارایی بسیار بالایی داشته باشد.

در بخش بعدی روش پیشنهادی ارائه داده شده است.

---

<sup>1</sup> Reinforcement Online Learning Method

## فصل سوم: ادبیات تحقیق

### ۳-۱. مقدمه

در این بخش به طور خلاصه به تعریف احساسات و ویژگی‌های اصلی سیگنال‌های EEG می‌پردازیم.

### ۳-۲. احساسات

حساس یک وضعیت فیزیولوژیکی پیچیده است که شامل سه مؤلفه اصلی می‌باشد: (1) یک تجربه شخصی (2) یک پاسخ فیزیولوژیکی (3) یک واکنش رفتاری یا توصیفی

دو روش کلی برای توصیف احساسات در علوم اعصاب وجود دارد: طبقه‌ای (categorical) و ابعادی (dimensional).

در روش طبقه‌ای 8 حس را به عنوان احساسات پایه معرفی می‌کنند: خشم، ترس، اندوه، تنفر، غافلگیری، کنجکاوی، پذیرش و شادی. همه‌ی احساسات دیگر را می‌توان با ترکیب این احساسات پایه ساخت.

در روش ابعادی که بر پایه شناخت می‌باشد احساسات به سه بُعد ظرفیت (Valence)، برانگیختگی (Arousal) و نفوذ (Dominance) نگاشت می‌شوند<sup>۱</sup>. بعد ظرفیت به معنی رفتن از احساسات بسیار مثبت به احساسات بسیار منفی و یا برعکس می‌باشد. بعد انگیزتگی که به آن activation نیز گفته می‌شود بیانگر تغییر حالت از وضعیتی مثل خواب‌آلودگی به وضعیتی مثل هیجان‌زدگی است. و در آخر، نفوذ بیانگر قدرت آن احساس می‌باشد.

### ۳-۳. امواج EEG

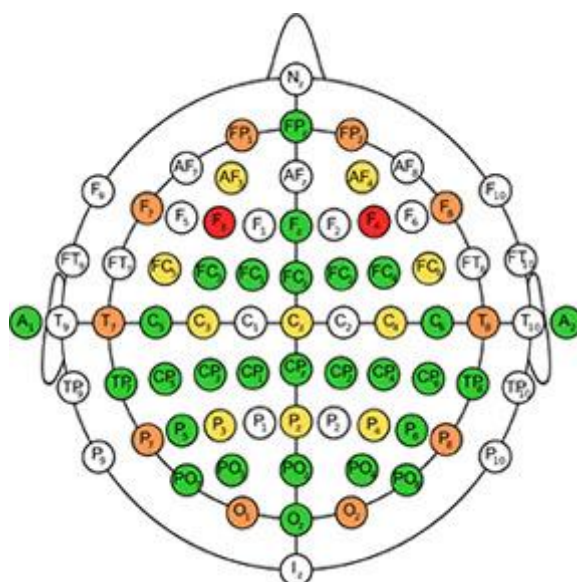
EEG یک تکنیک تصویربرداری پزشکی است که فعالیت‌های الکتریکی مغز را با قرار دادن تعدادی الکترود بر روی پوست سر نشان می‌دهد. الکترودها نوسانات ولتاژ ناشی از جریان‌های آیونی در نورون‌های مغز را اندازه‌گیری می‌کنند و به عنوان خروجی برمی‌گردانند. این سیگنال‌ها را به سه بازه تقسیم می‌کنند که در وضعیت‌های روانی خاصی آشکارتر هستند. امواج دلتا (با فرکانس 1 تا 4 هرتز) که معمولاً مربوط به حالت خواب عمیق است، امواج تتا (با فرکانس 4 تا 7 هرتز) که معمولاً مطابق با خواب‌آلودگی یا وضعیتی است که در آن بدن خواب است و مغز بیدار است، امواج آلفا (با فرکانس 8 تا 13 هرتز) که به طور معمول در حالت آرامش و

<sup>1</sup> VAD Dimensions

چشم‌های بسته دیده می‌شوند، امواج بتا (با فرکانس 13 تا 30 هرتز) حاوی اطلاعات مربوط به انجام کار و کارکرد فعال است و امواج گاما (با فرکانس بیشتر از 30 هرتز) که مربوط به پردازش حسی و تطبیق حافظه کوتاه مدت است.

#### ۳-۴. محل قرارگیری الکترودهای EEG

روش‌های نصب استاندارد برای قرار دادن الکترودها وجود دارد. یکی از این روش‌ها سیستم استاندارد بین‌المللی 10/20 (IS)<sup>۱</sup> می‌باشد که در شکل 1 آمده است. در این شکل برچسب هر الکتروود لوب و نیمکره‌ای را مشخص می‌کند که در آن نصب شده است.



شکل 010 - سیستم استاندارد بین‌المللی 10/20 برای قرار دادن الکترودها روی پوست سر

الکترودها می‌توانند تک قطبی یا دو قطبی باشند. الکترودهای تک قطبی اختلاف پتانسیل بین ناحیه خود و یک الکتروود خنثی که به ناحیه‌ای مثل گوش متصل است را اندازه می‌گیرند. هر جفت الکتروود دو قطبی اختلاف پتانسیل بین نواحی خودشان را نشان می‌دهند.

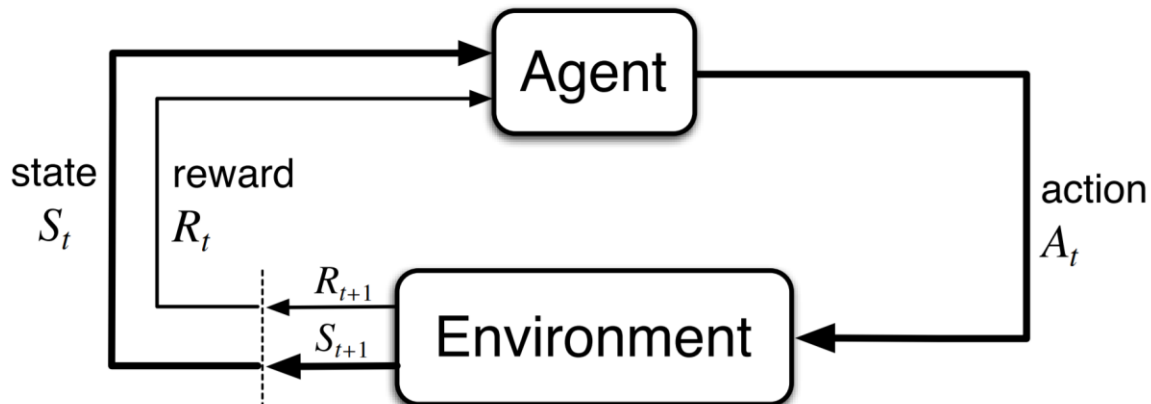
<sup>1</sup> International 10/20 System (IS)

### ۳-۵. یادگیری تقویتی عمیق

یادگیری تقویتی روشی مبتنی بر تجربه و خطاست که در آن عامل به تدریج از تجربیاتش یاد می‌گیرد در یک حالت محیط چه عملی را انجام دهد. به طور سنتی عامل نیاز داشت تا حجم زیادی از تجربیاتش را ذخیره کند. اما به کمک مدل‌های یادگیری عمیق عامل دیگر مجبور نیست حجم زیادی از تجربیات را ذخیره کند و در نتیجه این روش بسیار مقیاس‌پذیرتر شده است. شاهد این مدعا را می‌توان موفقیت‌های عامل‌های یادگیری تقویتی عمیق در سال‌های اخیر دانست که توانسته‌اند در بسیاری از بازی‌ها از بهترین بازیکن‌های انسانی پیشی بگیرند.

برای کار کردن با الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق مفاهیم پایه‌ای وجود دارد که آنها را در ادامه تشریح می‌کنیم. با این حال بحث تئوری مربوط به الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق در این مستند نیامده است. بلکه فقط از دیدگاه عملی به آن پرداخته شده است.

عامل یکی از موجودیت‌های یادگیری تقویتی است و هدف این است که عامل بتواند سیاستی را یاد بگیرد (برای یک وضعیت دلخواه محیط عمل متناسب با آن را یاد بگیرد) که در نتیجه‌ی آن پاداش مورد انتظار از وی را در محیط به طور میانگین بیشینه کند. شکل 2 عامل و محیط که دو موجودیت اساسی در یادگیری تقویتی هستند را به علاوه‌ی شیوه‌ی تعامل آنها نشان داده است [۱۱].



شکل 2 - یک عامل یادگیرنده تقویتی

ابتدا محیط در وضعیتی قرار دارد. عامل وضعیت محیط را به صورت یک مشاهده دریافت می‌کند. سپس از بین اعمال محدودی که می‌تواند انجام دهد عملی را انتخاب می‌کند و آن را انجام می‌دهد. وقتی عامل عملی انجام می‌دهد وضعیت محیط تغییر می‌کند و عامل مجدداً مشاهده جدیدی از وضعیت جدید محیط دریافت می‌کند و همین کار چندین بار تکرار می‌شود تا به وضعیت پایانی محیط برسیم که کل این فرآیند را یک اپیزود می‌نامیم. در پایان یک اپیزود ما به عنوان یک ناظر خارجی به عامل برحسب میزان موفقیتش در دستیابی به هدفی که

برای آن طراحی شده پاداش می‌دهیم؛ هرچقدر عامل موفق‌تر بوده، آن را بیشتر تشویق می‌کنیم و در صورتی که لازم باشد آن را تنبیه می‌کنیم. پس از چندین اپیزود عامل براساس رابطه بلمن یاد می‌گیرد که برای یک حالت محیط چه عملی انجام دهد تا بتواند در مجموع تا پایان یک اپیزود پاداش مورد انتظارش را به طور میانگین بیشینه کند.

برای طراحی یک عامل یادگیری تقویتی طراح عامل حداقل باید موارد زیر را مشخص کند:

- مشاهده<sup>۱</sup>: طراح عامل باید مشخص کند چه ویژگی‌هایی از یک وضعیت محیط را به عنوان مشاهده به عامل نشان دهد.
- مجموعه اعمال<sup>۲</sup>: طراح عامل باید مجموعه اعمال ممکن که عامل می‌تواند در محیط انجام دهد را مشخص کند.
- تابع پاداش<sup>۳</sup>: طراح باید تابعی طراحی کند که با توجه به میزان موفقیت عامل او را تشویق یا تنبیه کند.

---

<sup>1</sup> Observation

<sup>2</sup> actions

<sup>3</sup> Reward function

## فصل چهارم: روش پیشنهادی

### ۴-۱. مقدمه

در این بخش جزئیات روش پیشنهادی را بیان می‌کنیم.

### ۴-۲. دیتاست

برای پیاده‌سازی روش پیشنهادی مان از دیتاست DEAP استفاده کردیم. از آنجایی که پیش‌پردازش این دیتاست گامی کلیدی در شیوه مدلسازی ماست ابتدا به این موضوع می‌پردازیم.

دیتاست DEAP بخشهای مختلفی دارد که ما فقط به بخشهایی که برای کار خودمان به آن نیاز داریم می‌پردازیم. دیتاست DEAP شامل اطلاعات 15 شرکت کننده زن و 17 شرکت کننده مرد می‌باشد. روی هر شرکت کننده 40 آزمایش انجام شد که شیوه انجام هر آزمایش به شرح ادامه است. در هر آزمایش 40 الکتروود روی پوست سر شرکت کننده نصب شد سپس ویدیوی کوتاهی به مدت 8064 گام زمانی نشان داده شد و اطلاعات دریافتی از الکتروودها ذخیره شد.

در انتهای هر آزمایش شرکت کننده ها باید فرمی را پر می‌کردند که در آن راجب میزان علاقه‌ی آنها به ویدیوی نشان داده شده و همچنین میزان برانگیختگی (arousal) و ظرفیت (valence) در حین دیدن ویدیو پرسیده می‌شد. شرکت کننده ها میزان علاقه‌مندی خود را با دادن عدد صحیحی بین 1 تا 9 مشخص می‌کردند. (1 به معنی کمترین میزان و 9 به معنای بیشترین میزان)

دیتاست اولیه شامل 32 فایل حاوی اطلاعات همه‌ی آزمایش‌های شرکت کننده مربوطه بود. ما این 32 فایل را به 1280 فایل تبدیل کردیم به طوریکه هر فایل جدید حاوی اطلاعات مربوط به یک آزمایش برای یک شرکت کننده می‌باشد. هر فایل جدید 40 ستون دارد که هر ستون متناظر با خروجی یکی از الکتروودهاست. و از آنجاییکه هر آزمایش 8064 گام زمانی را شامل می‌شود، هر فایل جدید 8064 سطر دارد.

برای یک آزمایش نتیجه‌ی آن نیز که همان میزان برانگیختگی (arousal) و ظرفیت (valence) در حین دیدن ویدیوست در نام فایل آورده شده است.

### ۴-۳. مدلسازی مسئله

ورودی ما تمام سیگنالهای یک آزمایش می‌باشد و هدف ما پیش‌بینی احساس کاربر به ویدیو نشان داده شده در آن آزمایش است. برای اینکار میزان برانگیختگی و ظرفیت را برای هر ویدیو هر شرکت کننده پیش‌بینی می‌کنیم. این دو بعد بیشترین اطلاعات را در مورد احساس فرد بدست می‌دهند و با استفاده از آنها می‌توان بسیاری از



احساسات را تا حد زیادی تشخیص داد. اگر شرکت کننده بیشتر مساوی نصف امتیاز مجاز را به ویدیو داده باشد یعنی مقدار کم و در غیر این صورت، نشان دهنده‌ی مقدار زیاد است.

ما یک بازی با قواعد زیر را تعریف می‌کنیم و سپس یک عامل یادگیرنده تقویتی برای یاد گرفتن این بازی طراحی می‌کنیم. این عامل میزان کم یا زیاد بودن یک پارامتر ورودی را میسنجد. این پارامتر ورودی میتواند یکی از دو بُعد ظرفیت (Valence) یا برانگیختگی (Arousal) باشد:

1. یک آزمایش دلخواه انتخاب می‌شود و به ترتیب گام‌های زمانی، یک مشاهده که شامل خروجی همه‌ی الکترودها در آن لحظه می‌باشد به عامل نشان داده می‌شود.
  2. عامل سه عمل ممکن دارد. می‌تواند عمل کم، زیاد و یا دیدن مشاهده بعدی را انتخاب کند.
    - 2.1. اگر عامل عمل کم/ زیاد را انتخاب کند و نتیجه نهایی آزمایش هم کم/ زیاد باشد، عامل بازی را می‌برد.
    - 2.2. اگر عامل عمل کم/ زیاد را انتخاب کند و نتیجه نهایی آزمایش هم زیاد/ کم باشد، عامل بازی را می‌بازد.
    - 2.3. اگر عامل عمل دیدن مشاهده بعدی را انتخاب کند، اگر هنوز در آزمایش فعلی مشاهده ای باقی مانده باشد، عامل می‌تواند مشاهده بعدی را دریافت کند و در غیر این صورت می‌بازد.
- لازم به ذکر است از عامل طراحی شده دو شیء عامل می‌سازیم. یکی برای یادگیری بُعد ظرفیت و دیگری برای بُعد برانگیختگی.

#### ۴-۴. طراحی عامل، محیط و معلم

عامل با دیدن مشاهده ای که از محیط دریافت می‌کند باید در مورد انجام عمل خود تصمیم بگیرد. هر مشاهده ورودی ۴۰ کانال ذکر شده برای یک فرد در یک لحظه از زمان را مشخص میکند. معلم با توجه به عمل انتخابی عامل پاداش یا مجازاتی به عامل می‌دهد و عامل با توجه به پاداش یا مجازات دریافتی خود میفهمد که عمل انتخابی او خوب بوده است یا نه. علاوه بر این در پایان هر اپیزود، معلم وظیفه دارد اپیزود بعدی را برای تمرین عامل مشخص کند. اگر عامل اپیزود مربوط به آزمایش فعلی را باخته باشد معلم با این ایده که عامل این آزمایش را به خوبی یاد نگرفته است، برای اپیزود بعدی آزمایش فعلی را در نظر می‌گیرد و تکرار می‌کند. اما اگر عامل اپیزود را ببرد معلم با این ایده که عامل این آزمایش را یاد گرفته از بین آزمایش‌هایی که عامل هنوز موفق به یادگیری آنها نشده است یکی را به صورت تصادفی انتخاب می‌کند. اگر عامل همه آزمایش‌ها را یاد گرفته، معلم فرآیند آموزش را خاتمه یافته اعلام می‌کند. اما در صورتی که محیط به گونه ای باشد که معلم مجبور باشد باز هم اپیزود جدیدی انتخاب کند، معلم یک آزمایش را به طور تصادفی انتخاب می‌کند.

لازم به ذکر است برای اپیزود اول، معلم یک آزمایش را به طور تصادفی انتخاب می‌کند.

تابع پاداش در جدول ۴ نشان داده شده است. مطابق جدول اگر عامل احساس مربوطه را درست پیش‌بینی کند پاداش ۱ و اگر اشتباه پیش‌بینی کند مجازات ۱- را دریافت می‌کند. همچنین اگر عامل با دیدن مشاهده فعلی قادر به پیش‌بینی نباشد و بخواهد مشاهده بعدی را ببیند، در صورتی که مشاهده‌ای از آزمایش فعلی موجود باشد، پاداش خنثی صفر را دریافت می‌کند و در صورتی که مشاهده‌های آزمایش فعلی به اتمام رسیده باشد مجازات ۵- را دریافت می‌کند.

جدول 1 - تابع پاداش

Expected result	Action	All obs. Seen?	Reward	Done
1	1	x	1	True
1	0	x	-1	True
0	1	x	-1	True
0	0	x	1	True
x	nop	yes	-5	True
x	nop	no	0	False

## فصل پنجم: نتایج و تفسیر آنها

روش ارائه شده را با استفاده از 10-fold cross validation روی ۱۵ شرکت کننده از دیتاست DEAP آزمایش کردیم. شیوه آزمایش و گزارش نتایج به این صورت بوده است که برای آزمایش‌های هر کاربر به صورت جداگانه 10-fold cross validation انجام شده و نتیجه دقت بدست آمده ماکزیمم، مینیمم، میانگین و انحراف از معیار آن شرکت کننده گزارش شده است. سپس در نهایت میانگین نتیجه دقت همه شرکت کننده‌ها و انحراف معیار گزارش شده است. در جدول ۱، نتایج حاصل از 10-fold cross validation بر روی هر یک از ۱۵ شرکت کننده نشان داده شده است.

جدول ۲ - نتایج حاصل از 10-fold cross validation روی هر یک از 15 شرکت کننده

Participant id	Valence/Arousal	min	max	mean	stdev
3	A	0.0	1.0	0.475	0.362
	V	0.0	0.75	0.325	0.312
13	A	0.0	1.0	0.7	0.349
	V	0.25	1.0	0.75	0.235
15	A	0.0	0.75	0.375	0.270
	V	0.0	1.0	0.275	0.342
32	A	0.25	0.75	0.45	0.197
	V	0.0	1.0	0.45	0.329
11	A	0.0	0.75	0.475	0.248
	V	0.0	0.5	0.35	0.174
9	A	0.25	1.0	0.625	0.212
	V	0.0	1.0	0.225	0.342
31	A	0.25	0.75	0.525	0.184
	V	0.0	1.0	0.35	0.376
4	A	0.0	0.75	0.5	0.263
	V	0.0	0.75	0.3	0.258
25	A	0.0	1.0	0.475	0.275
	V	0.25	1.0	0.4	0.268

2	A	0.25	1.0	0.6	0.293
	V	0.0	1.0	0.425	0.391
8	A	0.25	1.0	0.525	0.218
	V	0.0	0.5	0.325	0.205
10	A	0.25	0.75	0.425	0.237
	V	0.0	0.5	0.375	0.176
14	A	0.0	1.0	0.45	0.368
	V	0.0	1.0	0.375	0.395
22	A	0.0	0.75	0.45	0.307
	V	0.0	0.75	0.233	0.277
24	A	0.25	1.0	0.725	0.275
	V	0.25	0.75	0.4	0.210

در ادامه در جدول ۲، نتایج کار ما در مقایسه با بعضی از کارهای گذشته آورده شده است.

جدول 3- مقایسه کار ما با تعدادی از کارهای گذشته

Method	Extracted Features (no.)	Feature Selection methods	Classifier	No. Classes	Accuracy	Dataset(s)
(Y.Zhu, Wang & Ji, 2014)	Statistical features (5)	-	SVM	Arousal Valence (2)	Arousal: 60.23% Valence: 55.72%	MAHNOB
(Candra et al., 2015)	Time-frequency feature (2)	-	SVM	Sad Relaxed Angry Happy (4)	60.9 ± 3.2%	DEAP
(Feradov & Ganchev, 2014)	Short term energy (2)	-	SVM	Negative Positive Neutral (3)	62%	DEAP
(Ackermann, Kohlschein, Bitsch, Wehrle, Jeschke, 2016)	Statistical features (number not specified)	mRMR	SVM & Random Forest	Anger Surprise Others (3)	Average accuracy: 55%	DEAP

(Kortelainen, Seppanen, 2013)	Frequency-domain features (number not specified)	Sequential-feed forward selection (SFFS)	KNN	Arousal Valence (2)	Arousal: 65% Valence: 63%	MAHNOB
(Menezes et al., 2017)	Frequency domain and time domain (11)	-	SVM	Bipartition Arousal & Valence	Arousal: 69% Valence: 88%	DEAP
				3Triple on Arousal and Valence	Arousal: 58% Valence: 63%	
(Yin, Wang, Liu, Zhang & Zhang, 2017)	Frequency and time domain features (16)	Transfer Recursive Feature Elimination (T-RFE)	LSSVM	Arousal Valence (2)	Arousal: 78% Valence: 78%	DEAP
Our proposed Method	-	-	DeepRL (DQN)	Arousal Valence (2)	Arousal: 51% Valence: 37%	DEAP

طبق جدول ۲، نتایج کار ما بهتر از کارهای گذشته نبوده است. با این حال نکته ای که وجود دارد این است که به دلیل زمانبر بودن انجام تمام آزمایش ها، تمام آزمایش های گزارش شده بدون تنظیم پارامترها و با timesetep کوچک انجام شده است. به عبارتی دیگر ما انتظار داشتیم در چنین شرایطی نتیجه چندان رضایت بخش نباشد. در زمان باقیمانده آزمایش کوچکی با ۴ داده آموزشی و ۱۱ داده تست برای پیش بینی میزان علاقه مندی شرکت کننده ها به ویدیوها ترتیب دادیم که روی آن تنظیم پارامترها انجام شد. نتایج این آزمایش کوچک در جدول ۳ آمده است.

جدول 4 - نتایج آزمایش پیش بینی میزان علاقه مندی پس از تنظیم پارامتر ها

Participant id	Liking value	Likes?	prediction
2	8.08	Yes	Yes
4	4.05	No	No
8	6.32	Yes	Yes
9	7.03	Yes	Yes
10	5.12	Yes	Yes
11	5.63	Yes	Yes

14	5.01	Yes	Yes
22	7.12	Yes	Yes
24	6.01	Yes	Yes
25	6.03	Yes	Yes
31	4.03	No	No

با توجه به جدول ۳، به نظر می‌رسد در صورتی که تنظیم پارامترها انجام شود، روش پیشنهادی پتانسیل زیادی برای بدست آوردن دقت‌های بالا دارد.

## فصل ششم: جمع‌بندی و پیشنهادها

احساسات بخش جدایی‌ناپذیری از زندگی انسان‌ها هستند و ازین جهت مطالعه آنها از اهمیت زیادی برخوردار است. در سالهای گذشته مطالعات گوناگونی به تشخیص احساسات از طریق پردازش سیگنال‌های فیزیولوژیکی از جمله سیگنال‌های EEG انجام شده است. اکثر روش‌های گذشته از استخراج و انتخاب ویژگی برای بهبود دقت کارشان استفاده کرده‌اند. با این وجود تقریباً تمام روش‌های قبلی فقط قادر به پیش‌بینی روی سیگنال‌های با طول ثابت هستند.

در این مطالعه ما مسئله تشخیص احساسات به کمک سیگنال‌ها را با مدلسازی مسئله به صورت یک بازی و سپس آموزش عامل یادگیرنده تقویتی عمیق حل کردیم به گونه ای که می‌تواند برای پیش‌بینی با طول متغیر نیز به کار رود.

نتایج آزمایش‌های ما در صورتی که تنظیم پارامترها انجام نشده باشد دقت بهتری از کارهای گذشته بدست نمی‌آورد. با این حال مطابق آزمایشی که پس از تنظیم پارامترها انجام دادیم به دقت ۱۰۰٪ برای پیش‌بینی میزان علاقه‌مندی مشارکت‌کننده‌ها به ویدیوها دست یافتیم.

در کارهای آتی اولین مرحله، اعتبارسنجی بیشتر روش پیشنهادی ما با آزمایش روی سایر دیتاست‌ها و با انجام تنظیم پارامترها خواهد بود.

در گام بعد قصد داریم به کمک مهندسی ویژگی‌ها ابعاد را نیز کاهش دهیم.

برای کارهای آتی این نکته لازم به ذکر است که بازی مدلسازی شده ما تنها مدلسازی ممکن به صورت بازی نیست و می‌توان به شیوه‌های گوناگون دیگری این مسئله را به صورت یک بازی طراحی کرد. بنابراین برای کارهای آینده یک جهت‌گیری می‌تواند مدلسازی بهتری ازین مسئله به صورت یک بازی و حل آن از طریق عامل یادگیرنده تقویتی باشد.

1. Alarcao, S. M., & Fonseca, M. J. (2017). Emotions recognition using EEG signals: A survey. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 10(3), 374-393.
2. Jenke, R., Peer, A., & Buss, M. (2014). Feature extraction and selection for emotion recognition from EEG. *IEEE Transactions on Affective computing*, 5(3), 327-339.
3. Kee, C. Y., Ponnambalam, S. G., & Loo, C. K. (2017). Binary and multi-class motor imagery using Renyi entropy for feature extraction. *Neural Computing and Applications*, 28(8), 2051-2062.
4. Vaid, S., Singh, P., & Kaur, C. (2015). Classification of human emotions using multiwavelet transform based features and random forest technique. *Indian Journal of Science and Technology*, 8(28), 1-7.
5. Dorigo, M., Birattari, M., & Stutzle, T. (2006). Ant colony optimization. *IEEE computational intelligence magazine*, 1(4), 28-39.
6. Price, K., Storn, R. M., & Lampinen, J. A. (2006). *Differential evolution: a practical approach to global optimization*. Springer Science & Business Media.
7. Sharma, R., Pachori, R. B., & Sircar, P. (2020). Automated emotion recognition based on higher order statistics and deep learning algorithm. *Biomedical Signal Processing and Control*, 58, 101867.
8. Ding, Y., Robinson, N., Zeng, Q., Chen, D., Wai, A. A. P., Lee, T. S., & Guan, C. (2020, July). Tsception: a deep learning framework for emotion detection using EEG. In *2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* (pp. 1-7). IEEE.
9. Yin, Y., Zheng, X., Hu, B., Zhang, Y., & Cui, X. (2021). EEG emotion recognition using fusion model of graph convolutional neural networks and LSTM. *Applied Soft Computing*, 100, 106954.
10. Liu, W., Zhang, L., Tao, D., & Cheng, J. (2018). Reinforcement online learning for emotion prediction by using physiological signals. *Pattern Recognition Letters*, 107, 123-130.
11. R.S. Sutton, A.G. Barto, Reinforcement Learning: An Introduction, 2nd edition, MIT Press, Cambridge, MA, 2012.