



<https://nmrj.ui.ac.ir/?lang=en>  
New Marketing Reserch Journal  
E-ISSN: 2228- 7744  
Document Type: Research Paper

## **Analysis of the EEG Signal Using Higher-Order Spectra (HOS) in the Neuro-marketing Application**

**Seyyed Abed Hosseini<sup>1\*</sup>, Mahboobeh Houshmand<sup>2</sup>**

1- Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Mashhad Branch, Islamic Azad University, Mashhad, Iran

[Hosseyini@mshdiau.ac.ir](mailto:Hosseyini@mshdiau.ac.ir)

2- Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Mashhad Branch, Islamic Azad University, Mashhad, Iran

[houshmand@mshdiau.ac.ir](mailto:houshmand@mshdiau.ac.ir)

### **Abstract:**

Understanding how consumers make decisions is one of the topics of interest for researchers, marketers, and industry managers. In the present study, the electroencephalogram (EEG) signals of 25 participants were used while viewing 14 different products. First, the EEG signals were pre-processed and then the high-order spectrum (HOS) features as the sum of the size of the Bispectrum, the sum of the square size of the Bispectrums, the sum of the size of the Bicoherences, and the sum of the square size of the Bicoherences in each of the 10 frequency ranges as well as the whole frequency range and features of Heinich test such as Chi-square value (CSV), probability of false alarm (Pfa), and Lambda were extracted to investigate the relationship between product liking and dislike. A total of 48 features were calculated for each EEG channel. By calculating them in 14 channels, 672 features were obtained for each sample. The superior traits were selected using a genetic algorithm (GA) and the nearest neighbor method in the wrapper model. The traits were classified using multi-layer perceptron neural network (MLP) and support vector machine (SVM). In the feature selection stage, 206 features were obtained. The results of the study showed that the proposed model with the help of SVM with Gaussian kernel can reach an average accuracy of 73.24% on all users. The proposed method, thus, seems to have a satisfactory performance in identifying the likes and dislikes of the product and could be useful in the neuro-marketing application.

**Keywords:** EEG Signal, Neuro-marketing, Consumer Behavior, Higher-order Spectra, Classification.

---

\*Corresponding author

2228- 7744/ © 2022 The Authors. Published by University of Isfahan

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



Doi: 10.22108/NMRJ.2022.130413.2537

## تحلیل سیگنال‌های EEG به کمک طیف‌های مرتبه بالا در کاربرد بازاریابی عصبی

سیدعابد حسینی<sup>۱\*</sup>، محبوبه هوشمند<sup>۲</sup>

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

Hosseyni@mshdiau.ac.ir

۲- استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

### چکیده

درک چگونگی تصمیم‌گیری مصرف‌کنندگان، یکی از مباحث موردتوجه پژوهشگران، بازاریابان و مدیران صنعتی است. در این مقاله از سیگنال‌های مغزی (EEG) ۲۵ شرکت‌کننده در زمان مشاهده ۱۴ محصول مختلف استفاده شده است. ابتدا سیگنال‌های EEG پیش‌پردازش شده و سپس ویژگی‌هایی از طیف‌های مرتبه بالا (HOS) به صورت مجموع اندازه دوطیفی‌ها، مجموع مربع اندازه دوطیفی‌ها، مجموع اندازه دوهمدوسی‌ها و مجموع مربع اندازه دوهمدوسی‌ها در هر یک از ۱۰ محدوده صفحه دوفرکانسی و همچنین در کل محدوده فرکانسی و ویژگی‌های آزمون‌های نیچ نظیر مقدار خی دو (CSV)، احتمال هشدار کاذب (Pfa) و  $\Lambda$  به منظور بررسی ارتباط حالت‌های دوست داشتن و دوست نداشتن محصول استخراج شده است. جمعاً ۴۸ ویژگی برای هر کانال سیگنال EEG محاسبه شده که با احتساب ۱۴ کانال برای هر نمونه ۶۷۲ ویژگی به دست آمده است. ویژگی‌های برتر به کمک الگوریتم ژنتیک (GA) و روش نزدیک‌ترین همسایه در مدل رپر انتخاب شد و در نهایت با شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) طبقه‌بندی شد. در مرحله انتخاب ویژگی، ۲۰۶ ویژگی حاصل شد. نتایج نشان داد مدل پیشنهادی به کمک SVM با هسته گوسی توانسته به طور میانگین روی کلیه کاربران به صحت ۷۳٫۲۴ درصد برسد؛ بنابراین، مشاهده می‌شود روش پیشنهادی عملکرد مناسبی در تشخیص حالت‌های دوست داشتن و دوست نداشتن محصول دارد و در کاربرد بازاریابی عصبی مفید است.

**کلید واژه‌ها:** سیگنال مغزی، بازاریابی عصبی، رفتار مصرف‌کننده، طیف‌های مرتبه بالا، طبقه‌بندی کننده

## ۱- مقدمه

بازاریابی و معرفی محصولات مختلف مصرفی از طریق تبلیغات، اقدامی مؤثر برای افزایش فروش، آگاهی در میان مصرف کنندگان و افزایش سوددهی واحد تولیدی است. تولید مجدد محصولات معمولاً به میزان مصرف در بازار بستگی دارد. شناخت این اولویت‌ها می‌تواند با استفاده از آگاهی از تغییرات احساس افراد صورت گیرد و این تغییرات تأثیر زیادی بر فعالیت‌های مغزی دارند. دانستن اولویت مصرف کننده برای تصمیم‌گیری و پیش‌بینی رفتار برای استفاده مؤثر از محصول با استفاده از فرایندهای ناخودآگاه، بازاریابی نامیده می‌شود (یاداو و همکاران؛ ۲۰۱۷).

بازاریابی عصبی شامل تلفیق دو علم بازاریابی و عصب‌شناسی است. این واژه برای اولین بار در سال ۲۰۰۲ مطرح شد و با استقبال چندانی روبه‌رو نشد. تا اینکه در سال‌های اخیر بخش زیادی از پژوهش‌ها را به خود اختصاص داده است. هدف بازاریابی عصبی انتقال بهتر پیام‌های بازاریابی به دیگران و افزایش احتمال خرید توسط مخاطب است. در نتیجه، با استفاده از بازاریابی عصبی بودجه تخصیصی به بازاریابی و تبلیغات کاهش می‌یابد. درک چگونگی تصمیم‌گیری مصرف کنندگان یکی از مباحث مهم و مورد توجه پژوهشگران، بازاریان و مدیران صنعتی است. بازاریابی عصبی به مطالعه بررسی پاسخ مؤثر حسی، شناختی و عاطفی محرک‌های بازاریابی مصرف کنندگان می‌پردازد. پس از نأمیدی از روش‌های سنتی، روش‌های نوین و ترکیبی از قبیل بازاریابی عصبی توسعه یافته‌اند. یکی از اهداف اساسی پژوهش‌های بازاریابی،

پیش‌بینی ترجیحات مصرف کنندگان و موفقیت پویش‌های بازاریابی در سطح جمعیت است، با این حال، ابزارهای بازاریابی سنتی محدودیت‌های مختلفی دارند که نیازمند اقدام‌های جدید برای بهبود قدرت پیش‌بینی است (حکیم و همکاران؛ ۲۰۲۰).

روش‌های زیادی برای تبلیغات محصولات وجود دارد و بازاریابی عصبی حوزه جدیدی در این زمینه است (زمانی و نائینی؛ ۲۰۲۰). از روش‌های بازاریابی عصبی به منظور توسعه تبلیغات و پویش‌های تبلیغاتی و تولید صحیح آنها استفاده می‌شود. بازاریابی عصبی می‌تواند توسط ارزش افزایی از طریق فهم بهتر تأثیر تبلیغات که معمولاً فرایندی ابتکاری است، بر موفقیت اثربخشی آن مؤثر باشد. این رویکرد شیوه جدیدی را به منظور مشخص کردن پویش‌های تبلیغاتی که واقعاً جامعه را درگیر می‌کنند، مهیا کرده است و ظرفیت بسیار زیادی برای ارتقای پویش‌های بازاریابی و فعالیت افراد دارد.

پژوهشگران با استفاده از فناوری‌هایی مانند تصویربرداری با تشدید مغناطیسی عملکردی (fMRI)، سیگنال‌های الکتریکی مغز (EEG)، سیگنال‌های مغناطیسی مغز (MEG) و ردیابی حرکات چشم به سنجش تغییرات فعالیت مغز و حرکات چشم می‌پردازند (زمانی و نائینی، ۲۰۲۰). در میان این روش‌ها، سیگنال EEG یک روش نسبتاً ارزان و دارای حد تفکیک زمانی بالا برای بررسی فعالیت مغز است (تلپاز و همکاران؛ ۲۰۱۵). این سنجش‌های شناختی به درک بهتری از چگونگی تصمیم‌گیری مصرف کنندگان و اینکه چه بخش یا بخش‌هایی در مغز

2. Hakim et al.
3. Zamani & Naieni
4. functional Magnetic Resonance Imaging
5. ElectroEncephaloGraphy
6. MagnetoEncephaloGraphy
7. Telpez et al.

1. Yadava et al.

۹۶٫۶۲ درصد رسیدند.

بالکونی و همکاران (۲۰۱۴) به بررسی اثر تبلیغات و برند در نحوه عملکرد مغز مصرف‌کننده به کمک بازاریابی عصبی پرداختند. آنها رابطه بین پاسخ‌های صریح (ترجیح مصرف‌کننده) و تلویحی (سنجش EEG) مصرف‌کنندگان و نقش مهم سیستم پاداش را بررسی کردند. به‌طور خاص، آنها تأثیر مکانیسم‌های پاداش برای حمایت از فرایندهای شناختی و احساسی در ارزیابی کالاهای مصرفی را تجزیه و تحلیل کردند. آنها از ۳۴ نفر شرکت‌کننده در آزمون که پنج تبلیغ تجاری را مشاهده می‌کردند، باندهای فرکانسی (دلتا، تتا، آلفا و بتا) را سنجش کردند. در نهایت، افراد شرکت‌کننده در آزمون، کالاهای ارزیابی کردند و ترجیحات خود را توضیح دادند.

تلیاز و همکاران (۲۰۱۵) نشان دادند سیگنال EEG می‌تواند انتخاب‌های آینده محصولات مصرفی را پیش‌بینی کند. در آزمایش آنها شرکت‌کنندگان محصولات مصرفی جداگانه را بدون انجام هیچ‌گونه انتخاب واقعی مشاهده کردند و هم‌زمان سیگنال EEG شرکت‌کنندگان ثبت شده است. در پایان آزمایش، به شرکت‌کنندگان انتخاب بین دو جفت از محصولات یکسان پیشنهاد شده است. آنها دریافتند که فعالیت مغزی سنجش شده از یک الکتروود میانی جلویی، افزایش مؤلفه N200 و توان باند تتای ضعیف‌تر را نشان داده است که با یک محصول ترجیحی بیشتر ارتباط دارد.

یاداوا و همکاران (۲۰۱۷) یک چهارچوب مدل‌سازی پیش‌بینی برای درک انتخاب مصرف‌کننده از محصولات تجارت الکترونیکی از نظر دوست‌داشتن و دوست‌نداشتن به کمک پردازش سیگنال‌های EEG

دخالت دارند، کمک می‌کنند. استفاده از داده‌های بايومتریک مرکز توجه پژوهش‌های بازاریابی عصبی است (گلنارنیک و همکاران، ۲۰۱۹)؛ بنابراین، در سال‌های اخیر روش‌های تشخیص گوناگونی مبتنی بر پردازش سیگنال EEG به کار گرفته شده است.

موراگاپان و همکاران (۲۰۱۴) به شناسایی بهترین برند خودرو در مالزی از طریق سیگنال‌های EEG بی‌سیم پرداختند. آنها ویدئوی آگهی تبلیغاتی از برندهای تویوتا، آئودی، پرتون و سوزوکی را برای تحریک افراد (۹ مرد و ۳ زن با محدوده سنی ۲۲ تا ۲۴ سال) نمایش دادند و پاسخ‌های سیگنال EEG به این محرک‌ها را به کمک سیستم ثبت Emotiv در ۱۴ کانال با فرکانس نمونه‌برداری ۱۲۸ هرتز جمع‌آوری کردند.

سیگنال‌ها با استفاده از پالایه میان‌گذر درجه چهار باترورث<sup>۳</sup> با فرکانس قطع ۰٫۵ تا ۶۰ هرتز پیش‌پردازش و با استفاده از لاپلاسین سطحی هموار شدند. طیف فرکانسی باند آلفا (۸ هرتز - ۱۳ هرتز) از طریق تبدیل فوریه سریع به دست آمده تا سه ویژگی چگالی طیف توان (PSD)، انرژی طیفی (SE) و مرکز طیفی (SC) از سیگنال‌های EEG استخراج شود. بردار ویژگی به دو طبقه‌بندی‌کننده k نزدیک‌ترین همسایه (kNN) و شبکه عصبی احتمالی (PNN) داده شده است. نتایج آنها نشان داده است افراد بیشتر از خودروهای تویوتا در مقایسه با دیگر برندها الهام گرفته‌اند. با استفاده از ویژگی PSD و طبقه‌بندی PNN به متوسط صحت

1. Gilar-Nik et al.
2. Murgappan et al.
3. Bitterworth
4. Surface Laplacian
5. Power Spectral Density
6. Spectral Energy
7. Spectral Centroid
8. kNearest Neighbor
9. Probabilistic Neural Network

ارزشمند برای ارزیابی اثربخشی بازاریابی مقصد است و فیلم‌های محبوب می‌توانند بر تصویر مقصد گردشگران تأثیر مثبت بگذارند.

یورال و همکاران<sup>۶</sup> (۲۰۱۹) به تخمین هم‌دوسی فاز موجک سیگنال‌های EEG در مطالعه بازاریابی عصبی پرداختند. مطالعه آنها شامل تحلیل سیگنال‌های EEG، پلیتسموگرافی (PPG) و هدایت الکتریکی پوست (GSR)<sup>۷</sup> است که به تجزیه و تحلیل رابطه بین الکترودها و استرس احساسی در تبلیغات تجاری مربوط می‌شود. در پژوهش آنها از هم‌دوسی موجک (WC)<sup>۸</sup> و تفاوت فاز (PD)<sup>۹</sup> برای بررسی چگونگی تحریک بازاریابی ناشی از میزان جریان اطلاعات بین الکترودهای EEG استفاده شده است. تغییرات نرخ پالس (PRV)<sup>۱۰</sup> از PPG انگشت به دست آمده و توان‌ها را در فرکانس بالا (HF)<sup>۱۱</sup> و فرکانس پایین (LF)<sup>۱۲</sup> محاسبه می‌کند. توان در باندهای LF و HF توسط سیستم عصبی خودمختار و سپس تغییرات سطح رسانایی پوست از GSR تنظیم می‌شود. این اندازه‌گیری‌های الکتروفیزیولوژیکی برای ارزیابی استرس عاطفی محاسبه شده است. سیگنال‌ها به‌طور هم‌زمان از ۳۰ نفر با استفاده از سیستم iMotions دانشگاه اسکودا<sup>۱۳</sup> ترکیه در دو مرحله قبل از محرک‌های تبلیغاتی (مرحله کنترل) و در طول محرک‌های تبلیغاتی (مرحله آزمایشی) ثبت شده است. WC و PD برای هر جفت الکتروود برای پنج زیر باند فرکانسی (دلتا، تتا، آلفا، بتا و

ارائه دادند. در پژوهش آنها سیگنال‌های EEG شرکت کنندگان با سن و جنسیت متفاوت در هنگام مرور محصولات مختلف ثبت شده است. صحت پیش‌بینی انتخاب با استفاده از روش آزمایش مستقل از کاربر با کمک طبقه‌بندی مدل مخفی مارکوف (HMM) به دست آمده است. نتایج پیش‌بینی آنها امیدوارکننده است و بنابراین، چهارچوب آنها می‌تواند برای مدل تجاری بهتر استفاده شود.

باستیانسن و همکاران<sup>۱۴</sup> (۲۰۱۸) یک آزمایش بازاریابی عصبی به کمک پتانسیل‌های وابسته به رویداد (ERP)<sup>۱۵</sup> انجام دادند تا به ارزیابی اثربخشی محتوای بازاریابی مقصد گردشگری در فیلم‌ها پردازند. واکنش‌های احساسی به محرک‌های بازاریابی برای مقاصد گردشگری ضروری است؛ اما اندازه‌گیری آنها دشوار است. آنها به دو گروه از شرکت کنندگان، تصاویری از شهرهای بروژ و کیوتو را نشان دادند. قبل از مشاهده تصاویر، گروهی گزیده‌ای از فیلم در بروژ<sup>۱۶</sup> ساخته شده در سال ۲۰۰۸ را دیدند که به‌طور مثبت جاذبه‌های اصلی گردشگری بروژ را به تصویر می‌کشید. گروه دیگر گزیده‌ای از فیلم خطرات عجیب و غریب ساخته شده در سال ۲۰۱۱ را مشاهده کردند که در آن اثری از شهر بروژ وجود نداشت. نتایج پژوهش برای گروه اول یک پاسخ احساسی ابتدایی به تصاویر بروژ پس از ارائه آنها مشاهده شد؛ ولی برای گروه دوم هیچ تفاوت معناداری در ERP‌های مربوط به تصاویر کیوتو یافت نشد؛ بنابراین، آنها نتیجه گرفتند بازاریابی عصبی مبتنی بر سیگنال EEG یک ابزار

6. Uhl et al.
7. ProtoPlethysmoGraph
8. Galvanic Skin Response
9. Wavelet Coherence
- 1 . Phase Difference 0
- 1 . Pulse Rate Variability 1
- 1 . High Frequency 2
- 1 . Low Frequency 3
- 1 . Ukudar 4

1. Hidden Markov Model
2. Bastiaansen et al.
3. Event Related Potential
4. In Bruges
5. The Rum Diary

نواحی کانال‌های پیشانی و آهیانه‌ای Fp1، Cp3 و Cpz مشاهده شده است؛ در حالی که تفاوت بین دوست‌داشتن و دوست‌نداشتن تصمیمات، بیشتر در نواحی جلو با کانال‌های F4 و Ft8 مشاهده شده است. علاوه بر این، نتایج آنها نشان داد افزودن رنگ پس‌زمینه به تبلیغات بر میزان دوست‌داشتن یک محصول تأثیر منفی دارد.

کومار و همکاران (۲۰۱۹) یک چهارچوب چندوجهی برای پیش‌بینی رتبه‌بندی محصولات مصرفی با ترکیب منابع داده مختلف، یعنی سیگنال‌های فیزیولوژیکی، بررسی‌های سراسری به‌طور جداگانه برای محصول و نام تجاری آن ارائه دادند. نظرات ارسال‌شده تماشاگران سراسری با استفاده از روش پردازش زبان طبیعی (NLP) بازاریابی و پردازش شد تا امتیاز ترکیبی محاسبه‌شده به‌عنوان رتبه سراسری در نظر گرفته شود. همچنین، سیگنال‌های EEG شرکت‌کنندگان به‌طور هم‌زمان هنگام مشاهده محصولات مختلف روی صفحه نمایشگر ثبت شده است. از سیگنال EEG، نمرات ظرفیت از نظر رتبه‌بندی محصول با استفاده از خودگرانشی برای هر محصول دیده‌شده برای کسب رتبه محلی به دست آمده است. نمره ظرفیت بالاتر مربوط به جذابیت ذاتی محصول برای شرکت‌کننده است. روش‌های برازش مبتنی بر جنگل تصادفی (RF) برای مدل‌سازی داده‌های EEG برای ایجاد چهارچوب پیش‌بینی رتبه به‌عنوان رتبه‌بندی محلی استفاده شده است. علاوه بر این، الگوریتم بهینه‌سازی کلونی زنبور مصنوعی (ABC) برای افزایش عملکرد کلی چهارچوب با ترکیب رتبه‌بندی سراسری و محلی استفاده شده است. مجموعه سیگنال

گاما) سیگنال EEG محاسبه شده است. نتایج پژوهش آنها نشان داد ارزش WC به‌طور کلی در مرحله آزمایشی از مرحله کنترل به‌ویژه در فرکانس‌ها، آلفا و بتا بیشتر بوده است و ارزش PD به‌طور کلی در باند گاما پایین‌تر بوده است. افزایش همدوسی بین کره‌ای در مرحله آزمایشی در ناحیه قدامی پیشانی-زمانی-آهیانه‌ای رخ داده است. در همان زمان نسبت LF/HF و SCL به‌طور کلی در مرحله آزمایشی بالاتر بوده است. همچنین، آنها نشان دادند تفاوت معنی‌داری در WC، PD و نسبت LF/HF بین مرحله آزمایشی و مرحله کنترل وجود دارد؛ اما در SCL وجود ندارد.

گلنارنیک و همکاران (۲۰۱۹) دو هدف شامل پتانسیل طیف توان سیگنال EEG برای پیش‌بینی ترجیحات مصرف‌کنندگان و تفسیر تغییر تصمیم‌گیری مصرف‌کنندگان در رفتار خرید را وقتی محتوای یک تبلیغ از جمله رنگ زمینه و تبلیغات تغییر می‌کند، بررسی کردند. برای این منظور، تبلیغات مربوط به برندهای مختلف تلفن همراه که از نظر محتوا متفاوت‌اند، به شرکت‌کنندگان نشان دادند و هم‌زمان سیگنال EEG ثبت کردند. از توان سیگنال‌های EEG برای یافتن مهم‌ترین مناطق مغز برای تمایز بین ترجیحات و پیش‌بینی وقوع تصمیم‌گیری استفاده کردند. آنها نشان دادند ویژگی‌های استخراج‌شده از توان سیگنال EEG می‌تواند میزان تصمیم‌گیری مصرف‌کننده را با صحت بالای ۸۷ درصد پیش‌بینی کند و بین ترجیحات دوست‌داشتن و دوست‌نداشتن با صحت بیش از ۶۳ درصد تمایز قائل شود. همچنین، بیشترین تمایز برای پیش‌بینی میزان تصمیم‌گیری درباره دوست‌داشتن یا دوست‌نداشتن خرید یک محصول در

2. Kumar et al.
3. Natural Language Processing
4. Random Forest
5. Artificial Bee Colony

1. Skin Conductance Level

EEG از ۴۰ شرکت کننده (۲۵ مرد و ۱۵ زن) در هنگام مشاهده ۴۲ محصول مختلف موجود در وبسایت تجارت الکترونیک ثبت شده است. نتایج آزمایش آنها امیدوارکننده است و نشان دادند روش بهینه‌سازی ABC توانسته در پیش‌بینی رتبه‌بندی، خطای میانگین مربع ریشه (RMSE) کمتری در مقایسه با طرح‌های تک‌مدتی داشته باشد.

حکیم و همکاران (۲۰۱۹) از ویژگی‌های مختلف استخراج‌شده از سیگنال EEG و الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای بهبود پیش‌بینی ترجیحات، تنها براساس خودگزارشی استفاده کردند. در پژوهش آنها افراد تبلیغات ویدئویی شش محصول غذایی را تماشا کردند و هم‌زمان سیگنال EEG ثبت شده است. پس از آن، به پرسشنامه‌ای که به‌عنوان معیار خوداظهاری عمل کرده است، پاسخ دادند. پس از آن، افراد انتخاب‌های دوتایی را بر روی محصولات غذایی انجام دادند. آنها براساس نمونه و ترجیحات سطح جمعیت، براساس پاسخ پرسشنامه افراد و ویژگی‌های استخراج‌شده از سیگنال EEG در طول مشاهده‌های تجاری، پیش‌بینی را انجام دادند. آنها در پیش‌بینی بین بیشترین و کم‌ترجیح‌ترین محصولات افراد به صحت ۶۸٫۵ درصد و بهبود صحت به میزان ۴٫۰۷ درصد در مقایسه با پیش‌بینی تنها براساس خودگزارشی رسیدند. آنها دریافتند که بیشترین پیش‌بینی سنجش EEG شامل توان پیشانی در باند آلفا، عدم تقارن نیمکره‌ای در باند بتا و همبستگی بین موضوعی در باندهای دلتا و آلفاست.

ژانگ و همکاران<sup>(۲۰۱۹)</sup> به بررسی انگیزه ضمنی مصرف‌کنندگان در خرید برندهای لوکس مبتنی بر سیگنال EEG پرداختند. هدف آنها کشف انگیزه‌های

ضمنی مصرف‌کنندگان برای خرید برندهای لوکس براساس نظریه‌های عملکردی نگرش‌ها با استفاده از سیگنال ERP است. ۲۰ شرکت‌کننده سالم زن راست‌دست در آزمایش ثبت داده شرکت کردند که دارای اعتبار دو برند تجاری (اصلی/تقلبی) و دو آرم (مطرح/بی‌نام‌ونشان) است. در آزمایش آنها شرکت‌کنندگان کیف‌های لوکس مختلف با اصالت برند و اهمیت آرم را مرور کردند و سپس قصد خرید خود را در پنج مقیاس گزارش کردند و هم‌زمان سیگنال‌های ERP ثبت شد. برای برندهای تقلبی، شرایط بی‌نام‌ونشان دامنه N200 بزرگ‌تر، دامنه N400 بزرگ‌تر و دامنه LPP کوچک‌تر از شرایط آرم مطرح را به‌همراه داشت؛ با این حال، برای برندهای اصلی، اثر تعدیل مطرح‌بودن آرم را نمی‌توان یافت. نتایج نشان داد هنگامی که یک هدف را نمی‌توان برآورده کرد، مصرف‌کنندگان بیشتر انتظار رضایت یک هدف دیگر را خواهند داشت. اگر این انتظار نقض شود، غیرمنتظره و غیرقابل قبول به نظر می‌رسد؛ بنابراین، تعارض پیش‌بینی بیشتر (N200) و تضاد احساسی (N400) ایجادشده و انگیزه خرید (LPP) برانگیخته نشده است. ترجیحات مصرف‌کنندگان برای برندهای لوکس براساس رضایت از اهداف اجتماعی آنهاست. این اهداف اجتماعی همیشه در کنار هم هستند و به‌عنوان جبران‌ساز یکدیگر عمل می‌کنند. نارضایتی از یک هدف اجتماعی، انتظار آنها را از رضایت از یک هدف اجتماعی دیگر افزایش می‌دهد.

زمانی و نائینی (۲۰۲۰) روش بازاریابی عصبی را به کمک سیگنال EEG ثبت‌شده از ۳۲ نفر (۱۶ مرد و ۱۶ زن) با محدوده سنی ۲۰ تا ۳۵ سال برای پیش‌بینی

1. Root Mean Square Error
2. Zang et al.

نرسیده است. در پژوهش حاضر، مدلی جدید در بازاریابی عصبی برای پیش‌بینی انتخاب کاربران در محصولات مختلف از روی سیگنال‌های EEG به کمک ویژگی‌های استخراج‌شده از طیف‌های مرتبه بالا (HOS) و آزمون هاینیچ، انتخاب ویژگی‌های برتر به کمک الگوریتم ژنتیک (GA) و نزدیک‌ترین همسایه در مدل رپر و طبقه‌بندی کننده به کمک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) و SVM ارائه شده است.

ساختار این مقاله به این شرح است که در بخش دوم با عنوان مواد و روش‌ها به معرفی داده پژوهش، پیش‌پردازش سیگنال EEG، ویژگی‌های استخراجی به کمک HOS و آزمون هاینیچ از سیگنال EEG، بهنجارسازی ویژگی‌ها، انتخاب ویژگی توسط الگوریتم‌های GA و نزدیک‌ترین همسایه در مدل رپر و طبقه‌بندی کننده‌های شبکه عصبی MLP و SVM پرداخته می‌شود. در بخش سوم نتایج پژوهش ارائه می‌شود و در نهایت، در بخش چهارم نتیجه‌گیری و پیشنهادهایی برای کارهای آینده بیان می‌شود.

## ۲- مواد و روش‌ها

مدل پیشنهادشده مطابق شکل ۱ شامل داده پژوهش، پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، بهنجارسازی، انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی است.

ترجیحات مصرف کننده در زمان مشاهده محصولات پیشنهاد دادند. سیستم آنها شامل پردازش سیگنال EEG، استخراج ویژگی به کمک تبدیل موجک گسسته (DWT) و ویژگی‌های آماری و طبقه‌بندی کننده به کمک ماشین بردار پشتیبان (SVM)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و RF است. مؤلفه‌هایی نظیر صحت، حساسیت، ویژگی و دقت برای ارزیابی عملکرد مدل محاسبه شده است. نتایج آنها نشان می‌دهد الگوریتم SVM برای طبقه‌بندی با صحت بیش از ۸۷ درصد بر روی کل داده‌ها و ۸۴ درصد برای داده‌های لوب آهیانه‌ای عملکرد بالایی داشته است.

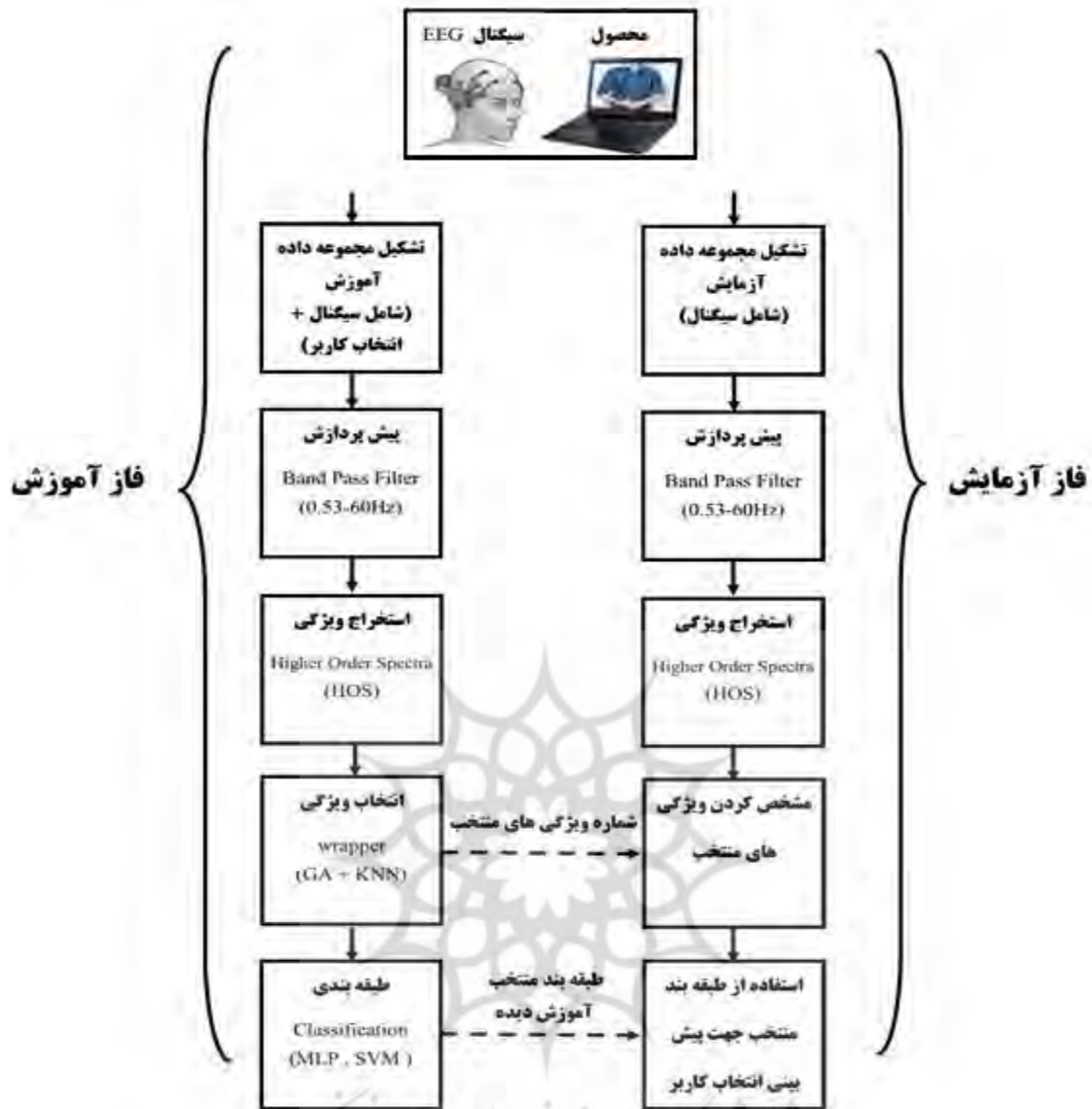
کالاگانیس و همکاران<sup>۴</sup> (۲۰۲۱) به بررسی گذشته، حال و آینده در سوگیری مصرف کننده ناخودآگاه در بازاریابی عصبی پرداختند. آنها از سیگنال EEG به علت غیرتهاجمی و مقرون به صرفه بودن استفاده کردند. سیگنال EEG از نظر حد تفکیک فضایی ضعف دارد؛ اما با داشتن حد تفکیک زمانی بالا می‌تواند تغییرات فعالیت شناختی مغز را به خوبی نشان دهد؛ بنابراین، سیگنال EEG برای رمزگشایی فعالیت مغزی مصرف کنندگان مطلوب است؛ با این حال، برخلاف استفاده گسترده از آن در بازاریابی عصبی، نمی‌تواند به تنهایی تصویر کاملی را ارائه دهد؛ بنابراین، پژوهشگران به منظور غلبه بر محدودیت‌ها، از روش‌های تلفیقی نظیر ترکیب آن با ردیابی حرکات چشم، تغییرات الکتریکی پوست و تغییرات نرخ ضربان قلب برای بررسی رفتار مصرف کنندگان استفاده می‌کنند.

کار پژوهشی در مبحث بازاریابی عصبی بسیار مورد توجه است و هنوز به سطحی از رضایت‌مندی

1. Higher-Order Spectra  
6. Hhich  
7. Genetic Algorithm  
8. Multi Layer Perceptron

1. Discrete Wavelet Transform  
2. Support Vector Machine  
3. Artificial Neural Network  
4. Kalaganis et al.





شکل ۱: روند نمایی از روش پیشنهاد شده

با گستره سنی ۲۵ تا ۳۰ سال و گروه C شامل ۷ مرد و ۴ زن با گستره سنی ۳۱ تا ۳۸ سال هستند. سیگنال EEG توسط سیستم ثبت بی سیم Emotiv EPOC و مطابق استاندارد بین المللی ۲۰-۱۰ از ۱۴ کانال به نام های F4، F3، FC5، T7، P7، O1، O2، P8، T8، FC6، F4، F8 و F7 اخذ شده است. الکترودهای مرجع CMS<sup>۱</sup> و DRL<sup>۲</sup> به ترتیب در موقعیت های P3 و P4 و در بالای

در این قسمت هر کدام از مراحل مدل پیشنهادی به صورت مختصر تشریح می شوند.

### ۱-۲- معرفی داده پژوهش

در این پژوهش از ۲۵ شرکت کننده با محدوده سنی ۱۸ تا ۳۸ سال (متوسط سنی ۲۸/۱۵) در زمان مشاهده ۱۴ محصول مختلف استفاده شده است (یاداوا و همکاران، ۲۰۱۷). گروه A شامل ۱۰ مرد و ۶ زن با گستره سنی ۱۸ تا ۲۳ سال، گروه B شامل ۸ مرد و ۵ زن

1. Common Mode Sense  
2. Driven Right Leg

در شکل ۲ نشان داده شده است.

گوش‌ها قرار داده شده است. تجهیزات ثبت، نام و شماره الکترودها و محل قرارگیری آنها روی سطح سر



شکل ۲: تجهیزات ثبت، نام و شماره الکترودها و محل قرارگیری آنها روی سطح سر

یک فروشگاه اینترنتی ثبت شده است. در پروتکل ثبت داده، مجموعه‌ای از ۱۴ محصول متفاوت دارای سه نوع مختلف A، B و C وجود دارد که در مجموع ۴۲ ( $14 \times 3 = 42$ ) تصویر مختلف را مطابق شکل ۳ ایجاد می‌کنند. ۱۰۵۰ ( $42 \times 25 = 1050$ ) قطعه سیگنال EEG برای همه شرکت کنندگان ثبت شده است.

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 اولیه است. سیگنال EEG داوطلب در هنگام پخش تصاویر کالاهای

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
			چوراب				کمر بند
			ساعت دیواری				دستکش
			دستبند				کروات

شکل ۳: نمایشی از ۱۴ محصول متفاوت در سه نوع مختلف برگرفته شده از (یاداو و همکاران، ۲۰۱۲)

شرکت کننده باشد. پس از آزمودنی شخص باید تا انتهای ۴ ثانیه تصویر را نگاه کند و بین نمایش محرک‌های تصویری مختلف، فیکسیشن برای توجه و آماده‌سازی کاربر نمایش داده نمی‌شود.

شرکت کنندگان بر روی صندلی روبه‌روی یک صفحه نمایش نشسته‌اند و با مشاهده هر تصویر باید احساس دوست داشتن یا دوست نداشتن خود را با فشردن دکمه موس در مدت زمان ۴ ثانیه مشخص کنند تا سیگنال دریافتی به‌طور مشخص مربوط به تصمیم هر

## ۲-۲-تحلیل سیگنال EEG

### ۲-۲-۱-پیش پردازش سیگنال EEG

پیش پردازش 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 تا ۶۰ هرتز در محیط نرم‌افزار متلب پیش پردازش می‌شود.

### ۲-۲-۲-استخراج ویژگی به کمک طیف‌های

#### مرتبه بالا

در روش‌های تخمین طیف، فرض اولیه این است که سیگنال بررسی شده به صورت جمع تعدادی از هارمونیک‌های فرکانسی است که هیچ‌گونه همبستگی آماری ندارند و میزان چگالی توان در هر یک از هارمونیک‌ها محاسبه می‌شود؛ بنابراین، روابط بین فاز هارمونیک‌ها حذف می‌شود (حسینی، ۲۰۱۵) و (حسینی، ۲۰۱۲) و (حسینی و همکاران، ۲۰۱۰). اطلاعات موجود در طیف توان دقیقاً همان اطلاعات موجود در دنباله خودهمبستگی سیگنال موردنظر است. این اطلاعات برای شناسایی کامل یک فرایند کاملاً گوسی با میانگین مشخص کافی است؛ ولی در بسیاری از موارد عملی، به اطلاعاتی بیش از تابع خودهمبستگی، نظیر میزان انحراف فرایند از توزیع گوسی، میزان و نوع غیرخطی بودن فرایند نیاز است که در طیف توان در دسترس نیست. اینجاست که طیف‌های مرتبه بالا یا چند طیفی‌ها به کمک می‌آیند (نیکیاس و همکاران، ۱۹۹۳) و (نیکیاس، ۱۹۹۳).

پژوهش حاضر با هدف بررسی تفاوت‌های موجود بین سیگنال‌های EEG در دو حالت دوست‌داشتن و

دوست‌نداشتن محصول و ارائه روشی برای تفکیک بین این دو حالت به کمک ویژگی‌های استخراجی از HOS انجام شده است. به این منظور، دو تابع دوطیفی<sup>۴</sup> و شکل بهنجار شده آن دوهمدوسی<sup>۵</sup> برای هر ۱۴ کانال سیگنال EEG محاسبه می‌شوند. برای تعریف ویژگی‌ها ابتدا صفحه دوفرکانسی مطابق شکل ۴ به ۱۶ محدوده مجزا تقسیم‌بندی شدند و سپس ویژگی‌ها به صورت مجموع اندازه دوطیفی‌ها، مجموع مربع اندازه دوطیفی‌ها، مجموع اندازه دوهمدوسی‌ها و مجموع مربع اندازه دوهمدوسی‌ها در هر یک از این ۱۰ محدوده فرکانسی (۶ محدوده تکراری است) به علاوه هر یک از این مجموعه‌ها در کل محدوده فرکانسی به همراه ویژگی‌های استخراج شده از آزمون هاینچ (۱۹۸۲) نظیر مقدار خبی دو (CSV)، احتمال هشدار کاذب (Pfa) و  $\Lambda$  تعریف شدند (۶۷۲ =  $(4+4) \times (1+1) \times 14$ ). برای محاسبه این ویژگی‌ها می‌توان از تبدیل فوریه سریع ۲۵۶ نقطه‌ای با ضریب  $C$  به صورت پیش فرض برابر ۰.۵۱ استفاده کرد. جمعاً ۴۸ ویژگی را برای هر کانال تشکیل می‌دهند که با محاسبه آنها در کانال‌های مختلف، برای هر نمونه  $48 \times 14 = 672$  ویژگی به دست می‌آید.

$\delta - \beta$	$\theta - \beta$	$\alpha - \beta$	$\beta - \beta$
$\delta - \alpha$	$\theta - \alpha$	$\alpha - \alpha$	$\beta - \alpha$
$\delta - \theta$	$\theta - \theta$	$\alpha - \theta$	$\beta - \theta$
$\delta - \delta$	$\theta - \delta$	$\alpha - \delta$	$\beta - \delta$

شکل ۴: صفحه دو فرکانسی برای تقسیم‌بندی

نواحی مختلف فرکانسی سیگنال EEG حاوی باندهای فرکانسی در بازه‌های  $\delta(0 - 4Hz)$ ،  $\theta(4 - 8Hz)$ ،  $\alpha(8 - 13Hz)$  و  $\beta(13 - 30Hz)$

در آزمون هاینچ ابتدا دوطیفی فرایند تخمین زده

4. Spectrum
5. Coherence
6. Chi Square Value 2
7. Probability of false alarm

1. Hosseini  
Poly spectra
3. Nikias et al.

گرفته شود که بتواند با کنترل تعداد محدودی از حالت‌های ممکن، طی چند مرحله به دسته و ویژگی بهینه نزدیک شود. در این مقاله از الگوریتم ژنتیک (مالاکار و همکاران، ۲۰۲۰) و نزدیک‌ترین همسایه مبتنی بر مدل رپر برای انتخاب مناسب‌ترین دسته و ویژگی ممکن بهره گرفته می‌شود. کروموزوم‌ها به صورت رشته‌ای از صفر و یک با طول برابر تعداد کل ویژگی‌های موردبررسی تعریف می‌شوند که صفر به معنای عدم حضور و یک به معنای حضور آن ویژگی در دسته ویژگی بهینه است. تابع برازندگی مورد استفاده - که کروموزوم‌های الگوریتم ژنتیک در جهت رشد آن حرکت می‌کنند - نیز صحت خروجی طبقه‌بندی کننده نزدیک‌ترین همسایه است که باید در هر نسل برای تمام کروموزوم‌ها محاسبه شود.

در این مدل دو مرحله با عنوان مرحله انتخاب ویژگی و مرحله یادگیری و آزمایش وجود دارد. در مرحله انتخاب ویژگی که در آن زیرمجموعه‌هایی از مجموعه ویژگی اصلی، با استفاده از صحت طبقه‌بندی روی داده‌های آموزش به عنوان معیار با GA انتخاب می‌شوند و مرحله یادگیری و آزمایش که در آن یک طبقه‌بندی با استفاده از بهترین زیرمجموعه ویژگی یافته شده و داده‌های آموزش، یاد گرفته می‌شود و با استفاده از داده‌های آزمایش محک زده می‌شود که در این مرحله از روش نزدیک‌ترین همسایه استفاده می‌شود. اگر ساختار یک مجموعه داده به این صورت در نظر گرفته شود که هر سطر نشان‌دهنده ویژگی باشد، مدل کلی روش انتخاب ویژگی در شکل ۵ به نمایش گذاشته شده است.

می‌شود و از یک پایله هموارساز گذرانده می‌شود. سپس بررسی می‌شود که آیا مقدار آن به طور معنی‌دار با صفر اختلاف دارد یا نه. در اینجا دیدگاه اصلی این است که تخمین دوطیفی، به طور مجانبی نرمال مختلط است؛ بنابراین، توزیع مجموع مربع اندازه (انرژی) آنها یک توزیع خی دو است که درجه آزادی آن به تعداد نقاط محاسبه تبدیل فوریه سریع و طول پنجره هموارساز بستگی دارد. در این آزمون فرض اولیه بر صفر بودن دوطیفی (گوسی بودن فرایند) گذاشته می‌شود و مقدار Pfa به عنوان احتمال خطا در پذیرش فرض دیگر (غیرگوسی بودن فرایند) محاسبه می‌شود. به این منظور، ابتدا مؤلفه CSV که متناسب با مجموع مربع اندازه دوهمدوسی هاست، محاسبه می‌شود و آن گاه احتمال انحراف این مؤلفه از مقدار آستانه مورد نیاز، با توجه به درجه آزادی محاسبه شده به دست می‌آید. در نهایت، اگر Pfa از یک حد آستانه (مثلاً ۰/۰۵) بالاتر باشد، فرض اولیه (گوسی بودن فرایند) پذیرفته می‌شود.

### ۳-۲-۲- بهنجارسازی ویژگی‌ها

به منظور بهنجارسازی ویژگی‌های استخراجی از بازه دلخواه  $[Y_{min}, Y_{max}]$  به بازه  $[0, 1]$ ، از رابطه (۱) استفاده می‌شود.

$$y' = \frac{Y - Y_{min}}{Y_{max} - Y_{min}} \quad (1)$$

### ۳-۲-۲- انتخاب ویژگی توسط الگوریتم ژنتیک

پس از محاسبه ویژگی‌های استخراجی، نوبت به ارزیابی آنها می‌رسد. گاهی اوقات در بازشناسی آماری الگو، هدف انتخاب دسته بهینه از بین تمام ویژگی‌هاست. بررسی تمام حالت‌های ممکن برای تشکیل بردار ویژگی از بین یک مجموعه ویژگی بزرگ و کنترل کارایی تک‌تک آنها، کاری بسیار وقت‌گیر و در بسیاری از موارد ناممکن است؛ بنابراین، در این حالت باید روالی برای انتخاب ویژگی‌ها به کار

1. Makar et al.
2. Wrapper
3. Fitness function

آنها منفی بوده و دسته‌بندی کننده نیز دسته آنها را به درستی منفی تشخیص داده است.  $Tp$  بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها مثبت بوده و دسته‌بندی کننده نیز دسته آنها را به درستی مثبت تشخیص داده است.  $Fp$  بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها منفی بوده و دسته‌بندی کننده دسته آنها را به اشتباه مثبت تشخیص داده است.  $F_N$  بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها مثبت بوده و دسته‌بندی کننده دسته آنها را به اشتباه منفی تشخیص داده است.

در روش پیشنهادی برای ارزیابی هر کروموزوم (مجموعه ویژگی) باید میزان تابع برازندگی محاسبه شود. به این منظور، از روش نزدیک‌ترین همسایه برای ارزیابی مجموعه ویژگی‌های انتخابی مطابق رابطه (۳) استفاده می‌شود.

$$Fitness_i(SelectedFeatures) = \alpha(ClassificationAccuracy(Selected)) + (1 - \alpha) \left( \frac{N_t - N_s}{N_t} \right) \quad (3)$$

که در آن  $N_t$  و  $N_s$  به ترتیب نماینده تعداد کل ویژگی‌ها و تعداد ویژگی‌های انتخاب شده و  $\alpha$  یک ضریب بین ۰ و ۱ است. میزان صحت طبقه‌بندی کننده در تابع برازندگی مشابه رابطه (۲) است.

#### ۴-۲-۲- طبقه‌بندی کننده

قدرت طبقه‌بندی کننده‌ها معمولاً به مؤلفه‌های مختلفی از قبیل ساختار، توپولوژی، هسته‌ها (Kernels)، نوع یادگیری و همچنین نحوه بهینه‌سازی مؤلفه‌های طبقه‌بندی وابسته است. در روش پیشنهادی با توجه به پیشینه پژوهش، از دو شبکه عصبی MLP با یک لایه پنهان و SVM با هسته گوسی استفاده می‌شود.

#### ۴-۲-۱- شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون

##### چندلایه

شبکه عصبی MLP حاوی یک لایه پنهان است که



شکل ۵: نمایش کلی روش انتخاب ویژگی به کمک GA در مدل رپر و نزدیک‌ترین همسایه

که در آن برای هر کروموزوم یک بردار در نظر گرفته می‌شود که هر خانه آن مترادف با شماره ویژگی در مجموعه داده است. در روش انتخاب ویژگی، هر خانه از کروموزوم که مقدار ۱ داشته باشد آن ویژگی در مجموعه ویژگی انتخاب قرار دارد.

مجموعه جواب‌های اولیه GA به صورت تصادفی تولید می‌شود و با استفاده از تابع برازندگی رابطه (۲)، میزان مطلوبیت جواب‌ها ارزیابی می‌شود. GA در مرحله تقاطع کروموزوم‌ها دو جواب ممکن (کروموزوم) را با یکدیگر قطع می‌دهد و همچنین، جهشی در برخی از کروموزوم اتفاق می‌افتد و سپس بهترین کروموزوم‌ها جایگزین بدترین‌ها می‌شوند. در اینجا از تقاطع تک نقطه‌ای استفاده شده است. در ادامه GA کروموزوم‌های جدید تولید شده در صورتی که بهتر از کروموزوم‌های قبلی باشند، جایگزین می‌شوند؛ در غیر این صورت حذف می‌شوند. بهتر بودن کروموزوم با استفاده از رابطه (۲) مشخص می‌شود؛ بدین صورت که به ازای هر کروموزوم که این تابع مقدار بیشتری را نشان دهد، آن کروموزوم بهتر است. برای ارزیابی هر کروموزوم در GA از رابطه (۲) به عنوان صحت دسته‌بندی کننده استفاده می‌شود.

$$Accuracy = \frac{T_N + T_P}{T_N + F_N + T_P + F_P} \quad (2)$$

که  $T_N$  بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی

$$\text{subject to } y_i(w^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \\ \xi_i \geq 0, \forall i \in \{1, 2, \dots, N\}$$

که داده‌های آموزشی  $x_i \in \mathbb{R}^n$  به وسیله تابع  $\phi(x_i)$  در فضای با ابعاد بالاتر ترسیم می‌شوند و  $C$  به عنوان ضریب جریمه ( $C > 0$ ) است. در این پژوهش پس از بررسی هسته‌های مختلف، از هسته گوسی به علت حصول نتایج بهتر مطابق رابطه (۵) استفاده شد.

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j) \\ = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

دو مؤلفه در نحوه عملکرد این طبقه‌بندی کننده نقش مهمی دارند. نخستین مؤلفه مقدار واریانس تابع گوسی ( $\sigma$ ) است که هرچه کوچک‌تر باشد، تابع گوسی را تیزتر می‌کند و صحت را بالا می‌برد؛ ولی در مقابل از میزان قابلیت تعمیم روش می‌کاهد. مؤلفه دوم  $C$  است که با میزان خطای قابل قبول نسبت عکس دارد و بنابراین، هرچه  $C$  کمتر فرض شود، خطای بیشتری پذیرفته می‌شود. انتخاب مؤلفه‌ها با سعی و خطا و ارزیابی نتایج حاصل از مؤلفه‌های مختلف بر روی یک دادگان کوچک اولیه انجام شد و پس از تعیین مؤلفه‌های بهینه، روش بر روی کل دادگان اعمال و نتایج آن استخراج شد. برنامه SVM در جعبه‌ابزار LIBSVM شبیه‌سازی و اجرا شده است (چانگ و همکاران، ۲۰۱۱).

### ۳- نتایج پژوهش

از بین روش‌های مستقیم و غیرمستقیم برای محاسبه دوطیفی، روش مستقیم به دلیل حجم محاسبات کمتر و سهولت در پیاده‌سازی مطابق شکل ۶ انتخاب شد. برای بهبود این تخمین یک پنجره هموارساز ۵ نقطه‌ای از نوع پنجره بهینه Rao-Gabr بر روی آن اعمال می‌شود. استخراج ویژگی به کمک جعبه‌ابزار HOSA (سوآمی<sup>۷</sup>

دو دسته موردنظر با دو نورون در لایه خروجی آن کد می‌شوند. باید تعداد نورون‌های مختلف در لایه پنهان آزمایش شود تا بهترین معماری آن مشخص شود. تعداد نورون‌های لایه ورودی برابر تعداد ویژگی‌های مورد استفاده برای طبقه‌بندی به اضافه یک نورون بایاس است. در هر حالت مورد بررسی، سعی شده است که بسته به بُعد بردار ویژگی، تعداد نورون‌های لایه پنهان به نحوی انتخاب شود که «قاعده یک‌به‌ده» رعایت شود. براساس این قاعده، برای اینکه شبکه دچار یادگیری بیش از حد نشود، لازم است که تعداد نمونه‌های آموزشی موجود برای تعلیم شبکه حداقل ده برابر بزرگ‌تر از تعداد کل وزن‌های شبکه باشد (بابو و همکاران، ۲۰۱۹). برای تعلیم شبکه و تعیین وزن‌های بهینه آن از الگوریتم پس انتشار خطای لئونبرگ-مارکوارت در نرم‌افزار متلب<sup>۸</sup> استفاده می‌شود.

### ۲-۲-۲- ماشین بردار پشتیبان با هسته گوسی

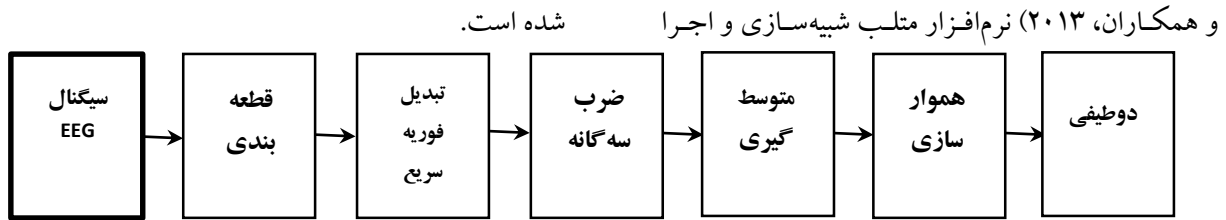
SVMها از طبقه‌بندی کننده‌های بسیار پر کاربرد است که اصول اولیه آنها در سال ۱۹۹۵ ارائه شده است. ایده اصلی آن کاهش ریسک خطاست. SVM در ساختار استاندارد خود یک طبقه‌بندی کننده دودسته‌ای است (شانکار و همکاران، ۲۰۲۰) و هدف آن تعیین یک فوق صفحه جداکننده بهینه بین دسته‌هاست. با توجه به دسته داده‌های آموزشی  $\{x_i, y_i\}$  که  $i \in \{1, 2, \dots, N\}$  و  $x \in \mathbb{R}^n$  و  $y \in \{-1, +1\}$  طبقه‌بندی کننده SVM به عنوان راه حل مسئله بهینه‌سازی رابطه (۴) را مشخص می‌کند.

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (4)$$

1. Bbu et al.
2. Error backpropagation
3. Levenberg-Marquardt
4. Matlab
5. Shankar et al.

6. Chang et al.

7. Swami et al.



شکل ۶: روند نما برای نحوه محاسبه دو طبقه به روش مستقیم

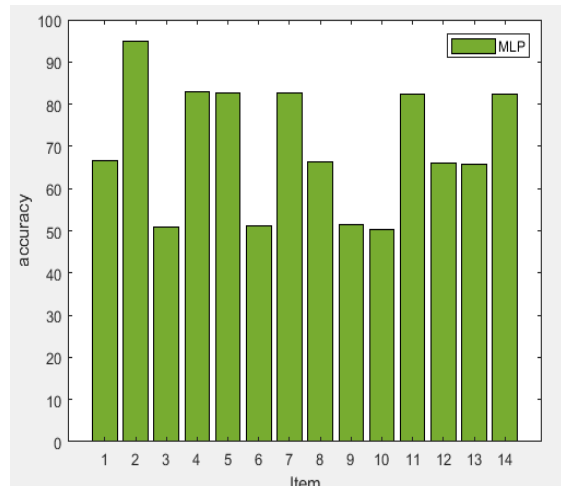
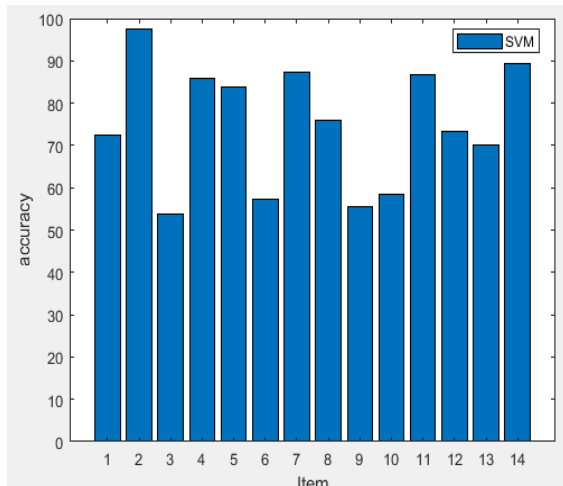
طبقه بندی کننده هاست. در فاز آموزش مدل از ۷۰ درصد داده و از ۳۰ درصد بقیه برای آزمایش استفاده شده است. در واقع، از مجموع کل نمونه ها ۷۳۵ نمونه برای آموزش و ۳۱۵ نمونه برای آزمایش استفاده شده است. نتایج حاصل از شبکه عصبی MLP و SVM در چند حالت بررسی شده است. در یک بررسی میزان صحت طبقه بندی در دو دسته دوست داشتن و دوست نداشتن برای هر کدام از ۱۴ محصول آزمایش شده است. در این آزمایش برای هر فرد یکی از محصولات برای آزمایش در نظر گرفته شد و نتیجه صحت طبقه بندی به صورت میانگین ثبت شد. در آزمایش بعدی میزان صحت دسته بندی برای هر کاربر به صورت جداگانه بررسی و ثبت شد.

در آزمایش ها با امتحان کردن نورون های مختلف در لایه پنهان شبکه عصبی MLP مشاهده شد که بهترین تعداد نورون در لایه پنهان ۸ است و شبکه عصبی به ازای این تعداد نورون نتیجه دسته بندی بهتری داشته است. در آموزش SVM با هسته های مختلف مشاهده شد که بهترین نتایج مربوط به استفاده از هسته گوسی است. نمودار میله ای صحت دسته بندی در شکل ۷ برای شبکه عصبی MLP و SVM آمده است و در شکل ۸ مقایسه بهتری نمایش داده شده است.

ویژگی های استخراج شده برای هر کاربر در مشاهده هر عکس، یک نمونه آموزشی را برای استفاده از طبقه بندی شامل می شود؛ اما این تعداد ویژگی در مرحله انتخاب ویژگی کاهش می یابد. در مرحله انتخاب ویژگی هر کروموزوم به اندازه طول کلیه ویژگی ها یعنی ۶۷۲ ژن دارد که به طور تصادفی با صفر و یک پر می شود. صفر به معنی اینکه ویژگی مترادف آن ژن انتخاب نشده و یک به معنی آن است که انتخاب شده است.

برای انتخاب ویژگی از GA با ۳۰ کروموزوم، احتمال تقاطع ۰,۷ و به صورت تک نقطه ای و احتمال جهش ۰,۰۵ استفاده شد. در تابع برازندگی رابطه (۳) با توجه به اهمیت میزان صحت مدل،  $\alpha$  برابر ۰,۷ در نظر گرفته شد تا بدین صورت وزن تابع برازندگی در قسمت صحت مدل بیشتر باشد. در نمودار همگرایی میزان خطا MSE نشان داد بهترین مجموعه ویژگی انتخابی توسط GA توانسته حداقل خطای ۱۸,۵۴ داشته باشد. گفتنی است در تمام اجراها تعداد همسایگان در روش نزدیک ترین همسایه ۳ در نظر گرفته شد. تعداد ویژگی های انتخابی از مجموع ۶۷۲ ویژگی برای هر نمونه با روش انتخاب ویژگی GA روش نزدیک ترین همسایه به ۲۰۶ ویژگی کاهش یافت.

در ادامه مرحله انتخاب ویژگی، آموزش



شکل ۷: نمودار صحت دسته‌بندی کننده‌های شبکه عصبی MLP و SVM



شکل ۸: مقایسه صحت دسته‌بندی کننده‌های شبکه عصبی MLP و SVM

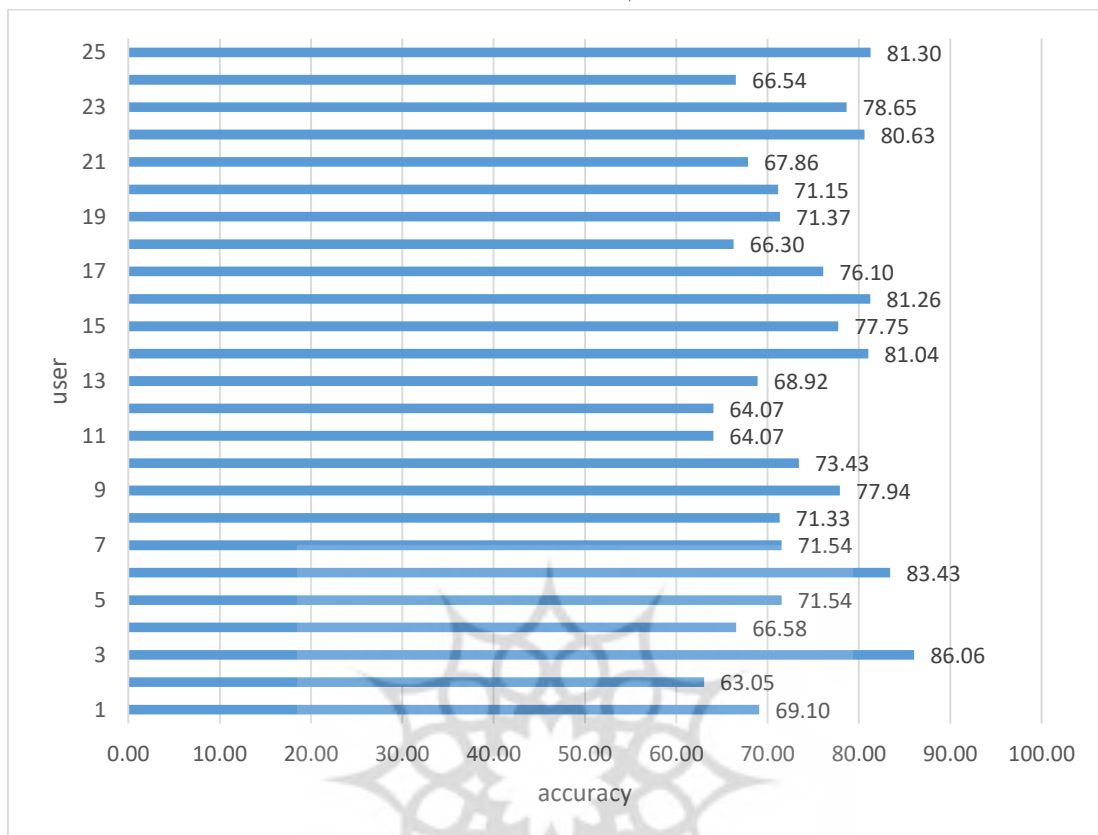
صحت دسته‌بندی در محصول گفش با ۹۷٫۴۲ درصد بوده است و کمترین مربوط به کراوات با ۵۳٫۸۵ درصد بوده است. با توجه به شکل ۹ به طور میانگین برای کلیه محصولات با دسته‌بندی کننده SVM می‌توان به ۷۴٫۸۲ درصد صحت رسید؛ اما با شبکه عصبی MLP

همان‌طور که از نتایج شکل ۸ مشاهده می‌شود، نتایج SVM از شبکه عصبی MLP بهتر است و این شاید به علت تعداد نمونه‌های نسبتاً کم باشد؛ زیرا SVM برخلاف شبکه عصبی می‌تواند با تعداد نمونه‌های کمتری نیز به نتایج قابل قبولی برسد. بیشترین میزان



محصولات با روش SVM آمده است.

می توان به ۶۹,۷۵ درصد دست یافت. در شکل ۹ میزان صحت دسته بندی در آزمایش هر کاربر به ازای تمام



شکل ۹: نمودار میله ای میزان صحت پیش بینی انتخاب همه محصولات برای هر کاربر به کمک طبقه بندی کننده SVM

به عنوان ابزاری حیاتی برای سازمان هایی که تمایلی به درک بهتری از مصرف کنندگان خود و طراحی محصولات مناسب دارند، مهم باشد. اهداف نهایی بازاریابی عصبی، بررسی چگونگی شکل گیری رفتار مصرف کننده، فرایند شناسایی عوامل تعیین کننده ترجیحات مشتری و نحوه انتخاب برندهای گوناگون است.

به علت علاقه وافر بازاریان به کشف فرایند تصمیم گیری خرید مصرف کنندگان و درک نیت درونی آنها، نظریه ها و مدل های مورد استفاده در پژوهش های مرتبط با رفتار مصرف کننده به طور چشمگیری در سال های گذشته گسترش یافته است؛

در شکل ۹ بیشتر میزان صحت مربوط به کاربر سوم و کمترین میزان صحت مربوط به کاربر دوم است و به طور میانگین در کلیه کاربران ۷۳,۲۴ درصد صحت مشاهده شده است.

#### ۴- نتیجه گیری و پیشنهادها

امروزه استفاده از روش های سنتی بازاریابی مانند پرسشنامه و برگه های نظرخواهی کم رونق شده است. بسیاری از سازمان ها از روش های نفوذ در اعماق ذهن مشتریان استفاده می کنند تا از باز خورد قوی به محصولاتشان برخوردار شوند. با توجه به حجم بالای تبلیغات در رسانه ها، علوم اعصاب شناختی می تواند

گذشته بهبود ۳,۲۴ را نشان داده است (یاداو و همکاران، ۲۰۱۷). روش طیف‌های مرتبه‌بالا در استخراج اطلاعات فاز سیگنال EEG حاکی از عملکرد خوب آن در تشخیص حالت‌های دوست‌داشتن محصول و دوست‌نداشتن آن بوده است؛ بنابراین، پردازش سیگنال EEG به کمک طیف‌های مرتبه‌بالا می‌تواند ابزاری مفید برای پیش‌بینی تصمیم‌گیری رفتار مصرف‌کنندگان باشد.

در این مقاله تنها به توابع دوطیفی و دوهمدوسی پرداخته شد و طیف‌های مراتب بالاتر و سایر توابع این مجموعه از جمله تریسپکتروم و بین‌طیفی‌ها بررسی نشد؛ بنابراین، یک موضوع مناسب برای پژوهش‌های آینده می‌تواند کاربرد توابع تحلیل دیگر باشد که البته باید به حجم بالای محاسبات و پیچیدگی نسبی آنها نیز توجه داشت. موضوع جالب دیگر، مطالعه بر روی سایر ویژگی‌های قابل‌تعریف از روی دوطیفی و دوهمدوسی است. استفاده از روش‌هایی برای کاهش زمان محاسبه، استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته‌تر برای تخمین دوطیفی و دوهمدوسی و همچنین، پیاده‌سازی این روش‌ها با زبان‌های برنامه‌نویسی پیشرفته نظیر پایتون، می‌تواند در کارهای آینده استفاده شود.

### تقدیر و تشکر

این مقاله حاصل طرح پژوهشی در دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد است.

### ۵- مراجع

1. Babu R. G., Karthika P. & Elangovan K. (2019). Performance analysis for image security using SVM and ANN classification techniques. *The 3<sup>rd</sup> International conference*

1. Tispectrum
2. Goss\_spectrum

بنابراین، پژوهشگران به‌دنبال روش‌های نوین تصمیم‌گیری خرید مصرف‌کنندگان هستند تا به افزایش فروش و اثربخشی پیام‌های تبلیغاتی کمک کنند؛ به این دلیل، روش‌های برگرفته از علوم اعصاب‌شناختی در بازاریابی به صورت گسترده‌ای رواج یافته است و در سال‌های اخیر، رشد بسزای توانمندی متخصصان علوم اعصاب‌شناختی مشاهده می‌شود.

در این مقاله مدلی برای پیش‌بینی تشخیص انتخاب کاربران درباره محصولات مختلف ارائه شده است. در اینجا ۱۴ کانال سیگنال EEG مربوط به ۲۵ کاربر در زمان مشاهده ۱۴ محصول مختلف اینترنتی در سه نوع متفاوت که جمعاً ۴۲ تصویر نمایش داده، جمع‌آوری شده است. ابتدا سیگنال EEG پیش‌پردازش شده و سپس مقادیر دوطیفی، دوهمدوسی از HOS و مؤلفه‌های آزمون‌های اینچ استخراج شده است. برای تعریف ویژگی‌ها ابتدا صفحه دوفرکانسی به چند محدوده مجزا تقسیم‌بندی شد و ویژگی‌ها به صورت مجموع اندازه دوطیفی‌ها، مجموع مربع اندازه دوطیفی‌ها، مجموع اندازه دوهمدوسی‌ها و مجموع مربع اندازه دوهمدوسی‌ها در هر یک از این محدوده‌ها تعریف شد. این ویژگی‌ها جمعاً ۴۸ ویژگی را برای هر کانال تشکیل دادند که با محاسبه آنها در کانال‌های مختلف، برای هر نمونه ۶۷۲ ویژگی به دست آمد. ویژگی‌های برتر با استفاده از GA به همراه روش نزدیک‌ترین همسایه در مدل رپر انتخاب شد. در مرحله انتخاب ویژگی تعداد ۲۰۶ ویژگی به دست آمد. در نهایت، با طبقه‌بندی‌کننده‌های شبکه عصبی MLP و SVM آموزش داده شده است.

نتایج نشان داد روش پیشنهادی به کمک SVM با هسته گوسی توانسته به‌طور میانگین روی کلیه کاربران به صحت ۷۳,۲۴ درصد برسد که نسبت به پژوهش

- of products review to predict customer satisfaction. *Information Fusion*, 52, 41-52.
13. Malakar, S., Ghosh, M., Bhowmik, S., Sarkar, R. & Nasipuri, M. (2020). A GA based hierarchical feature selection approach for handwritten word recognition. *Neural Computing and Applications*, 32(7), 2533-2552.
  14. Murugappan, M., Murugappan, S. & Gerard, C. (2014). Wireless EEG signals based neuromarketing system using Fast Fourier Transform (FFT). *the 10th international colloquium on signal processing and its applications*, 25-30.
  15. Niekias, C. L. & Mendel, J. M. (1993). Signal processing with higher-order spectra. *IEEE Signal Processing Magazine*, 10(3), 10-37.
  16. Niekias, C. L. (1993). Higher-order spectral analysis. *the 15th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Societ*, 319-319.
  17. Shankar, K., Lakshmanaprabu, S. K., Gupta, D., Maselena, A. & De Albuquerque, V. H. C. (2020). Optimal feature-based multi-kernel svm approach for thyroid disease classification. *The Journal of Supercomputing*, 76(2), 1128-1143.
  18. Swami, A., Mendel, J. M. & Niekias, C. L. (2003). HOSA-Higher order spectral analysis toolbox. *Matlab Central*.
  19. Telpaz, A., Webb, R. & Levy, D. J. (2015). Using EEG to predict consumers' future choices. *Journal of Marketing Research*, 52(4), 511-529.
  20. Ural, G., Kaçar, F. & Canan, S. (2019). Wavelet phase coherence estimation of EEG signals for neuromarketing studies. *NeuroQuantology*, 17(2), 112-120.
  21. Yadava, M., Kumar, P., Saini, R., Roy, P. P. & Dogra, D. P. (2017). Analysis of EEG signals and its application to neuromarketing. *Multimedia Tools and Applications*, 76(18), 19087-19111.
  22. Zamani, J. & Naieni, A. B. (2020). Best Feature extraction and classification algorithms for EEG signals in neuromarketing. *Frontiers in Biomedical Technologies*, 7(3), 185-190.
  23. Zhang, W., Jin, J., Wang, A., Ma, Q. & Yu, H. (2019). Consumers' implicit motivation of purchasing luxury brands: an EEG study. *Psychology Research and Behavior Management*, 12, 913-929.
  2. Balconi, M., Stumpo, B. & Leanza, F. (2014). Advertising, brand and neuromarketing or how consumer brain works. *Neuropsychological Trends*, 16(16), 15-21.
  3. Bastiaansen, M., Straatman, S., Driessen, E., Mitas, O., Stekelenburg, J. & Wang, L. (2018). My destination in your brain: A novel neuromarketing approach for evaluating the effectiveness of destination marketing. *Journal of Destination Marketing & Management*, 7, 76-88.
  4. Chang, C. C. & Lin, C. J. (2011). LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2(3), 1-27.
  5. Golnar-Nik, P., Farashi, S. & Safari, M. S. (2019). The application of EEG power for the prediction and interpretation of consumer decision-making: A neuromarketing study. *Physiology & Behavior*, 207, 90-98.
  6. Hakim, A., Klorfeld, S., Sela, T., Friedman, D., Shabat-Simon, M. & Levy, D. J. (2020). Machines learn neuromarketing: Improving preference prediction from self-reports using multiple eeg measures and machine learning. *International Journal of Research in Marketing*, 38(3), 770-791.
  7. Hinich, M. J. (1982). Testing for gaussianity and linearity of a stationary time series. *Journal of Time Series Analysis*, 3(3), 169-176.
  8. Hosseini, S. A. (2015). Epilepsy recognition by higher order spectra analysis of EEG signals. In M. Khosrow-Pour, D.B.A. (Eds.), *Encyclopedia of Information Science and Technology, Third Edition* (pp. 5534-5541). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-4666-5888-2.ch546>
  9. Hosseini, S. A. (2012). Classification of Brain Activity in Emotional States Using HOS Analysis. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 4(1), 21-27.
  10. Hosseini, S. A., Khalilzadeh, M. A., Naghibi-Sistani, M. B. & Niazmand, V. (2010). Higher order spectra analysis of EEG signals in emotional stress states. *Second International Conference on Information Technology and Computer Science (ITCS)*, 60-63.
  11. Kalaganis, F. P., Georgiadis, K., Oikonomou, V. P., Laskaris, N. A., Nikolopoulos, S. & Kompatsiaris, I. (2021). Unlocking the subconscious consumer bias: A survey on the past, present, and future of hybrid EEG schemes in neuromarketing. *Frontiers in Neuroergonomics*, 2, 1-13.
  12. Kumar, S., Yadava, M. & Roy, P. P. (2019). Fusion of EEG response and sentiment analysis