



Computational Intelligence in Electrical Engineering  
Vol. 15, No. 1, 2024  
pp. 41-56  
Research Paper

## **Analysis of EEG Signals using Hierarchical Dispersion Entropy and Random Forest in the Neuromarketing Application**

**Seyyed Abed Hosseini**

Assistant professor, Department of Electrical Engineering, Mashhad Branch, Islamic Azad University, Mashhad, Iran

### **Abstract:**

Neuromarketing uses cognitive science in marketing-related research to study consumer sensorimotor effects, such as cognitive and emotional responses to marketing stimuli using new technologies. This research is a predictive framework for participants' decision-making processes in terms of liking and disliking when viewing and selecting the products of an online store. For this purpose, dispersion entropy (DE) and hierarchical dispersion entropy (HDE) features are extracted from the participant's brain signal (EEG) when displaying different products. Dispersion pattern evaluation is used for the first time to distinguish between two categories of likes and dislikes using EEG signals. In this study, the ensemble learning approach with a random forest classifier is investigated to create a model for predicting neuromarketing to distinguish between two categories of likes and dislikes. From the analysis of the model results, 73.67% accuracy has been obtained. Studies in this area can change and improve marketing strategies to improve production and consumer processes, and ultimately lead to mutual benefit.

**Keywords:** Dispersion Entropy, Hierarchical Dispersion Entropy, Neuromarketing, EEG signal, Random Forest.



This is an open access article under the CC BY-NC-ND/4.0/ License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).



<https://doi.org/10.22108/ISEE.2023.133401.1561>

## تجزیه و تحلیل سیگنال‌های مغزی به کمک آنتروپی پراکندگی سلسله‌مراتبی و جنگل

## تصادفی در کاربرد بازاریابی عصبی

سیدعابد حسینی

استادیار گروه مهندسی برق، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

Hosseyani@mshdiau.ac.ir

**چکیده:** بازاریابی عصبی از علوم شناختی در پژوهش‌های مرتبط با بازاریابی کمک می‌گیرد تا به مطالعه اعمال حسی - حرکتی مصرف‌کننده مانند پاسخ‌های شناختی و احساسی به محرک‌های بازاریابی با کمک فناوری‌های نوین بپردازد. این پژوهش یک چارچوب پیش‌بینی برای فرآیندهای تصمیم‌گیری شرکت‌کنندگان از نظر پسندیدن و نپسندیدن در زمان مشاهده و انتخاب محصولات یک فروشگاه اینترنتی است. بدین منظور، از سیگنال مغزی (EEG) شرکت‌کنندگان در هنگام نمایش محصولات مختلف، ویژگی‌های آنتروپی پراکندگی (DE) و آنتروپی پراکندگی سلسله‌مراتبی (HDE) استخراج شده است. ارزیابی الگوهای پراکندگی برای اولین بار برای تشخیص دو دسته پسندیدن و نپسندیدن به کمک سیگنال‌های EEG استفاده شده است. در این پژوهش، رویکرد یادگیری جمعی با طبقه‌بندی‌کننده جنگل تصادفی بررسی شد تا یک مدل برای پیش‌بینی بازاریابی عصبی برای تفکیک دو دسته پسندیدن و نپسندیدن ایجاد شود. از تحلیل نتایج مدل به صحت ۷۳/۶۷ درصد حاصل شده است. مطالعات در این زمینه می‌تواند باعث تغییر و بهبود استراتژی‌های بازاریابی برای بهبود فرآیندهای تولیدکننده و مصرف‌کننده شود و در نهایت، به منفعت متقابل منجر شود.

**واژه‌های کلیدی:** آنتروپی پراکندگی، آنتروپی پراکندگی سلسله‌مراتبی، بازاریابی عصبی، سیگنال مغزی، جنگل تصادفی

## ۱- مقدمه

انگیزه‌های فیزیولوژیکی و عصبی برای درک انگیزه‌ها، ترجیحات و انتخاب‌های مشتریان است [3]. بازاریابی عصبی کاربرد ابزارهای شناختی برای ثبت همبستگی‌های عصبی رفتار مصرف‌کنندگان نظیر تصمیم‌گیری، احساسات، توجه و حافظه نسبت به محرک‌های بازاریابی مانند برندها و تبلیغات است [4]. بازاریابی عصبی به مطالعه اعمال حسی - حرکتی مصرف‌کننده مانند پاسخ‌های شناختی و احساسی به محرک‌های بازاریابی با کمک فناوری‌های نوین می‌پردازد [5]. بازاریابی عصبی یکی از زمینه‌های پژوهشی نوظهور است و ممکن است آینده پژوهش‌های بازاریابی باشد [5]. بازاریابی عصبی برای مشاغل آینده‌نگر براساس اولویت مصرف‌کننده است [6]. در نهایت، بازاریابی عصبی کاربرد علوم شناختی برای درک ترجیحات مصرف‌کننده نسبت به محصولات و خدمات است [7].

در طول سال‌ها، سیگنال‌های مغزی (EEG)<sup>۱</sup> به دلیل حمل‌پذیر و غیرتهاجمی بودن کمک زیادی به مدل‌های پژوهشی مبتنی بر داده در فناوری‌های علوم شناختی کرده است [1]. بازاریابی عصبی رشته‌ای است که از روش‌های علوم اعصاب برای تحلیل و درک رفتار انسان در رابطه با بازارها استفاده می‌کند [2] و یکی از زیرمجموعه‌های اقتصاد عصبی به شمار می‌رود [3]. به عبارت دیگر، اندازه‌گیری

<sup>۱</sup> تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۱/۰۲/۰۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۱۰/۱۷

نام نویسنده مسئول: سیدعابد حسینی

نشانی نویسنده مسئول: ایران، مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد

مشهد، گروه مهندسی برق

مالیک و همکارش [3] به بررسی دقیق کاربردهای مدیریتی بازاریابی عصبی در بازاریابی و چگونگی مقابله با آنها پرداختند. در مطالعه آنها پس از خلاصه‌ای از زمینه بازاریابی عصبی، شرایط و روش‌ها، نتیجه‌گیری‌ها و پیامدهای آن برای پژوهش‌های مصرف‌کننده، با مروری بر مفاهیم کلیدی اخلاقی و بحث درباره اقدامات متقابل به پایان می‌رسد. به‌طور خلاصه، این پژوهش تأیید می‌کند چه چیزی برای سازمان‌ها، مردم و بازاریابان در جهت درک بهتر الزامات استفاده از روش‌های علوم اعصاب در تمام زمینه‌های بازاریابی، مهم است. نیلاشی و همکارانش [11] به مرور پژوهش‌های قبلی در زمینه روش‌های بازاریابی عصبی پرداختند. نتایج آنها نشان دادند بیشتر پژوهش‌ها در بازاریابی عصبی بر کاربردهای تجاری متمرکز بوده است.

الشریف و همکارانش [4] به پژوهش‌های بازاریابی عصبی با هدف ارائه ابزارهای فعلی به کاررفته در پژوهش‌های تجربی در پنج سال گذشته به‌عنوان یک تحلیل کتاب‌شناختی پرداختند. آنها چارچوب پریزما<sup>۱۱</sup> (موارد ترجیحی در گزارش مقالات مروری منظم و فراجلیل‌ها<sup>۱۱</sup>) و یک تحلیل کتاب‌شناختی را برای انتخاب مقالات که از ابزارهای بازاریابی عصبی استفاده کرده‌اند، دنبال کرده‌اند. آنها ۲۴ سند را از پایگاه داده اسکوپوس، استخراج و تحلیل کردند تا به سؤالات مطالعاتی خود پاسخ دهند. آنها دریافتند سیگنال EEG محبوب‌ترین ابزار شناختی در پژوهش‌های بازاریابی عصبی است که در آن تقریباً سیزده بار استفاده شده و به دنبال آن، ردیابی حرکات چشم و GSR به‌عنوان فیزیولوژیکی‌ترین ابزارها، تقریباً چهار بار برای هر ابزار استفاده شده است.

امین و همکارانش [5] به تحلیل رفتار مصرف‌کننده با استفاده از سیگنال‌های EEG برای کاربرد بازاریابی عصبی پرداختند. در مطالعه آنها مدلی با استفاده از الگوریتم‌های داده کاوی و یادگیری ماشین برای تحلیل رفتار مصرف‌کننده از سیگنال‌های EEG ارائه شده است. ویژگی‌های توزیع زمان-فرکانس از سیگنال‌های EEG استخراج و سپس الگوریتم‌های طبقه‌بندی متفاوتی روی آنها اعمال شده است. از پاسخ‌های مصرف‌کننده به استراتژی‌های بازاریابی و رفتار

روش‌های اندازه‌گیری تصویربرداری مختلفی نظیر تصویربرداری تشدید مغناطیسی عملکردی (fMRI)، توپوگرافی انتشار پوزیترون (PET)، توپوگرافی حالت پایدار (SST) و روش‌های غیرتصویربرداری مختلف نظیر EEG، مگنتوانسفالوگرافی (MEG)، ردیابی حرکات چشم، پاسخ هدایت الکتریکی پوست (GSR)، کدینگ صورت، الکترومایوگرافی صورت<sup>۷</sup> و آزمون پاسخ ضمنی<sup>۸</sup> برای تسهیل ثبت این جنبه حیاتی از فرآیند تصمیم‌گیری پیشنهاد شده است [8]. در این میان، استفاده از سیگنال EEG در بازاریابی عصبی بسیار پرکاربرد و امیدوارکننده است.

تا کنون فعالیت‌های پژوهشی زیادی برای حصول نتایج بهتر در زمینه بازاریابی عصبی انجام شده است. یاداوا و همکارانش [9] یک چارچوب مدل‌سازی پیش‌بینی برای درک انتخاب مصرف‌کننده نسبت به محصولات تجارت الکترونیکی از نظر پسندیدن و نپسندیدن به کمک پردازش سیگنال‌های EEG ارائه دادند. در پژوهش آنها سیگنال‌های EEG شرکت‌کنندگان با سن و جنسیت متفاوت در هنگام مرور محصولات مختلف ثبت شده است. نتایج پیش‌بینی آنها به صحت ۷۰ درصد به کمک طبقه‌بندی مدل مخفی مارکوف (HMM) رسیده است؛ بنابراین، چارچوب آنها می‌تواند برای مدل تجاری بهتر استفاده شود.

آمران و همکارانش [1] روش‌های اخذ داده در مطالعات علوم اعصاب و پردازش داده به کمک سیگنال EEG را در کاربردهای بازاریابی عصبی مرور کردند. بوچوا و همکارانش [2] به تفسیری جامع از اصطلاح بازاریابی عصبی برای تحلیل و درک رفتار انسانی در رابطه با بازارها و مبادلات بازار پرداختند. هر یک از روش‌های بازاریابی عصبی، داده‌های متفاوتی را سنجش می‌کند. علاقه به پژوهش‌های نظری بازاریابی عصبی بر فرآیند تصمیم‌گیری مصرف‌کننده متمرکز است. آنها متقاعد شده‌اند که وجود مرکز بازاریابی عصبی سهم مهمی در توسعه نظریه بازاریابی عصبی دارد. روباینا کالدرون و همکارش [10] نشان دادند در حال حاضر علاقه فزاینده‌ای به درک عمیق‌تر از رفتار مصرف‌کننده وجود دارد.

پرداختند. هدف اصلی شناسایی تفاوت‌های آماری معنادار در ارزیابی رفتار خرید مصرف‌کننده و بازاریابی عصبی در زمینه برابری جنسیتی است. جامعه نمونه پژوهش شامل ۲۰۴ نفر پاسخگو با رده سنی ۱۸ تا ۵۹ سال و میانگین سنی ۳۳/۶۹ سال بوده است که از این تعداد ۱۲۶ نفر مرد و ۷۸ نفر زن بوده است. داده‌های مورد نیاز برای تحلیل، از طریق پرسشنامه نویسندگان به دست آمده‌اند که منبع اولیه داده‌ها بوده‌اند. دو فرضیه تحقیق برای پژوهش آنها ایجاد شد. داده‌های به دست آمده در سطح آمار توصیفی، پردازش و تفسیر شدند. تحلیل نتایج، وجود تفاوت‌های آماری معنی‌داری را بین مصرف‌کنندگان زن و مرد در هنگام ارزیابی رفتار خرید تأیید می‌کند.

کاردوسو و همکارانش [14] به طراحی الگوریتم نرم‌افزاری برای ارتقای نقطه فروش داده‌کاوی توسط یک برنامه بازاریابی دیجیتال برخط، کاربرپسند، مقرون‌به‌صرفه، تعاملی و زیست‌محیطی پرداختند که قادر است داده‌ها را در زمان واقعی به دانش تبدیل کند تا به بازاریابان امکان تصمیم‌گیری چابک بدهد. برای پاسخ به چالش‌های فعلی نقطه فروش، یک راه‌حل یادگیری عمیق را توسعه دادند که بازاریابی عصبی را در بر می‌گیرد و امکان ایجاد کمپین‌های تبلیغاتی در نقاط فروش را به صورت مؤثرتر فراهم می‌کند. از طریق سیستم نقطه فروش داده‌کاوی، مدیر یک نقطه فروش قادر خواهد بود به سؤالاتی پاسخ دهد؛ از جمله: مشخصات و زمان مصرف‌کنندگانی که وارد فروشگاه می‌شوند چقدر است؟ کسانی که کمپین‌های تبلیغاتی را می‌بینند چه کسانی هستند؟ چه تعداد کمپین تبلیغاتی اجرا شده و مصرف‌کنندگان را جذب کرده است؟ آیا می‌توانید زمانی را که فروش فوری توسط نمایه‌های مصرف‌کننده ناشی از تجسم کمپین‌های تبلیغاتی نشان داده شده است، محاسبه کنید؟

زنگ و همکارانش [6] به پیش‌بینی پسندیدن یا نپسندیدن کفش‌های ورزشی به کمک سیگنال‌های EEG در کاربرد بازاریابی عصبی پرداختند. پیش‌بینی اولویت مصرف‌کننده براساس سیگنال‌های EEG می‌تواند به‌طور

آنها نسبت به خرید یا انتخاب کالا می‌توان برای درک رابطه تولیدکننده با مصرف‌کننده استفاده شود. در پژوهش آنها سیگنال‌های EEG ۲۵ شرکت‌کنندگان که از نظر سن و جنس متفاوت بودند، جمع‌آوری شدند تا درک بهتری از رفتار مصرف‌کنندگان نسبت به سیاست بازاریابی داشته باشند. با تحلیل داده‌ها، دلیل اینکه آنها چگونه و چرا سیاست‌های بازاریابی خاص را دوست دارند، کشف شد. صحت مدل بر مجموعه داده ۹۵ درصد است؛ در حالی که صحت روش موجود روی همان مجموعه داده ۷۰ درصد بوده است. آنها همچنین ارزیابی کردند اقدامات عصب روان‌شناختی می‌تواند تفاوت‌ها را در اقدامات مصرف‌کننده با توجه به محرک‌های بازاریابی مختلف نشان دهد. نتایج تجربی روی مدل آنها نشان می‌دهند مطالعات در این زمینه می‌تواند باعث تغییر و بهبود استراتژی‌های بازاریابی برای بهبود تولیدکننده و مصرف‌کننده شود و در نهایت به منفعت متقابل منجر شود.

نیهاریکا و همکارانش [12] به مطالعه سیگنال‌های EEG برای درک بهتر ترجیحات مصرف‌کننده پرداختند. اندازه‌گیری‌های مرسوم که برای پاسخ مصرف‌کننده به محصولات غذایی استفاده می‌شوند، ممکن است در معرض سوگیری شناختی باشند؛ زیرا داده‌های اندازه‌گیری گزارش شده مصرف‌کننده از طریق پرسشنامه‌ها بوده و تصمیم‌گیری درباره غذا تحت تأثیر مجموعه پیچیده‌ای از احساسات، نگرش‌ها و ارزش‌ها است که ارزیابی آنها به‌سادگی با پرسیدن نظرات مصرف‌کنندگان میسر نیست. عدم تقارن سیگنال EEG بین نیم‌کره چپ و راست مغز می‌تواند برای تعیین میزان پذیرش محرک‌ها در یک فرد تحریک شده استفاده شود. اندازه‌گیری مؤثر از طریق پردازش سیگنال EEG، بازاریابان را قادر می‌سازد تا پاسخ مصرف‌کننده را به محرک‌های بازاریابی مختلف و لحظات تأثیرگذاری مرتبط با محصول یا برند خاص برای موقعیت بهتر محصول در بازار مقایسه کنند.

استفکو و همکارش [13] به بازاریابی عصبی در زمینه تفاوت‌های جنسیتی در زمینه رفتار خرید مصرف‌کننده

تفاوت معنی‌داری نداشته است. نتایج آنها همچنین نشان دادند می‌توان با ثبت سیگنال EEG مشتری، به تأثیر تبلیغات ورزشی برند نایک بر ریتم‌های آلفا، بتا، دلتا و تتا پی برد. علاوه بر این، با پردازش سیگنال‌ها به این نتیجه رسیدند که تبلیغات، میزان تفکر تحلیلی و متمرکز و همچنین، برانگیختگی را افزایش می‌دهد و نقش بسزایی در تصمیم‌گیری دارد.

خورانا و همکارانش [7] به مرور بازاریابی عصبی با استفاده از سیگنال‌های EEG پرداختند. به این ترتیب، فعالیت عصبی مرتبط با اولویت و قصد خرید را مطالعه کردند. سالانه حدود ۴۰۰ میلیارد دلار هزینه برای تبلیغات انجام می‌گیرد. با توجه به بزرگی این بازار، حتی یک بهبود جزئی در عملکرد می‌تواند تأثیر زیادی داشته باشد. رویکردهای سنتی بازاریابی، بازخورد پسینی کاربر را در قالب پرسشنامه، رتبه‌بندی محصول یا نظرات بررسی در نظر می‌گیرند؛ اما این رویکردها به‌طور کامل فرآیند تصمیم‌گیری در زمان واقعی مصرف‌کنندگان را توضیح نمی‌دهند. پژوهش انجام‌شده به بررسی طیف وسیعی از ملاحظات برای استراتژی‌های بازاریابی عصبی مبتنی بر سیگنال EEG از جمله انواع اطلاعاتی که می‌توان جمع‌آوری کرد، نحوه ارائه محرک‌های بازاریابی به مصرف‌کنندگان، چگونگی تأثیر چنین استراتژی‌هایی بر مصرف‌کننده از نظر جذابیت و حافظه، روش‌های یادگیری ماشین به کار گرفته شده می‌پردازد. از جمله چالش‌های پیش رو در این زمینه، بحث اخلاق در این زمینه نوظهور است.

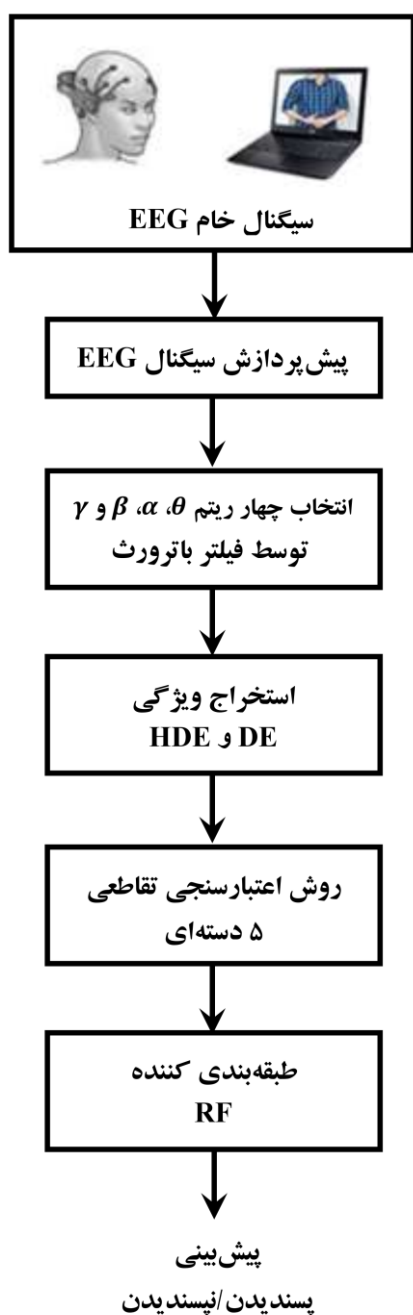
پال و همکارانش [17] به مطالعه بازاریابی عصبی به کمک سیگنال‌های EEG و روش‌های یادگیری ماشین پرداختند. بازاریابی عصبی، کاربردها و مزایای بسیاری در بخش تجاری دارد؛ زیرا ظاهراً می‌تواند تشخیص دهد کدام محصول در حین تجزیه و تحلیل رقابت دارای پتانسیل است و همچنین، از تولید محصولاتی که ممکن است در روندهای آینده بازار دچار شکست شوند، جلوگیری کند. بازاریابی عصبی قرار است شکاف بین نتایج نظرسنجی و رفتار واقعی مشتری در بازار را پر کند. پژوهش ارائه‌شده،

قابل اعتمادی علاقه‌مندی یا عدم علاقه در یک محصول را پیش‌بینی کند؛ با این حال، رسیدن به صحت طبقه‌بندی سیگنال EEG فعلی هنوز به سطح مطلوبی نرسیده است. علاوه بر این، هنوز مشخص نیست چگونه اطلاعات مختلف نواحی مختلف مغز و ویژگی‌های مختلفی مانند چگالی طیفی توان، عدم تقارن مغزی، آنتروپی و پارامترهای جورث<sup>۱۲</sup> بر صحت پیش‌بینی تأثیر می‌گذارند. آنها نشان دادند صحت تشخیص پسندیدن یا نپسندیدن محصول کفش به ۹۴/۲۲ درصد رسیده است. در مقایسه با سایر نواحی مغز، ویژگی‌های ناحیه جلویی و پس سری مغز صحت پیش‌بینی بالاتری به دست آورده است؛ اما ادغام ویژگی‌های کل نواحی مغز می‌تواند صحت پیش‌بینی پسندیدن یا نپسندیدن را حتی بیشتر بهبود بخشد.

آویناش و همکارانش [15] روش‌های بازاریابی عصبی و کاربرد عدم تقارن تتا پیشانی ناشی از محرک‌های موسیقی را به‌عنوان مدل‌سازی انتخاب کردند. پژوهش آنها روش‌های مختلف انتخاب‌شده در بازاریابی عصبی را بررسی و نتیجه درخور توجه عدم تقارن تتا پیشانی را در حین گوش‌دادن به موسیقی در ۴۱ شرکت‌کننده استنباط می‌کند. مطابق نتایج آنها احساسات مثبت نظیر شادی، قدرت تتا را در نیم‌کره چپ افزایش می‌دهد؛ در حالی که احساسات منفی نظیر غمگینی باعث افزایش قدرت تتا در نیم‌کره راست شده است.

دارابی و همکارانش [16] به پردازش سیگنال EEG برای ارزیابی تأثیر تبلیغات ورزشی بر مشتریان پرداختند. در پژوهش آنها ۴۰ دانشجوی ورزشکار راست‌دست بین ۱۸ تا ۲۵ سال که به برند نایک علاقه‌مند یا بی‌علاقه بودند، شرکت داشتند. آنها ۱۰ مرد ورزشکار علاقه‌مند، ۱۰ ورزشکار مرد بی‌علاقه، ۱۰ ورزشکار زن علاقه‌مند و ۱۰ ورزشکار زن بی‌علاقه بودند. تحلیل داده‌ها با استفاده از آزمون تحلیل واریانس (ANOVA<sup>۱۳</sup>) و آزمون کمترین تفاوت (LSD<sup>۱۴</sup>) انجام شده است. نتایج آنها نشان دادند فعالیت ریتم‌های آلفا، بتا و تتا در گروه علاقه‌مند افزایش معنی‌داری داشته است. همچنین، میزان فعالیت آلفا و تتا در گروه بی‌علاقه

آنتروپی پراکندگی سلسله‌مراتبی ( $HDE^A$ ) از این چهار ریتم استخراج می‌شوند. در نهایت، به کمک روش اعتبارسنجی تقاطعی ۵ دسته‌ای و طبقه‌بندی‌کننده جنگل تصادفی ( $RF^A$ ) دو دستهٔ پسندیدن و نپسندیدن پیش‌بینی می‌شوند. در ادامه به معرفی مختصر هر یک از بخش‌ها پرداخته می‌شود.



شکل (۱): نمایش مراحل انجام پژوهش شامل پردازش سیگنال EEG به منظور تفکیک دو دستهٔ پسندیدن و نپسندیدن

انتخاب مصرف‌کنندگان را با توجه به محصولات مختلف، تحلیل و الگوی سیگنال‌های EEG را با استفاده از آن کشف کرده است. روش‌های یادگیری ماشین براساس پسندیدن و نپسندیدن روی ۲۵ موضوع کارآزمایی، مشاهده و انجام شده‌اند. در پژوهش ارائه‌شده، سیگنال‌های EEG ۲۵ داوطلب با ردهٔ سنی ۱۸ تا ۳۸ سال، در حالی که محصولات رایج را روی یک نمایشگر مشاهده می‌کردند، در ۱۴ کانال ثبت شده است. رویکردهای پیشنهادی، امکان‌سنجی بازاریابی را نشان داده‌اند و روشی اضافی به روش سنتی برای پیش‌بینی عملکرد محصول ارائه داده‌اند. آنها نشان دادند ماشین بردار پشتیبان ( $SVM^0$ ) بهتر از سایر طبقه‌بندی‌کننده‌ها عمل کرده است.

با مطالعهٔ ادبیات گذشته مشاهده می‌شود پژوهش‌ها در حوزهٔ بازاریابی عصبی همچنان جذاب و هنوز به سطحی از رضایت‌مندی نرسیده است. در این پژوهش، یک چارچوب بازاریابی عصبی برای پیش‌بینی ترجیحات مصرف‌کننده در زمان مشاهده محصولات مختلف در فروشگاه اینترنتی ارائه می‌شود. در این پژوهش، سیگنال‌های EEG افراد پردازش می‌شوند و در نهایت، یک تحلیل مقایسه‌ای با سایر پژوهش‌های گذشته ارائه می‌شود.

ساختار این مقاله بدین شرح است که در بخش دوم به مطالعهٔ مواد و روش‌های این پژوهش شامل معرفی داده، روش تحلیل و پردازش سیگنال EEG پرداخته می‌شود، سپس در بخش سوم، نتایج پژوهش آورده می‌شود و در نهایت، در بخش چهارم به بحث و نتیجه‌گیری پرداخته می‌شود.

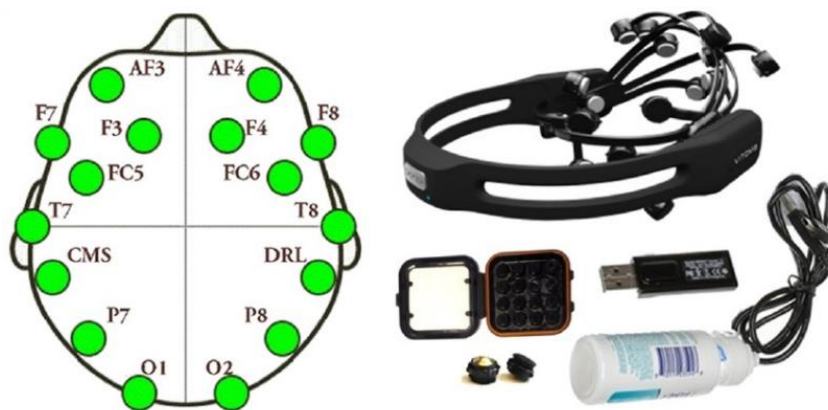
## ۲- مواد و روش‌ها

مراحل کلی انجام این پژوهش در روندنمای شکل ۱ آورده شده است. مطابق این روندنما، ابتدا سیگنال EEG پیش‌پردازش می‌شود، سپس چهار ریتم  $\theta(4 - 8Hz)$ ،  $\alpha(8 - 13Hz)$ ،  $\beta(13 - 30Hz)$  و  $\gamma(30 - 45Hz)$  از سیگنال EEG توسط پالایه باتروورت<sup>۱۶</sup> جدا می‌شوند [18]. سپس ویژگی‌های آنتروپی پراکندگی ( $DE^A$ ) و

۲-۱- داده پژوهش

داده پژوهش از ۲۵ شرکت‌کننده با محدوده سنی ۱۸ تا ۳۸ سال با متوسط سنی ۲۸/۱۵ سال در زمان مشاهده ۱۴ محصول مختلف استفاده شده است [9]. سیگنال EEG توسط سیستم ثبت بی‌سیم Emotiv Epoc و مطابق استاندارد بین‌المللی ۲۰-۱۰ از ۱۴ کانال به نام‌های F8, F4, F8, F4, FC6, T8, P8, O2, O1, P7, T7, FC5, F7 و AF3 اخذ شده است. الکترودهای مرجع CMS<sup>۲</sup> و DRL<sup>۱</sup> به ترتیب در موقعیت‌های P3 و P4 و در بالای گوش‌ها قرار داده شده است. تجهیزات ثبت، نام و شماره الکترودها و محل قرارگیری آنها روی سطح سر در شکل ۲ نشان داده شده‌اند.

فرکانس نمونه‌برداری داخل دستگاه ۲۰۴۸ هرتز است که نرخ نمونه‌برداری آنها به ۱۲۸ هرتز کاهش یافته است. سیستم ثبت قادر به اعمال پالایه‌های مختلف نرم‌افزاری روی سیگنال EEG بوده است؛ ولی سیگنال ذخیره‌شده در فایل‌ها به صورت خام و فاقد هرگونه پردازش اولیه‌اند. سیگنال EEG داوطلب در هنگام پخش تصاویر کالاهای یک فروشگاه اینترنتی ثبت شده است. در پروتکل ثبت داده، مجموعه‌ای از ۱۴ محصول متفاوت دارای سه نوع مختلف وجود دارد که در مجموع، ۴۲ (۳×۱۴) تصویر مختلف را مطابق شکل ۳ ایجاد می‌کنند. در مجموع، ۱۰۵۰ (۲۵×۴۲) قطعه سیگنال EEG برای هر کانال همه شرکت‌کنندگان ثبت شده است.



شکل (۲): تجهیزات ثبت، نام و شماره الکترودها و محل قرارگیری آنها روی سطح سر [۹].

نمونه ۳	نمونه ۲	نمونه ۱	نوع	نمونه ۳	نمونه ۲	نمونه ۱	نوع
			خودکار				پیراهن
			ساعت مچی				کفش
			عینک آفتابی				کیف مدرسه
			ژاکت				شال گردن
			جوراب				کمربند
			ساعت دیواری				دستکش
			دستبند				کرووات

شکل (۳): نمایشی از تصاویر استفاده‌شده برای ارزیابی دیداری (برگرفته‌شده از مرجع [9])

$$[1] y_j = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{x_i} \exp\left[-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] dt, y_j \in (0,1). \quad (1)$$

که در رابطه (۱)  $t$  و  $\mu$  به ترتیب مقدار مورد انتظار (متوسط) و انحراف معیار  $X$  هستند.

۲-از طریق تبدیل خطی  $Z_j^{(c)} = \text{round}(c.y_j + 0.5)$  هر  $y_j$  به یک دسته عدد صحیح در محدوده  $[1, 2, \dots, c]$  اختصاص داده می‌شود که تابع  $\text{round}$  بیان‌کننده گرد کردن به نزدیک‌ترین عدد صحیح (به صورت افزایش یا کاهش) و  $c$  بیان‌کننده شماره دسته (شماره گروه) است.

۳-بردار جاسازی شده  $Z_j^{(m,c)}$  محاسبه می‌شود. هر بردار جاسازی شده  $Z_j^{(m,c)}$  با بُعد جاسازی شده  $m$  و تأخیر زمانی  $d$  بر اساس رابطه (۲) ایجاد می‌شود.

$$Z_j^{(m,c)} = (Z_j^{(c)}, Z_{j+d}^{(c)}, \dots, Z_{j+(m-1)d}^{(c)}), j = 1, 2, \dots, N - (m-1)d. \quad (2)$$

هر سری زمانی  $Z_j^{(m,c)}$  به یک الگوی پراکنندگی  $Z_j^c = v_0$  نگاشت می‌شود که در آن  $\pi_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}}$  و  $Z_{j+d}^c = v_1$  و  $Z_{j+(m-1)d}^c = v_{m-1}$  از آنجایی که  $Z_j^{(m,c)}$  حاوی  $m$  عنصر با مقادیر صحیح از ۱ تا  $c$  هستند، تعداد الگوهای پراکنندگی ممکن در هر  $Z_j^{(m,c)}$  برابر  $c^m$  است.

۴-برای هر یک از الگوی پراکنندگی  $\pi_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}}$  از  $c^m$  فرکانس نسبی به صورت رابطه (۳) به دست می‌آید.

$$P(\pi_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}}) = \frac{\text{Number}(j|j \leq N - (m-1)d, Z_j^{(m,c)} \text{ has } \pi_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}})}{N - (m-1)d} \quad (3)$$

در واقع،  $P(\pi_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}})$  بیان‌کننده تعداد الگوهای پراکنندگی  $\pi_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}}$  است که به  $Z_j^{(m,c)}$  اختصاص داده شده و تقسیم بر تعداد کل سیگنال‌های جاسازی شده با بُعد جاسازی شده  $m$  است.

۵- در نهایت، DE مطابق رابطه آنتروپی شانون به صورت رابطه (۴) تعریف می‌شود.

شرکت‌کنندگان روی صندلی، روبه‌روی یک صفحه نمایش نشسته‌اند و با مشاهده هر تصویر باید احساس پسندیدن یا نپسندیدن خود را با فشردن دکمه موس در مدت‌زمان  $t$  ثانیه مشخص کنند تا سیگنال دریافتی مشخصاً مربوط به تصمیم هر شرکت‌کننده باشد. پس از آزمودنی، شخص باید تا انتهای  $t$  ثانیه تصویر را نگاه کند و بین نمایش محرک‌های تصویری مختلف، فیکسیشن برای توجه و آماده‌سازی کاربر نمایش داده نمی‌شود. در جمع‌آوری داده‌ها به شرکت‌کنندگان بیان شده است که نظر صادقانه خود را نسبت به محصولات برچسب‌گذاری شده بیان کنند.

## ۲-۲- پیش‌پردازش سیگنال EEG

پیش‌پردازش برای تمیزشدن سیگنال از آرتیفکت‌هایی نظیر فعالیت عضلات و حرکت چشم انجام می‌شود. در این مرحله، سیگنال EEG با استفاده از پالایه میان‌گذر فاز صفر در باند فرکانسی ۰٫۵۳ الی ۶۰ هرتز پیش‌پردازش می‌شوند.

## ۲-۳- استخراج ویژگی

### ۲-۳-۱- آنتروپی پراکنندگی

روش DE برای توصیف پیچیدگی و بی‌نظمی سری‌های زمانی پیشنهاد شده است [19]. DE بر مشکل راندمان محاسبات کند آنتروپی نمونه ( ${}^{(N)}SE$ ) و کاستی‌های آنتروپی جایگزین ( ${}^{(N)}PE$ ) غلبه می‌کند که رابطه بزرگی بین دامنه‌ها را در نظر نمی‌گیرند؛ بنابراین، DE دارای مزایای سرعت محاسبه سریع و پایداری بالا است و رابطه بزرگی بین دامنه‌ها را در نظر می‌گیرد؛ با این حال، DE تنها بخش فرکانس پایین سیگنال را تجزیه و تحلیل می‌کند و اطلاعات موجود در فرکانس کامل را نادیده می‌گیرد. خلاصه الگوریتم DE به صورت زیر ارائه شده است.

۱- یک سری زمانی یک بُعدی به صورت  $X = \{x_i\}, i = 1, 2, \dots, N$  که  $N$  تعداد نقاط نمونه (طول) سیگنال  $X$  فرض کنید. یک تابع توزیع نرمال برای نگاشت سری زمانی  $X$  به دنباله جدید  $Y$  به صورت رابطه (۱) که  $Y = \{y_j\}, y_j \in (0,1)$  و  $j = 1, 2, \dots, N$  استفاده می‌شود.



$$Q_1(X) = \frac{x(2j) - x(2j + 1)}{2}, j = 0, 1, 2, \dots, 2^{n-1}.$$

که در آن  $Q_0(X)$  و  $Q_1(X)$  به ترتیب دارای ویژگی‌های فرکانس پایین و فرکانس بالا در مقیاس ۲ هستند. هنگامی که  $z = 0$  باشد، نماد در رابطه (۶) مثبت و هنگامی که  $z = 1$  باشد، نماد منفی می‌شود. براساس عملگرهای  $Q_0$  و  $Q_1$  سری زمانی به صورت رابطه (۷) بازسازی می‌شود.

$$X = \{(Q_0(X)_j + Q_1(X)_j), (Q_0(X)_j - Q_1(X)_j)\}, j = 0, 1, 2, \dots, 2^{n-1}. \quad (۷)$$

۲- ماتریس عملگر  $Q_j(X)$  برای  $z = 0$  یا  $z = 1$  به صورت رابطه (۸) بیان می‌شود.

$$Q_j(X) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{(-1)^j}{2} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} & \frac{(-1)^j}{2} & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \frac{1}{2} \frac{(-1)^j}{2} \end{bmatrix}_{2^{n-1} \times 2^n}. \quad (۸)$$

۳- عملگرها در مرحله ۲ به طور مکرر تا دستیابی به تجزیه سلسله‌مراتبی سری‌های زمانی  $X = \{x_i\}, i = 1, 2, \dots, N$  استفاده می‌شوند. برای به دست آوردن مؤلفه‌های گره هر لایه در تجزیه سلسله‌مراتبی، یک بردار  $k$  بُعدی  $\{v_1, v_2, \dots, v_k\} \in \{0, 1\}$  باید ساخته شده است. در اینجا عدد صحیح غیر منفی  $e$  که از بردار  $k$  بُعدی ساخته می‌شود، به صورت رابطه (۹) بیان می‌شود.

$$e = \sum_{p=1}^k v_p 2^{k-p}. \quad (۹)$$

توجه داشته باشید که عدد صحیح  $e$  در مرحله ۳ و عملگر ماتریس  $Q_j(X)$  در مرحله ۲ یک رابطه موازی دارند؛ یعنی همه آنها در حال آماده‌سازی برای محاسبه مؤلفه‌های گره‌اند.

۴- سپس براساس بردار  $[v_1, v_2, \dots, v_k]$  هر گره از هر لایه سلسله‌مراتبی سری زمانی  $X$  به صورت رابطه (۱۰) تعریف می‌شود.

$$X_{k,e} = Q_{v_1} \cdot Q_{v_2} \dots Q_{v_k}(X), \quad (۱۰)$$

$$DE(x, m, c, d) = - \sum_{\pi=1}^{c^m} P(\pi_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}}) \cdot \ln(P(\pi_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}})). \quad (۴)$$

توجه داشته باشید که رابطه (۴) می‌تواند با تقسیم بر  $\ln(c^m)$  مطابق رابطه (۵) نرمال شود، تا مقادیر NDE<sup>۲۴</sup> بین ۰ و ۱ به دست آیند.

$$NDE(x, m, c, d) = - \frac{1}{\ln(c^m)} DE(x, m, c, d). \quad (۵)$$

از این نظر، بالاترین سطح DE زمانی به دست می‌آید که همه الگوهای پراکندگی احتمال یکسانی داشته باشند. در مقابل، اگر سری زمانی کاملاً منظم باشد، تنها یک احتمال  $P(\pi_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}})$  با صفر متفاوت است و بنابراین، حداقل مقدار DE گزارش می‌شود [20]. در مقایسه با سایر معیارها، DE به تعداد زیادی نمونه در یک سری زمانی نیاز ندارد تا حداکثر سطح خود را با مقادیر کوچک‌تر  $m$  و  $c$  افزایش دهد. در واقع، تعداد نقاط مورد نیاز برای به دست آوردن حداکثر سطوح DE برابر  $\ln(c^m)$  است [20]. [21]. با وجود این، اگرچه سیگنال طولانی برای به دست آوردن تخمین‌های قوی از DE استفاده نمی‌شود، استحکام این تخمین‌ها برای تعداد بیشتری از نقاط در یک سری زمانی افزایش می‌یابد [21].

### ۲-۳-۲- آنتروپی پراکندگی سلسله‌مراتبی

برای غلبه بر کاستی‌های DE که تنها باند فرکانس پایین سیگنال را تحلیل می‌کند و باند فرکانس بالا را نادیده می‌گیرد، HDE برای توصیف جامع‌تر و دقیق‌تر سری زمانی اتخاذ شده است. الگوریتم HDE به صورت زیر ارائه شده است [22].

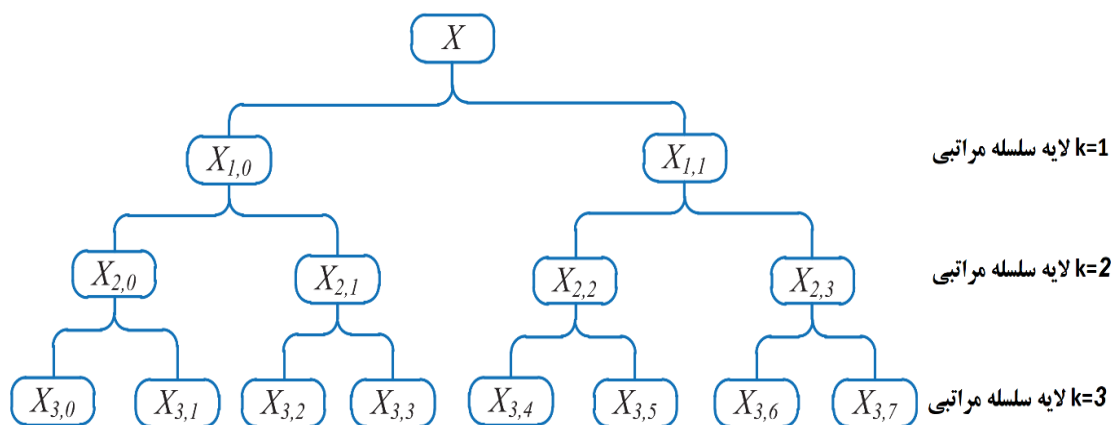
۱- یک سری زمانی  $X = \{x_i\}, i = 1, 2, \dots, N$  که تعداد نقاط (طول) است را در نظر بگیرید ( $N = 2^n$ ) که در آن  $n$  یک عدد صحیح مثبت است. عملگرهای متوسط  $Q_0$  و  $Q_1$  برای سری زمانی به صورت رابطه (۶) تعریف می‌شود.

$$Q_0(X) = \frac{x(2j) + x(2j + 1)}{2}, j = 0, 1, 2, \dots, 2^{n-1}, \quad (۶)$$

$$HDE = [E_{DE_{k,0}}, E_{DE_{k,1}}, \dots, E_{DE_{k,e}}]. \quad (11)$$

تحلیل سلسله‌مراتبی با سه لایه در شکل ۴ به نمایش گذاشته شده است

که در آن،  $k$  تعداد لایه‌ها در تقسیم‌بندی سلسله‌مراتبی و  $e$  نشان‌دهنده تعداد گره‌ها است. مقدار  $DE$  با محاسبه آنتروپی هر جزء سلسله‌مراتبی به دست می‌آید؛ بنابراین،  $HDE$  به صورت رابطه (۱۱) بیان می‌شود.



شکل (۴): نمایش تحلیل سلسله‌مراتبی با سه لایه ( $k = 3$ ).

طبقه‌بندی می‌شوند؛ در حالی که وقتی  $c$  خیلی بزرگ باشد، ویژگی‌های مشابه به‌عنوان دسته‌های مختلف شناسایی می‌شوند [23] به عبارت دیگر، وقتی خیلی کوچک یا خیلی بزرگ شود، ممکن است الگوریتم حساس به نویز شود. همچنین، شرط  $c^m < N$  رعایت شود. معمولاً مقدار  $c$  بین ۴ تا ۸ در نظر گرفته می‌شود [20].

## ۲-۴- طبقه‌بندی‌کننده جنگل تصادفی

داده‌های زمان واقعی بسیار پیچیده‌اند و برخلاف مجموعه داده‌های سنتی با عوامل زیادی متفاوت‌اند. طبقه‌بندی‌کننده‌های سنتی نظیر SVM، Naive bayes،  $k$ -NN<sup>۲۷</sup> و LDA<sup>۲۸</sup> در طبقه‌بندی سیگنال EEG در سال‌های اخیر توانسته‌اند نتایج خوبی ارائه دهند [24]، [25]؛ بنابراین، آزمایش با یادگیری جمعی به ما یک رویکرد جایگزین برای یادگیری از داده‌های زمان واقعی به‌دست‌آمده می‌دهد [25]. برایم<sup>۲۹</sup> اولین بار جنگل تصادفی را ارائه کرد [26]. RF یک روش یادگیری جمعی<sup>۳۰</sup> برای دسته‌بندی و رگرسیون است [27] که از درخت‌های تصمیم‌گیری چندگانه در طول مرحله آموزش استفاده می‌کند و میانگین پیش‌بینی درختان را به دست می‌آورد. RFها برای درختان

## ۲-۳-۳- انتخاب پارامترها برای روش‌های DE

### HDE و

در این مقاله، چهار پارامتر بُعد جاسازی شده، تأخیر زمانی، تعداد لایه‌های سلسله‌مراتبی و تعداد دسته برای محاسبه  $DE$  و  $HDE$  به شرح زیر انتخاب شدند.

- بُعد جاسازی  $m$  طبق [23] روی ۳ تنظیم شد؛ زیرا اگر  $m$  خیلی بزرگ باشد، طول داده بیشتری مورد نیاز است.
- تأخیر زمانی به‌عنوان  $d = 1$  انتخاب شد؛ دلیل اصلی انتخاب این بود که وقتی  $d > 1$  باشد، ممکن است برخی اطلاعات مهم مرتبط با فرکانس از بین برود و همچنین، ممکن است منجر به آلیاسینگ<sup>۳۱</sup> شود [23].

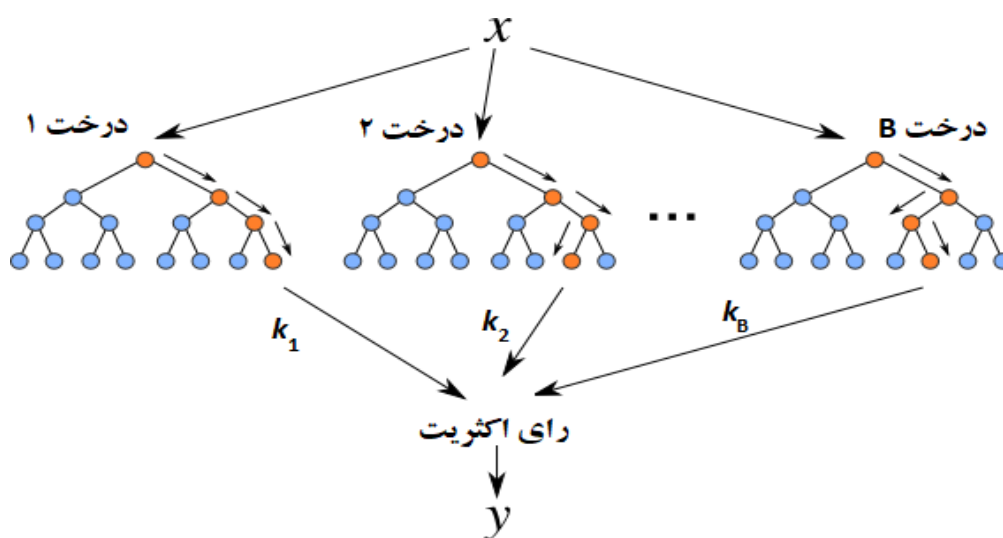
- تعداد لایه‌های سلسله‌مراتبی  $k$  روی ۳ تنظیم شد؛ زیرا مطالعات قبلی نشان داده‌اند زمانی که  $k$  خیلی بزرگ باشد، کارایی محاسبه و نقاط نمونه درگیر در محاسبه هر سطح کاهش می‌یابد؛ در حالی که وقتی  $k$  خیلی کوچک باشد، باند فرکانسی سیگنال به‌دقت تقسیم نمی‌شود و اجزای سلسله‌مراتبی ناکافی می‌شوند [23].

- شماره دسته  $c$  روی ۵ تنظیم شد؛ زیرا وقتی  $c$  خیلی کوچک باشد، ویژگی‌های مختلف به‌عنوان یک دسته

کسب شده برای محاسبه گره ریشه، گره ریشه را پیدا و ویژگی‌ها را به طور تصادفی تقسیم می‌کنند. شکل ۵ [28] عملکرد کلی طبقه‌بندی کننده RF را نشان می‌دهد.  $x$  ورودی طبقه‌بندی کننده را نشان می‌دهد. درخت‌های تصمیم تصادفی به نام‌های  $tree_1, tree_2, \dots, tree_B$  تولید می‌شوند که خروجی‌های مربوط به آن  $k_1, k_2, \dots, k_B$  است. دسته  $k$  از بین دسته‌های  $k_1, k_2, \dots, k_B$  است که براساس رأی اکثریت گرفته شده انتخاب می‌شود؛ بنابراین، خروجی طبقه‌بندی کننده  $y$ ، دسته  $k$  با رأی اکثریت آرا است.

تصمیم مناسب‌اند که در مجموعه آموزشی دچار بیش‌برازش می‌شوند.

عملکرد RF معمولاً بهتر از درخت تصمیم است؛ اما این بهبود عملکرد تا حدی به نوع داده هم بستگی دارد. این طبقه‌بندی کننده جنگل‌هایی را با تعداد تصادفی درخت تولید می‌کند. الگوریتم‌های درخت تصمیم عادی مبتنی بر قانون‌اند و صرفاً براساس مجموعه‌ای از قوانین برای پیش‌بینی در مجموعه داده‌ها هستند. در مقابل، طبقه‌بندی کننده‌های RF به جای استفاده از شاخص جینی<sup>۳۱</sup> [26] یا اطلاعات



شکل (۵): نمایش عملکرد کلی طبقه‌بندی کننده جنگل تصادفی [28].

### ۳-۲- بررسی آماری مقادیر خام ویژگی‌های

#### استخراجی در کانال‌های مختلف ثبت

مقادیر خام قبل از بهنجارسازی ویژگی‌های استخراجی DE و HDE در کانال‌های مختلف سیگنال EEG در نمودارهای جعبه‌ای ترسیم شده به ترتیب در شکل‌های ۷ و ۸ آورده شده است. در نمودار جعبه‌ای، خواص آماری نظیر کمینه، بیشینه، چارک اول، چارک سوم و میانه مقایسه پذیر است. در شکل‌های ۷ و ۸ سعی شده است کانال‌های قرینه در نیم‌کره‌های مغزی در کنار یکدیگر، ترسیم شوند تا قابلیت مقایسه آماری راحت‌تر باشد.

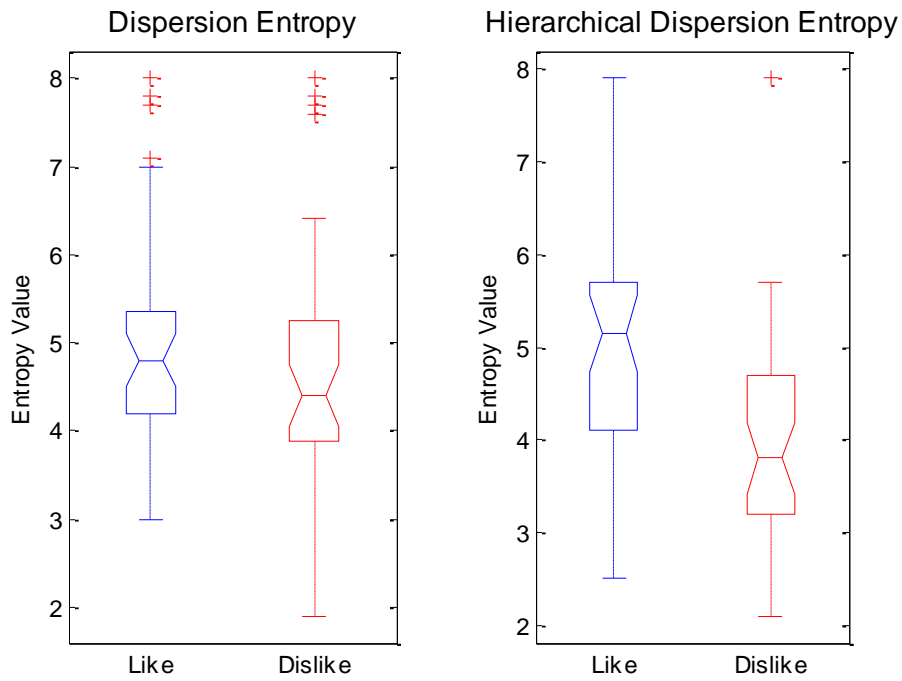
### ۳- نتایج پژوهش

در مرحله اول، داده‌های خام سیگنال EEG پیش پردازش شده به عنوان ۴ ریتم مختلف تن، آلفا، بتا و گاما ارائه می‌شوند. این ۴ ریتم نشان دهنده حالت‌های مختلف مغز در دو دسته پسندیدن و نپسندیدن است.

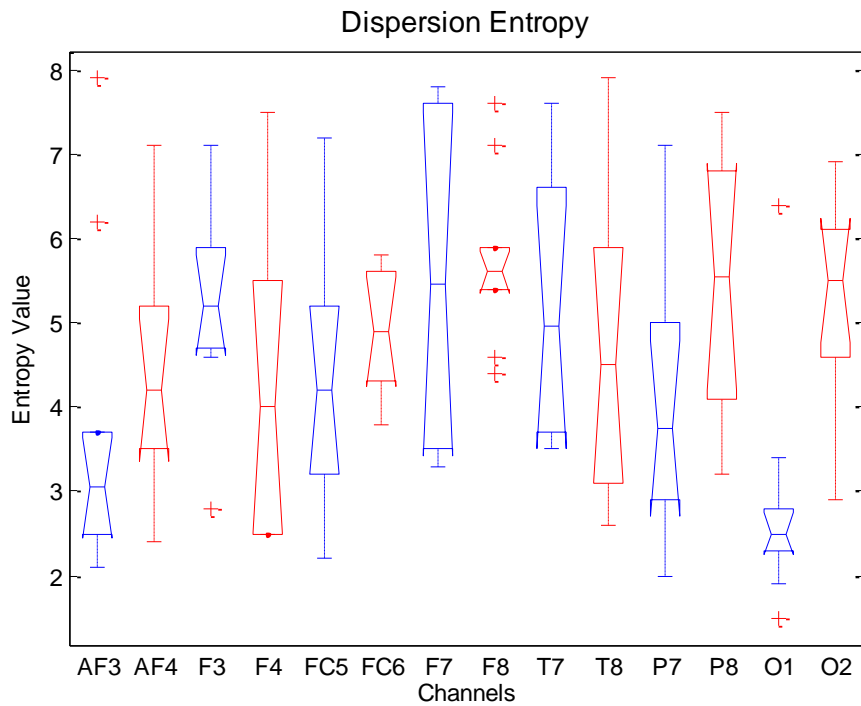
### ۳-۱- بررسی آماری مقادیر خام ویژگی‌های

#### استخراجی در دو دسته پسندیدن و نپسندیدن

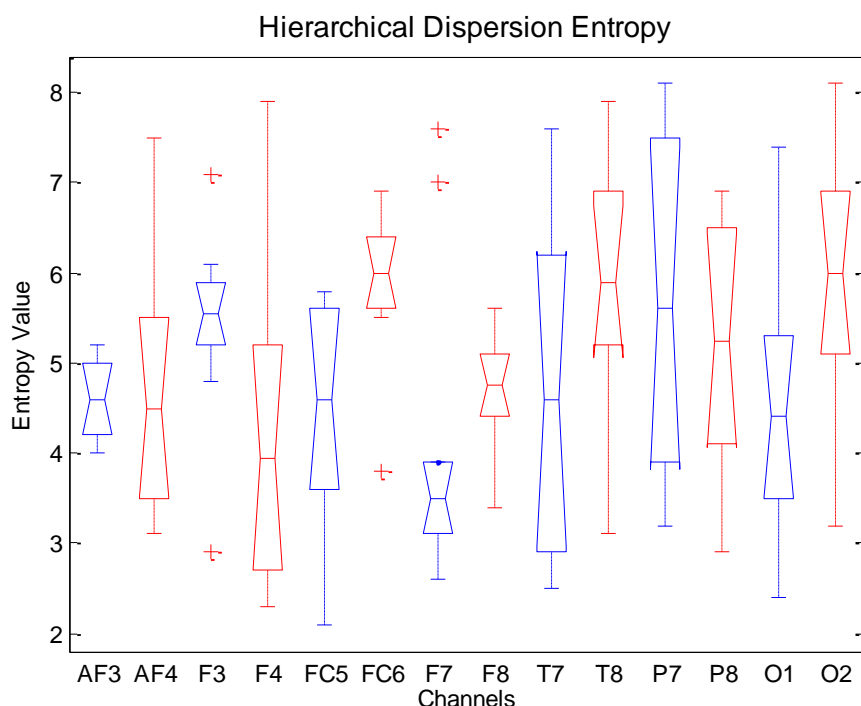
مقادیر خام قبل از بهنجارسازی ویژگی‌ها در نمودار جعبه‌ای شکل ۶ در دو دسته پسندیدن و نپسندیدن برای دو ویژگی استخراجی DE و HDE آورده شده‌اند.



شکل (۶): نمودار جعبه‌ای مقادیر خام قبل از بهنجارسازی ویژگی‌ها در دو دستهٔ پسندیدن و نپسندیدن برای دو ویژگی استخراجی DE و HDE



شکل (۷): نمودار جعبه‌ای مقادیر خام قبل از بهنجارسازی ویژگی استخراجی DE در کانال‌های مختلف سیگنال EEG



شکل (۸): نمودار جعبه‌ای مقادیر خام قبل از بهنجارسازی ویژگی استخراجی HDE در کانال‌های مختلف سیگنال EEG

به‌عنوان مثبت نشان ندهد.

$$\text{Precision score} = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (11)$$

• فراخوانی: نسبت مشاهدات مثبت پیش‌بینی شده درست به همه مشاهدات در دسته واقعی است. فراخوان به‌طور شهودی توانایی طبقه‌بندی‌کننده برای یافتن تمام نمونه‌های مثبت است.

$$\text{Recall score} = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (12)$$

• صحت: معیاری است که به‌طور کلی نحوه عملکرد مدل را در همه دسته‌ها توصیف می‌کند. زمانی مفید است که همه دسته‌ها از اهمیت یکسانی برخوردار باشند. صحت مطابق رابطه (۱۳) به‌عنوان نسبت بین تعداد پیش‌بینی‌های صحیح به تعداد کل پیش‌بینی‌ها محاسبه می‌شود.

$$\text{Accuracy score} = \frac{T_P + T_N}{T_P + F_P + T_N + F_N} \quad (13)$$

بررسی‌ها نشان می‌دهند بسیاری از مقالات از یادگیری جمعی برای طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG برای کاربردهای مختلف استفاده کرده‌اند. طبقه‌بندی در مدل ارائه‌شده باینری

### ۳-۳- معیارهای عملکرد

عملکرد طبقه‌بندی‌کننده با استفاده از معیارهایی مانند دقت<sup>۳۲</sup>، فراخوانی<sup>۳۳</sup> (حساسیت)، پشتیبانی<sup>۳۴</sup> و صحت<sup>۳۵</sup> اندازه‌گیری می‌شود. هر یک از عناصر ماتریس بدین شرح است:  $T_N$  بیان‌کننده تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها منفی بوده و الگوریتم دسته‌بندی نیز دسته آنها را به‌درستی منفی تشخیص داده است.  $T_P$  بیان‌کننده تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها مثبت بوده و الگوریتم دسته‌بندی نیز دسته آنها را به‌درستی مثبت تشخیص داده است.  $F_P$  بیان‌کننده تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها منفی بوده و الگوریتم دسته‌بندی دسته آنها را به‌اشتباه مثبت تشخیص داده است.  $F_N$  بیان‌کننده تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها مثبت بوده و الگوریتم دسته‌بندی دسته آنها را به‌اشتباه منفی تشخیص داده است. معرفی معیارهای عملکرد دقت، فراخوانی و صحت به شرح زیر است.

• دقت: نسبت مشاهدات مثبت پیش‌بینی شده صحیح به کل مشاهدات مثبت پیش‌بینی شده است. دقت به‌طور شهودی توانایی طبقه‌بندی‌کننده است که نمونه منفی را

جدول (۱): نمایش پس از ۵ بار متوسط‌گیری مقادیر پارامترهای دقت، فراخوانی و صحت

پارامتر	مقدار (درصد)	انحراف معیار
دقت	۷۴/۶۱	۲/۵۷
فراخوانی	۷۲/۹	۳/۱۱
صحت	۷۳/۶۷	۲/۷۸

#### ۴- بحث و نتیجه‌گیری

بازاریابی عصبی یک حوزه نوظهور با فرصت‌هایی در حوزه تبلیغات تجاری است. پیش‌بینی اولویت مصرف‌کننده براساس سیگنال‌های EEG می‌تواند به‌طور قابل اعتمادی علاقه‌مندی در یک محصول را پیش‌بینی کند. رویکردهای سنتی بازاریابی در قالب تکمیل پرسشنامه و بررسی نظرات مصرف‌کنندگان است؛ بنابراین، این رویکردها به‌طور کامل فرآیند تصمیم‌گیری مصرف‌کنندگان در زمان واقعی را توضیح نمی‌دهند. بازاریابی عصبی می‌تواند تشخیص دهد کدام محصول دارای پتانسیل تولید است و از تولید محصولاتی که در آینده ممکن است دچار شکست شوند، جلوگیری کند.

در این مقاله با استفاده از سیگنال‌های EEG ثبت ده از ۲۵ شرکت‌کننده در هنگام تماشای ۱۴ محصول مختلف اینترنتی به تحلیل رفتار و پیش‌بینی ترجیحات پرداخته شده است. در اینجا از سیگنال EEG چهار ریتم تتا، آلفا، بتا و گاما انتخاب شده است و رابطه بین چهار ریتم در دو دسته پسنیدن و نپسنیدن تحلیل می‌شوند. ارزیابی الگوهای پراکندگی با استفاده از ویژگی‌های استخراجی DE و HDE برای اولین بار برای تشخیص دو دسته پسنیدن و نپسنیدن به کمک سیگنال‌های EEG استفاده شده است.

روش DE دارای سرعت محاسباتی و پایداری بالا است و بر محاسبات کُند روش SE و کاستی‌های PE غلبه می‌کند؛ با این حال، DE تنها بخش فرکانس پایین سیگنال را تحلیل می‌کند و اطلاعات موجود در فرکانس بالا را نادیده می‌گیرد؛ بنابراین، برای غلبه بر کاستی DE، HDE برای توصیف جامع‌تر و دقیق‌تر سری زمانی ارائه شده است. اگر مقادیر  $m$  یا  $c$  خیلی بزرگ باشند، زمان محاسباتی موردنیاز برای الگوریتم DE زیاد خواهد شد. در

است؛ به این معنی که مدل پیش‌بینی می‌کند آیا وضعیتی ذهنی فرد حالت پسنیدن یا نپسنیدن است. در مدل پیشنهادشده، برای طبقه‌بندی از روش RF استفاده شده است که از رویکرد یادگیری جمعی برای پیش‌بینی استفاده می‌کند. طبقه‌بندی‌کننده RF به روشی مشابه طبقه‌بندی‌کننده درخت تصمیم کار می‌کند؛ تنها با یک رویکرد یادگیری جمعی که به آن اضافه شده است. اولین گام، ایجاد بسیاری از درخت‌های تصمیم تصادفی است که هرکدام یک دسته خاص را با توجه به ویژگی‌های داده‌شده به آن پیش‌بینی می‌کنند. هنگامی که هر درخت یک دسته را پیش‌بینی می‌کند، رأی‌گیری انجام می‌شود تا طبق اکثریت، دسته نهایی در نظر گرفته شود. سپس خروجی، دسته‌ای است که اکثریت رأی را دارد.

در این پژوهش، اعتبارسنجی تقاطعی ۵ دسته‌ای برای آموزش و آزمون طبقه‌بندی‌کننده RF استفاده شده است تا عملکرد طبقه‌بندی‌کننده دقیق و بدون بایاس حاصل شود. در رویکرد اعتبارسنجی تقاطعی ۵ دسته‌ای، به‌طور تصادفی مجموعه ویژگی‌ها به ۵ مجموعه با اندازه مساوی تقسیم می‌شود و الگوریتم یادگیری ۵ بار اجرا می‌شود. هر بار یکی از ۵ مجموعه آزمایشی به‌عنوان آزمون است و مدل روی ۴ مجموعه باقی‌مانده آموزش داده می‌شود. در نهایت، متوسط ۵ مقدار گزارش می‌شود؛ بنابراین، به‌طور خلاصه، برای آزمایش مدل ۸۰ درصد از کل داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد برای آزمون در نظر گرفته شده است و این روند ۵ بار تکرار می‌شود.

درصد دقت برای ۵ بار تکرار به‌ترتیب ۷۳/۹۱، ۷۶/۲۷، ۷۰/۸۸، ۷۴/۳۵ و ۷۷/۶۳ حاصل شده که بیشینه درصد صحت ۷۷/۶۳ حاصل شده است. درصد صحت برای ۵ بار تکرار به‌ترتیب ۷۵/۷۱، ۷۲/۲۷، ۶۹/۵۸، ۷۴/۳۳، ۷۶/۴۵ حاصل شده است که بیشینه دقت ۷۶/۴۵ حاصل شده است. مقدار پارامترهای آماری دقت، فراخوانی و صحت در جدول ۱ آورده شده است. طبق نتایج حاصل از ۵ بار متوسط‌گیری، مقدار پارامتر دقت ۷۴/۶۱ درصد، فراخوانی ۷۲/۹ درصد و صحت ۷۳/۶۷ درصد برای تشخیص دو دسته پسنیدن و نپسنیدن به دست آمده است.

HDE پرداخته شود. همچنین، پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های مرتبط با بازاریابی عصبی، روش‌های ثبت سیگنال‌های حیاتی دیگری مانند ردیابی حرکات چشم به این فرآیند افزوده شوند.

## مراجع

- [1] A. S. Amran *et al.*, "Data Acquisition and Data Processing using Electroencephalogram in Neuromarketing: A Review.," *Pertanika Journal of Science & Technology*, Vol. 30, No. 1, 2022.
- [2] K. Bočková, J. Škrabánková, and M. Hanák, "Theory and practice of neuromarketing: Analyzing human behavior in relation to markets," *Emerging Science Journal*, Vol. 5, No. 1, pp. 44–56, 2021.
- [3] D. A. Mallik and S. S. Azharshaheen, "Neuromarketing Management Applications in Marketing," vol. 20, no. 3, 2021.
- [4] A. H. Alsharif, N. Z. Md Salleh, R. Baharun, and A. Rami Hashem E, "Neuromarketing research in the last five years: a bibliometric analysis," *Cogent Business & Management*, Vol. 8, No. 1, p. 1978620, 2021.
- [5] C. R. Amin *et al.*, "Consumer Behavior Analysis using EEG Signals for Neuromarketing Application," in *2020 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, 2020, pp. 2061–2066.
- [6] L. Zeng, M. Lin, K. Xiao, J. Wang, and H. Zhou, "Like/Dislike Prediction for Sport Shoes With Electroencephalography: An Application of Neuromarketing," *Frontiers in Human Neuroscience*, Vol. 15, 2021.
- [7] V. Khurana *et al.*, "A survey on neuromarketing using eeg signals," *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, 2021.
- [8] R. Gill and J. Singh, "A study of neuromarketing techniques for proposing cost effective information driven framework for decision making," *Materials Today: Proceedings*, 2020.
- [9] M. Yadava, P. Kumar, R. Saini, P. P. Roy, and D. P. Dogra, "Analysis of EEG signals and its application to neuromarketing," *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 76, No. 18, pp. 19087–19111, 2017.
- [10] L. Robaina-Calderín and J. D. Martín-Santana, "A review of research on neuromarketing using content analysis: key approaches and new avenues," *Cognitive Neurodynamics*, Vol. 15, No. 6, pp. 923–938, 2021.
- [11] M. Nilashi *et al.*, "Neuromarketing: a review of research and implications for marketing," *Journal of Soft Computing and Decision Support Systems*, Vol. 7, No. 2, pp. 23–31, 2020.
- [12] B. Neeharika, W. J. Suneetha, B. A. Kumari, and M. Tejashree, "Study of Electroencephalography for Enhanced Understanding of Consumer Preference," *New Ideas Concerning Science and Technology* Vol. 8, pp. 161–169, 2021.

این پژوهش، مقدار  $m$  روی ۳ تنظیم شد؛ زیرا مقادیر کوچک  $m$  ممکن است از آشکارسازی تغییرات دینامیکی حاضر در سیگنال جلوگیری کند؛ در حالی که مقادیر بزرگ  $m$  ممکن است موجب شود روش HDE تغییرات کوچک در سیگنال را نادیده بگیرد. همچنین، در این پژوهش، تأخیر زمانی  $d = 1$  انتخاب شد؛ دلیل اصلی انتخاب این است که وقتی  $d > 1$  باشد، ممکن است برخی اطلاعات مهم مرتبط با فرکانس از بین برود و همچنین، ممکن است به آلیاسینگ منجر شود.

همچنین، در این پژوهش، تعداد لایه‌های سلسله‌مراتبی  $k$  روی ۳ تنظیم شد؛ زیرا زمانی که  $k$  خیلی بزرگ باشد، کارایی محاسبه و نقاط نمونه درگیر در محاسبه هر سطح کاهش می‌یابد؛ در حالی که وقتی  $k$  خیلی کوچک باشد، باند فرکانسی سیگنال به دقت تقسیم نمی‌شود و اجزای سلسله‌مراتبی ناکافی می‌شوند. همچنین، در این پژوهش، شماره دسته  $C$  روی ۵ تنظیم شد؛ زیرا وقتی  $C$  خیلی کوچک باشد، ویژگی‌های مختلف به‌عنوان یک دسته طبقه‌بندی می‌شدند؛ در حالی که وقتی  $C$  خیلی بزرگ باشد، ویژگی‌های مشابه به‌عنوان دسته‌های مختلف شناسایی می‌شوند. به عبارت دیگر، وقتی خیلی کوچک یا خیلی بزرگ شود، ممکن است الگوریتم حساس به نویز شود.

در این پژوهش از RF و روش‌های اعتبارسنجی تقاطعی ۵ دسته‌ای برای تفکیک بین دو دسته پسندیدن و نپسندیدن استفاده شده است. معیارهای ارزیابی مختلفی نظیر دقت، فراخوانی و صحت استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهند دو دسته پسندیدن و نپسندیدن یک کالا را می‌توان با میزان صحت متوسط ۷۳/۶۷ درصد طبقه‌بندی کرد. با مقایسه نتایج پژوهش در [9] ۳/۶۷ و در [29] ۰/۱۷ درصد بهبود در نتایج دیده می‌شود. امیدوار است این پژوهش اطلاعات مفیدی درباره روش‌های بازاریابی عصبی و کاربردهای آنها ارائه داده باشد. نتایج این پژوهش نشان می‌دهند مطالعات در این زمینه می‌تواند باعث تغییر و بهبود استراتژی‌های بازاریابی برای بهبود تولیدکننده و مصرف‌کننده شود.

پیشنهاد می‌شود برای ادامه پژوهش با کمک یک الگوریتم تکاملی نظیر PSO به محاسبه پارامترهای DE و

- Health Monitoring*, Vol. 20, No. 3, pp. 1169–1195, 2021.
- [23] S. Luo, W. Yang, and Y. Luo, "Fault diagnosis of a rolling bearing based on adaptive sparse narrow-band decomposition and Refined Composite multiscale dispersion entropy," *Entropy*, Vol. 22, No. 4, p. 375, 2020.
- [24] S. A. Hosseini, M. A. Khalilzadeh, M. B. Naghibi-Sistani, and S. M. Homam, "Emotional stress recognition using a new fusion link between electroencephalogram and peripheral signals," *Iranian journal of neurology*, Vol. 14, No. 3, p. 142, 2015.
- [25] D. R. Edla, K. Mangalorekar, G. Dhavalikar, and S. Dodia, "Classification of EEG data for human mental state analysis using Random Forest Classifier," *Procedia computer science*, Vol. 132, pp. 1523–1532, 2018.
- [26] S. Hegelich, "Decision trees and random forests: Machine learning techniques to classify rare events," *European Policy Analysis*, Vol. 2, No. 1, pp. 98–120, 2016.
- [27] L. Fraiwan, K. Lweesy, N. Khasawneh, H. Wenz, and H. Dickhaus, "Automated sleep stage identification system based on time–frequency analysis of a single EEG channel and random forest classifier," *Computer methods and programs in biomedicine*, Vol. 108, No. 1, pp. 10–19, 2012.
- [28] C. Nguyen, Y. Wang, and H. N. Nguyen, "Random forest classifier combined with feature selection for breast cancer diagnosis and prognostic," 2013.
- [29] S.A. Hosseini, "Analyzing the brain response to marketing stimuli using electroencephalogram (EEG) signal in the neuromarketing application," *Computational Intelligence in Electrical Engineering*, Article in press.
- [13] R. Stefko, A. Tomkova, J. Kovalova, and I. Ondrijova, "Consumer Purchasing Behaviour and Neuromarketing in The Context of Gender Differences," 2021.
- [14] A. Cardoso and T. S. Ferreira, "Data mining ppv an applied deep leaning neuromarketing tool to the performance of the point of sale promotion: A quantitative study," *Academy of Strategic Management Journal*, Vol. 20, No. 4, 2021.
- [15] T. Avinash, L. Dikshant, and S. Seema, "Methods of Neuromarketing and Implication of the Frontal Theta Asymmetry induced due to musical stimulus as choice modeling," *Procedia Computer Science*, Vol. 132, pp. 55–67, 2018.
- [16] M. Darabi, N. Azizian, M. Moharramzadeh, and F. Nobakht, "Processing and analysis of electroencephalography signal to evaluate the effect of sport advertisement on customers," *Journal of Advanced Sport Technology*, Vol. 2, No. 2, pp. 15–27, 2018.
- [17] S. Pal, P. Das, R. Sahu, and S. R. Dash, "Study of Neuromarketing With EEG Signals and Machine Learning Techniques," *Machine Learning for Healthcare Applications*, pp. 33–56, 2021.
- [18] S. Butterworth, "On the theory of filter amplifiers," *Wireless Engineer*, Vol. 7, No. 6, pp. 536–541, 1930.
- [19] Q. Xue *et al.*, "Feature Extraction Using Hierarchical Dispersion Entropy for Rolling Bearing Fault Diagnosis," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 70, pp. 1–11, 2021.
- [20] M. Rostaghi and H. Azami, "Dispersion entropy: A measure for time-series analysis," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 23, No. 5, pp. 610–614, 2016.
- [21] H. Azami and J. Escudero, "Amplitude-and fluctuation-based dispersion entropy," *Entropy*, Vol. 20, No. 3, p. 210, 2018.
- [22] X. Yan, Y. Liu, D. Huang, and M. Jia, "A new approach to health condition identification of rolling bearing using hierarchical dispersion entropy and improved Laplacian score," *Structural*

---

<sup>1</sup> ElectroEncephaloGraphy

<sup>2</sup> functional Magnetic Resonance Imaging

<sup>3</sup> Positron Emission Tomography

<sup>4</sup> Steady State Topography

<sup>5</sup> MagnetoEncephaloGraphy

<sup>6</sup> Galvanic Skin Response

<sup>7</sup> Facial electromyography

<sup>8</sup> Implicit response testing

<sup>9</sup> Hidden Markov Model

<sup>10</sup> PRISMA

<sup>11</sup> Preferred Reporting Items for Systematic review and Meta-Analyses



- <sup>12</sup> Hjorth
- <sup>13</sup> ANalysis Of VAriance
- <sup>14</sup> Least Significant Difference
- <sup>15</sup> Support Vector Machine
- <sup>16</sup> Butterworth
- <sup>17</sup> Dispersion Entropy
- <sup>18</sup> Hierarchical Dispersion Entropy
- <sup>19</sup> Random Forest
- <sup>20</sup> Common Mode Sense
- <sup>21</sup> Driven Right Leg
- <sup>22</sup> Sample Entropy
- <sup>23</sup> Permutation Entropy
- <sup>24</sup> Normalized Dispersion Entropy
- <sup>25</sup> Matrix operator
- <sup>26</sup> Aliasing
- <sup>27</sup> K Nearest Neighbours
- <sup>28</sup> Linear Discriminant Analysis
- <sup>29</sup> Breiman
- <sup>30</sup> Ensemble learning
- <sup>31</sup> Gini index
- <sup>32</sup> Precision
- <sup>33</sup> Recall
- <sup>34</sup> Support
- <sup>35</sup> Accuracy