



دانشگاه صنعتی سهند

DOR:

20.1001.1.23223146.1401.9.1.3.9

نشریه علمی غیرخطی در مهندسی برق

دوره ۹ - شماره ۱

بهار و تابستان ۱۴۰۱

صفحات ۴۴ الی ۶۹

ISSN: 2322-3146

<http://journals.sut.ac.ir/jnsee>

# تحلیل آثار محرومیت از خواب بر پایه‌ی ویژگی‌های غیرخطی

## آنتروپی استخراج شده از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام

سینا شامخی<sup>۱</sup>، محمد فولادوند<sup>۲</sup> و علی احمدعلی‌پور<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> نویسنده مسئول، دانشیار، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران  
shamekhi@sut.ac.ir

<sup>۲</sup> کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران  
muhammadfouladvand7@gmail.com

<sup>۳</sup> استادیار، مرکز تحقیقات روانپزشکی و علوم رفتاری، دانشگاه علوم پزشکی تبریز، تبریز، ایران  
ali.ahmadalipour1@gmail.com

### چکیده

### واژه‌های کلیدی

محرومیت از خواب، الکتروانسفالوگرام،

آنتروپی،

sLORETA،

تحلیل،

طبقه‌بندی،

غیرخطی.

امروزه محرومیت از خواب به‌عنوان یک مسئله فراگیر بر سلامت جسمی و روحی انسان تأثیرگذار است. در این پژوهش، با استفاده از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام ثبت شده از ۳۰ شرکت‌کننده در دو حالت خواب کامل و محروم از خواب و با چشم‌باز و چشم‌بسته، به مطالعه اثرات محرومیت از خواب بر عملکرد مغز و همچنین تشخیص آن پرداخته شده است. از داده‌های ثبت شده ویژگی‌های خطی نظیر توان سیگنال و ویژگی‌های غیرخطی نظیر آنتروپی‌های شنون، رنی، جای‌گشت و نمونه استخراج شده است. از روش‌های رتبه‌بندی ویلکاکسون و الگوریتم PCA جهت انتخاب ویژگی‌های برتر به‌همراه طبقه‌بندهای دوکلاسه KNN، SVM و درخت تصمیم استفاده گردیده است. به‌منظور بررسی اثرات محرومیت از خواب، به‌کمک الگوریتم sLORETA نگاهت نقشه مغز در ویژگی‌ها محاسبه و ترسیم شده است. براساس نتایج این تحقیق، بهترین عملکرد مربوط به طبقه‌بند درخت تصمیم با ۱۰۰ ویژگی برتر و صحت و دقتی به‌ترتیب برابر با ۹۹/۰ و ۹۹/۸ درصد است. همچنین با مقایسه نقش ویژگی‌های خطی و غیرخطی، مشخص گردید در مسئله این تحقیق ویژگی‌های غیرخطی نقشی بسیار موثر در طبقه‌بندی ایفا می‌کنند. نگاهت ویژگی‌ها در نواحی مختلف مغز نشان‌دهنده بروز تغییرات محسوس در میزان توجه، تمرکز، تصمیم‌سازی و فعالیت‌های بینایی و حرکتی افراد پس از محرومیت از خواب است.



Sahand University  
of Technology

DOR:

[20.1001.1.23223146.1401.9.1.3.9](https://doi.org/10.1001.1.23223146.1401.9.1.3.9)

Journal of Nonlinear  
Systems in Electrical  
Engineering

Vol.9, No.1

Spring and Summer 2022

ISSN: 2322 – 3146

<http://journals.sut.ac.ir/jnsee>

# Analysis of Sleep Deprivation Effects Based on Nonlinear Entropy Features Extracted from Electroencephalogram Signals

Sina Shamekhi<sup>1</sup>, Mohammad Fouladvand<sup>2</sup> and Ali Ahmadalipour<sup>3</sup>

<sup>1</sup>**Corresponding Author**, Associate Prof., Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran, [shamekhi@sut.ac.ir](mailto:shamekhi@sut.ac.ir)

<sup>2</sup>MSc., Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran, [mohammadfouladvand7@gmail.com](mailto:mohammadfouladvand7@gmail.com)

<sup>3</sup>Assistant Prof., Research Center of Psychiatry and Behavioral Sciences, Tabriz University of Medical Sciences, Tabriz, Iran, [ali.ahmadalipour1@gmail.com](mailto:ali.ahmadalipour1@gmail.com)

## ABSTRACT

### Keywords

Sleep deprivation,  
Electroencephalogram,  
Entropy,  
sLORETA,  
Analysis, Classification,  
Non-linear.

Nowadays, sleep deprivation, as a pervasive problem, affects the human physical and mental health. In this research, using electroencephalogram signals recorded from 30 participants in two states of complete sleep and sleep deprivation, with open and closed eyes, the effects of sleep deprivation on brain function and its diagnosis have been studied. Linear features such as signal power and non-linear features such as Shannon, Reny, permutation, and sample entropies have been extracted from the recorded data. Wilcoxon ranking methods and PCA algorithm have been used to select the best features, along with KNN, SVM, and decision tree binary classifiers. To investigate the effects of sleep deprivation, the brain map has been calculated and plotted using the sLORETA algorithm. Based on the results, the best performance is related to the decision tree classifier with the top 100 features and accuracy and precision equal to 99% and 99.8%, respectively. Also, by comparing the role of linear and non-linear features, it was found that, in the problem of this research, non-linear features play an effective role in classification. The mapping of features in different brain regions shows the occurrence of significant changes in the amount of attention, concentration, decision-making, visual and motor activities of people after sleep deprivation.

## ۱- مقدمه

محرومیت از خواب<sup>۱</sup> یک اصطلاح عمومی برای توصیف حالتی است که در آن نیاز بیولوژیکی فرد به خواب برآورده نشده باشد. با وجود تفاوت در تعاریف ارائه شده در مطالعات گوناگون، عموماً زمانی یک فرد محروم از خواب در نظر گرفته می‌شود که کمتر از ۷ ساعت در یک شبانه‌روز خوابیده باشد [۱]. محرومیت از خواب منجر به کاهش عملکرد، هوشیاری ناکافی و تهدید سلامتی جسمانی فرد می‌گردد [۲]. طبق گزارشات، ۲۰ درصد از جمعیت بزرگسال در جوامع دچار محرومیت از خواب هستند [۲] که موجب می‌شود مسئله‌ی محرومیت از خواب به یکی از معضلات مهم جامعه تبدیل گردد. تأثیرات محرومیت از خواب بر عملکرد مغز، می‌تواند منجر به حوادث ناگواری از قبیل سوانح رانندگی و قطع عضو در کارخانجات، اختلالات عملکردی مغز که می‌تواند منجر به رفتارهای پرخاشگرانه شود، کاهش قدرت تمرکز و پایین آمدن سطح هوشیاری گردد؛ لذا ارائه‌ی یک راه تشخیص محرومیت از خواب و همچنین درک تبعات محرومیت از خواب ضروری است. با توجه به مختل شدن عملکرد مغز حین محرومیت از خواب می‌توان از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام<sup>۲</sup> (EEG) برای تشخیص آن استفاده کرد. محققان با مطالعه روی عملکرد مغز در مواجهه با محرومیت از خواب به تأثیر مستقیم آن روی تغییر الگوی رفتاری اشخاص و سرعت عملکرد آنها پی برده‌اند [۳-۶].

در سال ۲۰۰۶، نا و همکاران<sup>۳</sup> به بررسی تأثیرات محرومیت از خواب کامل در مدت ۲۴ ساعت و استفاده از سیگنال EEG در ۱۸ نفر پرداختند. در آن تحقیق از اطلاعات متقابل برای مقایسه‌ی ناحیه‌ای بخش‌های مغز و بررسی تغییرات این ویژگی در سیگنال‌ها قبل و بعد از محرومیت از خواب مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان دهنده‌ی افزایش مقدار این آنتروپی پس از محرومیت از خواب بود [۷]. در سال ۲۰۱۲ چادهوری و همکاران<sup>۴</sup> با استفاده از یک نرم‌افزار شبیه‌ساز رانندگی و با اخذ سیگنال‌های EEG از ۱۲ نفر، به بررسی تأثیر محرومیت از خواب روی رانندگی در نواحی مختلف مغزی با استفاده از آنتروپی‌های شانون<sup>۵</sup>، رنی<sup>۶</sup> و تی سالیس پرداختند. با توجه به نتایج تحقیق مذکور، مقدار آنتروپی‌های نامبرده در نواحی مخلف مغز بعد از محرومیت از خواب افزایش یافته است که نشان‌دهنده احتمال ارتباط این آنتروپی‌ها با میزان خستگی افراد است [۳]. در سال ۲۰۱۷ ژانگ و همکاران<sup>۷</sup> به بررسی تأثیرات محرومیت از خواب روی میزان خشونت و مود اخلاقی فرد با استفاده از بررسی تقارن باندها در لوب پیشانی و نسبت بتا به بتا در سیگنال مغزی پرداختند. در این راستا از ۵۷ نفر خواسته شد به صورت تصادفی در دو گروه کنترل و تست قرار بگیرند. نتایج تحقیق ایشان نشان داد که محرومیت از خواب باعث افزایش نرخ بتا به بتا و افزایش سطح خشونت می‌گردد [۸]. در سال ۲۰۱۹ کاسزتور و همکاران<sup>۸</sup> به بررسی تأثیرات محرومیت از خواب روی مغز با محوریت میزان توجه و میزان قدرت تحلیل مغز پرداختند. در این تحقیقات از سیگنال‌های مغزی و یک نرم‌افزار شبیه‌سازی استفاده گردید تا تأثیر محرومیت از خواب در سرعت عملکرد مغزی در هنگام انجام یک آزمون Go/No-Go مورد بررسی قرار گیرد. در تحقیق ایشان میزان تأثیرپذیری مغز و فعالیت‌های بازخوردی

<sup>1</sup> Sleep Deprivation<sup>2</sup> Electroencephalogram<sup>3</sup> Sun He Na et al.<sup>4</sup> Chaudhuri et al.<sup>5</sup> Shannon entropy<sup>6</sup> Renyi entropy<sup>7</sup> Zhang et al.<sup>8</sup> Kusztor et al.

بدن پس از محرومیت از خواب بررسی شد [۴]. در سال ۲۰۲۰ مهاجان و همکاران<sup>۱</sup> تأثیر محرومیت از خواب روی سرعت عمل رانندگان در ترمزگیری را مورد مطالعه قرار دادند. در آن تحقیق ۵۰ راننده مرد در یک آزمون سه مرحله‌ای با یک دوره‌ی خواب کامل و دو مرحله محرومیت از خواب جزئی شرکت کردند. نتایج نشان داد که محرومیت از خواب جزئی منجر به تأخیر در زمان پاسخگویی و ترمز کامل در رانندگان می‌شود [۵]. در سال ۲۰۲۱ گیببیز و همکاران<sup>۲</sup> با انجام تحقیقی بر روی ۲۳ شرکت‌کننده و با بررسی سیگنال‌های EEG، نشان دادند که محرومیت خفیف از خواب می‌تواند موجب سطح هوشیاری گردد. از دیگر نتایج تحقیق ایشان، اثر کاهش مقدار خواب بر کاهش سطح برانگیختگی افراد است که با توجه به تغییرات توان سیگنال EEG در باندهای آلفا، بتا و دلتا مورد بررسی قرار گرفت [۹].

مشاهده می‌گردد، در تحقیقات پیشین مقایسه‌ای بین عملکرد ویژگی‌های خطی و غیرخطی صورت نگرفته است و همچنین با توجه به دانش نویسنده‌گان روشی موثر تشخیصی بر پایه ویژگی‌های غیرخطی ارائه نشده است. از این رو هدف از انجام این پژوهش، تحلیل و بررسی عملکرد مغز افراد قبل و بعد از محرومیت از خواب با استفاده از مجموعه‌ی ویژگی‌های خطی و غیرخطی در نظر گرفته شده است. در این مطالعه، نقش هر یک از این مجموعه‌ی ویژگی‌ها مورد بررسی و ارزیابی قرار می‌گیرد. همچنین یافتن راهی برای تشخیص محرومیت از خواب با استفاده از این ویژگی‌ها یکی دیگر از اهداف این تحقیق محسوب می‌گردد. در این تحقیق، از ویژگی‌هایی خطی نظیر متوسط توان در باندهای سیگنال مغزی، ویژگی‌های آماری باندهای توان نظیر میانگین، واریانس و ویژگی‌های غیرخطی نظیر نرخ باند بتا به باند بتا، آنتروپی‌های شنون، آنتروپی نمونه<sup>۳</sup>، آنتروپی رنی و آنتروپی جای گشت<sup>۴</sup> استفاده شده است. لازم به ذکر است، از آنجایی که سیگنال‌های مغزی ماهیتی آشوبی دارند [۱۰]، از انواع آنتروپی که معیارهایی از پیچیدگی سیگنال هستند استفاده شده است. همانطور که اشاره شد، یکی از مسایل مطرح در این تحقیق مقایسه‌ی نقش ویژگی‌های خطی و غیرخطی در تحلیل و طبقه‌بندی بهتر است. به منظور کارایی بهتر در طبقه‌بندیها ابتدا ویژگی‌های برتر توسط دو روش رتبه‌بندی ویلکاکسون<sup>۵</sup> و الگوریتم تحلیل مولفه‌های اساسی<sup>۶</sup> (PCA) انتخاب شده‌اند. پس از جداسازی ویژگی‌های مناسب، از طبقه‌بندی‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM)<sup>۷</sup>، نزدیک‌ترین همسایگی k (KNN)<sup>۸</sup> و درخت تصمیم<sup>۹</sup> (DT) استفاده شده است. در بخشی دیگر از این مطالعه، با کمک تحلیل ناحیه‌ای مغز به کمک روش توموگرافی مغز با رزولوشن پایین استاندارد<sup>۱۰</sup> (sLORETA) عملکرد شناختی مغز نیز مورد بررسی قرار گرفته است. از نوآوری‌های مهم این تحقیق بکارگیری ویژگی‌های غیرخطی آنتروپی برای تشخیص محرومیت از خواب و طبقه‌بندی افراد با خواب کامل و افراد محروم از خواب است. براساس دانش نویسندگان، تاکنون این ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی و تشخیص افراد محروم از خواب، از کسانی که خواب کافی داشته‌اند انجام نشده است.

<sup>1</sup> Mahajan et al.

<sup>2</sup> Gibbings et al.

<sup>3</sup> Sample entropy

<sup>4</sup> Permutation entropy

<sup>5</sup> Wilcoxon

<sup>6</sup> Principal component analysis

<sup>7</sup> Support Vector Machine

<sup>8</sup> K-Nearest Neighbor

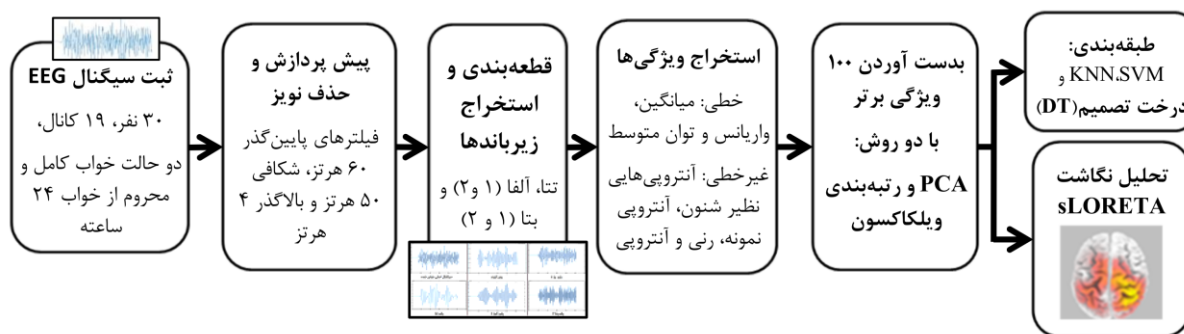
<sup>9</sup> Decision Tree

<sup>10</sup> Standard Low Resolution Brain Electromagnetic Tomography (sLORETA)

بخش‌های بعدی این مقاله به این ترتیب تنظیم شده‌اند: در بخش دوم روش پیشنهادی تحقیق توضیح داده شده و در بخش سوم نتایج حاصل از تحقیق ارائه شده است. در بخش چهارم نتایج مورد بحث و بررسی قرار گرفته و در بخش پایانی نیز اقدامات صورت گرفته جمع‌بندی شده است.

## ۲- روش پیشنهادی

طرح‌واره روش پیشنهادی این تحقیق در شکل ۱-۲ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در این تحقیق ابتدا داده‌های ثبت شده توسط دستگاه ثبت سیگنال‌های مغزی EEG برای مراحل پردازش بعدی آماده‌سازی شده و سپس ویژگی‌های موردنظر در دو گروه ویژگی‌های خطی و غیرخطی از آنها استخراج می‌گردد. در ادامه ویژگی‌های برتر به کمک الگوریتم PCA و روش رتبه‌بندی ویلکاکسون انتخاب می‌شوند. در انتها با استفاده از بردار ویژگی انتخاب شده، طبقه‌بندی داده‌ها و تحلیل نگاشت صورت می‌گیرد. در بخش‌های بعدی پس از ارائه توضیحات در زمینه‌ی پایگاه داده تحقیق، ویژگی‌های بکار گرفته شده و روش‌های مرتبط مورد بررسی قرار گرفته است.



شکل ۱. طرح‌واره روش پیشنهادی

## ۲-۱- پایگاه داده

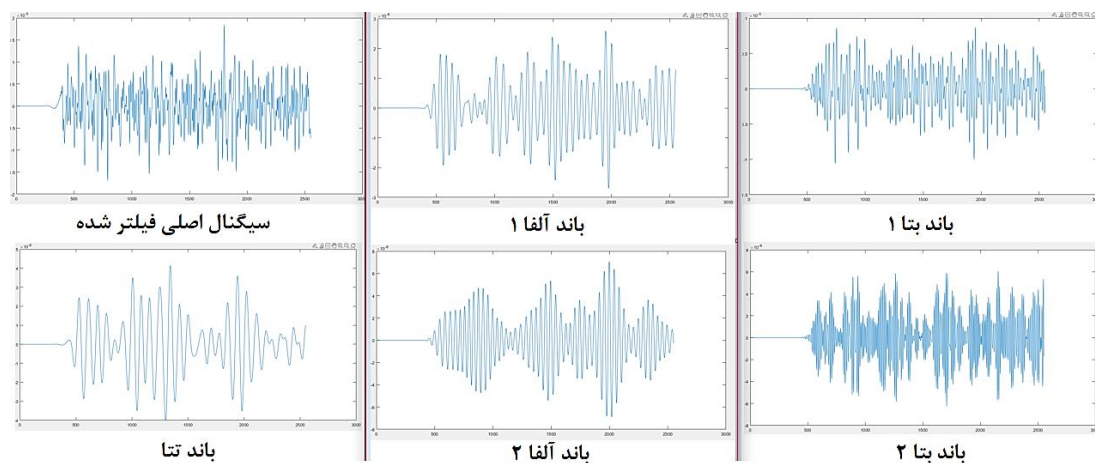
پایگاه داده‌ی این پژوهش توسط همکاران این تحقیق در دانشگاه علوم پزشکی تبریز و از ۳۰ نفر از دانشجویان دانشگاه تبریز و دانشگاه علوم پزشکی تبریز ثبت گردیده است. محدوده سنی شرکت‌کنندگان ۱۹ تا ۲۵ سال بوده و تا زمان ثبت داده هیچ‌گونه سابقه اختلال خواب در آنها وجود نداشته است. طبق پروتکل ثبت داده سیگنال‌های EEG قبل و بعد از محرومیت از خواب از تمام داوطلبین اخذ شده است. تمامی افراد موظف بودند که پیش از ثبت سیگنال به مدت ۲۴ ساعت کافئین و نیکوتین مصرف نکنند. فرآیند ثبت سیگنال در دو مرحله‌ی خواب کافی و محرومیت از خواب کامل به مدت ۲۴ ساعت انجام شده است. در مرحله‌ی اول، سیگنال‌های مغزی هر شخص به‌طور جداگانه در صبح روز بعد از یک خواب کافی ۸ الی ۱۰ ساعته در دو حالت چشم‌باز و چشم‌بسته با طول ۵ ثانیه اخذ شده‌اند. در مرحله‌ی دوم که پس از دو هفته از ثبت مرحله اول و در حالات و زمانی مشابه با مرحله اول صورت گرفته است، پس از ۲۴ ساعت محرومیت از خواب، سیگنال‌های EEG ثبت گردیده‌اند. لازم به‌ذکر است به دلیل طول کوتاه ۵ ثانیه‌ای هر ثبت، آرتیفکت‌های ناشی از پلک زدن در داده‌ها وجود نداشت. ثبت سیگنال توسط دستگاه نیهون کوهدن ۱۹ کاناله با استاندارد ۱۰-۲۰ انجام شده است. نرخ نمونه برداری داده‌ها ۵۰۰ هرتز بود که به منظور تسهیل فرآیند پردازش به مقدار ۲۵۰ هرتز کاهش یافت.

## ۲-۲- پیش‌پردازش و حذف نویز

در این پژوهش، کلیه سیگنال‌ها با محتوای بالای ۶۰ هرتز به کمک یک فیلتر دیجیتال FIR پایین‌گذر ۶۰ هرتز با مرتبه ۴۰۰ حذف شده‌اند. تداخل برق شهر با استفاده از یک فیلتر شکافی<sup>۱</sup> باترورث با فرکانس مرکزی ۵۰ هرتز، مرتبه ۶ و فاکتور کیفیت ۱۰ حذف شده است. جابه‌جایی خط مبنا و آرتیفکت حرکتی از دیگر آرتیفکت‌هایی هستند که عموماً دارای اجزای فرکانسی پایین و زیر ۴ هرتز می‌باشند [۱۱]. محدوده فرکانسی این نویزها و آرتیفکت‌ها با محدوده‌ی فرکانسی زیرباند دلتا تداخل دارند. این زیرباند حاوی اطلاعاتی از فعالیت‌های مغزی است که بیشتر در هنگام خواب قابل ثبت است و در هنگام هوشیاری از اهمیت کمتری برخوردار است [۱۲]. بنابراین از آنجایی که در مطالعه حاضر سیگنال‌ها در زمان بیداری و هوشیاری ثبت شده‌اند، از بررسی زیرباند دلتا در این تحقیق چشم‌پوشی شده است و جهت حذف نویزهای فرکانس پایین اشاره شده در بالا از یک فیلتر بالاگذر<sup>۲</sup> دیجیتال FIR با فرکانس قطع ۴ هرتز و مرتبه ۴۰۰ استفاده شده است.

## ۲-۳- قطعه‌بندی سیگنال و استخراج زیرباندهای فرکانسی

سیگنال‌های EEG نایستا هستند، از سویی دیگر سیگنال‌های ۶۰ ثانیه‌ای آزمون‌های چشم‌باز و چشم‌بسته‌ی هر شخص از ۱۲ بخش ۵ ثانیه‌ای تشکیل شده‌اند. بنابراین، در این پژوهش به منظور قطعه‌بندی و تامین همزمان ایستایی، طول هریک از نمونه‌ها، ۵ ثانیه انتخاب شده است. سپس زیرباندهای فرکانسی تتا (۴-۸)، آلفا ۱ (۸-۱۰ هرتز)، آلفا ۲ (۱۰-۱۳ هرتز)، بتا ۱ (۱۳-۳۲) و بتا ۲ یا گاما (۳۲-۵۰) از هر کدام از این قطعات به کمک فیلترهای میان‌گذر دیجیتال FIR از مرتبه ۱۵۰، استخراج شده‌اند. شکل ۲-۳ نمونه‌ای از زیرباندهای فرکانسی مذکور را نشان می‌دهد.



شکل ۲. نمونه‌ای سیگنال‌های اصلی و زیرباندهای فرکانسی استخراج شده از آن

<sup>۱</sup> Notch Filter

<sup>۲</sup> High Pass Filter

## ۲-۴ استخراج ویژگی‌ها

ویژگی‌هایی که در این تحقیق از نمونه‌های سیگنال استخراج شده‌اند را می‌توان به دو مجموعه‌ی ویژگی‌های خطی و غیرخطی تقسیم کرد. این دو مجموعه در ادامه مورد بررسی قرار می‌گیرند.

### ۲-۴-۱ ویژگی‌های خطی

در این تحقیق، از ویژگی‌های خطی میانگین، واریانس و توان متوسط سیگنال که توسط روابط ۱ تا ۳ محاسبه می‌شوند، استفاده شده است.

$$\text{میانگین} = M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (۱)$$

$$\text{واریانس} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - M)^2 \quad (۲)$$

$$\text{توان متوسط} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2 \quad (۳)$$

در این روابط،  $X_i$  معرف دامنه‌ی سیگنال در زمان  $i$  و  $N$  طول سیگنال است.

### ۲-۴-۲ ویژگی‌های غیرخطی

فعالیت الکتریکی مغز که توسط سیگنال‌های EEG اندازه‌گیری می‌شود در مجموع از رفتاری پیچیده با مشخصات غیرخطی پویا و البته ناپایستا تشکیل شده است. بنابراین بکارگیری ویژگی‌های غیرخطی برای بررسی و تحلیل عملکرد ناپایستای مغز می‌تواند نتایج ارزشمندی دربر داشته باشد [۱۳-۱۵]. ویژگی آنتروپی معیاری از عدم قطعیت یا بی‌نظمی سیگنال بوده و یکی از قوی‌ترین ابزارهای ارزیابی مولفه‌های پویا در سری‌های زمانی است [۱۶]. براین اساس احتمالات وقوع وضعیت‌های مختلف در یک سیستم، مشابه هم باشند، عملکرد سیستم غیرقابل پیش‌بینی است و در نتیجه، سیستم بیشترین مقدار آنتروپی را داراست [۱۷]. همان‌طور که پیشتر اشاره شد، در این پژوهش از آنتروپی‌هایی نظیر شنون، آنتروپی نمونه، رنی و آنتروپی جای‌گشت به عنوان ویژگی‌های غیرخطی استفاده شده است، که هر یک در ادامه مورد بررسی قرار می‌گیرد.

### ۲-۴-۲-۱ آنتروپی شنون

آنتروپی شنون در سال ۱۹۴۸ توسط شنون معرفی شد که بیان‌کننده‌ی مقدار اطلاعات درون سیستم و قابل پیش‌بینی بودن آن سیستم است. این آنتروپی برای یک متغیر تصادفی ( $x$ ) توسط رابطه‌ی (۴) محاسبه می‌گردد [۱۶].

$$H(x) = -\sum_{x \in X} P(x) \log P(x) \quad (۴)$$

### ۲-۴-۲-۲ آنتروپی نمونه

آنتروپی نمونه اولین بار در سال ۲۰۰۰ توسط ریچمن و مورمن معرفی شد [۱۸]. آنتروپی نمونه بیانگر میزان تصادفی بودن سری‌های زمانی در سیگنال است. این آنتروپی حساسیت کمتری در مواجهه با نویز داشته و در سیگنال‌هایی با طول کوتاه می‌تواند

بکار گرفته شود. از این رو، این آنتروپی می‌تواند ابزاری مناسب و کاربردی برای تحلیل سیگنال‌های بیولوژیکی باشد [۱۹]. دو پارامتر اصلی برای محاسبه‌ی آنتروپی نمونه، بُعد نشاننده<sup>۱</sup> (m) و آستانه‌ی مقایسه (r) است که درصدی از انحراف معیار زمانی را نشان می‌دهد [۱۹]. این دو پارامتر در این تحقیق به ترتیب ۳ و ۰/۲ در نظر گرفته شده‌اند. جهت دریافت جزئیات بیشتر از این آنتروپی می‌توان به مقاله ریچمن و همکاران مراجعه کرد [۲۰].

## ۲-۴-۳- آنتروپی رنی

آنتروپی رنی [۲۱] تعمیمی وابسته به پارامتر از آنتروپی شنون است [۲۲]. اگر  $p(x_i)$  توزیع احتمال برای یک مجموعه محدود باشد، آنتروپی رنی مرتبه  $\alpha$  بر اساس رابطه (۵) بیان می‌شود.

$$R_{en}(X) = \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_{i=1}^N p(x_i)^\alpha \quad (5)$$

در این رابطه  $0 < \alpha < 1$  بوده و مشخص است که وقتی  $\alpha$  به یک میل کند، آنتروپی رنی به آنتروپی شنون میل خواهد کرد. در این تحقیق مقدار  $\alpha$  برابر با ۰/۵ انتخاب شده است.

## ۲-۴-۴- آنتروپی جای گشت

پیچیدگی سری‌های زمانی را نیز می‌توان با استفاده از پویایی نمادین<sup>۲</sup> تعیین کرد. روش جای گشت توسط بندت<sup>۳</sup> و همکاران برای ترسیم یک سری زمانی پیوسته بر روی یک دنباله نمادین در سال ۲۰۰۲ پیشنهاد شد. به طور کلی هر سری زمانی دارای یک توزیع احتمال  $\pi$  است که عناصر  $\pi_i$  آن فرکانس‌های متصل به  $i$  امین الگوی جای گشت احتمالی است. با تعاریف بالا آنتروپی جای گشت به صورت زیر خواهد بود [۲۳، ۲۴]:

$$P_{en} = -\sum_{i=1}^{m!} \pi_i \ln \pi_i \quad i = 1, \dots, m! \quad (6)$$

که در صورت نرمال‌سازی تبدیل به رابطه‌ی (۷) می‌شود:

$$P_{en_{norm}} = -\frac{1}{\log_2 m!} \sum_{i=1}^{m!} \pi_i \log_2 \pi_i \quad i = 1, \dots, m! \quad (7)$$

## ۲-۴-۳- بردار ویژگی‌های نهایی

همان‌طور که اشاره گردید، پایگاه داده این تحقیق دارای ۱۹ کانال EEG است. از هر یک از این کانال‌ها ۶۶ ویژگی درج شده در جدول ۱ استخراج شده است. با احتساب ۱۹ کانال در مجموع بردار اولیه ویژگی‌های این تحقیق دارای ۱۲۵۴ ویژگی است.

<sup>1</sup> Embedding dimension

<sup>2</sup> Symbolic Dynamics

<sup>3</sup> Bandet



### جدول ۱. ویژگی‌های استخراج شده از هر کانال

رد	ویژگی	سیگنال‌ها و زیرباندهای مورد استفاده برای محاسبه	تعداد
۱	مجموع توان	سیگنال اصلی، آلفا ۱، آلفا ۲، بتا ۱، بتا ۲، تتا، imf1، imf2 و imf3	۹
۲	متوسط توان	سیگنال اصلی، آلفا ۱، آلفا ۲، بتا ۱، بتا ۲، تتا، imf1، imf2 و imf3	۹
۳	واریانس توان	سیگنال اصلی، آلفا ۱، آلفا ۲، بتا ۱، بتا ۲، تتا، imf1، imf2 و imf3	۹
۴	آنتروپی شنون	سیگنال اصلی، آلفا ۱، آلفا ۲، بتا ۱، بتا ۲، تتا، imf1، imf2 و imf3	۹
۵	آنتروپی نمونه	سیگنال اصلی، آلفا ۱، آلفا ۲، بتا ۱، بتا ۲، تتا، imf1، imf2 و imf3	۹
۶	آنتروپی رنی	سیگنال اصلی، آلفا ۱، آلفا ۲، بتا ۱، بتا ۲، تتا، imf1، imf2 و imf3	۹
۷	آنتروپی جایگشت	سیگنال اصلی، آلفا ۱، آلفا ۲، بتا ۱، بتا ۲، تتا، imf1، imf2 و imf3	۹
۸	نسبت مجموع توان باند تتا به باند بتا	بتا ۱ و تتا	۱
۹	نسبت متوسط توان بند تتا به باند بتا	بتا ۱ و تتا	۱
۱۰	نسبت واریانس توان باند تتا به باند بتا	بتا ۱ و تتا	۱
۶۶	مجموع		

### ۲-۵- کاهش بعد

در این تحقیق ویژگی‌های استخراج شده توسط دو روش استخراج ویژگی با روش PCA و رتبه‌بندی ویژگی‌ها<sup>۱</sup> کاهش یافته‌اند. این دو روش در ادامه توضیح داده شده‌اند.

<sup>۱</sup> Rank features

## ۲-۵-۱- استخراج ویژگی با روش تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA)

یکی از روش‌های مورد استفاده در این پژوهش برای استخراج ویژگی و کاهش بعد، روش تحلیل مؤلفه‌های اساسی یا PCA است. روش PCA از روش‌های استخراج ویژگی بدون نظارت است که نخستین بار توسط پیرسون در سال ۱۹۰۱ به منظور استفاده در زمینه‌ی زیستی معرفی شد. در این روش بر خلاف دیگر روش‌ها که ویژگی‌ها براساس وزن و یا امتیاز رتبه‌بندی می‌شوند، فضای ویژگی جدیدی که همان مؤلفه‌های اساسی داده‌ها محسوب می‌شود، شکل می‌گیرد. این مؤلفه‌های اساسی متغیرهای جدیدی هستند که براساس واریانس مرتب شده‌اند [۲۵]. در این تحقیق، علاوه بر بررسی نتایج تمام ویژگی‌ها، نتایج بکارگیری ۱۰۰ ویژگی برتر استخراج شده از کل ویژگی‌ها توسط PCA نیز بررسی شده است.

## ۲-۵-۲ رتبه‌بندی ویژگی‌ها با روش ناپارامتری ویلکاکسون

در این تحقیق، مجموعه ویژگی‌ها توسط روش ناپارامتری ویلکاکسون، که یکی از روش‌های شناخته شده برای انتخاب ویژگی است، رتبه‌بندی گردیده است [۲۶]. علت استفاده از این روش برای رتبه‌بندی ویژگی‌ها، نرمال نبودن توزیع احتمال آنها بود که توسط آزمون اندرسون-دارلینگ<sup>۱</sup> مورد ارزیابی قرار گرفت [۲۷، ۲۸]. در این تحقیق، نتایج حاصل از ۱۰۰ ویژگی برتر از کل ویژگی‌ها، ۱۰۰ ویژگی برتر خطی و ۱۰۰ ویژگی برتر غیرخطی با هدف بررسی نقش ویژگی‌های غیرخطی ارزیابی و مقایسه شده‌اند.

## ۲-۶- روش‌های طبقه‌بندی

در این تحقیق، سه روش طبقه‌بندی دو کلاسه‌ی ماشین بردار پشتیبان (SVM) با دو هسته ۲ خطی (linear) و تابع پایه شعاعی ۳ (RBF)، K نزدیک‌ترین همسایه (KNN<sup>۴</sup>) و درخت تصمیم (DT<sup>۵</sup>) به کار گرفته شده است. در ادامه هر یک از این روش‌ها به اختصار توضیح داده می‌شود. لازم به ذکر است، در این پژوهش به صورت تصادفی از ۸۵ درصد از نمونه‌ها به منظور آموزش طبقه‌بند و از ۱۵ درصد باقی‌مانده به عنوان داده آزمایش استفاده شده است. این فرآیند ۱۰۰ بار تکرار شده و کلیه نتایج ارائه شده، میانگین این تکرارهاست.

## ۲-۶-۱ ماشین بردار پشتیبان (SVM<sup>۶</sup>)

ماشین بردار پشتیبان، که یک طبقه‌بند بانظارت در حیطه‌ی یادگیری ماشین محسوب می‌شود، نخستین بار توسط واپنیک<sup>۷</sup> ارائه شد [۲۹]. این الگوریتم به دنبال پیدا کردن صفحه‌ای در فضای ویژگی است که در آن مقدار حاشیه‌ی بین دو کلاس بیشینه است. غالباً نمونه‌ها به نحوی در فضای ویژگی پخش شده‌اند که یک طبقه‌بند خطی قادر نیست نمونه‌ها را به درستی و با خطای قابل قبول تفکیک نماید. SVM قادر به بکارگیری توابع غیرخطی در قالب هسته  $K(x, y)$  است که باعث تولید نمونه‌ها در یک فضای ویژگی

<sup>۱</sup> Anderson-Darling test

<sup>۲</sup> Kernel

<sup>۳</sup> Radial Basis Function (RBF)

<sup>۴</sup> K Nearest Neighbor (KNN)

<sup>۵</sup> Decision Tree (DT)

<sup>۶</sup> Support Vector Machine (SVM)

<sup>۷</sup> Vapnik

غیرخطی می‌شود به نحوی که امکان تفکیک بردارها در آن فضا توسط یک مرز تصمیم غیرخطی فراهم می‌گردد [۳۰]. در این پژوهش از هسته خطی و همچنین هسته غیرخطی تابع پایه شعاعی استفاده شده که رابطه‌ی این هسته غیرخطی به شرح زیر است:

$$K(x, y) = e^{-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}} \quad (8)$$

که در آن  $\sigma$  پهنای هسته و  $x$  و  $y$  بردارهای ویژگی محاسبه شده‌اند.

### ۲-۶-۲-K نزدیک‌ترین همسایگی (KNN)

K نزدیک‌ترین همسایگی از نوع طبقه‌بندهای تمایزگر ساده و غیرخطی است که بردار ویژگی را به نزدیک‌ترین کلاسی که در همسایگی آن قرار دارد نسبت می‌دهد. هدف در این روش تعیین عضویت یک بردار ویژگی در یکی از چند کلاسی است که در مرحله‌ی آموزش شکل گرفته‌اند. در طبقه‌بند KNN امکان بکارگیری توابع غیرخطی وجود دارد، در نتیجه می‌توان مرزهای تصمیم غیرخطی ایجاد کرد [۳۰، ۳۱].

### ۲-۶-۳-درخت تصمیم

درخت‌های تصمیم با توجه به داده‌ها و بردار ویژگی آنها الگوریتمی با ساختار درختی ایجاد می‌کنند که بسیار شبیه به ساختار «اگر» و «آنگاه» است. در این فرآیند هر کدام از ویژگی‌ها به عنوان یک شاخه از درخت تصمیم هستند که به شاخه‌ی بعد وصل می‌شوند و در نهایت با اتصال این سلسله از شاخه‌ها به برگ، عضویت داده در یکی از دسته‌هاست تعیین می‌گردد [۳۲].

### ۲-۷-sLORETA

یکی از روش‌های مرسوم در حوزه تحلیل بصری عملکرد مغز، sLORETA است. این الگوریتم نخستین بار در قالب الگوریتم LORETA در سال ۱۹۹۴ به منظور بهبود روش محلی‌سازی<sup>۱</sup> سیگنال‌های نوار مغزی ارائه شد [۳۳] که در سال ۲۰۰۲ با ارائه‌ی الگوریتمی به نام sLORETA خطای محلی‌سازی آن به صفر رسید [۳۳]. در این تحقیق، با بکارگیری الگوریتم sLORETA و اعمال آن بر ویژگی‌های استخراج شده، نگاشت‌های نقشه مغز ترسیم گردید. این نگاشت‌ها برای تعیین بیشترین میزان فعالیت مغزی در مراحل قبل و بعد از محرومیت از خواب استفاده شده است. لازم به ذکر است، در این نگاشت‌ها کلیه ویژگی‌ها با استفاده از معیار  $Z^2$  که در رابطه‌ی (۹) ارایه شده نرمال‌سازی گردیده است.

$$Z = \frac{x_i - m}{\sigma} \quad (9)$$

در این رابطه  $x_i$  مقدار ویژگی در هر نمونه،  $m$  مقدار میانگین و  $\sigma$  مقدار انحراف از معیار است. در این الگوریتم با استفاده از رنگ، مقدار عددی ویژگی‌ها در محدوده ۳- تا ۳+ از قرمز تا آبی روی مدل سه بعدی مغز و در قالب نقشه‌هایی ترسیم می‌گردد. لازم به ذکر است، به منظور پیاده‌سازی این الگوریتم از نرم افزار sLORETA که نرم‌افزاری با دسترسی آزاد به منظور تحقیقات آزمایشگاهی است، استفاده شده است [۳۴].

<sup>۱</sup>Localization  
<sup>۲</sup>Z-Score

## ۲-۸- معیارهای ارزیابی

در این تحقیق سنجش عملکرد روش‌های طبقه‌بندی مورد استفاده بر اساس محاسبه و مقایسه میزان صحت<sup>۱</sup> و دقت<sup>۲</sup> آنها صورت گرفته است. این معیارها در روابط ۱۰ و ۱۱ بیان شده‌اند.

$$\text{صحت} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (10)$$

$$\text{دقت} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (11)$$

در این روابط، TP<sup>۳</sup> یا مثبت صحیح، مواردی هستند که به درستی با برجسب یک، محروم از خواب تشخیص داده شده‌اند. FP<sup>۴</sup> یا مثبت اشتباه، مواردی هستند که به اشتباه محروم از خواب تشخیص داده شده‌اند. TN<sup>۵</sup> یا منفی صحیح مواردی هستند که به درستی و با برجسب صفر، محروم از خواب تشخیص داده نشده‌اند. FN<sup>۶</sup> یا منفی اشتباه مواردی هستند که به اشتباه محروم از خواب تشخیص داده نشده‌اند.

## ۳- نتایج

در این بخش، در ابتدا نتایج چهار روش طبقه‌بندی که در این تحقیق به کار گرفته شده‌اند، ارائه می‌گردد و سپس به بررسی نتایج پیاده‌سازی الگوریتم sLORETA و تحلیل نقشه‌های مغزی مربوطه پرداخته می‌شود.

### ۳-۱- نتایج طبقه‌بندی

در این تحقیق از روش‌های SVM با دو هسته خطی و RBF، KNN و درخت تصمیم در حالت‌های چشم‌باز و چشم‌بسته برای طبقه‌بندی استفاده شده است. نتایج با کل ویژگی‌های استخراج شده، ویژگی‌های خطی، ویژگی‌های غیرخطی و همچنین ۱۰۰ ویژگی برتر استخراج شده توسط الگوریتم PCA و رتبه‌بندی ویژگی‌ها به کمک روش ویلکاکسون به دست آمده‌اند. لازم به ذکر است، میان‌گین، واریانس و مجموع توان سیگنال و زیرباندها به عنوان ویژگی‌های خطی و انواع آنتروپی‌های اخذ شده از سیگنال، زیرباندها و سه imf محاسبه شده به عنوان ویژگی‌های غیرخطی در نظر گرفته شده است. به این ترتیب ۳۴۲ ویژگی خطی و ۷۴۱ ویژگی غیرخطی برای هریک از نمونه‌ها ایجاد می‌گردد. همچنین، تاثیر نرمال‌سازی ویژگی‌ها نیز مورد بررسی قرار گرفت. در جدول ۲ و نمودارهای شکل ۳، نتایج صحت روش‌های مورد بررسی و در جدول ۳ و نمودارهای شکل ۴، نتایج دقت مربوطه ارائه شده است. لازم به ذکر است این نتایج، میان‌گین ۱۰۰ بار اجرای هریک از الگوریتم‌ها است.

<sup>1</sup> Accuracy

<sup>2</sup> Precision

<sup>3</sup> True Positive

<sup>4</sup> False Positive

<sup>5</sup> True Negative

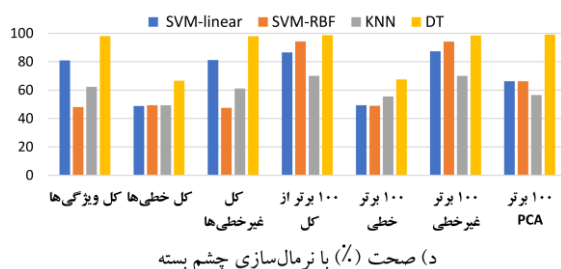
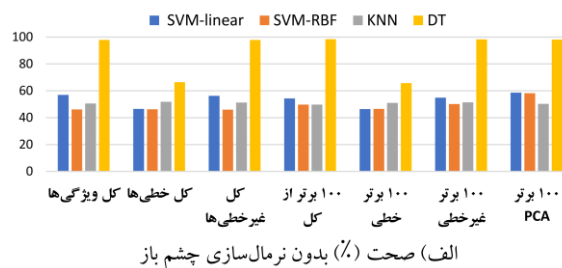
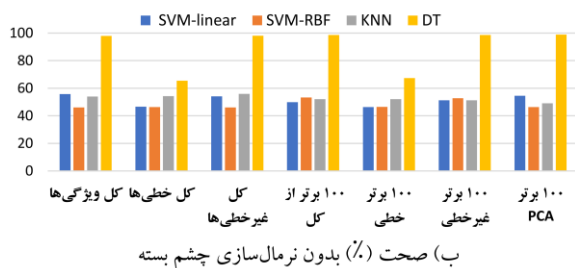
<sup>6</sup> False Negative

جدول ۱- نتایج صحت طبقه‌بندی در حالات با و بدون نرمال‌سازی و بکارگیری کل ویژگی‌ها، ویژگی‌های خطی، غیرخطی، و ۱۰۰ ویژگی برتر آنها که توسط روش رتبه‌بندی ویلکاکسون به‌دست آمده و ۱۰۰ ویژگی برتر حاصل از اعمال PCA روی کل ویژگی‌ها برحسب (%)

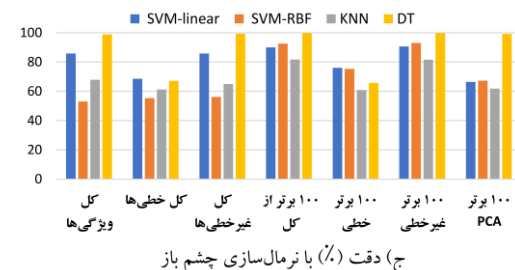
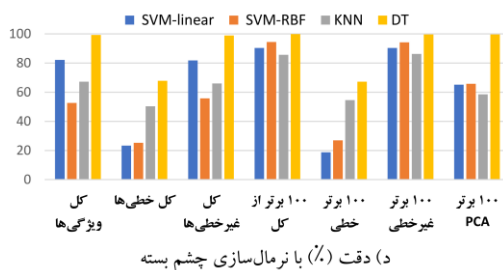
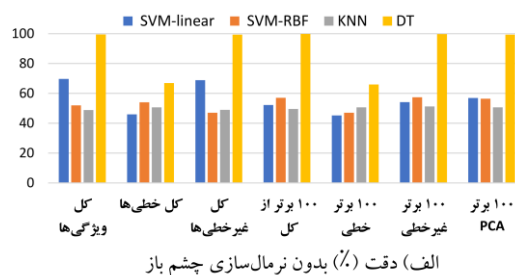
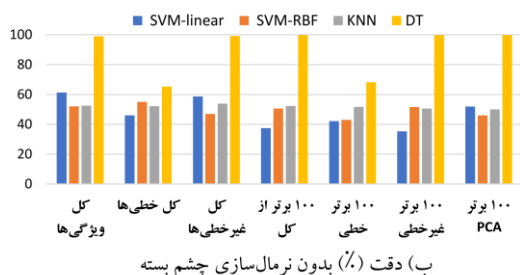
طبقه‌بند	با/بدون نرمال‌سازی	چشم باز/بسته	کل ویژگی‌ها	کل خطی‌ها	کل غیرخطی‌ها	۱۰۰ برتر از کل	۱۰۰ برتر خطی	۱۰۰ برتر غیرخطی	۱۰۰ برتر PCA
صحت (%) SVM-linear	بدون	باز	۵۶/۹	۴۶/۶	۵۶/۳	۵۴/۳	۴۶/۴	۵۴/۹	۵۸/۶
		بسته	۵۵/۷	۴۶/۶	۵۴/۱	۴۹/۹	۴۶/۴	۵۱/۳	۵۴/۵
	با	باز	۸۵/۱	۶۲/۸	۸۵/۲	۸۸/۲	۵۸/۵	۸۸/۵	۶۶/۶
		بسته	۸۰/۹	۴۸/۸	۸۱/۲	۸۶/۵	۴۹/۳	۸۷/۴	۶۶/۳
صحت (%) SVM-RBF	بدون	باز	۴۶/۱	۴۶/۳	۴۶/۰	۴۹/۷	۴۶/۵	۵۰/۲	۵۸/۲
		بسته	۴۶/۰	۴۶/۳	۴۶/۰	۵۳/۳	۴۶/۵	۵۲/۷	۴۶/۳
	با	باز	۴۷/۴	۵۶/۶	۴۷/۱	۹۱/۶	۵۹/۹	۹۲/۰	۶۷/۰
		بسته	۴۸/۰	۴۹/۳	۴۷/۵	۹۴/۳	۴۸/۹	۹۴/۱	۶۶/۳
صحت (%) KNN	بدون	باز	۵۰/۶	۵۱/۸	۵۱/۳	۴۹/۷	۵۱/۰	۵۱/۴	۵۰/۳
		بسته	۵۴/۰	۵۴/۳	۵۵/۹	۵۲/۰	۵۲/۰	۵۱/۲	۴۹/۰
	با	باز	۶۳/۴	۵۸/۳	۶۲/۰	۶۹/۱	۶۰/۱	۶۹/۵	۵۵/۱
		بسته	۶۲/۳	۴۹/۴	۶۱/۲	۷۰/۱	۵۵/۵	۷۰/۱	۵۶/۵
صحت (%) DT	بدون	باز	۹۷/۹	۶۶/۴	۹۷/۹	۹۸/۴	۶۵/۷	۹۸/۳	۹۸/۲
		بسته	۹۷/۹	۶۵/۵	۹۸/۱	۹۸/۶	۶۷/۴	۹۸/۶	۹۸/۹
	با	باز	۹۷/۸	۶۶/۳	۹۷/۸	۹۸/۴	۶۶/۴	۹۸/۸	۹۸/۴
		بسته	۹۸/۱	۶۶/۷	۹۷/۹	۹۹/۰	۶۷/۶	۹۸/۵	۹۹/۱

جدول ۲- نتایج دقت طبقه‌بندی در حالات با و بدون نرمال‌سازی و بکارگیری کل ویژگی‌ها، ویژگی‌های خطی، غیرخطی، و ۱۰۰ ویژگی برتر آنها که توسط روش رتبه‌بندی ویلکاکسون به‌دست آمده و ۱۰۰ ویژگی برتر حاصل از اعمال PCA روی کل ویژگی‌ها برحسب (%)

طبقه‌بند	با/بدون نرمال‌سازی	چشم باز/بسته	کل ویژگی‌ها	کل خطی‌ها	کل غیرخطی‌ها	۱۰۰ برتر از کل	۱۰۰ برتر خطی	۱۰۰ برتر غیرخطی	۱۰۰ برتر PCA
دقت (%)	بدون	باز	۶۹/۷	۴۶/۰	۶۸/۸	۵۲/۲	۴۵/۲	۵۴/۱	۵۶/۹
		بسته	۶۱/۳	۴۶/۰	۵۸/۷	۳۷/۴	۴۲/۱	۳۵/۳	۵۱/۹
SVM-linear	با	باز	۸۵/۸	۶۸/۶	۸۵/۹	۹۰/۱	۷۶/۱	۹۰/۷	۶۶/۴
		بسته	۸۲/۱	۲۳/۳	۸۱/۸	۹۰/۴	۱۸/۷	۹۰/۴	۶۵/۱
دقت (%)	بدون	باز	۵۲/۰	۵۴/۰	۴۷/۰	۵۷/۰	۴۷/۰	۵۷/۴	۵۶/۴
		بسته	۵۲/۰	۵۵/۰	۴۷/۰	۵۰/۶	۴۳/۰	۵۱/۵	۴۶/۰
SVM-RBF	با	باز	۵۳/۱	۵۵/۳	۵۶/۲	۹۲/۶	۷۵/۳	۹۳/۱	۶۷/۳
		بسته	۵۲/۶	۲۵/۳	۵۵/۸	۹۴/۴	۲۶/۹	۹۴/۲	۶۵/۷
دقت (%)	بدون	باز	۴۸/۸	۵۰/۶	۴۸/۹	۴۹/۵	۵۰/۶	۵۱/۲	۵۰/۷
		بسته	۵۲/۵	۵۲/۱	۵۳/۸	۵۲/۲	۵۱/۶	۵۰/۶	۵۰/۰
KNN	با	باز	۶۷/۹	۶۱/۳	۶۵/۰	۸۱/۸	۶۰/۹	۸۱/۶	۶۱/۹
		بسته	۶۷/۲	۵۰/۳	۶۶/۰	۸۵/۶	۵۴/۵	۸۶/۳	۵۸/۵
دقت (%)	بدون	باز	۹۹/۵	۶۶/۹	۹۹/۳	۹۹/۸	۶۶/۰	۹۹/۷	۹۹/۳
		بسته	۹۸/۹	۶۵/۳	۹۹/۲	۹۹/۸	۶۸/۲	۹۹/۷	۹۹/۷
DT	با	باز	۹۸/۹	۶۷/۲	۹۹/۴	۹۹/۸	۶۵/۷	۹۹/۸	۹۹/۲
		بسته	۹۹/۳	۶۷/۸	۹۸/۹	۹۹/۹	۶۷/۲	۹۹/۶	۹۹/۶



شکل ۱- نتایج صحت طبقه‌بندی درخت تصمیم (DT)، SVM خطی، SVM با کرنل تابع پایه شعاعی و K نزدیک‌ترین همسایه (KNN) بر حسب درصد. الف) بدون نرمال‌سازی چشم باز، ب) بدون نرمال‌سازی چشم بسته، ج) با نرمال‌سازی چشم باز و د) با نرمال‌سازی چشم بسته

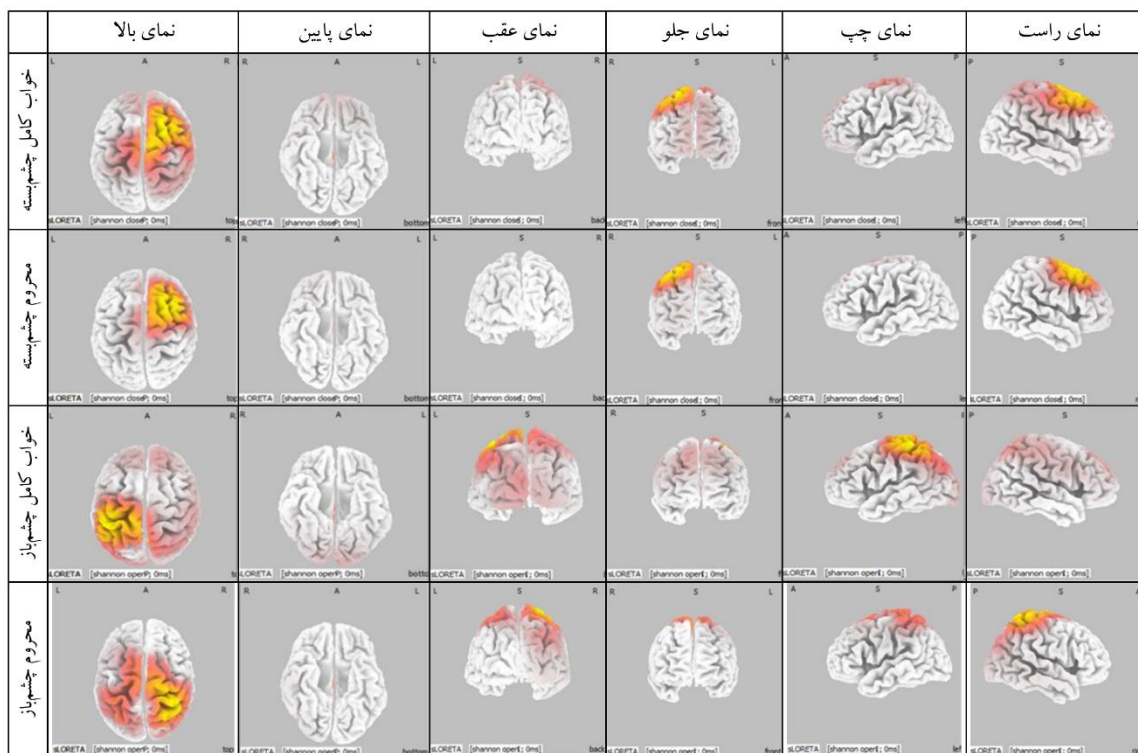


شکل ۲- نتایج دقت طبقه‌بندی درخت تصمیم (DT)، SVM خطی، SVM با کرنل تابع پایه شعاعی و K نزدیک‌ترین همسایه (KNN). بر حسب درصد. الف) بدون نرمال‌سازی چشم باز، ب) بدون نرمال‌سازی چشم بسته، ج) با نرمال‌سازی چشم باز و د) با نرمال‌سازی چشم بسته

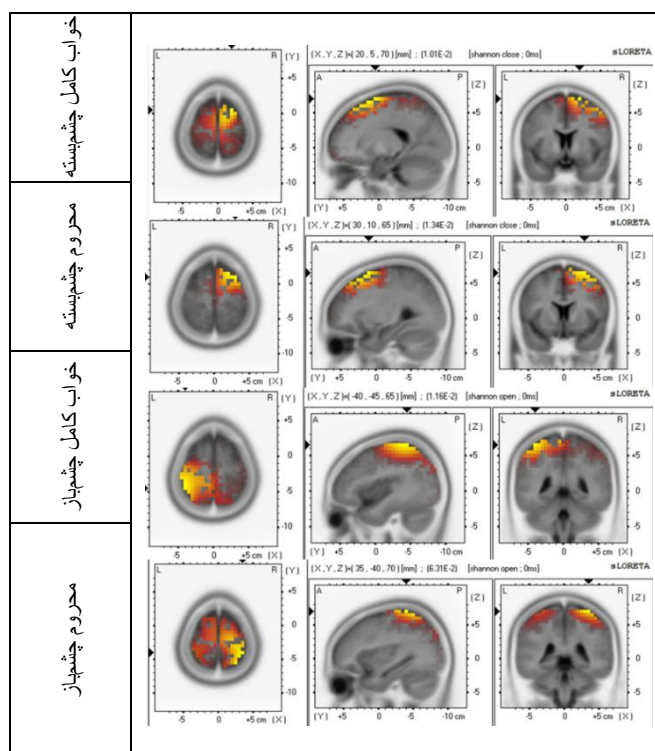
### ۳-۲- نتایج توموگرافی‌های شبیه‌سازی شده توسط نرم‌افزار sLORETA

در این بخش، نگاشت‌های مغز ترسیم شده توسط الگوریتم sLORETA که از مجموعه ویژگی‌های حاصل از آنتروپی‌ها به همراه میان‌گین توان سیگنال به دست آمده است، در شکل‌های ۵ الی ۹ نشان داده شده است. در شکل ۵ (الف) نقشه‌های مغز حاصل از نگاشت میانگین آنتروپی شنون در مغز شرکت‌کنندگان محروم از خواب و دارای خواب کامل و در شکل ۵ (ب) نگاشت بیشترین میزان آنتروپی شنون در این نمونه‌ها نشان داده شده است. با توجه به اینکه آنتروپی شنون میزان عدم قطعیت وقوع یک حادثه را نشان می‌دهد، در نقشه‌های حاصل از این آنتروپی می‌توان میزان فعالیت‌های ناگهانی در نواحی مغز را مشاهده کرد. در شکل ۶ (الف) نقشه‌های مغز حاصل از نگاشت میانگین آنتروپی رنی در مغز شرکت‌کنندگان محروم از خواب و دارای خواب کامل و در شکل ۶ (ب) نگاشت بیشترین میزان آنتروپی رنی در این نمونه‌ها نشان داده شده است. آنتروپی رنی نشان دهنده‌ی بیشترین میزان عدم قطعیت در پارامتر است و نقشه مغزی حاصل از این پارامتر نشان دهنده‌ی میزان واکنش نواحی مغز به عوامل خارجی می‌باشد. در شکل ۷ (الف) نقشه‌های مغزی حاصل از نگاشت میانگین آنتروپی جای‌گشت در مغز شرکت‌کنندگان محروم از خواب و دارای خواب کامل و در شکل ۷ (ب) نگاشت بیشترین میزان آنتروپی جای‌گشت در این نمونه‌ها نشان داده شده است. آنتروپی جای‌گشت نشان دهنده‌ی پیچیدگی و عدم تکرارپذیری یک پدیده در بازه‌ی زمانی محدود است. نقشه مغزی این آنتروپی می‌تواند نمایشی از میزان تداوم فعالیت مغزی در نواحی مختلف مغزی باشد. در شکل ۸ (الف) نقشه‌های مغزی حاصل از نگاشت میانگین آنتروپی نمونه در مغز شرکت‌کنندگان و در شکل ۸ (ب) نقشه‌های مغزی حاصل از نگاشت بیشترین میزان آنتروپی نمونه در این نمونه‌ها نشان داده شده است. آنتروپی نمونه نشان دهنده‌ی میزان نظم داده‌ها در یک بازه‌ی زمانی است و در نگاشت سیگنال‌های مغز، اندازه‌ی این پارامتر میزان تمرکز شخص در آن ناحیه‌ی مغزی را نشان می‌دهد. جهت مقایسه بهتر نتایج حاصل از آنتروپی‌ها، در شکل ۹ نقشه‌های مغزی حاصل از نگاشت میان‌گین توان سیگنال نیز ارائه شده است. در شکل ۹ (الف) نقشه‌های نگاشت میانگین توان و در شکل ۹ (ب) نگاشت بیشترین میزان میانگین توان در نمونه‌ها نشان داده شده است.



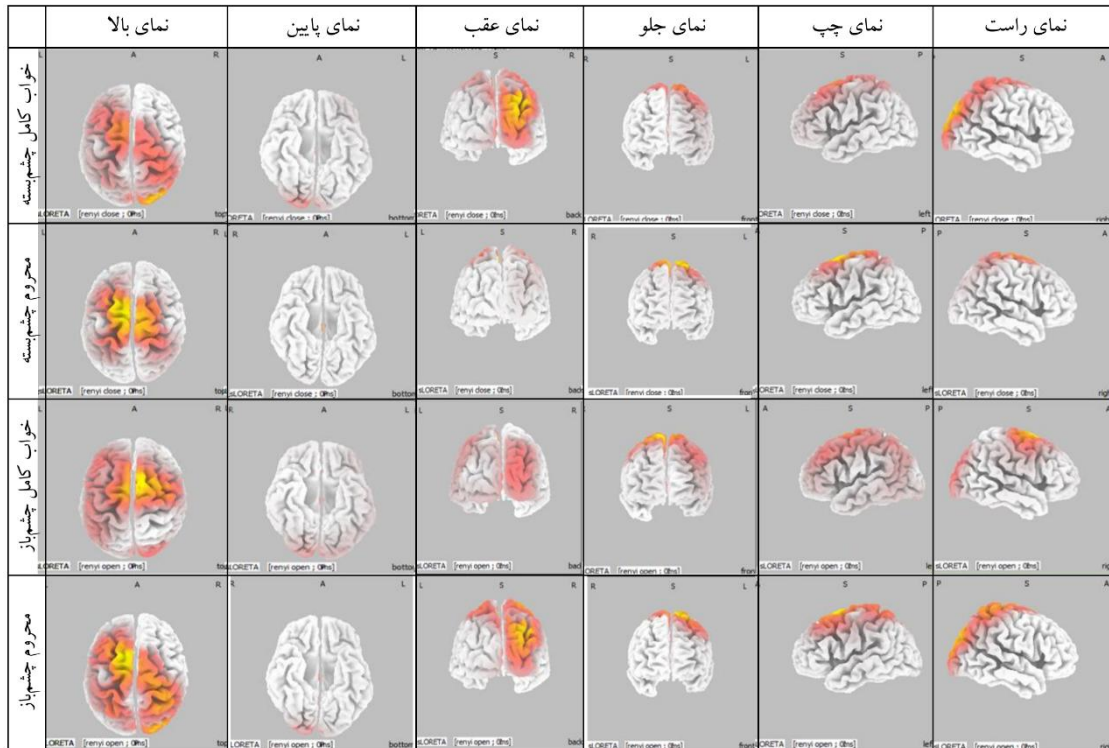


(الف)

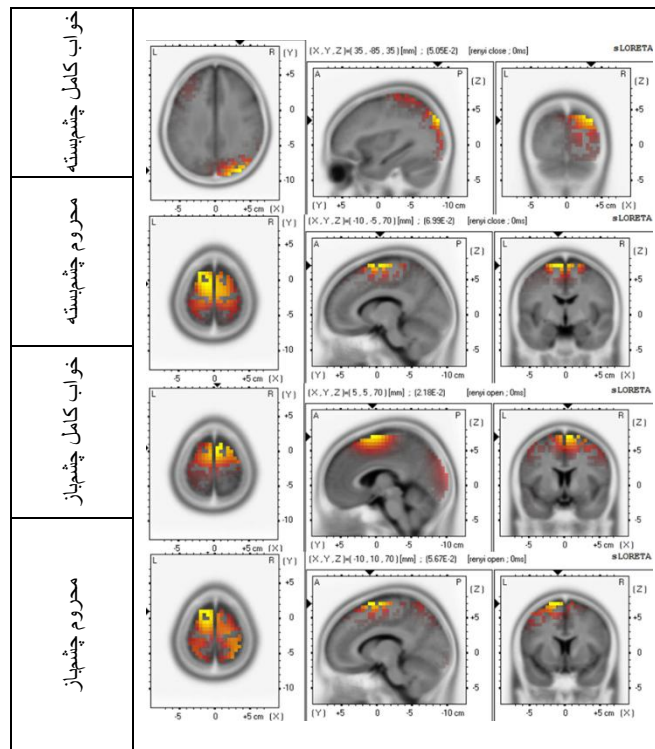


(ب)

شکل ۳- نتایج پیاده‌سازی الگوریتم sLORETA در آنتروپی شنون، (الف) نقشه‌های نگاشت میانگین، (ب) نقشه‌های نگاشت بیشینه.

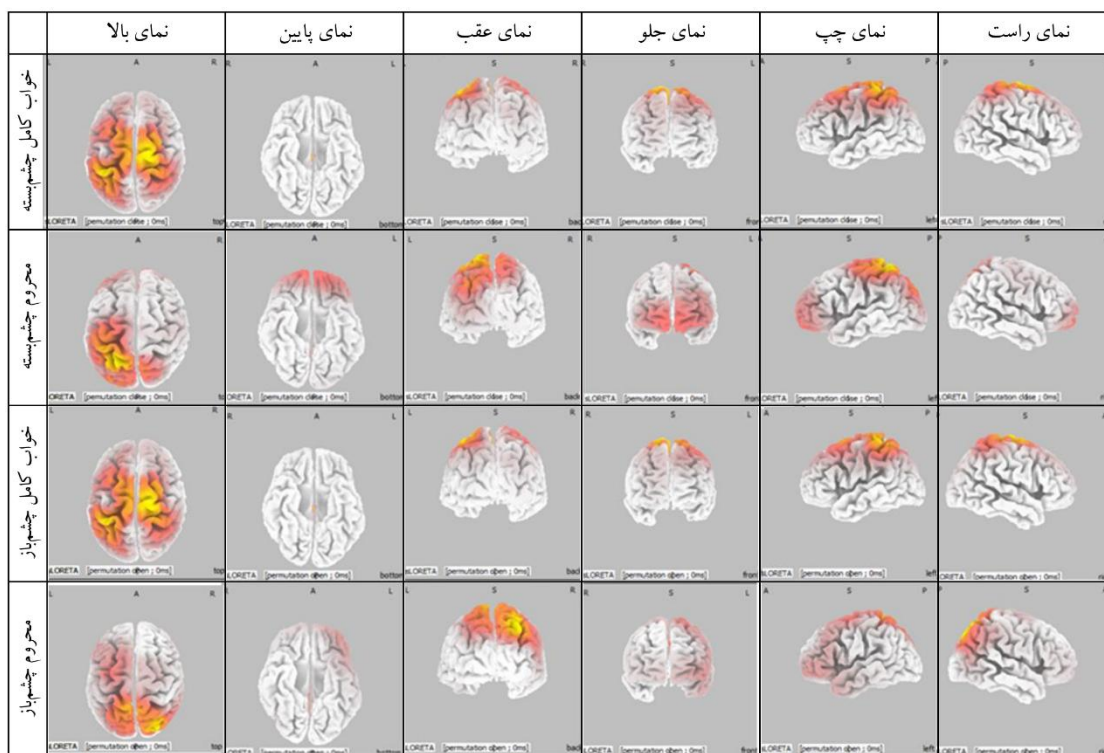


(الف)

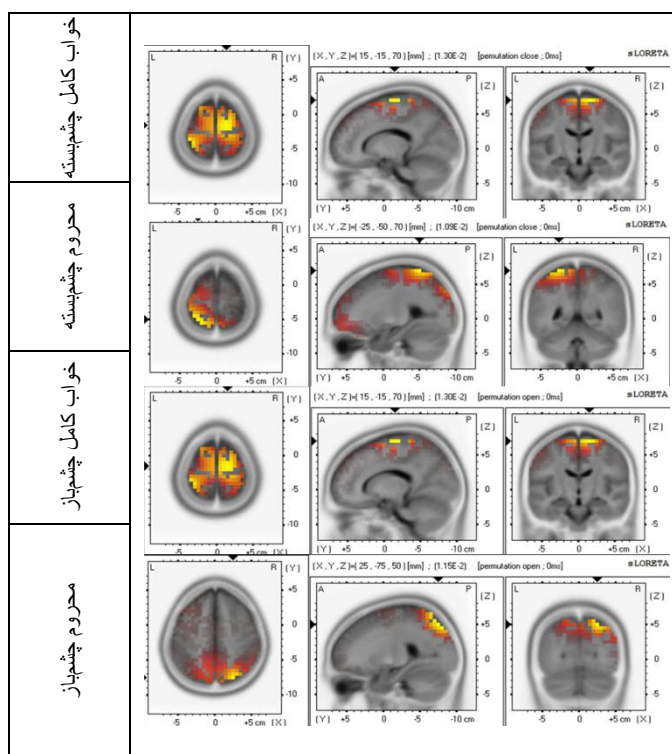


(ب)

شکل ۴- نتایج پیاده‌سازی الگوریتم sLORETA روی نتایج آنتروپی رنی، (الف) نقشه‌های نگاشت میانگین، (ب) نقشه‌های نگاشت پیشینه.

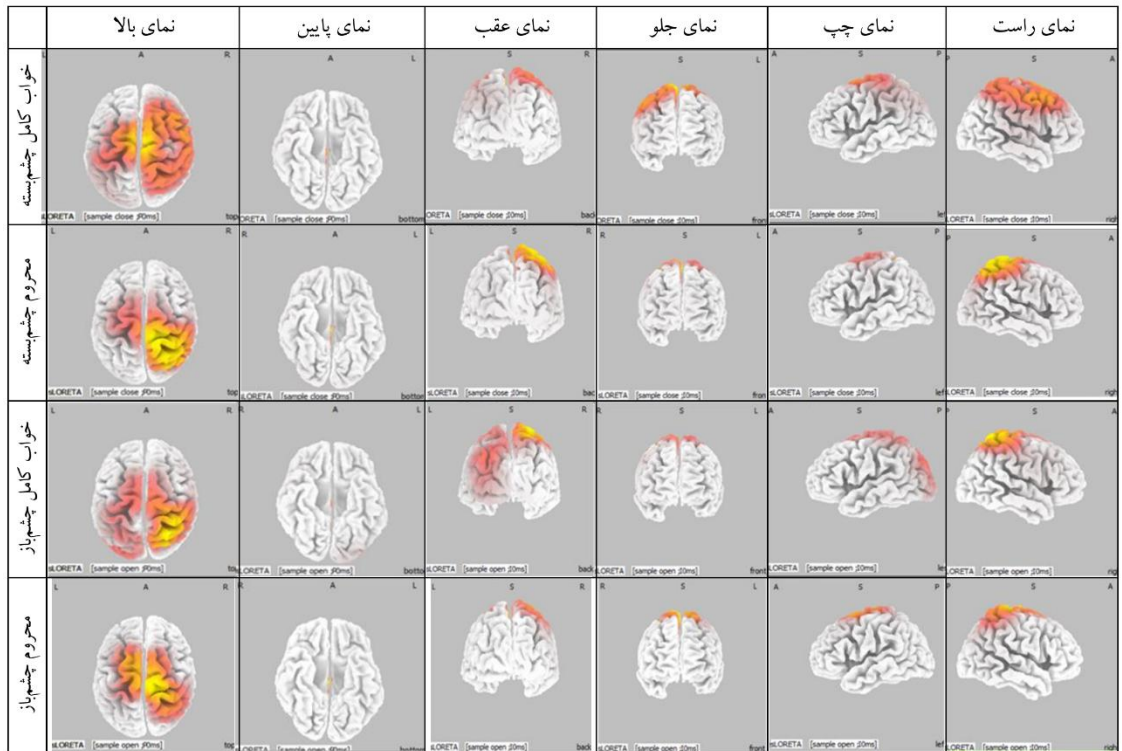


(الف)

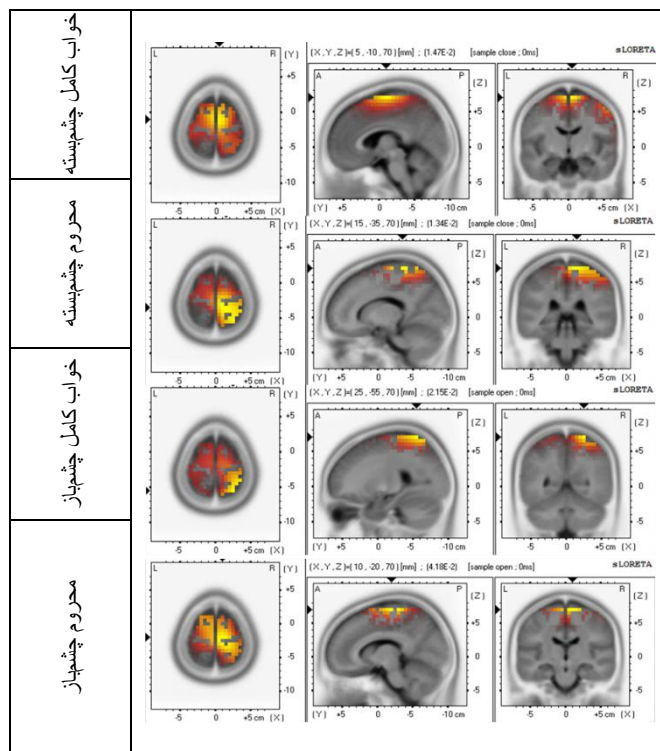


(ب)

شکل ۵- نتایج پیاده‌سازی الگوریتم sLORETA روی نتایج آنتروپی جای گشت، (الف) نقشه‌های نگاشت میانگین، (ب) نقشه‌های نگاشت بیشینه.



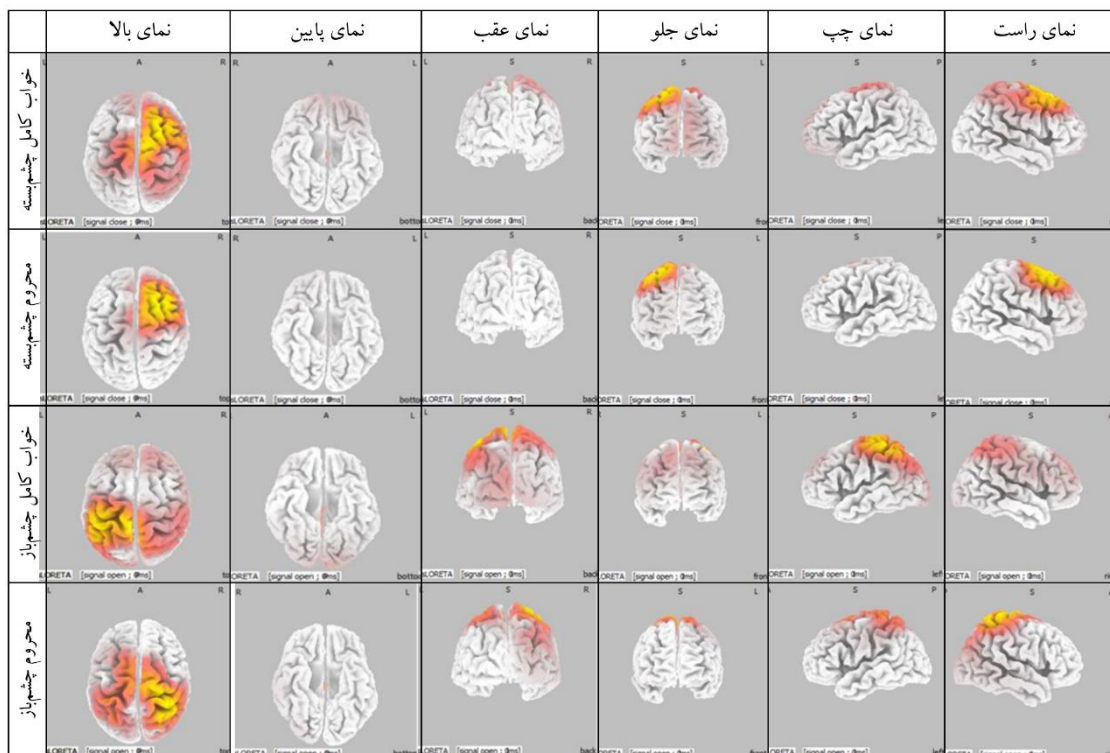
(الف)



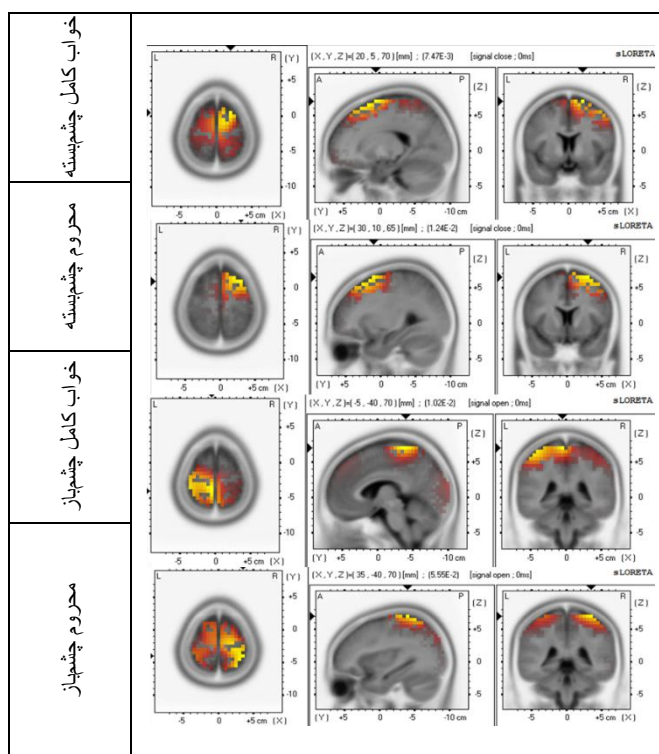
(ب)

شکل ۶- نتایج پیاده‌سازی الگوریتم sLORETA روی نتایج آنتروپی نمونه، (الف) نقشه‌های نگاشت میانگین، (ب) نقشه‌های نگاشت بیشینه.





(الف)



(ب)

شکل ۷- نتایج پیاده‌سازی الگوریتم sLORETA روی نتایج میان‌گین توان سیگنال، (الف) نقشه‌های نکاشت میانگین، (ب) نقشه‌های نکاشت بیشینه.

## ۴- بحث

براساس نتایج ارائه شده در جداول ۲ و ۳ و شکل‌های ۳ و ۴، روش طبقه‌بندی درخت تصمیم در بیشتر حالات مورد مطالعه و در بین روش‌های بررسی شده در این تحقیق دارای بیشترین صحت و دقت است. با این حال و با توجه به نتایج، بکارگیری ۱۰۰ ویژگی برتر که توسط روش ویلکا کسون از کل ویژگی‌ها انتخاب شده‌اند در مجموع به عنوان روش این تحقیق پیشنهاد می‌گردد. لازم به ذکر است، این نتایج در رقابتی نزدیک با ۱۰۰ ویژگی برتر انتخاب شده از میان مجموعه ویژگی‌های غیرخطی و همچنین نتایج کاهش بعد به کمک PCA است. یکی از مسائل مورد بررسی در این تحقیق، مطالعه اثرات و نتایج بکارگیری هر یک از مجموعه ویژگی‌های خطی و غیرخطی در عملکرد طبقه‌بندی‌های مورد استفاده است. بر پایه‌ی نتایج مندرج در جداول ۲ و ۳ مشاهده می‌گردد، در طبقه‌بندی پیشنهادی این تحقیق (درخت تصمیم) بکارگیری مجموعه ویژگی‌های غیرخطی در مقایسه با ویژگی‌های خطی موجب افزایش بیش از ۳۰ درصدی در مقادیر صحت و دقت طبقه‌بندی شده است. بهبود نتایج در هر دو حالت بکارگیری کل ویژگی‌های هر یک از سه مجموعه و ۱۰۰ ویژگی برتر هر مجموعه صادق است. در نتیجه، با توجه به ابعاد کمتر و همچنین سادگی بکارگیری بردار ویژگی‌های برتر که در این تحقیق به کمک روش رتبه‌بندی ویلکا کسون تولید شده است، پیشنهاد این تحقیق بکارگیری ۱۰۰ ویژگی برتر انتخاب شده توسط الگوریتم ویلکا کسون در طبقه‌بندی درخت تصمیم است. در حقیقت می‌توان گفت با توجه به اینکه ویژگی‌های برتر انتخاب شده بر پایه روش ویلکا کسون در بیشتر حالات در دو معیار صحت و دقت مقادیری بالاتر و یا قابل مقایسه با روش PCA ایجاد نموده‌اند، می‌توان با تثبیت ویژگی‌های موثر به جای استفاده از PCA، الگوریتمی ساده‌تر و با عملکرد خوبی در اختیار داشت. توجه به این نکته نیز می‌تواند حایز اهمیت باشد که بکارگیری ۱۰۰ ویژگی برتر استخراج شده توسط PCA اثر قابل توجهی در طبقه‌بندی SVM در هر دو هسته‌ی خطی و RBF نداشته است. اما بکارگیری ویژگی‌های غیرخطی که توسط روش رتبه‌بندی ویلکا کسون انتخاب شده‌اند به طور قابل توجهی نتایج صحت و دقت در این روش طبقه‌بندی را بهبود داده است. همچنین در برخی موارد، حتی نتایج بکارگیری ویژگی‌های غیرخطی در مقایسه با تمام ویژگی‌ها نتایج بهتری را ایجاد نموده است. به عنوان مثال مشاهده می‌گردد در روش درخت تصمیم علاوه بر اینکه حذف ویژگی‌های خطی در هنگام رتبه‌بندی تأثیر منفی قابل توجهی بر کل نتایج نداشته بلکه در حالت بررسی ویژگی‌های نرمال‌سازی شده و چشم‌باز موجب بهبود نتایج نیز شده است. در خصوص مقایسه ویژگی‌های خطی و غیرخطی در مجموع می‌توان گفت، در تمام طبقه‌بندی‌ها و حالات گوناگون مورد بررسی، بکارگیری ویژگی‌های غیرخطی در مقایسه با ویژگی‌های خطی نتایج بهتری را ایجاد کرده است. موضوع دیگر مورد بررسی در این تحقیق، تأثیر نرمال‌سازی در نتایج است. مشاهده می‌گردد نرمال‌سازی ویژگی‌ها در تمامی حالات مورد بررسی موجب بهبود معیارهای صحت و دقت گردیده است.

همان‌طور که در تصاویر شکل ۵ (الف) قابل مشاهده است در هر دو ثبت با چشم باز و چشم بسته پس از محرومیت از خواب میزان آنتروپی شنون کاهش یافته است. همچنین براساس نگاشت‌های تصویر ۵ (ب) تجمع بیشترین میزان آنتروپی در مغز افراد در ثبت سیگنال با چشم باز، از نیمکره‌ی راست و در لوب آهیانه‌ای به نیمکره‌ی چپ مغز در همان لوب تغییر کرده و آنتروپی در نواحی پیشانی، گیجگاهی و پس‌سری کاهش یافته است. بر این اساس و به دلیل نسبت تغییرات مشاهده شده به نظر می‌رسد عملکرد بینایی بیش از بقیه حواس تحت تأثیر محرومیت از خواب قرار گرفته است. در حالت چشم‌بسته بیشترین میزان آنتروپی قبل و بعد از محرومیت از خواب در نیمکره‌ی راست مغز و در ناحیه‌ی جلویی بخش آهیانه‌ای بدون تغییر است. ولی مقدار میانگین آنتروپی در آن ناحیه و نواحی اطراف کاهش یافته است. در دیگر نواحی تغییرات پراکنده‌ی میانگین با بیشترین مقدار آنتروپی مشابه بوده است.

براساس نگاشت‌های آنتروپی رنی که در تصاویر شکل ۶ (الف) نشان داده شده است، در حالت چشم‌بسته در نمونه‌های با خواب کافی، تمرکز آنتروپی رنی در ناحیه‌ی پس‌سری مغز و پس از محرومیت از خواب در ناحیه‌ی آهیانه‌ای می‌باشد که نشان‌دهنده‌ی واکنش بیشتر فرد به عوامل خارجی و حسی در حین تفکر شخص است. پس از محرومیت از خواب در حالت چشم‌بسته آنتروپی رنی در ناحیه پس‌سری مغز به شدت کاهش یافته است که می‌تواند نشان‌دهنده‌ی اختلال در واکنش شخص در ناحیه‌ی بینایی باشد. همچنین در ثبت چشم‌باز، محرومیت از خواب موجب افزایش میانگین آنتروپی در ناحیه پس‌سری در لوب راست شده است. در تصاویر نقشه‌بیشینه که در شکل ۶ (ب) نشان داده شده است، نیز موارد مشابه تصاویر میانگین قابل مشاهده است.

همان‌طور که در شکل ۷ (الف) قابل مشاهده است در هر دو حالت چشم‌بسته و چشم‌باز میانگین آنتروپی جای‌گشت که قبل از محرومیت از خواب در ناحیه‌ی آهیانه‌ای متمرکز بوده پس از محرومیت از خواب در این ناحیه به شدت تضعیف شده است و بیشتر در ناحیه‌ی پیشانی و بین ناحیه پس‌سری و آهیانه‌ای در نیمکره چپ افزایش یافته است. با توجه به اینکه آنتروپی جای‌گشت نشان‌دهنده پیچیدگی و تکرارناپذیری سیگنال اصلی است، می‌توان به این نتیجه رسید که پس از محرومیت از خواب تلاش برای تمرکز، تصمیم‌سازی و برنامه‌ریزی افزایش یافته و همزمان عملکرد حسی و حرکتی تضعیف شده است. مسلماً این نتیجه‌گیری به معنای ارتقا عملکرد تصمیم‌سازی، برنامه‌ریزی و تمرکز نیست.

همان‌طور که در تصاویر شکل ۸ قابل مشاهده است، بیشترین میزان آنتروپی نمونه در تمام مراحل در ناحیه‌ی آهیانه‌ای می‌باشد. با این تفاوت که بیشترین میانگین این آنتروپی در حالت چشم‌بسته در ناحیه‌ی مرکزی لوب آهیانه‌ای مغز است. پس از محرومیت از خواب آنتروپی در این ناحیه کاهش یافته و ناحیه پس‌سری در نیمکره راست فعال شده است. این موضوع می‌تواند نشان‌دهنده اختلال در برخی از حرکت‌ها و بینایی فرد باشد. ضمناً در آنتروپی نمونه دامنه محسوسی در حالت چشم‌باز قبل از محرومیت از خواب در ناحیه‌ی پس‌سری در نیمکره‌ی چپ مشاهده می‌شود که پس از محرومیت از خواب این آنتروپی تضعیف شده و از بین می‌رود. این تضعیف می‌تواند نشان‌دهنده‌ی اختلال در عملکرد بینایی شخص باشد.

براساس نقشه‌های مغزی نشان داده شده در شکل ۹، در حالت چشم‌بسته قبل و بعد از محرومیت از خواب توان میانگین غالب سیگنال‌ها در ناحیه‌ی جلویی بخش آهیانه‌ای مغز در نیمکره‌ی راست شکل گرفته است. در حالی که قبل از محرومیت از خواب در بخش‌های پیشانی و در بخش آهیانه‌ای نیمکره‌ی چپ مغز نیز سیگنال‌هایی دیده می‌شود. این کاهش سیگنال می‌تواند نشان از اختلال در تصمیم‌سازی و توجه باشد. در سیگنال‌های ثبت شده در حالت چشم‌باز تجمع سیگنال‌ها بیشتر در ناحیه‌ی عقبی بخش آهیانه‌ای و بین بخش آهیانه‌ای و پس‌سری مغز می‌باشند.

با توجه به شکل ۹ و مقایسه با دیگر تصاویر، همچنین خلاصه‌ارایه شده در جدول ۴ می‌توان به موارد مشترک زیر اشاره کرد:

- در غالب نقشه‌های مغزی، انتقال توان از نواحی در سمت چپ به سمت راست رخ داده است که می‌تواند نشان از غلبه احساسات به منطق پس از محرومیت از خواب یا تضعیف قدرت تحلیل در شخص و تحریک بیشتر عواطف شخص پس از محرومیت از خواب باشد.

- در تمام تصاویر مشاهده می‌گردد باز بودن چشم‌ها موجب غلبه‌ی سیگنال در بخش‌های پس‌سری شده است و به‌نظر می‌رسد این موضوع می‌تواند بر نتایج حاصل و تحلیل اثر بگذارد. بنابراین پیشنهاد می‌شود برای تحلیل آثار بینایی محرومیت از خواب، تکالیفی که در آنها عملکردهای بینایی افراد ارزیابی می‌شود مورد استفاده قرار گیرد.
- احتمال بروز اختلال در عملکردهای بینایی، حرکتی، تصمیم‌سازی و تفکر مشاهده می‌گردد
- تغییرات محتمل در سطوح حسی و واکنش‌پذیری افراد همچنین تغییر در سطوح تحریک‌پذیری پس از محرومیت از خواب کامل، قابل پیش‌بینی است.

جدول ۳. جمع‌بندی نتایج حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم sLORETA

ویژگی	حالت چشم	تغییرات نقشه نگاشت مغز	تحلیل
آنتروپی شون	هر دو حالت	کاهش میزان آنتروپی در بیشتر نواحی	احتمال ایجاد تأثیرات منفی در عملکرد کلی مغز
	چشم‌بسته	کاهش آنتروپی در ناحیه‌ی پس‌سری	بروز احتمالی اختلال در واکنش بینایی قابل پیش‌بینی است.
آنتروپی رنی	چشم‌بسته	افزایش آنتروپی در ناحیه‌ی آهیانه‌ای	افزایش احتمال واکنش‌پذیری نسبت به عوامل خارجی
	چشم‌باز	افزایش آنتروپی در ناحیه‌ی پس‌سری راست	بروز احتمالی اختلال در واکنش بینایی قابل پیش‌بینی است.
آنتروپی جای گشت	هر دو حالت	کاهش آنتروپی در ناحیه‌ی آهیانه‌ای و افزایش در ناحیه پیش‌پیشانی	تلاش برای تمرکز، تصمیم‌سازی و برنامه‌ریزی در فرد بیشتر و همزمان تضعیف عملکرد حسی و حرکتی
	چشم‌بسته	کاهش در ناحیه‌ی مرکزی لوب آهیانه‌ای و افزایش در لوب پس‌سری نیمکره راست	احتمال اختلال در بینایی و حرکت
آنتروپی نمونه	چشم‌باز	کاهش آنتروپی در ناحیه‌ی پس‌سری چپ	احتمال اختلال در بینایی
	هر دو حالت	تغییر نیمکره‌ی فعال از چپ به راست	احتمال می‌رود قدرت تحلیل و تحریک عواطف در شخص پس از محرومیت از خواب تضعیف شود.
توان سیگنال	چشم‌بسته	تضعیف سیگنال در ناحیه‌ی پیشانی	احتمال تأثیر منفی در فرآیند تفکر، تصمیم‌سازی و توجه

## ۵- نتیجه‌گیری و جمع‌بندی

در این تحقیق با بکارگیری ویژگی‌های خطی و غیرخطی استخراج شده از سیگنال‌های مغزی، روشی برای طبقه‌بندی داده‌های ثبت شده در دو گروه خواب کامل و محروم از خواب ارائه شد. همچنین آثار محرومیت از خواب بر روی عملکرد نواحی مختلف مغز مورد مطالعه قرار گرفت. در این مطالعه، پس از پیش‌پردازش سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام، ویژگی‌های خطی و غیرخطی به‌ویژه انواع آنتروپی از داده‌ها استخراج و با بکارگیری چهار الگوریتم درخت تصمیم، KNN، SVM-RBF و SVM-linear طبقه‌بندی داده‌ها انجام شد. براساس نتایج، الگوریتم درخت تصمیم با استفاده از ۱۰۰ ویژگی برتر انتخاب شده به‌کمک روش رتبه‌بندی ویژگی‌های ویلکا کسون، بهترین عملکرد را با صحت و دقت برابر با ۹۹/۰٪ و ۹۹/۸٪ کسب نمود. ضمناً نقش ویژگی‌های



غیرخطی در عملکرد طبقه‌بندها مورد بررسی قرار گرفت. براساس نتایج، ویژگی‌های غیرخطی و ۱۰۰ ویژگی برتر حاصل از آنها به تنهایی دارای عملکردی قابل رقابت با مجموعه کل ویژگی‌ها هستند. همچنین، نشان داده شد که نرمال‌سازی داده‌ها به بهبود عملکرد طبقه‌بندها کمک می‌کند. تحلیل آثار محرومیت از خواب بر فعالیت الکتریکی مغز، با کمک ترسیم نگاشت سه‌بعدی نقشه مغز مبتنی بر الگوریتم sLORETA، از دیگر مطالعات صورت گرفته در این پژوهش بود. با تحلیل نتایج نگاشت‌های مغزی مشخص شد که محرومیت از خواب احتمالاً می‌تواند باعث ایجاد اختلال در بینایی و حرکت، میزان توجه فرد، تصمیم‌سازی و تفکر گردد. همچنین مشاهده گردید محرومیت از خواب می‌تواند موجب تغییر سطوح حسی و واکنش‌پذیری شخص شود. در مطالعات بعدی به بررسی و مقایسه تاثیر هر یک از آنتروپی‌های مورد استفاده در این تحقیق و نقش طول پنجره ۵ ثانیه‌ای در عملکرد این آنتروپی‌ها پرداخته خواهد شد.

## مراجع

- [1] C. B. Cooper, E. V. Neufeld, B. A. Dolezal, and J. L. Martin, "Sleep deprivation and obesity in adults: a brief narrative review," *BMJ Open Sport & Exercise Medicine*, vol. 4, no. 1, p. e000392, 2018.
- [2] R. M. Abrams, "Sleep deprivation," *Obstetrics and Gynecology Clinics*, vol. 42, no. 3, pp. 493-506, 2015.
- [3] A. Chaudhuri, A. Routray, and S. Kar, "Effect of sleep deprivation on estimated distributed sources for Scalp EEG signals: A case study on human drivers," in *2012 4th International Conference on Intelligent Human Computer Interaction (IHCI)*, 2012, pp. 1-6: IEEE.
- [4] A. Kusztor, L. Raud, B. E. Juel, A. S. Nilsen, J. F. Storm, and R. J. Huster, "Sleep deprivation differentially affects subcomponents of cognitive control," *Sleep*, vol. 42, no. 4, p. zsz016, 2019.
- [5] K. Mahajan and N. R. Velaga, "Effects of partial sleep deprivation on braking response of drivers in hazard scenarios," *Accident Analysis & Prevention*, vol. 142, p. 105545, 2020.
- [6] A. Ajjjimaporn, P. Ramyarangsi, and V. Siripornpanich, "Effects of a 20-min nap after sleep deprivation on brain activity and soccer performance," *International Journal of Sports Medicine*, vol. 41, no. 14, pp. 1009-1016, 2020.
- [7] S. H. Na, S.-H. Jin, and S. Y. Kim, "The effects of total sleep deprivation on brain functional organization: mutual information analysis of waking human EEG," *International journal of psychophysiology*, vol. 62, no. 2, pp. 238-242, 2006.
- [8] J. Zhang, E. Y. Y. Lau, and J. H. Hsiao, "Sleep deprivation compromises resting- state emotional regulatory processes: An EEG study," *Journal of sleep research*, vol. 28, no. 3, p. e12671, 2019.
- [9] A. Gibbings *et al.*, "EEG and behavioural correlates of mild sleep deprivation and vigilance," *Clinical Neurophysiology*, vol. 132, no. 1, pp. 45-55, 2021.
- [10] M.-M. Moazzami, *EEG signal Processing in Brain-Computer Interface*. Michigan: Michigan State University, Master thesis, 2012.
- [11] E. Glaser, *Principles of neurobiological signal analysis*. Elsevier, 2012.
- [12] A. Bersagliere, R. D. Pascual-Marqui, L. Tarokh, and P. Achermann, "Mapping slow waves by EEG topography and source localization: effects of sleep deprivation," *Brain topography*, vol. 31, no. 2, pp. 257-269, 2018.
- [13] M. Akay, *Nonlinear Biomedical Signal Processing Vol. II: Dynamic Analysis and Modeling*. Wiley-IEEE Press, 2000.
- [14] K. Natarajan, R. Acharya U, F. Alias, T. Tiboleng, and S. K. Puthusserypady, "Nonlinear analysis of EEG signals at different mental states," *Biomedical engineering online*, vol. 3, no. 1, pp. 1-11, 2004.
- [15] M. Rezaeezadeh, S. Shamekhi, and M. Shamsi, "Attention Deficit Hyperactivity Disorder

- Diagnosis using non-linear univariate and multivariate EEG measurements: a preliminary study," *Physical and engineering sciences in medicine*, vol. 43, no. 2, pp. 577-592, 2020.
- [16] in Shannon, Claude Elwood. "A mathematical theory of communication." *The Bell system technical journal* 27.3 (1948): 379-423., ed.
- [17] H. Sohn *et al.*, "Linear and non-linear EEG analysis of adolescents with attention-deficit/hyperactivity disorder during a cognitive task," *Clinical Neurophysiology*, vol. 121, no. 11, pp. 1863-1870, 2010.
- [18] J. S. Richman and J. R. Moorman, "Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy," *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, vol. 278, no. 6, pp. H2039-H2049, 2000.
- [19] Y. Song and P. Liò, "A new approach for epileptic seizure detection: sample entropy based feature extraction and extreme learning machine," *Journal of Biomedical Science and Engineering*, vol. 3, no. 06, p. 556, 2010.
- [20] J. S. Richman and J. R. Moorman, "Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy," *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, 2000.
- [21] A. Rényi, *Probability theory*. Courier Corporation, 2007.
- [22] M. Borowska, "Entropy-based algorithms in the analysis of biomedical signals," *Studies in Logic, Grammar and Rhetoric*, vol. 43, no. 1, pp. 21-32, 2015.
- [23] in Borowska, Marta. "Entropy-based algorithms in the analysis of biomedical signals." *Studies in Logic, Grammar and Rhetoric* 43.1 (2015): 21-32., ed.
- [24] C. Bandt and B. Pompe, "Permutation entropy: a natural complexity measure for time series," *Physical review letters*, vol. 88, no. 17, p. 174102, 2002.
- [25] I. T. Jolliffe and J. Cadima, "Principal component analysis: a review and recent developments," *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 374, no. 2065, p. 20150202, 2016.
- [26] S. Shilaskar and A. Ghatol, "Feature selection for medical diagnosis: Evaluation for cardiovascular diseases," *Expert Systems with Applications*, vol. 40, no. 10, pp. 4146-4153, 2013.
- [27] M. P. Fay and M. A. Proschan, "Wilcoxon-Mann-Whitney or t-test? On assumptions for hypothesis tests and multiple interpretations of decision rules," *Statistics Surveys*, vol. 4, no. none, pp. 1-39, 39, 2010.
- [28] M. Öner and İ. Deveci Kocakoç, "JMASM 49: a compilation of some popular goodness of fit tests for normal distribution: their algorithms and MATLAB codes (MATLAB)," *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, vol. 16, no. 2, 2017.
- [29] V. Vapnik, "Pattern recognition using generalized portrait method," *Automation and remote control*, vol. 24, pp. 774-780, 1963.
- [30] F. Lotte, "Study of electroencephalographic signal processing and classification techniques towards the use of brain-computer interfaces in virtual reality applications," INSA de Rennes, 2008.
- [31] M. Heyden, "Classification of EEG data using machine learning techniques," 2016.
- [32] Y.-Y. Song and L. Ying, "Decision tree methods: applications for classification and prediction," *Shanghai archives of psychiatry*, vol. 27, no. 2, p. 130, 2015.
- [33] R. D. Pascual-Marqui, "Standardized low-resolution brain electromagnetic tomography (sLORETA): technical details," *Methods Find Exp Clin Pharmacol*, vol. 24, no. Suppl D, pp. 5-12, 2002.
- [34] <http://www.uzh.ch/keyinst/loreta>.