[](http://nit.ac.ir/file_part/gallery_part/B1670720-4F2E-44C4-BB57-56760BB5E2F5.jpg)

دانشكده برق و کامپیوتر

پايان‌نامه براي دريافت درجه کارشناسی

در رشته مهندسی کامپیوتر گرايش نرم­افزار

عنوان:

دسته‌بندی احساسات به کمک یادگیری تقویتی عمیق روی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی(EEG)

دانشجو:

سارا رستمی

استاد راهنما:

دكتر حسام عمران‌پور

مرداد 1400



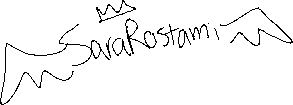
**باسمه تعالي**

اينجانب سارا رستمی به شماره دانشجويي ۹۵۳۲۲۰۰۴۴ دانشجوي رشته مهندسی کامپیوتر مقطع تحصيلي کارشناسی تأييد مي‌نمايم كه كليه‌ي نتايج اين پايان‌نامه کارشناسی تحت عنوان دسته‌بندی احساسات به کمک یادگیری تقویتی عمیق روی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی(EEG) به استاد راهنمایی دکتر حسام عمران‌پور حاصل كار اينجانب و بدون هرگونه دخل و تصرف است و موارد نسخه‌برداري‌شده از آثار ديگران را با ذكر كامل مشخصات منبع ذكر كرده‌ام. درصورت اثبات خلاف مندرجات فوق، به تشخيص دانشگاه مطابق با ضوابط و مقررات حاكم (قانون حمايت از حقوق مؤلفان و مصنفان و قانون ترجمه و تكثير كتب و نشريات و آثار صوتي، ضوابط و مقررات آموزشي، پژوهشي و انضباطي ...) با اينجانب رفتار خواهد شد و حق هرگونه اعتراض درخصوص احقاق حقوق مكتسب و تشخيص و تعيين تخلف و مجازات را از خويش سلب مي‌نمايم. در ضمن، مسؤوليت هرگونه پاسخگويي به اشخاص اعم از حقيقي و حقوقي و مراجع ذي‌صلاح (اعم از اداري و قضايي) به عهده‌ي اينجانب خواهد بود و دانشگاه هيچ‌گونه مسؤوليتي در اين خصوص نخواهد داشت. در ضمن تمام دستاوردهای مادی و معنوی حاصله از پایان نامه ارشد/ رساله دکتری متعلق به دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل می باشد و اینجانب هیچ گونه ادعایی در قبال آن ندارم.

نام و نام خانوادگي: سارا رستمی

امضا و تاريخ:

۲۳ مرداد ۱۴۰۰



چکيده

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

واژه‌هاي كليدي: تشخیص احساسات**،** EEG) ( Electroencephalography، Deep Reinforcement Learning

فهرست مطالب

[فصل اول: کلیــات 1](#_Toc79862096)

[۱-۱. مقدمه 1](#_Toc79862097)

[فصل دوم: مروری بر مطالعات گذشته 3](#_Toc79862098)

[۱-۱. مقدمه 3](#_Toc79862099)

[۲-۲. مروری بر کارهای گذشته 3](#_Toc79862100)

[۲-۳. نتیجه‌گیری 4](#_Toc79862101)

[فصل سوم: ادبیات تحقیق 5](#_Toc79862102)

[۳-۱. مقدمه 5](#_Toc79862103)

[۳-۲. احساسات 5](#_Toc79862104)

[۳-۳. امواج EEG 5](#_Toc79862105)

[۳-۴. محل قرارگیری الکترود‌های EEG 6](#_Toc79862106)

[۳-۵. یادگیری تقویتی عمیق 7](#_Toc79862107)

[فصل چهارم: روش پیشنهادی 9](#_Toc79862108)

[۴-۱. مقدمه 9](#_Toc79862109)

[۴-۲. دیتاست 9](#_Toc79862110)

[۴-۳. مدلسازی مسئله 9](#_Toc79862111)

[۴-۴. طراحی عامل، محیط و معلم 10](#_Toc79862112)

[فصل پنجم: نتایج و تفسیر آنها 12](#_Toc79862113)

[فصل ششم: جمع‌بندی و پیشنهاد‌ها 16](#_Toc79862114)

[مراجع 17](#_Toc79862115)

فهرست شکل­ها

[شکل ‏1 - سیستم استاندارد بین المللی 10/20 برای قرار دادن الکترودها روی پوست سر 6](#_Toc79860387)

[شکل 2 - یک عامل یادگیرنده تقویتی 7](#_Toc79860388)

فهرست جدول­ها

[جدول 1 – تابع پاداش 11](#_Toc79921640)

[جدول 2 - نتایج حاصل از 10-fold cross validation روی هر یک از 15 شرکت‌کننده 12](#_Toc79921641)

[جدول 3- مقایسه کار ما با تعدادی از کارهای گذشته 13](#_Toc79921642)

[جدول 4 - نتایج آزمایش پیش‌بینی میزان علاقه‌مندی پس از تنظیم پارامتر ها 14](#_Toc79921643)

# فصل اول: کلیــات

## 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[[1]](#footnote-1))، 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.

روش‌های مختلفی از جمله EEG[[2]](#footnote-2)، fMRI[[3]](#footnote-3) و PET[[4]](#footnote-4) برای دریافت سیگنال‌های مغزی استفاده می‌شوند 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 محرک‌های احساسی را می‌دهد که در این پژوهش نیز از همین سیگنال‌ها استفاده شده است[۱].

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

این پژوهش از طریق مدل‌سازی مساله تشخیص احساسات به صورت یک بازی و سپس به کمک یادگیری تقویتی عمیق[[5]](#footnote-5) 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 صرفه­تر می باشد و همچنین بر خلاف روش­های گذشته می­تواند برای داده­های به طول متغیر به کار رود.

# 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 الگوریتم های 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 ارایه 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.

یین و همکاران[۹] داده EEG را توسط داده­های baseline 3 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 لیو و همکاران[۱۰] بیشترین شباهت را به کار ما دارد. آن‌ها یک روش یادگیری آنلاین تقویت شده(ROL) [[6]](#footnote-6)برای پیش­بینی احساسات در زمان واقعی ارائه دادند. آنها از دیتاست پیش­پردازش­شده 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 لحظه­ی t، مقادیر سایر کانال­ها در لحظه­ی 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 روش های مهندسی ویژگی بودند و دسته­بندی احساسات را بر­اساس روش­های کلاسیک یادگیری ماشین انجام دادند.

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

با این وجود تقریبا 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 مسئله­ی 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.

# 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.

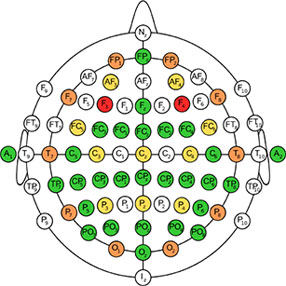
در روش ابعادی که بر پایه شناخت می­باشد احساسات به سه بُعد ظرفیت(Valence)، برانگیختگی(Arousal) و نفوذ(Dominance) نگاشت می­شوند[[7]](#footnote-7). بعد ظرفیت به معنی رفتن از احساسات بسیار مثبت به احساسات بسیار منفی و یا برعکس می­باشد. بعد انگیختگی که به آن activation نیز گفته می­شود بیانگر تغییر حالت از 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 فعالیت های الکتریکی مغز را با قرار دادن تعدادی الکترود بر روی پوست سر نشان می­دهد. الکترود­ها نوسانات ولتاژ ناشی از جریان های آیونی در نورون های 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 معمولا مربوط به حالت خواب عمیق است، امواج تتا (با فرکانس 4 تا 7 هرتز) که معمولا 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 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 بین المللی 10/20 (IS) [[8]](#footnote-8)می­باشد که در شکل 1 آمده است. در این شکل برچسب هر الکترود لوب و نیمکره­ای را مشخص می­کند که در آن نصب شده است.



شکل ‏0‏01 - سیستم استاندارد بین­المللی 10/20 برای قرار دادن الکترود­ها روی پوست سر

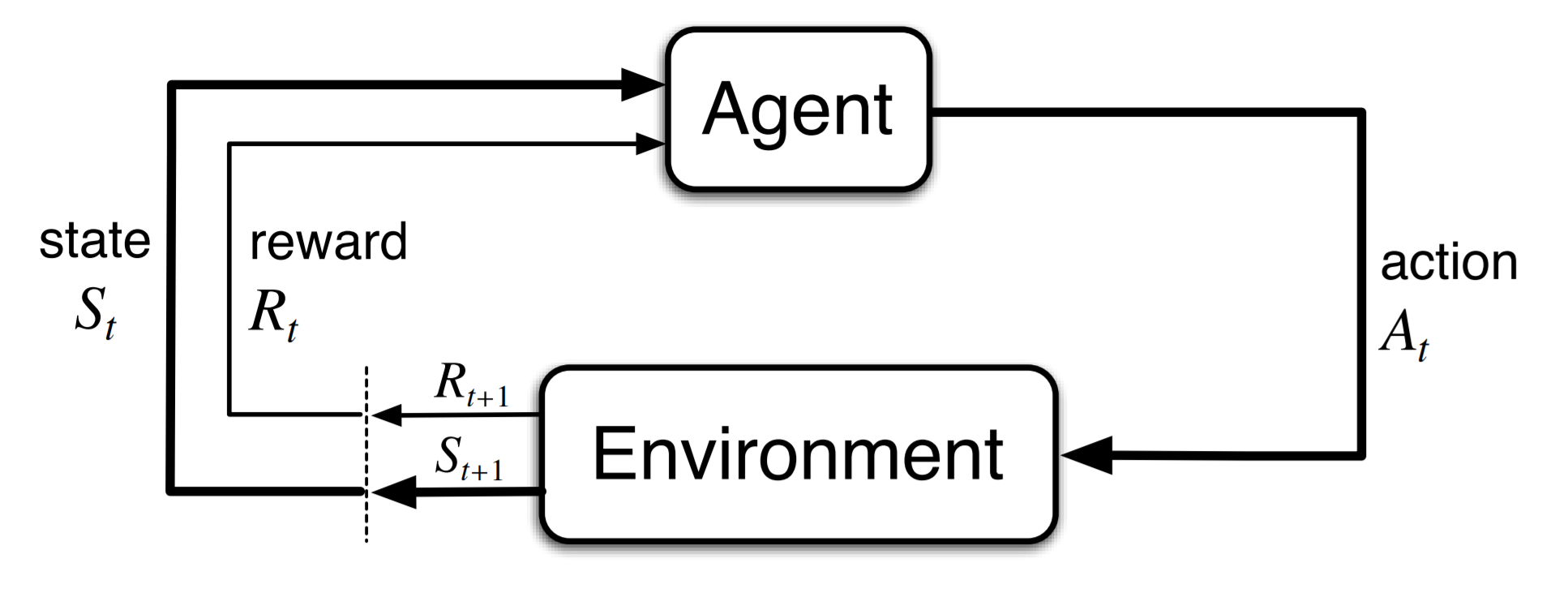
الکترود­ها می­توانند تک­قطبی یا دوقطبی باشند. الکترود­های تک قطبی اختلاف پتانسیل بین ناحیه خود و یک الکترود خنثی که به ناحیه ای مثل گوش متصل است را اندازه می­گیرند. هر جفت الکترود دو قطبی اختلاف پتانسیل بین نواحی خودشان را نشان می­دهند.

## 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. شکل2 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[[9]](#footnote-9): طراح عامل باید مشخص کند چه ویژگی هایی از یک وضعیت محیط را به عنوان مشاهده به عامل نشان دهد.
* مجموعه اعمال[[10]](#footnote-10): طراح عامل باید مجموعه اعمال ممکنی که عامل می­تواند در محیط انجام دهد را مشخص کند.
* تابع پاداش[[11]](#footnote-11): طراح باید تابعی طراحی کند که با توجه به میزان موفقیت عامل او را تشویق یا تنبیه کند.

# فصل چهارم: روش پیشنهادی

## ۴-۱. مقدمه

در این بخش جزئیات روش پیشنهادی را بیان می­کنیم.

## ۴-۲. دیتاست

برای پیاده­سازی روش پیشنهادی­مان 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 الکترود روی پوست سر شرکت کننده نصب شد سپس ویدیوی کوتاهی به مدت 8064 گام زمانی نشان داده شد و اطلاعات دریافتی از الکترود‌ها 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 کنده 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 الکترودهاست. و از آنجاییکه هر آزمایش 8064 کام 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 شرکت‌کننده 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.
   1. اگر عامل عمل کم/ زیاد را انتخاب کند و نتیجه نهایی آزمایش هم کم/ زیاد باشد، عامل بازی را می­برد.
   2. اگر عامل عمل کم/ زیاد را انتخاب کند و نتیجه نهایی آزمایش هم زیاد/ کم باشد، عامل بازی را می­بازد.
   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 شئ 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. هرمشاهده 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 آزمایش هایی 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 جدول۴ نشان داده شده‌است. 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، درصورتی 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

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

# 

# فصل پنجم: نتایج و تفسیر آنها

روش ارائه شده را با استفاده از 10-fold cross validation روی ۱۵ شرکت‌کننده از دیتاست DEAP آزمایش کردیم. شیوه آزمایش و گزاریش 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 شرکت‌کننده گزارش شده است. سپس در نهایت میانگین نتیجه دقت همه شرکت‌کننده‌ها و انحراف معیار گزارش شده‌است. در جدول۱، نتایج حاصل از 10-fold cross validation بر روی هر یک از ۱۵ شرکت‌کننده نشان داده شده ‌است.

جدول 2 - نتایج حاصل از 10-fold cross validation روی هر یک از 15 شرکت‌کننده

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| stdev | mean | max | min | **V**alence/**A**rousal | Participant id |
| 0.362 | 0.475 | 1.0 | 0.0 | A | 3 |
| 0.312 | 0.325 | 0.75 | 0.0 | V |
| 0.349 | 0.7 | 1.0 | 0.0 | A | 13 |
| 0.235 | 0.75 | 1.0 | 0.25 | V |
| 0.270 | 0.375 | 0.75 | 0.0 | A | 15 |
| 0.342 | 0.275 | 1.0 | 0.0 | V |
| 0.197 | 0.45 | 0.75 | 0.25 | A | 32 |
| 0.329 | 0.45 | 1.0 | 0.0 | V |
| 0.248 | 0.475 | 0.75 | 0.0 | A | 11 |
| 0.174 | 0.35 | 0.5 | 0.0 | V |
| 0.212 | 0.625 | 1.0 | 0.25 | A | 9 |
| 0.342 | 0.225 | 1.0 | 0.0 | V |
| 0.184 | 0.525 | 0.75 | 0.25 | A | 31 |
| 0.376 | 0.35 | 1.0 | 0.0 | V |
| 0.263 | 0.5 | 0.75 | 0.0 | A | 4 |
| 0.258 | 0.3 | 0.75 | 0.0 | V |
| 0.275 | 0.475 | 1.0 | 0.0 | A | 25 |
| 0.268 | 0.4 | 1.0 | 0.25 | V |
| 0.293 | 0.6 | 1.0 | 0.25 | A | 2 |
| 0.391 | 0.425 | 1.0 | 0.0 | V |
| 0.218 | 0.525 | 1.0 | 0.25 | A | 8 |
| 0.205 | 0.325 | 0.5 | 0.0 | V |
| 0.237 | 0.425 | 0.75 | 0.25 | A | 10 |
| 0.176 | 0.375 | 0.5 | 0.0 | V |
| 0.368 | 0.45 | 1.0 | 0.0 | A | 14 |
| 0.395 | 0.375 | 1.0 | 0.0 | V |
| 0.307 | 0.45 | 0.75 | 0.0 | A | 22 |
| 0.277 | 0.233 | 0.75 | 0.0 | V |
| 0.275 | 0.725 | 1.0 | 0.25 | A | 24 |
| 0.210 | 0.4 | 0.75 | 0.25 | V |

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 جدول۲، 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 timestep کوچک انجام شده است. به عبارتی دیگر ما انتظار داشتیم در چنین شرایطی نتیجه چندان رضایت‌بخش نباشد.

در زمان باقیمانده آزمایش کوچکی با ۴ داده‌ آموزشی و ۱۱ داده تست برای پیش‌بینی میزان علاقه‌مندی شرکت‌کننده ها به ویدیو‌ها ترتیب دادیم که روی آن تنظیم پارامترها انجام شد. نتایج این آزمایش کوچک در جدول۳ آمده است.

جدول 4 - نتایج آزمایش پیش‌بینی میزان علاقه‌مندی پس از تنظیم پارامتر ها

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **prediction** | **Likes?** | **Liking value** | **Participant id** |
| Yes | Yes | 8.08 | 2 |
| No | No | 4.05 | 4 |
| Yes | Yes | 6.32 | 8 |
| Yes | Yes | 7.03 | 9 |
| Yes | Yes | 5.12 | 10 |
| Yes | Yes | 5.63 | 11 |
| Yes | Yes | 5.01 | 14 |
| Yes | Yes | 7.12 | 22 |
| Yes | Yes | 6.01 | 24 |
| Yes | Yes | 6.03 | 25 |
| No | No | 4.03 | 31 |

با توجه به جدول ۳، به نظر می‌رسد درصورتی 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 پارامتر ها انجام نشده باشد دقت بهتری از کارهای گذشته بدست نمی‌آورد. با این حال مطابق آزمایشی که پس از تنظیم پارامتر ها 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 دیتاست ها 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.

# مراجع

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.

1. Human-Computer Interaction [↑](#footnote-ref-1)
2. electroencephalography [↑](#footnote-ref-2)
3. Functional magnetic resonance imaging [↑](#footnote-ref-3)
4. positron emission tomography [↑](#footnote-ref-4)
5. Deep Reinforcement Learning [↑](#footnote-ref-5)
6. Reinforcement Online Learning Method [↑](#footnote-ref-6)
7. VAD Dimensions [↑](#footnote-ref-7)
8. International 10/20 System(IS) [↑](#footnote-ref-8)
9. Observation [↑](#footnote-ref-9)
10. actions [↑](#footnote-ref-10)
11. Reward function [↑](#footnote-ref-11)