



## A New EEG Processing Approach using the Chebyshev Chaotic Map: Application in Anxiety Classification

Daneshmand-Bahman, Faezeh<sup>1</sup> / Goshvarpour, Ateke<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup> - M.Sc. Student, Department of Biomedical Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Razavi Khorasan, Iran / Health Technology Research Center, Imam Reza International University, Mashhad, Iran

<sup>2</sup> - Assistant Professor, Department of Biomedical Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Razavi Khorasan, Iran / Health Technology Research Center, Imam Reza International University, Mashhad, Iran

### ARTICLE INFO

DOI: 10.22041/ijbme.2022.552263.1766

Received: 19 April 2022

Revised: 19 October 2022

Accepted: 3 November 2022

### KEYWORDS

*Chebyshev Chaotic Map*  
*Anxiety*  
*Principal Component Analysis*  
*Electroencephalogram Classification*

### ABSTRACT

Anxiety disorders are one of the most common and debilitating mental disorders worldwide. On the other hand, since 2019, with the outbreak of Covid-19, anxiety has increased among people, especially the medical staff. Currently, anxiety is diagnosed (when the symptoms are severe enough) using a questionnaire by a specialist. To resolve this shortcoming, researchers have recently paid attention to the use of brain signals. Consequently, the present study aimed to diagnose anxiety using brain signals. The novelty of this study is the use of the Chebyshev chaotic map for the first time in biological signal analysis. It used the DASPS database, which includes a 14-channel electroencephalogram (EEG) of 23 people (10 men and 13 women, with a mean age of 30 years). The self-assessment manikin scores were used to divide anxiety into two and four levels. First, the data were normalized. Then, the chaotic map was reconstructed and divided into 128 strips. The density of points in each of the strips was calculated. Two indicators were considered as features, (1) maximum density and (2) its corresponding sample. Finally, features were applied to Support Vector Machines (SVM) and k-Nearest Neighbors (K-NN) in 5 ways, (1) feature 1 of all channels, (2) feature1 mapping of all channels using principal component analysis (PCA), (3) feature 2 of all channels, (4) feature 2 mapping of all channels using PCA and (5) each feature - each channel separately. The results show a maximum accuracy of 93.75% for diagnosing two levels of anxiety and 96.15% for diagnosing four levels of anxiety. In addition, K-NN outperformed SVM. Accordingly, the proposed algorithm can be introduced as a suitable approach for diagnosing anxiety.

### \*Corresponding Author

<b>Address</b>	Department of Biomedical Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Razavi Khorasan, Iran		
<b>Postal Code</b>	91388-33186	<b>Tel</b>	+98-51-38041, Ext. 3131
<b>E-Mail</b>	ak_goshvarpour@imamreza.ac.ir	<b>Fax</b>	+98-51-38041, Ext. 3131





## رویکردی جدید در پردازش الکتروانسفالوگرام با استفاده از نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف: کاربرد در طبقه‌بندی اضطراب

دانشمند بهمن، فائزه<sup>۱</sup> / گشوارپور، عاتکه<sup>۲\*</sup>

<sup>۱</sup> - دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه بین‌المللی امام رضا (ع)، مشهد، ایران / مرکز تحقیقات فناوری‌های زیستی و سلامت، دانشگاه بین‌المللی امام رضا (ع)، مشهد، ایران

<sup>۲</sup> - استادیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه بین‌المللی امام رضا (ع)، مشهد، ایران / مرکز تحقیقات فناوری‌های زیستی و سلامت، دانشگاه بین‌المللی امام رضا (ع)، مشهد، ایران

### مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22041/ijbme.2022.552263.1766

پذیرش: ۱۲ آبان ۱۴۰۱

بازنگری: ۲۷ مهر ۱۴۰۱

ثبت در سامانه: ۳۰ فروردین ۱۴۰۱

### چکیده

### واژه‌های کلیدی

اختلالات اضطرابی از شایع‌ترین و ناتوان‌کننده‌ترین اختلالات روانی در سراسر جهان به شمار می‌آیند. از طرف دیگر از سال ۲۰۱۹ با شیوع کووید-۱۹ اضطراب بین مردم و به خصوص کادر درمان افزایش پیدا کرده است. در حال حاضر اضطراب (زمانی که علائم کافی و شدید باشد) با استفاده از پرسش‌نامه و توسط افراد متخصص تشخیص داده می‌شود. برای رفع این کاستی، اخیراً توجه محققان به استفاده از سیگنال‌های مغزی جلب شده است. به همین منظور مطالعه‌ی حاضر با هدف تشخیص اضطراب با استفاده از سیگنال مغزی انجام شده است. نوآوری این مطالعه استفاده از نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف برای اولین بار در تحلیل سیگنال‌های بیولوژیکی است. در این مطالعه از پایگاه داده‌ی DASPS استفاده شده که شامل الکتروانسفالوگرام ۱۴ کاناله از ۲۳ نفر (۱۰ مرد و ۱۳ زن با میانگین سنی ۳۰ سال) است. از نمرات آزمون خودارزیابی آدمک برای تقسیم اضطراب به دو و چهار سطح استفاده شده است. ابتدا داده‌ها نرمال‌سازی شده و سپس نقشه‌ی آشوب‌گون بازسازی و به ۱۲۸ نوار تقسیم شده است. چگالی نقاط در هر یک از نوارها محاسبه شده است. دو شاخص حداکثر چگالی و نمونه‌ی مربوط به آن به عنوان ویژگی در نظر گرفته شده است. در نهایت ویژگی‌ها به ۵ روش شامل ویژگی ۱ تمام کانال‌ها، نگاشت ویژگی ۱ تمام کانال‌ها با استفاده از تجزیه و تحلیل اجزای اصلی (PCA)، ویژگی ۲ تمام کانال‌ها، نگاشت ویژگی ۲ تمام کانال‌ها با استفاده از PCA و هر ویژگی-هر کانال به طور جداگانه به دو طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان (SVM) و K-نزدیک‌ترین همسایه (K-NN) اعمال شده است. نتایج حاکی از حداکثر صحت ۹۳/۷۵٪ برای تشخیص دو سطح اضطراب و ۹۶/۱۵٪ برای تشخیص چهار سطح اضطراب است. علاوه بر این، عمل کرد K-NN از SVM بهتر بوده است. در نتیجه می‌توان الگوریتم پیشنهادی را به عنوان یک رویکرد مناسب برای تشخیص اضطراب معرفی کرد.

نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف  
اضطراب  
تجزیه و تحلیل اجزای اصلی  
الکتروانسفالوگرام  
طبقه‌بندی

### \*نویسنده‌ی مسئول

نشانی: گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه بین‌المللی امام رضا (ع)، مشهد، ایران

تلفن: ۹۸-۵۱-۳۸۰۴۱

کد پستی: ۹۱۳۸۸۳۳۱۸۶

دورنگار: ۹۸-۵۱-۳۸۰۴۱

پست الکترونیک: ak\_goshvarpour@imamreza.ac.ir



## ۱- مقدمه

اختلال اضطراب یکی از رایج‌ترین و ناتوان‌کننده‌ترین اختلالات روانی در سراسر جهان به شمار می‌آید [۱] و شیوع آن در دوران کودکی و نوجوانی بیش‌تر است [۲]. زنان ۱/۵ تا ۲ برابر بیش‌تر از مردان در معرض ابتلا به اختلالات اضطرابی قرار دارند [۳]. شیوع اختلال اضطراب در یک دوره‌ی ۱۲ ماهه برابر با ۱۸ درصد در ایالات متحده گزارش شده است [۴]. این اختلال با عوارض جانبی زیادی از جمله قرمزی، رنگ‌پریدگی، لرزش، تعریق، سرما و گرمای ناگهانی در سراسر بدن، تپش قلب و سنکوپ همراه است [۵]. هم‌چنین این اختلال می‌تواند هم‌زمان با سایر اختلالات از جمله اختلال افسردگی اساسی، اختلالات شخصیت و سایر اختلالات اضطرابی رخ داده و موجب بدتر شدن علائم این بیماری شود [۳]. علاوه بر عوارض گفته شده، در صورتی که اضطراب در کودکی به درستی تشخیص داده نشود، در مراحل بعدی زندگی منجر به افزایش استفاده از مواد مخدر، خودکشی و اختلال عمل‌کردی قابل توجه می‌شود [۶]. حوادث آسیب‌زا مانند همه‌گیری کووید-۱۹ می‌تواند احساس امنیت افراد را کاهش دهد، واقعیت مرگ را به آن‌ها یادآوری کند و اثرات نامطلوبی بر سلامت روان آن‌ها بگذارد و در نتیجه باعث افزایش اضطراب افراد شود [۷].

برای تشخیص اضطراب از روش‌های مختلف از جمله راهنمای تشخیصی و آماری اختلالات روانی<sup>۱</sup> (DSM)، طبقه‌بندی بین‌المللی بیماری‌ها<sup>۲</sup> (ICD) [۸]، مصاحبه‌ی تشخیصی بین‌المللی مرکب<sup>۳</sup> (CIDI) و غیره استفاده می‌شود [۹]. با این وجود پزشکان در تشخیص اضطراب با مشکل مواجه هستند و زمانی می‌توانند اضطراب را به درستی تشخیص دهند که علائم کافی و شدید باشد و در غیر این صورت ممکن است تشخیص به درستی انجام نشود [۱۰]. با توجه به مسائل بیان شده نیاز به روش‌های جدید برای تشخیص اضطراب بیش از پیش احساس می‌شود تا با شناسایی زود هنگام افرادی که در معرض خطر هستند، درمان به موقع را ممکن سازد. یکی از روش‌هایی که محققان پیشنهاد می‌دهند، استفاده‌ی هدفمند از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام<sup>۴</sup> (EEG) جهت تشخیص این اختلال است [۱۱، ۱۲، ۱۳، ۱۴، ۱۵]. این روش امکان ارزیابی پویایی عمل‌کرد مغز را فراهم می‌سازد [۱۶]. از این سیگنال به

دلیل وضوح زمانی بالا، غیر تهاجمی بودن و هزینه‌ی مالی نسبتاً پایین استفاده می‌شود [۱۷].

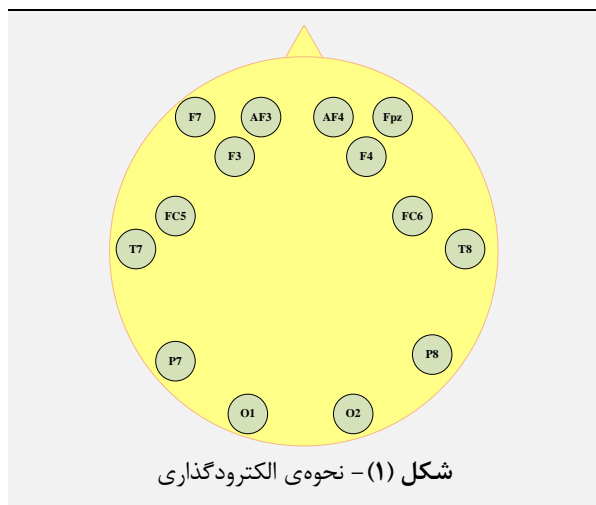
بهمین و گشوارپور در سال ۲۰۲۱ مطالعه‌ای با هدف طبقه‌بندی اضطراب به دو سطح انجام داده‌اند. در این مطالعه ویژگی‌های غیرخطی شامل بعد فرکتال کاتز، بعد فرکتال هیگوجی، بعد فرکتال پتروسپیان، نمای لیاپانوف و بعد همبستگی استخراج شده است. سپس انتخاب ویژگی توسط روش حداقل افزونگی حداکثر ارتباط<sup>۵</sup> (MRMR) انجام شده و ۵، ۱۰ و ۱۵ ویژگی انتخاب شده است. ویژگی‌های انتخاب شده به عنوان ورودی به طبقه‌بند شبکه‌ی پرسپترون چندلایه<sup>۶</sup> (MLP) با ۵، ۱۰ و ۱۵ نورون اعمال شده است. بهترین نتیجه برای ۵ ویژگی و ۱۵ نورون با میانگین صحت، دقت، f1-score و حساسیت به ترتیب برابر با ۰.۸۰، ۰.۹۲/۷۵، ۰.۸۴/۱۵ و ۰.۸۰/۵۸ به دست آمده است [۱۱]. بغدادی و هم‌کارانش در سال ۲۰۱۹ مطالعه‌ای با هدف طبقه‌بندی اضطراب به دو و چهار سطح انجام داده‌اند. آن‌ها ویژگی‌ها را از ۴ حوزه‌ی زمان، فرکانس، زمان-فرکانس و کمی استخراج کرده‌اند. ویژگی‌های حوزه‌ی زمان شامل جورث<sup>۷</sup> و بعد فرکتال هیگوجی، ویژگی‌های حوزه‌ی فرکانس شامل تجزیه‌ی باند توان توسط تبدیل فوریه و تبدیل هیلبرت هوآنگ، ویژگی‌های حوزه‌ی زمان-فرکانس شامل تجزیه‌ی باند توان و ریشه‌ی میانگین مربعات هر باند فرکانسی توسط تبدیل موجک گسسته و ویژگی کمی شامل عدم تقارن باند الفا بوده است. سپس ویژگی‌ها با ترکیب‌های مختلف به ۳ طبقه‌بند K-نزدیک‌ترین همسایه‌ها<sup>۸</sup> (K-NN)، ماشین‌های بردار پشتیبان<sup>۹</sup> (SVM) و رمزگذار خودکار پراکنده‌ی انباشته<sup>۱۰</sup> (SSAE) اعمال شده است. در نهایت دقت ۰.۸۳/۵ برای تشخیص دو سطح اضطراب و دقت ۰.۷۴/۶ برای تشخیص چهار سطح اضطراب با اعمال تمام ویژگی‌ها به طبقه‌بند SSAE به دست آمده است [۱۲]. شی و هم‌کارانش در سال ۲۰۲۰ مطالعه‌ای با هدف تفکیک افراد سالم از افراد دارای اضطراب و افسردگی انجام داده‌اند. در این مطالعه جهت به دست آوردن ماتریس مجاورت اتصال عمل‌کردی شبکه‌های مغزی در پنج باند، از شاخص تاخیر فاز<sup>۱۱</sup> (PLI) استفاده شده است. سپس ویژگی‌ها به طبقه‌بند شبکه‌ی عصبی کانولوشن<sup>۱۲</sup> (CNN) اعمال شده است. نتیجه‌ی این مطالعه صحت ۰.۶۷/۶۷ را جهت تشخیص اضطراب و افسردگی نشان

<sup>۱</sup> Hjorth<sup>۲</sup> K-Nearest Neighbors<sup>۳</sup> Support Vector Machines<sup>۴</sup> Stacked Sparse Autoencoder<sup>۵</sup> Phase Lag Index<sup>۶</sup> Convolutional Neural Network<sup>۱</sup> Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders<sup>۲</sup> International Classification of Diseases<sup>۳</sup> Composite International Diagnostic Interview<sup>۴</sup> Electroencephalogram<sup>۵</sup> Minimum Redundancy Maximum Relevance<sup>۶</sup> Multi Layer Perceptron



## ۲- مواد و روش‌ها

در این مطالعه از پایگاه داده‌ی DASPS<sup>۸</sup> استفاده شده که شامل سیگنال EEG ثبت شده با استفاده از دستگاه Emotive EPOC از ۲۳ نفر (۱۳ زن و ۱۰ مرد با میانگین سنی ۳۰ سال) است [۱۲]. دستگاه Emotive EPOC دارای ۱۴ کانال و ۲ مرجع است [۱۸] که طبق استاندارد ۲۰-۱۰ (F7, F3, AF3, AF4, Fpz, F4, FC6, T8, P8, O2, O1, P7, T7) مطابق شکل (۱) روی سر قرار می‌گیرند [۱۸، ۱۹]. فرکانس نمونه‌برداری این دستگاه ۱۲۸ هرتز است.



در این پایگاه داده جهت القای اضطراب به افراد از روش غرقه‌سازی<sup>۹</sup> استفاده شده و ۶ موقعیت (از دست دادن، مسائل خانوادگی، مسائل مالی، مهلت مقرر، شاهد تصادف مرگ‌بار بودن و بدرفتاری) که افراد در آن بیش‌ترین سطح اضطراب را داشتند، انتخاب شده است. پروتکل ثبت به این صورت است که پیش از آزمون سطح اضطراب، افراد توسط آزمون همیلتون سنجیده می‌شوند. سپس روان‌درمان‌گر موقعیت‌ها را به ترتیب و تک به تک به مدت ۱۵ ثانیه بازخوانی کرده و پس از آن، ۱۵ ثانیه به افراد زمان داده شده تا موقعیت را برای خود یادآوری کنند. در مرحله‌ی بعد افراد باید احساس خود را هنگام خواندن آن موقعیت با استفاده از آزمون خودارزیابی آدمک بیان کنند [۱۲]. آزمون خودارزیابی آدمک دارای ۲ سطر برای ظرفیت و برانگیختگی و دارای ۹ رتبه‌بندی برای هر کدام است [۲۰]. از نتایج این آزمون برای تقسیم دادگان به سطوح مختلف اضطراب استفاده می‌شود که می‌توان این تقسیم‌بندی را در دو سطح

داده است [۱۳]. جیانناکاکیس و هم‌کارانش در سال ۲۰۱۵ مطالعه‌ای با هدف تفکیک افراد به دو گروه مضطرب و نرمال انجام داده‌اند. در این مطالعه ویژگی‌های طیفی شامل عدم تقارن آلفا، انسجام، شاخص بار مغز و فرکانس مرکز طیفی، ویژگی حوزه‌ی زمان شامل جورث و ویژگی غیرخطی شامل ابعاد همبستگی استخراج شده است. ارزیابی اولیه‌ی ویژگی‌ها توسط ویلکاکسون انجام شده است. سپس از دو الگوریتم انتخاب رو به جلو<sup>۱</sup> (SFS) و انتخاب رو به عقب<sup>۲</sup> (SBS) جهت انتخاب ویژگی استفاده شده است. بررسی آماری ویژگی‌ها توسط تحلیل واریانس<sup>۳</sup> (ANOVA) انجام شده است. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که عدم تقارن آلفا در حالت اضطراب نسبت به آرامش کاهش می‌یابد، در حالی که شاخص بار مغز در حالت اضطراب بالاتر از آرامش است [۱۴]. کلاوس و هم‌کارانش در سال ۲۰۱۷ مطالعه‌ای با هدف تشخیص اضطراب ریاضی انجام داده‌اند. در مرحله‌ی استخراج ویژگی، پتانسیل مرتبط با رویداد<sup>۴</sup> (ERP) و تجزیه و تحلیل اتصال عمل‌کردی<sup>۵</sup> (FC) استخراج شده است. سپس انتخاب ویژگی توسط CfsSubsetEval انجام شده و ویژگی‌ها به عنوان ورودی به طبقه‌بند ساده‌ی درخت بیز<sup>۶</sup> (NBTree) اعمال شده است. در نهایت دقت ۹۳/۷۵٪ برای تشخیص اضطراب ریاضی به دست آمده است [۱۵].

با وجود تحقیقاتی که تا کنون در زمینه‌ی اضطراب با استفاده از سیگنال الکتروانسفالوگرام انجام شده، هنوز به روش‌های جدیدتری برای تشخیص این اختلال نیاز است. هدف مطالعه‌ی حاضر ارائه‌ی یک سیستم طبقه‌بند است که افراد را بر اساس اضطراب به دو و چهار سطح طبقه‌بندی کند. در تفکیک به دو سطح اضطراب، سطح اول شامل افراد دارای اضطراب نرمال و کم و سطح دوم شامل افراد دارای اضطراب متوسط و بالا است. در طبقه‌بندی به چهار سطح، سطح اول اضطراب نرمال، سطح دوم اضطراب کم، سطح سوم اضطراب متوسط و سطح چهارم اضطراب بالا است. برای دستیابی به هدف بیان شده، از فضای فاز نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف و دو شاخص جهت کمی‌سازی استفاده شده است. سپس ویژگی‌ها به پنج روش به دو طبقه‌بند اعمال شده که شامل ویژگی ۱ تمام کانال‌ها، نگاشت ویژگی ۱ با استفاده از تجزیه و تحلیل اجزای اصلی<sup>۷</sup> (PCA)، ویژگی ۲ تمام کانال‌ها، نگاشت ویژگی ۲ با استفاده از PCA و هر ویژگی در هر کانال است.

<sup>۸</sup> Naïve Bayesian Tree

<sup>۹</sup> Principal Component Analysis

<sup>۸</sup> Database for Anxious States based on a Psychological Stimulation

<sup>۹</sup> Flooding

<sup>۱</sup> Sequential Forward Selection

<sup>۲</sup> Sequential Backward Selection

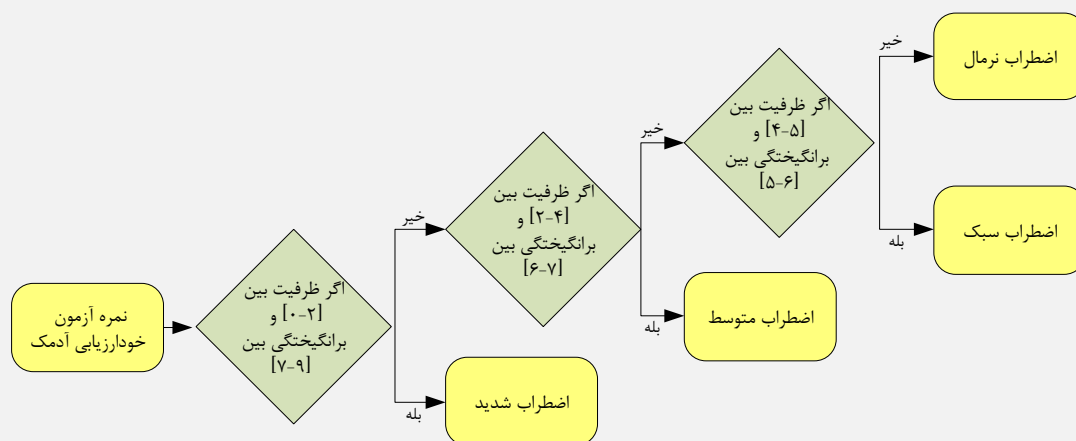
<sup>۳</sup> Analysis of Variance

<sup>۴</sup> Event-Related Potential

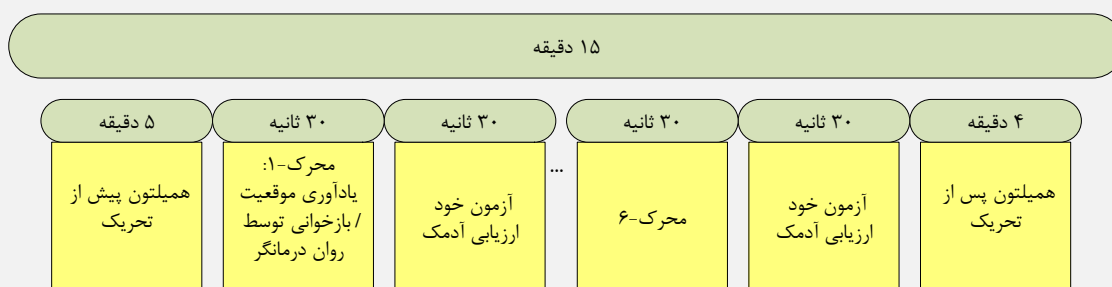
<sup>۵</sup> Functional Connectivity

در نهایت ۱۳۶ آزمایش عادی، ۲۶ آزمایش سبک، ۲۶ آزمایش متوسط و ۸۸ آزمایش شدید برچسب‌گذاری شده که در شکل (۴) نشان داده شده است. با توجه به این که دادگان موجود در این پایگاه داده پیش‌پردازش شده‌اند، در این مطالعه پیش‌پردازش روی دادگان انجام نشده است.

نرمال و مضطرب یا چهار سطح اضطراب نرمال، اضطراب کم، اضطراب متوسط و اضطراب زیاد انجام داد که این روند در شکل (۲) نشان داده شده است. این پروتکل تا وضعیت ۶ ادامه پیدا می‌کند. پس از اتمام آزمون جهت اطمینان از القای اضطراب به افراد، سطح اضطراب به طور مجدد توسط همیلتون سنجیده می‌شود [۱۲]. پروتکل ثبت در شکل (۳) نشان داده شده است.



شکل (۲) - روند برچسب‌گذاری دادگان



شکل (۳) - پروتکل ثبت



شکل (۴) - توزیع دادگان، الف) در دو سطح، ب) در چهار سطح

سپس به دلیل این که برای استفاده از نقشه‌ی آشوب‌گون چپیشف نیاز است که داده‌ها در محدوده‌ی  $[-1, 1]$  باشند [۲۲] از رابطه‌ی زیر استفاده شده است.

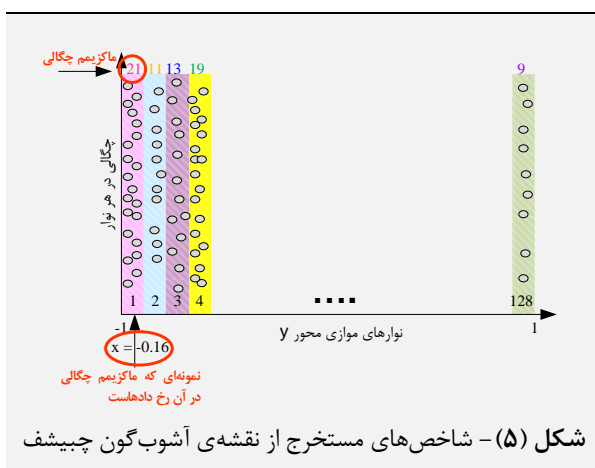
$$x_{\text{new}} = \hat{x}_i \times 2 - 1 \quad (2)$$

بدین ترتیب دادگان در بازه‌ی مورد نظر قرار می‌گیرند.

## ۲-۱- نرمال‌سازی

مقیاس‌بندی خطی یک روش نرمال‌سازی در محدوده‌ی  $[0, 1]$  است. با در نظر گرفتن کران پایینی  $\min(x_i)$  و کران بالایی  $\max(x_i)$  یک ویژگی  $x_i$ ، مقدار نرمال شده با رابطه‌ی زیر به دست می‌آید [۲۱].

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (1)$$



ابتدا شایستگی نگاشت در تمایز سری‌های زمانی با ماهیت‌های مختلف مورد ارزیابی قرار گرفته است. به طور خاص ابتدا بررسی شده که آیا الگوی نمودار برای سه سیگنال با ماهیت، پریودیک، تصادفی و آشوب‌گون یکسان یا متفاوت است. در شکل (۶) نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف برای حالت‌های مختلف شامل سه سیگنال پریودیک، کیاتیک (EEG) و تصادفی ارائه شده است. سیگنال پریودیک با رابطه‌ی  $\sin(2\pi t)$ ، سیگنال تصادفی با دستور rand در متلب و سیگنال آشوب‌گون با سیگنال EEG تولید شده است. در این شکل در سمت چپ سری زمانی هر یک از سیگنال‌ها، در وسط نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف سیگنال نرمالیزه شده و در سمت راست کانتور رنگی مربوط به نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف جهت نمایش بهتر توزیع چگالی نقاط، ارائه شده است. طول تمام سیگنال‌ها به طور مساوی و برابر با ۱۹۲۰ نمونه انتخاب شده است.

با توجه به شکل (۶) در دو سیگنال پریودیک و رندوم، نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف نقاط، به صورت پراکنده در کل صفحه توزیع شده اما در سیگنال EEG توزیع نقاط در این نقشه به صورت متمرکز است. در کانتور رنگی، چگالی نقاط با رنگ‌های سرد و گرم قابل تمایز است. در نقاط گرم، ماکسیمم چگالی نقاط و در نقاط سرد، حداقل چگالی نقاط قابل درک است. بررسی کانتور رنگی سه سیگنال از نظر نمونه‌ای که ماکسیمم چگالی در آن رخ داده نشان می‌دهد که برای سیگنال پریودیک ماکسیمم چگالی نقاط در گوشه‌های نگاشت (چهار گوشه‌ی راست، چپ، پایین و بالا) و برای دو حالت دیگر در میانه‌ی نگاشت حادث شده است. هر چند مقایسه‌ی ماکسیمم چگالی نقاط برای دو سیگنال تصادفی و مغزی بیان‌گر آن است که ماکسیمم چگالی نقاط برای سیگنال تصادفی در بازه‌ی وسیعی از نگاشت پراکنده شده (۰/۶ تا -۰/۶) در حالی که در سیگنال

## ۲-۲- استخراج ویژگی

روش نمایش فضای فاز<sup>۱</sup> (PSR) برای تجزیه و تحلیل ویژگی‌های غیرخطی سیگنال‌های EEG مفید است [۲۳]. نمایش فضای فاز یک سیگنال، تصویری بصری از تکامل رفتار دینامیکی سیگنال در طول زمان ارائه می‌دهد [۲۴]. هم‌چنین PSR به راحتی می‌تواند ماهیت سیگنال‌های غیرخطی را در طول زمان به تصویر بکشد [۲۳]. از این رو با توجه به این که سیگنال‌ها دارای خاصیت غیرخطی هستند، استفاده از فضای فاز و ویژگی‌های غیرخطی مبتنی بر نمایش فضای فاز بسیار موثر است. در مطالعات قبلی روش‌های مختلفی برای بازسازی فضا فاز ارائه شده که پرکاربردترین آن‌ها پوانکاره [۲۵] است. در این مطالعه از نگاشت دیگری به نام نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف استفاده شده است. تا کنون از این نقشه برای کاربردهای گوناگون مانند پروتکل احراز هویت امن VANET [۲۶]، تحلیل رمز یک الگوریتم رمزگذاری تصویر [۲۷] و طرح احراز هویت ناشناس مبتنی بر بیومتریک [۲۲] استفاده شده اما تا کنون جهت تحلیل سیگنال‌های حیاتی از آن استفاده نشده است. دلیل استفاده از این نقشه این است که در مقایسه با نگاشت لجستیک، سینوسی و هنون دارای ارگودیسیتی بهتر و خروجی‌های تصادفی‌تر می‌باشد [۲۸].

## ۲-۲-۱- نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف

نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف یک نقشه‌ی یک‌بعدی [۲۸] و ارگودی غیرخطی است. این نقشه دارای توان لیاپانوف مثبت است [۲۹]. در نقشه‌ی چبیشف برای سیگنال  $x$  که  $x \in [-1, 1]$  است [۲۲]،  $T_n(x) : [-1, 1] \rightarrow [-1, 1]$  را ارائه می‌دهد. این نقشه با استفاده از رابطه‌ی زیر به دست می‌آید [۲۷].

$$T_n(x) = \cos(n * \arccos x) \quad (3)$$

در این رابطه  $n$  عدد نمونه‌ی سیگنال و  $x$  سیگنال نرمالیزه شده‌ی EEG است.

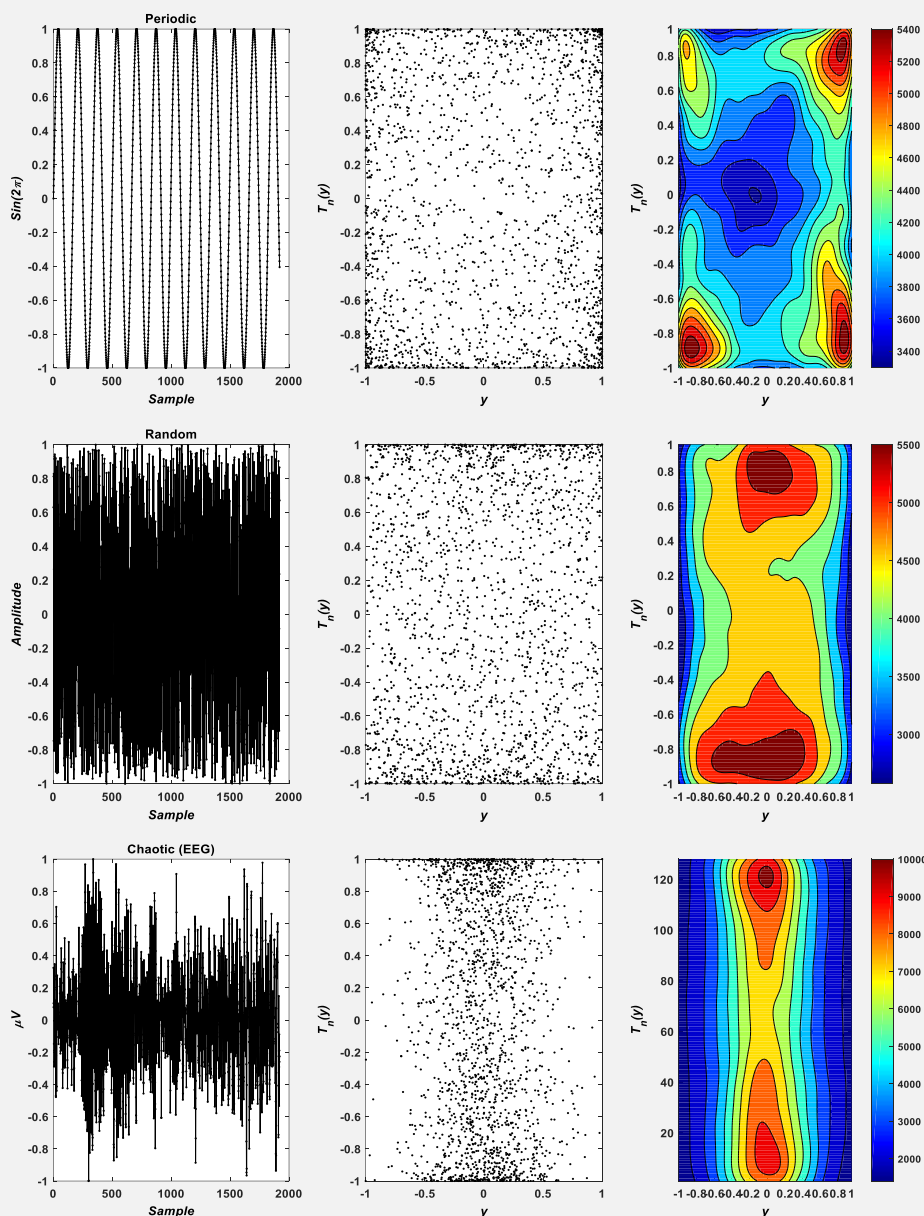
جهت کمی‌سازی این نقشه، ۱۲۸ خط موازی محور  $y$  در نظر گرفته شده و سپس در این خطوط چگالی نقاط به دست آورده شده است. در مرحله‌ی بعد دو شاخص حداکثر چگالی و نمونه‌ای که چگالی در آن حداکثر شده، ارائه شده است. این دو شاخص در شکل (۵) نشان داده شده است. در نهایت بردار ویژگی برای تمام کانال‌ها به دست آمده است ( $2 \times 14 = 28$ ، ویژگی  $\times$  تعداد کانال‌ها = تعداد کل ویژگی‌ها).

<sup>۱</sup> phase-Space Representation



۵۴۰۰، ۵۵۰۰ و ۱۰۰۰۰ است. دلیل احتمالی این تفاوت این است که در سیگنال آشوب‌گون، نقاط در نقشه‌ی چبیشف به صورت متمرکز قرار گرفته و ماکسیمم چگالی نقاط در همین بازه‌ی خاص شکل می‌گیرد.

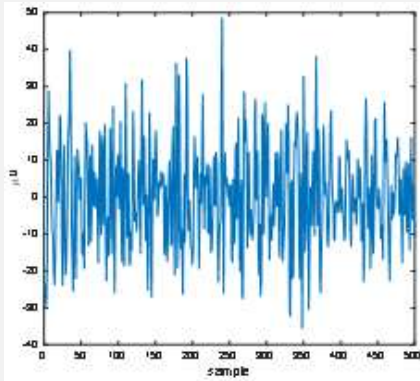
مغزی، پراکندگی نقاط متمرکزتر است (۰/۲ تا -۰/۲). هم‌چنین با بررسی مقدار ماکسیمم چگالی که در هر نقشه رخ داده (با توجه به نوار رنگی کنار کانتور رنگی)، این مقدار برای سه سیگنال پریودیک، تصادفی و آشوب‌گون به ترتیب برابر با



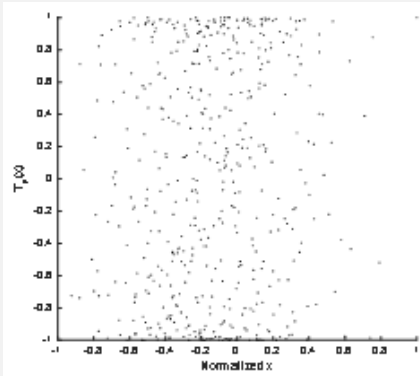
شکل (۶) - از بالا به پایین: سیگنال پریودیک (سینوسی)، سیگنال تصادفی و سیگنال آشوب‌گون EEG، از چپ به راست: سیگنال رسم شده، نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف و کانتور رنگی

و نرمال متفاوت است که به طور خاص در حالت نرمال در بازه‌ی ۰/۲ تا -۰/۲ و در حالت مضطرب در بازه‌ی ۰ تا -۰/۴ قرار می‌گیرد. در کانتور رنگی، قسمت‌های با تجمع نقاط بیش‌تر با رنگ‌های گرم و نقاط با تجمع کم‌تر با رنگ‌های سردتر نشان داده شده است. با توجه به نوار رنگی در کنار کانتور رنگی، ماکسیمم چگالی در حالت نرمال و مضطرب به ترتیب به ۳۰۰۰ و ۲۴۰۰ می‌رسد.

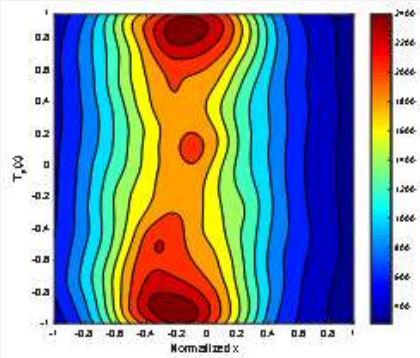
در شکل‌های (۷) و (۸) سیگنال EEG، نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف و کانتور رنگی مربوط به این نقشه (جهت درک بهتر تغییرات چگالی نقاط در نقشه) به ترتیب در حالت نرمال و مضطرب نشان داده شده است. همان‌طور که در نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف مشاهده می‌شود، نقاط در حالت نرمال مجتمع‌تر و در حالت مضطرب پراکنده‌تر هستند. هم‌چنین نمونه‌ای که ماکسیمم چگالی در آن رخ داده در حالت مضطرب



الف

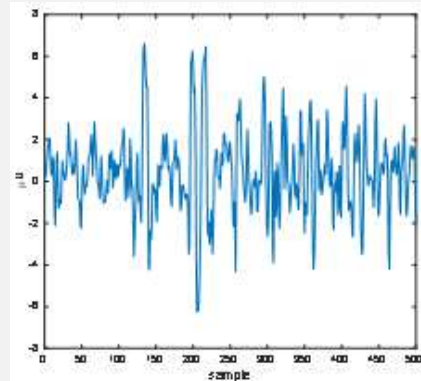


ب

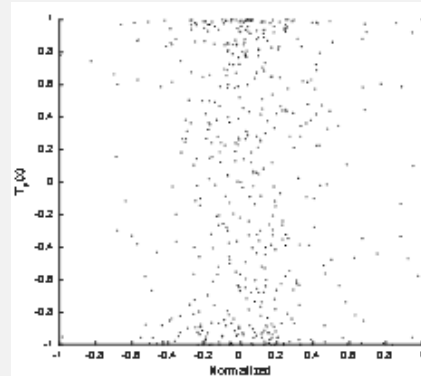


ج

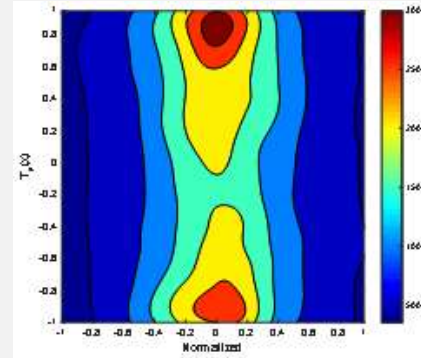
شکل (۸) - الف) سیگنال EEG، ب) نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف متناظر با سیگنال، ج) کانتور رنگی مربوط به نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف جهت نمایش بهتر توزیع چگالی نقاط برای فرد مضطرب



الف



ب



ج

شکل (۷) - الف) سیگنال EEG، ب) نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف متناظر با سیگنال، ج) کانتور رنگی مربوط به نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف جهت نمایش بهتر توزیع چگالی نقاط برای فرد نرمال

## ۲-۴ - طبقه‌بندی

جهت برچسب زدن دادگان از روش یکی در مقابل همه<sup>۱</sup> استفاده شده است. هم‌چنین جهت تقسیم دادگان به دو گروه آموزش و اعتبارسنجی، از اعتبارسنجی متقابل<sup>۲</sup> (CV)  $k$  برابر<sup>۳</sup> استفاده شده است. این روش به این صورت است که داده‌ها به  $k$  قسمت مساوی تقسیم شده، آموزش مدل روی  $k-1$  قطعه انجام شده و یک قسمت برای تست کنار گذاشته می‌شود. این روند  $k$  بار تکرار می‌شود تا زمانی که تست روی تمام قطعات  $k$  انجام شود [۳۴]. در این مقاله مقدار  $k$  برابر ۲، ۵ و ۱۰ در نظر گرفته شده است. جهت تفکیک از دو طبقه‌بند SVM و K-NN

## ۲-۳ - نگاشت ویژگی‌ها

روش PCA یک روش آماری بدون نظارت و غیرپارامتری [۳۱] پرکاربرد برای آشکارسازی عوامل پنهان و کاهش ابعاد ویژگی‌ها است [۳۲]. روش PCA مجموعه‌ای از متغیرهای اصلی را به مجموعه‌ای از متغیرها به نام اجزای اصلی تبدیل می‌کند. این تبدیل طوری تعریف می‌شود که اولین جز اصلی بیش‌ترین واریانس ممکن را داشته باشد و هر مولفه‌ی بعدی بیش‌ترین واریانس ممکن را تحت محدودیت متعامد بودن آن نسبت به مولفه‌های قبلی داشته باشد [۳۳]. در این مقاله از PCA برای به دست آوردن نگاشت جدیدی از ویژگی‌ها استفاده شده است.

<sup>۱</sup> K-Fold

<sup>۱</sup> One vs. All

<sup>۲</sup> Cross Validation



بدون برچسب را بر اساس اکثر نمونه‌های مشابه در بین K تا از نزدیک‌ترین نمونه‌های آزمایشی طبقه‌بندی می‌کند. فواصل بین نمونه‌ی آزمایشی و هر یک از نمونه‌های داده‌های آموزشی با اندازه‌گیری فاصله مشخص می‌شود [۳۷]. چندین نوع از توابع فاصله مانند اقلیدسی، مینکوفسکی و غیره وجود دارد [۳۶] که در این مطالعه از فاصله‌ی مینکوفسکی استفاده شده است.

#### ۲-۴-۲- طبقه‌بند SVM

طبقه‌بند SVM یک طبقه‌بند نظارت شده است [۳۸]. هدف آن ایجاد یک مرز تصمیم بین دو کلاس است که امکان پیش‌بینی برچسب‌ها را از یک یا چند بردار ویژگی فراهم می‌کند. این مرز تصمیم که با نام ابر صفحه شناخته می‌شود، طوری جهت‌گیری می‌شود که تا حد امکان از نزدیک‌ترین نقاط داده از هر یک از کلاس‌ها دور باشد [۳۹]. معمولاً دو نوع طبقه‌بند SVM شامل خطی و غیرخطی وجود دارد [۳۸]. در این مطالعه از تابع پایه‌ی شعاعی<sup>۷</sup> (RBF) به عنوان هسته‌ی SVM استفاده شده است. دلیل استفاده از این هسته این است که RBF یک هسته‌ی فشرده و غیرخطی می‌باشد [۴۰]. روش مورد استفاده در این مطالعه به طور خلاصه در شکل (۹) نشان داده شده است.

استفاده شده که مقدار K در K-NN برابر با مقادیر بین ۲ تا ۸ در نظر گرفته شده است. سپس جهت ارزیابی طبقه‌بندها از دو شاخص صحت<sup>۱</sup> و ویژگی<sup>۲</sup> استفاده شده است. این دو مقدار با استفاده از روابط زیر به دست می‌آیند.

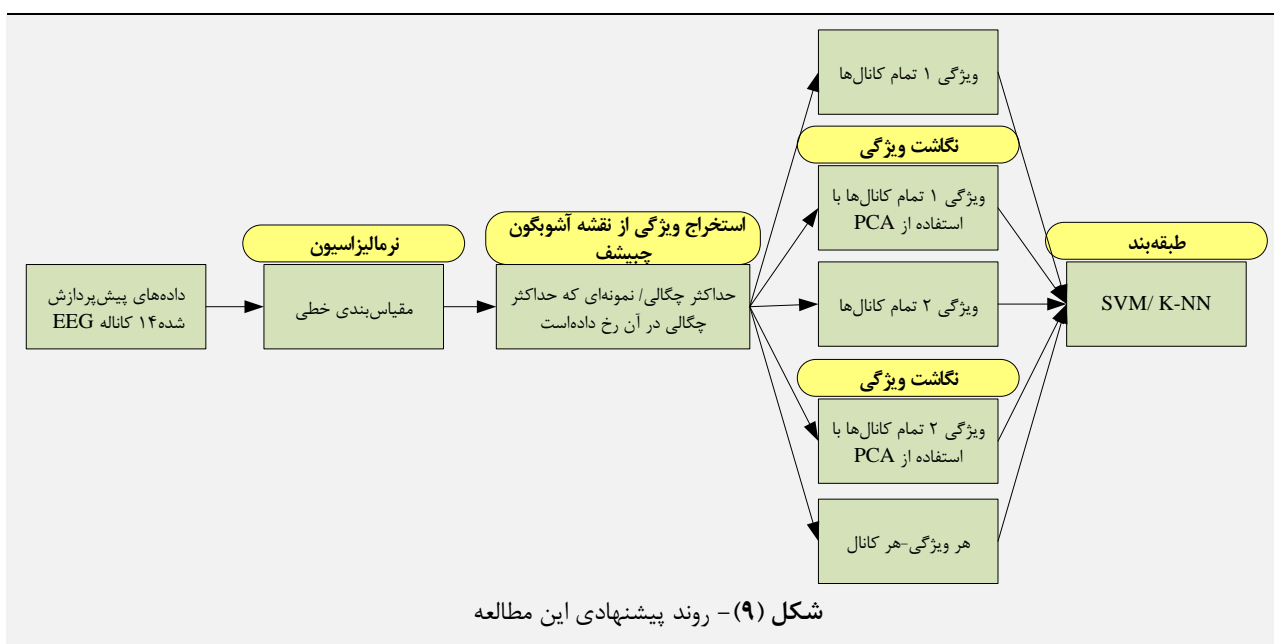
$$\text{accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (۴)$$

$$\text{specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (۵)$$

در این روابط منفی واقعی<sup>۳</sup> (TN) تعداد منفی‌هایی که به درستی به عنوان منفی طبقه‌بندی شده، منفی کاذب<sup>۴</sup> (FN) تعداد مثبت‌هایی که به اشتباه به عنوان منفی طبقه‌بندی شده، مثبت واقعی<sup>۵</sup> (TP) تعداد مثبت‌هایی که به درستی به عنوان مثبت طبقه‌بندی شده و مثبت کاذب<sup>۶</sup> (FP) تعداد منفی‌هایی که به اشتباه مثبت طبقه‌بندی شده است می‌باشد [۳۵].

#### ۲-۴-۱- طبقه‌بند K-NN

طبقه‌بند K-NN یک طبقه‌بندی کننده‌ی غیرپارامتری است که به عنوان طبقه‌بندی پایه در بسیاری از مسائل طبقه‌بندی الگو استفاده می‌شود [۳۶]. الگوریتم K-NN یک نمونه‌ی آزمایشی



شکل (۹) - روند پیشنهادی این مطالعه

نگاشت ویژگی ۱ تمام کانال‌ها و ویژگی ۲ تمام کانال‌ها با PCA در جدول (۲) ارائه شده است. در هر جدول ابتدا نتایج مربوط به ویژگی ۱ و سپس نتایج مربوط به ویژگی ۲ ارائه شده است.

### ۳- یافته‌ها و بحث

بهترین نتایج با اعمال ویژگی ۱ تمام کانال‌ها و ویژگی ۲ تمام کانال‌ها در جدول (۱) ارائه شده است. بهترین نتایج حاصل با

<sup>۵</sup> True Positive

<sup>۶</sup> False Positive

<sup>۷</sup> Radial Basis Function

<sup>۱</sup> Accuracy

<sup>۲</sup> Specificity

<sup>۳</sup> True Negative

<sup>۴</sup> False Negative



طور خاص برای طبقه‌بند K-NN دو متغیر K برای K-NN و K برای K-fold و برای طبقه‌بند SVM متغیر K برای K-fold وجود دارد. سپس جهت بررسی عمل‌کرد طبقه‌بندها، در سطرها بعدی هر طبقه‌بند، میانگین، انحراف معیار و ماکسیمم مشخصه‌های صحت و ویژگی گزارش شده است.

در نتایج هر ویژگی، ابتدا نتایج مربوط به طبقه‌بند K-NN و سپس نتایج مربوط به طبقه‌بند SVM گزارش شده است. منظور از ویژگی ۱، ماکسیمم چگالی و منظور از ویژگی ۲، نمونه‌ای که ماکسیمم چگالی در آن رخ داده است می‌باشد. در سطر دوم هر طبقه‌بند، متغیرهای دارای بهترین نتایج مشخص شده که به

جدول (۱) - بهترین نتایج مربوط به ویژگی ۱ و ویژگی ۲ تمام کانال‌ها

سطح ۲		سطح ۴				
		اضطراب نرمال	اضطراب سبک	اضطراب متوسط	اضطراب شدید	
ویژگی ۱						
طبقه‌بند K-NN						
(K برای K-NN ، K برای K-fold)		(۲، ۸)	(۲، ۶)	(۱۰، ۶)	(۶، ۱۰)	
صحت	۸۵±۴/۶۳	۶۱/۱۹±۱۰/۵۵	۹۰/۸۱±۰/۳۲	۹۰/۹۱±۱/۷۱	۶۸/۹۰±۸/۰۶	
ویژگی	۶۶/۲۰±۴/۰۳	۵۸/۹۸±۰/۴۴	۹۰/۵۴±۰/۰۴	۹۰/۵۶±۱/۷۴	۶۸/۸۱±۳/۶۷	
صحت	۹۰/۶۲	۶۸/۶۵	۹۱/۰۴	۹۲/۵۹	۸۷/۵	
ویژگی	۷۲/۵	۵۹/۳۰	۹۰/۵۷	۹۲/۵۹	۷۳/۶۸	
طبقه‌بند SVM						
K-fold برای K						
		۲	۱۰	۱۰	۲	
صحت	۵۶/۸۸±۲/۵۶	۵۰/۷۲±۱/۰۲	۹۰/۶۰±۰/۷۰	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۷/۳۹±۰	
ویژگی	۴۷/۰۲±۷/۵۷	۵۲/۲۱±۰/۲۴	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۷/۵۱±۰/۱۸	
صحت	۵۸/۶۹	۵۱/۴۴	۵۹/۹۲	۹۲/۵۹	۶۷/۳۹	
ویژگی	۵۲/۳۸	۵۲/۳۸	۹۲/۵۹	۹۲/۵۹	۶۷/۶۴	
ویژگی ۲						
طبقه‌بند K-NN						
(K برای K-NN ، K برای K-fold)		(۲، ۸)	(۲، ۳)	(۵، ۶)	(۲، ۶)	
صحت	۷۹/۳۷±۴/۴۱	۵۳/۲۶±۴/۶۱	۹۰/۵۱±۰/۶۹	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۷۲/۴۹±۲/۳۵	
ویژگی	۷۱/۱۱±۳/۸۵	۵۱/۸۱±۵/۶۳	۹۰/۵۵±۰/۷۱	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۹/۱۹±۳/۵۷	
صحت	۸۲/۵	۵۶/۵۲	۹۰/۹۰	۹۲/۵۹	۷۴/۱۵	
ویژگی	۷۳/۸۴	۵۵/۷۹	۹۰/۹۰	۹۲/۵۹	۷۱/۷۱	
طبقه‌بند SVM						
K-fold برای K						
		۵	۲	۱۰	۲	
صحت	۵۷/۹۵±۴/۳۱	۵۱/۴۴±۱/۰۲	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۶/۳۰±۰/۵۱	
ویژگی	۵۰±۱۲/۲۴	۵۲/۸۶±۰/۷۸	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۷/۷۰±۰/۷۷	
صحت	۶۲/۵	۵۲/۱۷	۹۲/۵۹	۹۲/۵۹	۶۶/۶۶	
ویژگی	۶۰	۵۳/۴۲	۹۲/۵۹	۹۲/۵۹	۶۸/۲۵	

نتایج جدول (۱) برای مشخصه‌ی اول نقشه‌ی چبیشف نشان می‌دهد که حداکثر میانگین صحت برای تمام سطوح اضطراب، در طبقه‌بندی کننده‌ی K-NN بیش‌تر از SVM است. حداکثر میانگین صحت ۸۵٪ با استفاده از ۸-NN و ۵-foldCV برای تشخیص دو سطح اضطراب به دست آمده است. در این مورد حداکثر صحت به ۹۰/۶۲٪ رسیده است. حداکثر میانگین صحت ۶۱/۱۹٪ و حداکثر صحت ۶۸/۶۵٪ برای سطح نرمال اضطراب با استفاده از ۸-NN و ۲-foldCV به دست آمده است. حداکثر میانگین صحت ۹۰/۸۱٪ با استفاده از ۶-NN و ۲-foldCV برای میانگین صحت ۸۷/۵٪ و ۶۸/۹۰٪ است

تشخیص سطح سبک اضطراب به دست آمده است. در این مورد حداکثر صحت ۹۲/۵۹٪ با استفاده از SVM و ۱۰-foldCV حاصل شده است. جهت تشخیص سطح متوسط اضطراب، حداکثر میانگین صحت ۹۰/۹۱٪ با استفاده از ۶-NN و ۱۰-foldCV به دست آمده است. در این مورد حداکثر صحت در دو طبقه‌بند SVM (۱۰-foldCV) و ۶-NN (۱۰-foldCV) به ۹۲/۵۹٪ رسیده است. حداکثر میانگین صحت و حداکثر صحت برای اضطراب شدید با استفاده از ۶-NN و ۱۰-foldCV به ترتیب برابر با ۶۸/۹۰٪ و ۸۷/۵٪ است

**جدول (۲) - بهترین نتایج مربوط به نگاشت ویژگی ۱ توسط PCA در تمام کانال‌ها و نگاشت ویژگی ۲ با استفاده از PCA در تمام کانال‌ها**

سطح ۲		سطح ۴			
		اضطراب نرمال	اضطراب سبک	اضطراب متوسط	اضطراب شدید
ویژگی ۱					
طبقه‌بند K-NN					
		(K-fold برای K)	(K-fold برای K)	(K-fold برای K)	(K-fold برای K)
صحت	۸۰/۶۲±۵/۵۹	۶۲/۶۳±۱۱/۹۷	۹۱/۱۵±۰/۸۱	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۸/۹۶±۱/۲۹
ویژگی	۶۵/۵۹±۴/۳۱	۵۹/۶۷±۵/۵۷	۹۰/۵۷±۰	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۸/۲۸±۱/۳۳
صحت	۸۷/۵	۷۸/۵۷	۹۱/۷۲	۹۲/۵۹	۶۹/۸۷
ویژگی	۷۰/۱۲	۶۶/۶۶	۹۰/۵۷	۹۲/۵۹	۶۹/۲۳
طبقه‌بند SVM					
		K-fold برای K	K-fold برای K	K-fold برای K	K-fold برای K
صحت	۵۵/۷۹±۸/۱۹	۵۲/۲۷±۱۳/۲۵	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۸/۱۱±۱/۷۳
ویژگی	۴۴/۴۳±۲۳/۲۴	۵۳/۹۰±۱۴/۰۹	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۸/۲۸±۱/۰۴
صحت	۶۱/۵۹	۷۱/۴۲	۹۲/۵۹	۹۲/۵۹	۶۹/۶۴
ویژگی	۶۰/۸۶	۷۷/۷۷	۹۲/۵۹	۹۲/۵۹	۶۹/۲۳
ویژگی ۲					
طبقه‌بند K-NN					
		(K-fold برای K)	(K-fold برای K)	(K-fold برای K)	(K-fold برای K)
صحت	۸۳/۱۲±۴/۴۱	۵۵/۹۸±۱۲/۰۳	۹۰/۵۲±۱/۷۸	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۹/۵۹±۲/۹۶
ویژگی	۶۹/۰۷±۱/۴۵	۵۶/۹۱±۲/۳۱	۹۰/۵۶±۱/۷۴	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۶/۹۱±۲/۱۳
صحت	۸۶/۲۵	۷۰/۳۷	۹۲/۵۹	۹۲/۵۹	۷۲/۹۷
ویژگی	۷۰/۱۰	۶۰/۸۶	۹۲/۵۹	۹۲/۵۹	۶۸/۲۹
طبقه‌بند SVM					
		K-fold برای K	K-fold برای K	K-fold برای K	K-fold برای K
صحت	۵۹/۰۷±۳/۷۷	۵۰/۷۱±۹/۰۵	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۶/۳۰±۰/۵۱
ویژگی	۵۳/۰۹±۱۱/۰۱	۵۲/۲۰±۱۱/۳۰	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۷/۱۵±۰/۰۷
صحت	۶۱/۸۱	۶۶/۶۶	۹۲/۵۹	۹۲/۵۹	۶۶/۶۶
ویژگی	۶۲/۵	۷۲/۷۲	۹۲/۵۹	۹۲/۵۹	۶۷/۱۶

نتایج جدول (۱) برای مشخصه‌ی اول نقشه‌ی چبیشف نشان می‌دهد که حداکثر میانگین ویژگی و حداکثر ویژگی با استفاده از ۸-NN و ۵-foldCV برای تشخیص دو سطح اضطراب برابر حداکثر ویژگی و ۷۲/۵٪ است. حداکثر میانگین ویژگی ۵۸/۹۸٪ و حداکثر ویژگی ۶۶/۲۰٪ است. برای اضطراب در سطح نرمال با ۸-NN و ۲-foldCV حاصل شده است. اضطراب سطح سبک و متوسط با حداکثر میانگین ویژگی ۹۰/۶۰٪ با SVM و ۱۰-foldCV با شناسایی شده است. در این موارد حداکثر ویژگی ۹۲/۵۹٪ با SVM (۱۰-foldCV) برای اضطراب سبک و توسط ۶-NN و SVM و ۱۰-foldCV برای اضطراب متوسط حاصل شده است. بالاترین میانگین ویژگی ۶۸/۸۱٪ با حداکثر ویژگی ۷۳/۶۸٪ برای اضطراب شدید با ۶-NN و ۱۰-foldCV حاصل شده است. نتایج جدول (۱) برای مشخصه‌ی دوم نقشه‌ی چبیشف، حداکثر میانگین صحت ۷۹/۳۷٪ و حداکثر صحت ۸۲/۵٪ با ۸-NN و ۲-foldCV (۱) برای مشخصه‌ی دوم نقشه‌ی چبیشف، حداکثر میانگین صحت ۷۱/۱۱٪ و حداکثر ویژگی ۷۳/۸۴٪ با ۸-NN و ۲-foldCV جهت تشخیص دو سطح اضطراب را نشان می‌دهد. حداکثر میانگین ویژگی ۵۲/۸۶٪ برای اضطراب نرمال با استفاده از SVM و ۲-foldCV است. در حالی که حداکثر ویژگی

نتایج جدول (۱) برای مشخصه‌ی اول نقشه‌ی چبیشف نشان می‌دهد که حداکثر میانگین ویژگی و حداکثر ویژگی با استفاده از ۸-NN و ۵-foldCV برای تشخیص دو سطح اضطراب برابر حداکثر ویژگی و ۷۲/۵٪ است. حداکثر میانگین ویژگی ۵۸/۹۸٪ و حداکثر ویژگی ۶۶/۲۰٪ است. برای اضطراب در سطح نرمال با ۸-NN و ۲-foldCV حاصل شده است. اضطراب سطح سبک و متوسط با حداکثر میانگین ویژگی ۹۰/۶۰٪ با SVM و ۱۰-foldCV با شناسایی شده است. در این موارد حداکثر ویژگی ۹۲/۵۹٪ با SVM (۱۰-foldCV) برای اضطراب سبک و توسط ۶-NN و SVM و ۱۰-foldCV برای اضطراب متوسط حاصل شده است. بالاترین میانگین ویژگی ۶۸/۸۱٪ با حداکثر ویژگی ۷۳/۶۸٪ برای اضطراب شدید با ۶-NN و ۱۰-foldCV حاصل شده است. نتایج جدول (۱) برای مشخصه‌ی دوم نقشه‌ی چبیشف، حداکثر میانگین صحت ۷۹/۳۷٪ و حداکثر صحت ۸۲/۵٪ با ۸-NN و ۲-foldCV (۱) برای مشخصه‌ی دوم نقشه‌ی چبیشف، حداکثر میانگین صحت ۷۱/۱۱٪ و حداکثر ویژگی ۷۳/۸۴٪ با ۸-NN و ۲-foldCV جهت تشخیص دو سطح اضطراب را نشان می‌دهد. حداکثر میانگین ویژگی ۵۲/۸۶٪ برای اضطراب نرمال با استفاده از SVM و ۲-foldCV است. در حالی که حداکثر ویژگی

در جدول (۲) برای مشخصه‌ی دوم نقشه‌ی چبیشف، حداکثر میانگین صحت و حداکثر صحت جهت تشخیص دو سطح اضطراب با استفاده از ۸-NN و ۲-foldCV به ترتیب برابر با ۸۳/۱۲٪ و ۸۶/۲۵٪ است. برای سطح نرمال، حداکثر میانگین صحت ۵۵/۹۸٪ و حداکثر صحت ۷۰/۳۷٪ با استفاده از ۸-NN و ۵-foldCV به دست آمده است. سطح سبک اضطراب با استفاده از SVM (۱۰-foldCV) و حداکثر میانگین صحت ۹۰/۶۰٪ تشخیص داده شده است. با این حال حداکثر صحت ۹۲/۵۹٪ با استفاده از SVM و ۳-NN و ۱۰-foldCV به دست آمده است. حداکثر میانگین صحت و حداکثر صحت برای اضطراب متوسط با استفاده از ۳-NN/SVM و ۱۰-foldCV به ترتیب برابر با ۹۰/۶۰٪ و ۹۲/۵۹٪ است. سطح شدید اضطراب با حداکثر میانگین صحت ۶۸/۹۶٪ و حداکثر صحت ۶۹/۸۷٪ با استفاده از ۶-NN و ۵-foldCV شناسایی شده است.

در جدول (۲) برای مشخصه‌ی دوم نقشه‌ی چبیشف، حداکثر میانگین ویژگی و حداکثر ویژگی جهت تشخیص دو سطح اضطراب با ۸-NN و ۲-foldCV به ترتیب برابر با ۶۹/۰۷٪ و ۷۰/۱۰٪ است.

سطح نرمال اضطراب با ۸-NN و ۵-foldCV و حداکثر میانگین ویژگی ۵۶/۹۱٪ تشخیص داده شده است. در حالی که حداکثر ویژگی در SVM و ۱۰-foldCV برابر با ۷۲/۷۲٪ است. سطح سبک اضطراب با استفاده از ۶-NN و ۱۰-foldCV با حداکثر میانگین ویژگی ۹۰/۶۰٪ تشخیص داده شده است. با این حال حداکثر ویژگی ۹۲/۵۹٪ با ۶-NN/SVM و ۱۰-foldCV به دست آمده است. حداکثر میانگین ویژگی و حداکثر ویژگی برای اضطراب متوسط با استفاده از ۳-NN/SVM و ۱۰-foldCV به ترتیب برابر با ۹۰/۶۰٪ و ۹۲/۵۹٪ است. سطح شدید اضطراب با حداکثر میانگین ویژگی ۶۷/۱۵٪ با استفاده از SVM و ۲-foldCV شناسایی شده است. در حالی که حداکثر ویژگی ۶۸/۲۹٪ با استفاده از ۶-NN و ۵-foldCV به دست آمده است. مقایسه‌ی جداول (۱) و (۲) نشان می‌دهد که به طور کلی نگاشت ویژگی با استفاده از PCA باعث بهبود عملکرد طبقه‌بندی شده است.

بهترین نتایج به دست آمده با اعمال هر ویژگی-هر کانال به طور جداگانه به طبقه‌بندی در جدول (۳) ارائه شده است. در این جدول ابتدا نتایج مربوط به طبقه‌بند K-NN و سپس نتایج مربوط به طبقه‌بند SVM نمایش داده شده است. در سطر دوم هر طبقه‌بند، متغیرهایی که بهترین نتایج را داشتند نمایش داده شده که برای طبقه‌بند K-NN دو متغیر K برای K-NN و K و K-fold برای K-fold و برای طبقه‌بند SVM متغیر K برای K-fold

۵۵/۷۹٪ با ۳-NN و ۲-foldCV به دست آمده است. سطح سبک اضطراب با استفاده از SVM و ۱۰-foldCV و سطح متوسط اضطراب با ۳-NN و SVM و ۱۰-foldCV و حداکثر میانگین ویژگی ۹۰/۶۰٪ و حداکثر ویژگی ۹۲/۵۹٪ تشخیص داده شده است. حداکثر میانگین ویژگی و حداکثر ویژگی با ۶-NN و ۲-foldCV جهت تشخیص سطح شدید اضطراب به ترتیب برابر با ۶۹/۱۹٪ و ۷۱/۷۱٪ است.

نتایج نگاشت مشخصه‌ی اول نقشه‌ی چبیشف در جدول (۲) نشان می‌دهد که میانگین صحت برای تمام سطوح اضطراب برای طبقه‌بند K-NN بیش‌تر از SVM است. حداکثر میانگین صحت ۸۰/۶۲٪ با بالاترین میزان ۸۷/۵٪ برای تشخیص دو سطح اضطراب با ۸-NN و ۵-foldCV حاصل شده است. حداکثر میانگین صحت ۶۲/۶۳٪ با بالاترین صحت ۷۸/۵۷٪ برای اضطراب نرمال با ۸-NN و ۱۰-foldCV یافت شده است. برای سطح سبک اضطراب، حداکثر میانگین صحت ۹۱/۱۵٪ با استفاده از ۶-NN و ۲-foldCV است. با این حال بالاترین صحت ۹۲/۵۹٪ با استفاده از SVM و ۱۰-foldCV به دست آمده است. حداکثر میانگین صحت با استفاده از ۳-NN (۱۰-foldCV) و SVM (۱۰-foldCV) برای اضطراب متوسط برابر با ۹۰/۶۰٪ است. در این جا صحت برای SVM و ۳-NN و ۱۰-foldCV به ۹۲/۵۹٪ رسیده است. سطح شدید اضطراب با حداکثر میانگین صحت ۶۸/۹۶٪ با استفاده از ۶-NN و ۲-foldCV شناسایی شده است. در این مورد حداکثر صحت ۶۹/۸۷٪ با استفاده از ۶-NN و ۲-foldCV به دست آمده است.

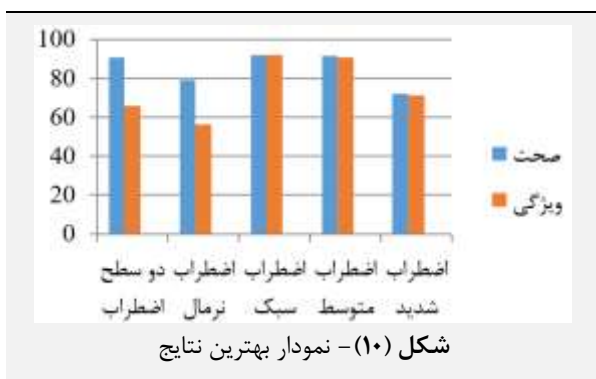
در جدول (۲) برای مشخصه‌ی اول نقشه‌ی چبیشف، حداکثر میانگین ویژگی ۶۵/۵۹٪ با بالاترین مقدار ۷۰/۱۲٪ برای تشخیص دو سطح اضطراب با استفاده از ۸-NN و ۵-foldCV به دست آمده است. حداکثر میانگین ویژگی ۵۹/۶۷٪ برای اضطراب در سطح نرمال با استفاده از ۸-NN و ۱۰-foldCV یافت شده است. با این حال بالاترین نرخ با استفاده از SVM و ۱۰-foldCV برابر با ۷۷/۷۷٪ است. برای سطح سبک اضطراب، حداکثر میانگین ویژگی ۹۱/۱۵٪ با استفاده از ۶-NN و ۲-foldCV به دست آمده است. با این حال بالاترین ویژگی با استفاده از SVM و ۱۰-foldCV برابر با ۹۲/۵۹٪ است. حداکثر میانگین ویژگی و حداکثر ویژگی برای اضطراب متوسط با استفاده از ۳-NN/SVM و ۱۰-foldCV به ترتیب برابر با ۹۰/۶۰٪ و ۹۲/۵۹٪ است. سطح شدید اضطراب با حداکثر میانگین ویژگی ۶۸/۲۸٪ با استفاده از ۶-NN (۲-foldCV) و SVM (۵-foldCV) تشخیص داده شده است. در این مورد حداکثر ویژگی ۶۹/۲۳٪ به دست آمده است.

وجود دارد. در سطر سوم هر طبقه‌بند به ترتیب شماره‌ی کانال و شماره‌ی ویژگی دارای بهترین عمل کرد، مشخص شده است. در سطرهای بعدی جهت بررسی عمل کرد طبقه‌بندها، میانگین، انحراف معیار و ماکسیمم صحت و ویژگی ارائه شده است.

**جدول (۳) - نتایج مربوط به هر ویژگی-هر کانال**

سطح ۲		سطح ۴			سطح ۱۰	
اضطراب نرمال	اضطراب سبک	اضطراب متوسط	اضطراب شدید			
طبقه‌بند K-NN						
K برای K، K-NN برای K-fold		(۵، ۸)	(۲، ۸)	(۱۰، ۶)	(۵، ۶)	
(شماره کانال، شماره ویژگی)		(۲، ۱)	(۲، ۱۳)	(۱، ۱۱)	(۲، ۱۲)	
صحت	۹۰/۶۲±۴/۴۱	۷۹/۱۰±۲/۱۱	۹۱/۹۶±۲/۴۵	۹۱/۴۷±۲/۲۳	۷۱/۹۵±۵/۱۹	
ویژگی	۶۵/۹۴±۴/۷۶	۵۶/۰۸±۳/۱۷	۹۲/۰۳±۲/۵۷	۹۰/۵۱±۱/۶۷	۷۱/۱۴±۳/۹۶	
صحت	۹۳/۷۵	۸۰/۵۹	۹۵/۶۵	۹۶/۱۵	۷۸/۱۲	
ویژگی	۷۲/۷۲	۵۸/۳۳	۹۶	۹۲/۵۹	۷۵/۶۰	
طبقه‌بند SVM						
K-fold برای K		۵	۲	۱۰	۱۰	
(شماره کانال، شماره ویژگی)		(۱، ۳)	(۲، ۷)	(*۱، ۱)	(**۱، ۱)	
صحت	۶۲/۹۹±۹/۷۳	۵۸/۳۳±۲/۵۶	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۶۹/۹۶±۵/۱۷	
ویژگی	۵۹/۴۸±۱۸/۸۵	۵۸/۵۴±۰/۴۸	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۹۰/۶۰±۱/۷۰	۷۱/۹۸±۳/۱۵	
صحت	۷۶/۷۸	۶۰/۱۴	۹۲/۵۹	۹۲/۵۹	۷۷/۷۷	
ویژگی	۸۰	۵۸/۸۸	۹۲/۵۹	۹۲/۵۹	۷۷/۲۷	
* ماکسیمم میانگین چگالی علاوه بر شماره‌ی کانال و شماره‌ی ویژگی ذکر شده در کانال‌ها و ویژگی‌های دیگر با ۱۰-foldCV نیز اتفاق افتاده است (ویژگی ۱-کانال ۵، ویژگی ۲-کانال ۶، ویژگی ۱-کانال ۷، ویژگی ۱ و ۲-کانال ۹، ویژگی ۱-کانال ۱۱، ویژگی ۱ و ۲-کانال ۱۲، ویژگی ۱-کانال ۱۴)						
** ماکسیمم میانگین چگالی علاوه بر شماره‌ی کانال و شماره‌ی ویژگی ذکر شده در کانال‌ها و ویژگی‌های دیگر با ۱۰-foldCV نیز اتفاق افتاده است (ویژگی ۲-کانال ۱، ویژگی ۱-کانال ۳، ویژگی ۱-کانال ۴، ویژگی ۲-کانال ۵، ویژگی ۱-کانال ۶، ویژگی ۱-کانال ۷، ویژگی ۱ و ۲-کانال ۹، ویژگی ۱-کانال ۱۰، ویژگی ۲-کانال ۱۲، ویژگی ۱ و ۲-کانال ۱۳، ویژگی ۲-کانال ۱۴)						

مقایسه‌ی جدول (۳) و جداول (۱) و (۲) اثربخشی ارزیابی جداگانه‌ی هر ویژگی در هر کانال مغزی را در تشخیص سطوح اضطراب برجسته می‌کند که موجب بهبود عمل کرد طبقه‌بندها می‌شود. به طور کلی بهترین نتایج طبقه‌بندی با استفاده از جدول (۳) به دست آمده که این نتایج در شکل (۱۰) نشان داده شده است. نمای کلی از مقالاتی که در این زمینه انجام شده در جدول (۴) ارائه شده است.



نتایج جدول (۳) نشان می‌دهد که حداکثر میانگین صحت برای تمام سطوح اضطراب برای K-NN بیش‌تر از SVM است. حداکثر میانگین صحت با استفاده از ویژگی ۱ کانال ۲، ۸-NN و ۵-foldCV برای تشخیص دو سطح اضطراب، ۹۰/۶۲٪ است. در این مورد صحت به ماکسیمم مقدار ۹۳/۷۵٪ رسیده است. حداکثر میانگین صحت ۷۹/۱۰٪ و حداکثر صحت ۸۰/۵۹٪ برای اضطراب در سطح نرمال با استفاده از ویژگی ۲ کانال سیزدهم، ۸-NN و ۲-foldCV به دست آمده است. حداکثر میانگین صحت و حداکثر صحت برای اضطراب سبک با استفاده از ویژگی ۲ کانال ششم، ۶-NN و ۱۰-foldCV به ترتیب برابر با ۹۱/۹۶٪ و ۹۵/۶۵٪ است. اضطراب متوسط با استفاده از ویژگی ۱ کانال ۱۱، ۶-NN و ۱۰-foldCV با حداکثر میانگین صحت ۹۱/۴۷٪ با بیش‌ترین میزان ۹۶/۱۵٪ تشخیص داده شده است. جهت تشخیص اضطراب شدید، حداکثر میانگین صحت ۷۱/۹۵٪ و حداکثر صحت ۷۸/۱۲٪ با استفاده از ویژگی ۲ کانال دوازدهم، ۶-NN و ۵-foldCV به دست آمده است.





### جدول (۴) - مروری بر مقالات انجام شده در زمینه‌ی اضطراب از نظر تعداد دادگان، تعداد کانال، روش تحلیل و نتایج

مطالعه	شرکت کنندگان	تعداد کانال	روش تحلیل	نتیجه
[۱۱]	۲۳	۱۴	استخراج ویژگی: بعد فراکتال (هیگوچی، پتروسیان و کاتز)، توان لیباپانوف، آنتروپی تقریبی / انتخاب ویژگی: MRMR طبقه‌بند: MLP	دقت: ۹۲/۷۵٪
[۱۲]	۲۳	۱۴	استخراج ویژگی: دامنه‌ی زمان، دامنه‌ی فرکانس، دامنه‌ی زمان-فرکانس، اندازه‌گیری‌های کمی / طبقه‌بند: SVM, K-NN, SSAE	صحت: ۸۳/۵٪ برای ۲ سطح اضطراب صحت: ۷۴/۶۰٪ برای ۴ سطح اضطراب
[۱۳]	۲۰	-	استخراج ویژگی: به دست آوردن ماتریس مجاورت اتصال عمل‌کردی شبکه‌ی مغز با استفاده از شاخص تأخیر فاز (PLI) طبقه‌بند: CNN	صحت جهت تشخیص اضطراب و افسردگی: ۶۷/۶۷٪
[۱۴]	۱۸	۳۲	استخراج ویژگی: ویژگی‌های طیفی، غیرخطی و زمانی انتخاب ویژگی: SFS و SBS ارزیابی آماری: ANOVA	عدم تقارن در گروه کنترل بیش‌تر از گروه اضطراب است شاخص مغز در گروه اضطراب بالاتر از گروه کنترل است
[۱۵]	۳۲	-	استخراج ویژگی: ERP و FC / انتخاب ویژگی: CfsSubsetEval طبقه‌بند: NBTtree	دقت طبقه‌بندی اضطراب ریاضی: ۹۳/۷۵٪
[۴۲]	۴۵	۱۲۸	متعامدسازی، تغییر شکل گیلبرت، روش دانه بررسی ارتباط بین حالت شبکه‌ی پیش‌فرض (DMN) <sup>۱</sup> و شبکه‌های وظیفه‌ی مثبت (TPN) <sup>۲</sup> با افسردگی، نشخوار فکری و اضطراب با استفاده از رگرسیون	ارتباط افسردگی و نشخوار فکری با DMN > TPN ارتباط افسردگی و اضطراب با TPN > DMN
[۴۱]	۶۸	۳۱	تعریف ۹ ROI جهت بررسی ۳ ناحیه‌ی شبکه‌ی برجستگی (SN) <sup>۳</sup> ، قشر کمربندی قدامی پشتی (DACC) <sup>۴</sup> و اینسولای قدامی چپ و راست (AI) <sup>۵</sup> تجزیه به ۵ باند و تجزیه و تحلیل طیف قدرت و حساسیت ارزیابی توسط Kolmogorov-Smirnov Z test و chi-square	کاهش اتصال آلفا در SN, DACC و AI در اضطراب زیاد نسبت به اضطراب کم ارتباط منفی قدرت اتصال عمل‌کردی SN با اضطراب بالا
مطالعه‌ی حاضر	۲۳	۱۴	استخراج ویژگی: ویژگی‌های مبتکرانه‌ی مبتنی بر نقشه‌ی آشوب‌گون چبیشف / طبقه‌بند: SVM و K-NN	صحت: ۹۳/۷۵٪ برای ۲ سطح اضطراب صحت: ۹۶/۱۵٪ برای ۴ سطح اضطراب

استراحت انجام شده و سطح اضطراب توسط پرسش‌نامه‌های متفاوت سنجیده شده است. از این رو مطالعات بررسی شده در این زمینه از نظر تعداد دادگان، تعداد الکتروود و پروتکل القای اضطراب با یکدیگر متفاوت هستند. به طور کلی تعداد شرکت کنندگان از ۲۳ [۱۲] تا ۶۸ [۴۱] و تعداد کانال‌ها از ۱۴ [۱۲] تا ۱۲۸ [۴۲] متغیر است. مساله‌ی طبقه‌بندی بر هیچ یک از مطالعات با تعداد نمونه‌ی بالا و تعداد کانال مغزی بالا انجام نشده و تنها بر آزمون‌های آماری اکتفا شده است [۴۱، ۴۲]. اگر چه تعداد کانال‌های مغزی بیش‌تر، اطلاعات دقیق‌تری از نحوه‌ی عمل کرد مکانی مغز فراهم می‌سازد اما لزوماً به کارگیری تعداد الکتروود بیش‌تر منجر به افزایش صحت تفکیک اضطراب نمی‌شود. علاوه بر این استفاده از تعداد الکتروود بیش‌تر موجب افزایش پیچیدگی محاسباتی شده و در برخی موارد اتصال

در مطالعه‌ی حاضر و مقالات [۱۱] و [۱۲] از پایگاه داده‌ی DASPS استفاده شده که در این پایگاه داده جهت القای اضطراب از روش غرقه‌سازی استفاده شده است. در مقاله‌ی [۱۳] ثبت از ۱۰ فرد سالم و ۱۰ فرد مبتلا به اختلال اضطراب و افسردگی طبق پروتکل خاص در دو حالت استراحت و وظیفه (E-STROOP) انجام شده و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. در مقاله‌ی [۱۴] از پایگاه داده‌ی DEAP<sup>۶</sup> استفاده شده که در آن جهت القای اضطراب از ۴۰ جلسه‌ی ثبت هنگام تماشای ۱ دقیقه فیلم استفاده شده است. در مقاله‌ی [۱۵] پروتکل ثبت شامل سه مرحله‌ی حالت استراحت، آزمایشی با سه کار حافظه‌ی فعال (N-back با سه سطح دشواری) و چهار وظیفه‌ی حساب (جمع تکریمی/ دورقمی، ضرب تکریمی/ دو رقمی) بوده است. در مقاله‌های [۴۱] و [۴۲] ثبت در حالت

<sup>۵</sup> Dorsal Anterior Cingulate Cortex

<sup>۶</sup> Left and Right Anterior Insula

<sup>۷</sup> A Dataset for Emotion Analysis using EEG, Physiological and Video Signals

<sup>۱</sup> Default Network Mode

<sup>۲</sup> Task-Positive Networks

<sup>۳</sup> Regions of Interest

<sup>۴</sup> Salience Network

حاضر از دادگان مربوط به ۲۳ نفر استفاده شده اما جهت اطمینان از موثر بودن این نقشه و ویژگی‌های استخراج شده از آن، بهتر است از دادگان بیش‌تری استفاده شود. هم‌چنین در این مطالعه از نقشه‌ی آشوب‌گون دو شاخص مبتنی بر چگالی نقاط استخراج و ارزیابی شده است. در مطالعات آینده باید شاخص‌های جدید جهت توصیف و ارزیابی نقشه‌ی آشوب‌گون چیبیشف برای تحلیل این سیگنال ارائه شود. در این مطالعه برای طبقه‌بندی به چهار سطح، طبقه‌بندی چهار کلاسه به طبقه‌بندی دودویی تبدیل شده و برای انجام این کار از روش یک در مقابل همه استفاده شده است. عمل‌کرد این الگوریتم باید در مساله‌ی طبقه‌بندی چندکلاسه ارزیابی شود. هم‌چنین برای انجام طبقه‌بندی مالتی‌کلاس، مساله‌ی متعادل‌سازی دادگان پیش از انجام طبقه‌بندی ضروری به نظر می‌رسد.

#### ۵- سپاس‌گزاری

در این مطالعه از دادگان موجود در پایگاه داده‌ی IEEE [۱۲] استفاده شده است. بدین وسیله از خانم بغدادی و هم‌کاران ایشان برای در دسترس قرار دادن دادگان به طور رایگان سپاس‌گزاری و قدردانی می‌شود.

#### ۶- مراجع

- [1] J. W. Murrough, S. Yaqubi, S. Sayed, & D. S. Charney, "Emerging drugs for the treatment of anxiety" Expert opinion on emerging drugs, 20(3), 393-406, September, 2015.
- [2] S. Cartwright-Hatton, K. McNicol & E. Doubleday, "Anxiety in a neglected population: Prevalence of anxiety disorders in pre-adolescent children" Clinical psychology review, 26(7), 817-833, 2006.
- [3] B. Bandelow, S. Michaelis & D. Wedekind, "Treatment of anxiety disorders" Dialogues in clinical neuroscience, Vol. 19, No. 2, 2017.
- [4] N. Millet, J. Longworth & J. Arcelus, "Prevalence of anxiety symptoms and disorders in the transgender population: A systematic review of the literature" International Journal of Transgenderism, 18(1), 27-38, 2017.
- [5] B. Bandelow & S. Michaelis, "Epidemiology of anxiety disorders in the 21st century" Dialogues in clinical neuroscience, Vol. 17, No. 3, 327-335, 2022.
- [6] R. S. McGinnis, E. W. McGinnis, J. Hruschak, N. L. Lopez-Duran, K. Fitzgerald, K. L. Rosenblum & M. Muzik, "Wearable sensors and machine learning diagnose anxiety and depression in young children" In 2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI) (pp. 410-413). IEEE, March, 2018.

زمان‌بر تعداد کانال‌های بالا به شرکت‌کننده موجب خستگی کاربر و یا عدم تمرکز بر پروتکل می‌شود.

در مطالعه‌ی حاضر ویژگی‌های نوآورانه‌ی نقشه‌ی آشوب‌گون چیبیشف که تا کنون در تجزیه و تحلیل سیگنال‌های زیستی استفاده نشده، پیشنهاد شده است. در مطالعات قبلی از ویژگی‌های زمانی [۱۲، ۱۴]، ویژگی‌های فرکانسی [۱۲]، و ویژگی‌های زمان-فرکانس [۱۲] و ویژگی‌های طیفی [۱۴] استفاده شده و تنها در مطالعات کمی به ویژگی‌های غیرخطی [۱۴، ۱۱] پرداخته شده است.

در مطالعه‌ی حاضر دو طبقه‌بند SVM و K-NN با ساختارهای مختلف مورد ارزیابی قرار گرفته است. علاوه بر این مقادیر K مختلف برای K-fold CV مورد بررسی قرار گرفته است. در برخی از مطالعات به ارزیابی آماری پرداخته شده است [۱۴، ۴۱، ۴۲]. در برخی دیگر از مطالعات به طبقه‌بندی اضطراب به سطوح مختلف پرداخته شده است [۱۱، ۱۲، ۱۳، ۱۵].

حداکثر صحت ۹۶/۱۵٪ برای تشخیص سطح متوسط اضطراب در بین چهار سطح و ۹۳/۷۵٪ برای طبقه‌بندی اضطراب دو سطحی به دست آمده است. با استفاده از پایگاه داده‌ی مشابه، در مقاله‌ی [۱۲] نرخ شناسایی کم‌تری گزارش شده است. در سایر مطالعه‌ها نرخ‌های ۶۷/۶۷٪ [۱۳] تا ۹۳/۷۵٪ [۱۵] به دست آمده است. در مقایسه با سایر مطالعات، عمل‌کرد روش پیشنهادی این مقاله بالاتر است.

#### ۴- نتیجه‌گیری

اخیراً طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG به سطوح مختلف اضطراب به موضوعی چالش برانگیز تبدیل شده است. در این مقاله سعی شده است تا سیگنال EEG با استفاده از معیارهای ابتکاری نقشه‌ی آشوب‌گون چیبیشف به سطوح مختلف اضطراب تقسیم شود. دو شاخص بر اساس تراکم نقاط داده استخراج شده است. در نهایت از SVM و K-NN برای طبقه‌بندی سطوح مختلف اضطراب استفاده شده است. این طرح با استفاده از ثبت‌های EEG موجود در مجموعه‌ی داده‌های DASPS [۱۲] ارزیابی شده است. با استفاده از چارچوب پیشنهادی، حداکثر صحت ۹۳/۷۵٪ برای تشخیص دو سطح اضطراب با استفاده از ویژگی ۲ در کانال ۱ و ۹۶/۱۵٪ برای تشخیص چهار سطح اضطراب با استفاده از ویژگی ۲ در کانال ۱۱ به دست آمده است. علاوه بر این بر پتانسیل به کارگیری یک ویژگی در برخی کانال‌های مغز برای تفکیک سطوح اضطراب تاکید شده است. یکی از محدودیت‌های این مطالعه که باید در تحقیقات بعدی و جهت بهبود کار در نظر گرفته شود این است که در مطالعه‌ی

- [18] T. Jijun, Z. Peng, X. Ran & D. Lei, The portable P300 dialing system based on tablet and Emotiv EPOC headset. In 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) (pp. 566-569). IEEE, August, 2015.
- [19] M. Duvinage, T. Castermans, M. Petieau, T. Hoellinger, G. Cheron & T. Dutoit, "Performance of the Emotiv EPOC headset for P300-based applications." *Biomedical engineering online*, 12(1), 1-15, 2013.
- [20] T. M. Bynion & M. T. Feldner, "Self-assessment manikin." *Encyclopedia of personality and individual differences*, 4654-4656, 2020.
- [21] B. K. Singh, K. Verma & A. S. Thoke, "Investigations on impact of feature normalization techniques on classifier's performance in breast tumor classification." *International Journal of Computer Applications*, 116(19), 2015.
- [22] F. Wang, G. Xu & G. Xu, "A provably secure anonymous biometrics-based authentication scheme for wireless sensor networks using chaotic map." *IEEE Access*, 7, 101596-101608 (2019).
- [23] A. Anuragi, D. S. Sisodia & R. B. Pachori, "Epileptic-seizure classification using phase-space representation of FBSE-EWT based EEG sub-band signals and ensemble learners." *Biomedical Signal Processing and Control*, 71, 103138 (2022).
- [24] N. Darjani & H. Omranpour, "Phase space elliptic density feature for epileptic EEG signals classification using metaheuristic optimization method." *Knowledge-Based Systems*, 205, 106276 (2020).
- [25] M. Z. Soroush, K. Maghooli, S. K. Setarehdan & A. M. Nasrabadi, "Emotion recognition using EEG phase space dynamics and Poincare intersections." *Biomedical Signal Processing and Control*, 59, 101918 (2020).
- [26] R. I. Abdelfatah, N. M. Abdal-Ghafour & M. E. Nasr, "Secure VANET Authentication Protocol (SVAP) Using Chebyshev Chaotic Maps for Emergency Conditions." *IEEE Access*, 10, 1096-1115(2021).
- [27] X. Wang, D. Luan & X. Bao, "Cryptanalysis of an image encryption algorithm using Chebyshev generator." *Digital Signal Processing*, 25, 244-247(2014).
- [28] A. Shakiba, "Generating dynamical S-boxes using 1D Chebyshev chaotic maps." *Journal of Computing and Security*, 7(1), 1-17, 2020.
- [29] H. Gan, Z. Li, J. Li, X. Wang & Z. Cheng, "Compressive sensing using chaotic sequence based on Chebyshev map." *Nonlinear Dynamics*, 78(4), 2429-2438 (2014).
- [30] Z. Zhang, H. Wang & Y. Gao, "C2MP: Chebyshev chaotic map-based authentication protocol for RFID applications." *Personal and Ubiquitous Computing*, 19(7), 1053-1061(2015).
- [7] S. Özdin & Ş. Bayrak Özdin, "Levels and predictors of anxiety, depression and health anxiety during COVID-19 pandemic in Turkish society: The importance of gender" *International Journal of Social Psychiatry*, 66(5), 504-511, 2020.
- [8] K. Beesdo, S. Knappe & D. S. Pine, "Anxiety and anxiety disorders in children and adolescents: developmental issues and implications for DSM-V" *Psychiatric Clinics*, 32(3), 483-524, 2009.
- [9] M. K. Hofmeijer-Sevink, N. M. Batelaan, H. J. van Megen, B. W. Penninx, D. C. Cath, M. A. van den Hout & A. J. van Balkom, "Clinical relevance of comorbidity in anxiety disorders: a report from the Netherlands Study of Depression and Anxiety (NESDA)" *Journal of affective disorders*, 137(1-3), 106-112, 2012.
- [10] P. E. McKnight, S. S. Monfort, T. B. Kashdan, D. V. Blalock & J. M. Calton, "Anxiety symptoms and functional impairment: A systematic review of the correlation between the two measures" *Clinical psychology review*, 45, 115-130, 2016.
- [11] F. Daneshmand-Bahman & A. Goshvarpour, "Classification of EEG Signals in Two Levels of Normal and Anxious Using Nonlinear Features" *Journal of Cognitive Psychology*, 9 (3):54-69, 2021 [Persian].
- [12] A. Baghdadi, Y. Aribi, R. Fourati, N. Halouani, P. Siarry & A. M. Alimi (2019), "DASPS: A Database for Anxious States based on a Psychological Stimulation" *Computer Vision and Pattern Recognition (cs.CV)*, arXiv preprint arXiv:1901.02942.
- [13] Y. Xie, B. Yang, X. Lu, M. Zheng, C. Fan, X. Bi & Y. Li, "Anxiety and depression diagnosis method based on brain networks and convolutional neural networks" In 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC) (pp. 1503-1506). IEEE, July 2020.
- [14] G. Giannakakis, D. Grigoriadis & M. Tsiknakis, "Detection of stress/anxiety state from EEG features during video watching." In 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) (pp. 6034-6037). IEEE, August, 2015.
- [15] M. A. Klados, N. Pandria, A. Athanasiou & P. D. Bamidis, "An automatic EEG based system for the recognition of math anxiety." In 2017 IEEE 30th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS) (pp. 409-412). IEEE, June, 2017.
- [16] D. Friedman, J. Claassen & L. J. Hirsch, "Continuous electroencephalogram monitoring in the intensive care unit." *Anesthesia & Analgesia*, 109(2), 506-523, 2009.
- [17] A. Craik, Y. He & J. L. Contreras-Vidal, "Deep learning for electroencephalogram (EEG) classification tasks: a review." *Journal of neural engineering*, 16(3), 031001, 2019.



- [38] M. Jain, S. Narayan, P. Balaji, A. Bhowmick & R. K. Muthu, "Speech emotion recognition using support vector machine." arXiv preprint arXiv:2002.07590(2020).
- [39] S. Huang, N. Cai, P. P. Pacheco, S. Narrandes, Y. Wang & W. Xu, "Applications of support vector machine (SVM) learning in cancer genomics." *Cancer genomics & proteomics*, 15(1), 41-51(2018).
- [40] Z. Ramedani, M. Omid, A. Keyhani, S. Shamshirband & B. Khoshnevisan, "Potential of radial basis function based support vector regression for global solar radiation prediction." *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 39, 1005-1011(2014).
- [41] C. Massullo, G. A. Carbone, B. Farina, A. Panno, C. Capriotti, M. Giacchini, ... & C. Imperatori, "Dysregulated brain salience within a triple network model in high trait anxiety individuals: A pilot EEG functional connectivity study." *International Journal of Psychophysiology*, 157, 61-69 (2020).
- [42] A. V. Bocharov, G. G. Knyazev, A. N. Savostyanov, A. E. Saprygin, E. A. Proshina & S. S. Tamozhnikov, "Relationship of Depression, Anxiety, and Rumination Scores with EEG Connectivity of Resting State Networks." *Human Physiology*, 47(2), 123-127 (2021).
- [31] B. M. S. Hasan & A. M. Abdulazeez, "A review of principal component analysis algorithm for dimensionality reduction." *Journal of Soft Computing and Data Mining*, 2(1), 20-30, 2021.
- [32] G. R. Naik, "Advances in principal component analysis: research and development. Springer." Springer, 2017.
- [33] L. Liu, B. Song, S. Zhang & X. Liu, "A novel principal component analysis method for the reconstruction of leaf reflectance spectra and retrieval of leaf biochemical contents." *Remote Sensing*, 9(11), 1113, 2017.
- [34] S. Yadav & S. Shukla, "Analysis of k-fold cross-validation over hold-out validation on colossal datasets for quality classification." In 2016 IEEE 6th International conference on advanced computing (IACC) (pp. 78-83). IEEE, February, 2016.
- [35] G. Zeng, "On the confusion matrix in credit scoring and its analytical properties." *Communications in Statistics-Theory and Methods*, 49(9), 2080-2093, 2020.
- [36] L. Y. Hu, M. W. Huang, S. W. Ke & C. F Tsai, "The distance function effect on k-nearest neighbor classification for medical datasets." *SpringerPlus*, 5(1), 1-9, 2016.
- [37] H. A. Abu Alfeilat, A. B. Hassanat, O. Lasasmeh, A. S. Tarawneh, M. B. Alhasanat, H. S. Eyal Salman & V. S. Prasath, "Effects of distance measure choice on k-nearest neighbor classifier performance: a review." *Big data*, 7(4), 221-248 (2019).