



Classification of Alcoholic and Non-Alcoholic Individuals based on Frequency and Non-Frequency Features of Electroencephalogram Signal

Dorvashi, Maryam¹ / Behzadfar, Neda^{2*} / Shahgholian, Ghazanfar^{3*}

¹ – M.Sc., Department of Electrical Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

² - Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

³ - Associate Professor, Smart Microgrid Research Center, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

ARTICLE INFO

DOI: 10.22041/IJBME.2020.119841.1551

Received: 8 January 2020

Revised: 13/3/2020-19/4/2020

Accepted: 29 April 2020

KEYWORDS

*Electroencephalogram
Signal*

Statistical Analysis

Classification

Data Analysis

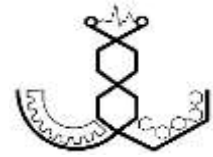
ABSTRACT

Consumption of alcohol contributes to disorders in brain. In this study, in order to detect the consumption of alcohol, electroencephalogram (EEG) signal of 20 participants (10 alcoholic and 10 control subjects) recorded by 64 channels was investigated. Frequency and non-frequency features of EEG signal including power spectrum of signal, permutation entropy, approximate entropy, Katz fractal dimension and Petrosion fractal dimension were extracted to analyses the EEG signal. Statistical analysis was used to investigate the significant differences between the alcohol and control groups. The Davis-Bouldin (DB) criterion was used to select the best channel distinguishing between the alcoholic and non-alcoholic EEG signal. Results showed that between frequency features, power of lower2 alpha frequency decreased in alcoholic individuals and regarding the DB criterion, the CP3 channel (DB=1.7638) showed the best discrimination between the alcohol and control groups. Also, among the non-frequency features, the Katz fractal dimension increased in the control group and FP2 channel (DB = 0.862) had the best discrimination. Eventually, power of Lower2-alpha frequency band and Katz fractal dimension fed into the nearest neighbor classifier (KNN), 71% and 93% accuracy were achieved, respectively. According to the results, it can be concluded that the best feature and channel discriminating between alcohol and control groups is the Katz fractal dimension and FP2 channel.

*Corresponding Author

Address	Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran		
Postal Code	85141-43131	Tel	+98-31-42292220
E-Mail	<i>n.behzadfar@pel.iaun.ac.ir</i>	Fax	+98-31-42292305
	<i>shahgholian@iaun.ac.ir</i>		





طبقه‌بندی افراد الکلی و غیرالکلی مبتنی بر ویژگی‌های فرکانسی و غیرفرکانسی سیگنال مغزی

دوروشی، مریم^۱ / بهزادفر، ندا^{۲*} / شاهقلیان، غضنفر^{۳*}

- ^۱ - کارشناسی‌ارشد، دانشکده‌ی مهندسی برق، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران
^۲ - استادیار، دانشکده‌ی مهندسی برق، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران
^۳ - دانشیار، مرکز تحقیقاتی ریزشبکه‌های هوشمند، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22041/IJBME.2020.119841.1551

پذیرش: ۱۰ اردیبهشت ۱۳۹۹

بازنگری: ۱۳۹۸/۱۲/۲۳-۱۳۹۹/۱/۳۱

ثبت در سامانه: ۱۸ دی ۱۳۹۸

چکیده

اثر اصلی، عمده و کوتاه‌مدت مصرف الکل روی سیستم اعصاب مرکزی است. مصرف مشروبات الکلی باعث ایجاد ناتوانی در مغز شده به طوری که مصرف زیاد آن باعث فلج شدن فعالیت‌های مغزی، دستگاه تنفس و در نتیجه مرگ می‌شود. در این مقاله به منظور تشخیص مصرف الکل، سیگنال الکتروانسفالوگرام (EEG) ۲۰ فرد شرکت کننده شامل ۱۰ فرد الکلی و ۱۰ فرد کنترل در ۶۴ کانال مورد بررسی قرار گرفته است. به منظور تحلیل سیگنال EEG، ویژگی‌های فرکانسی و غیرفرکانسی شامل طیف توان زیرباند‌ها، آنتروپی جایگشتی، آنتروپی تقریبی، بعد فراکتال کتز و پتروشن استخراج شده است. برای بررسی تفاوت معنادار بین دو گروه الکل و کنترل از تحلیل آماری و از شاخص دیویس-بولدین (DB) برای انتخاب بهترین کانال جهت ایجاد تفکیک بین سیگنال EEG افراد الکلی و کنترل استفاده شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که در بین ویژگی‌های فرکانسی، توان فرکانسی دومین زیرباند پایین آلفا در افراد الکلی کاهش یافته و با توجه به شاخص DB، کانال CP3 بهترین تفکیک‌پذیری را بین گروه الکل و کنترل داشته است. هم‌چنین در بین ویژگی‌های غیرفرکانسی، بعد فراکتال کتز در افراد گروه کنترل افزایش یافته و کانال FP2 بهترین تفکیک‌پذیری را داشته است. در ادامه با استفاده از طبقه‌بند k-نزدیک‌ترین همسایه (KNN) با ویژگی‌های توان فرکانسی دومین زیرباند پایین آلفا و بعد فراکتال کتز به ترتیب دقت‌های ۷۱٪ و ۹۳٪ به دست آمده است. بر اساس نتایج به دست آمده نشان داده شده که بهترین ویژگی تفکیک کننده‌ی دو گروه الکل و کنترل، بعد فراکتال کتز و بهترین کانال FP2 است.

واژه‌های کلیدی

سیگنال الکتروانسفالوگرام
تحلیل آماری
طبقه‌بندی
داده‌کاوی

*نویسنده‌ی مسئول

نشانی: دانشکده‌ی مهندسی برق، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران
کد پستی: ۸۵۱۴۱-۴۳۱۳۱
پست الکترونیک: n.behzadfar@pel.iaun.ac.ir
shahgholian@iaun.ac.ir
تلفن: ۹۸-۳۱-۴۲۲۹۲۲۰
دورنگار: ۹۸-۳۱-۴۲۲۹۲۳۰۵



۱- مقدمه

سوء مصرف مواد یکی از موارد اختلالات روانی است که اثرات متفاوتی بر سیستم اعصاب مرکزی^۱ (CNS) و محیطی داشته و باعث ایجاد اختلال در عملکرد طبیعی مغز می‌شود [۱، ۲]. مصرف مشروبات الکلی نوع خاصی از اختلالات سوء مصرف مواد بوده که اثرات آن با توجه به حجم و الگوی مصرف متفاوت است. ایجاد عدم هماهنگی بین بدن و ذهن از نتایج مصرف الکلی بوده که بر الگوی فعالیت نورون‌های مغز نیز تاثیرگذار است [۳]. آسیب‌های ناشی از مصرف الکلی، بر اساس الگوی مصرف ممکن است برگشت‌پذیر باشد یا منجر به نارسایی کامل گردد [۴، ۵]. مصرف مشروبات الکلی باعث اضطراب، عصبانیت، تندخویی، تحریک‌پذیری^۲، روان‌آشفستگی^۳ و افسردگی^۴ سیستم عصبی مرکزی می‌شود. همچنین ادامه‌ی مصرف مشروبات الکلی باعث بروز اعمال ضد اجتماعی و زوال ابعاد شخصیتی می‌شود. مصرف الکلی دارای اثرات سوء اجتماعی و فیزیکی روی افراد است. ضعف حافظه و تمرکز، نقص تصمیم‌گیری، پرخاش‌گری، هیجان‌زدگی و عدم هماهنگی در مغز از جمله آسیب‌های پنهان مصرف الکلی است که این ضعف‌ها و اختلالات حتی پس از ترک الکلی نیز باقی خواهند ماند [۶]. مصرف الکلی همچنین باعث خواب‌آلودگی شده که این امر در حین رانندگی یک خطر مهم تلقی می‌شود. مصرف الکلی هر چقدر هم کم باشد، برای سلامتی مضر بوده و بهترین توصیه پرهیز کامل از نوشیدن الکلی است. الکلی به وسیله‌ی گردش خون به سمت سلول‌های مغزی حرکت کرده و روی مغز به صورت کوتاه‌مدت و بلندمدت تاثیر می‌گذارد. کاهش هماهنگی حرکتی، قضاوت نادرست، برانگیختگی و تکانش‌گری^۵ از اثرات کوتاه‌مدت و کاهش اندازه‌ی ساختارهای اصلی مغز و اختلال در عملکرد مغز از اثرات بلندمدت مصرف الکلی است [۷]. مصرف الکلی سبب کاهش اثر مهارتی در لوب پیشانی^۶ و کاهش پاسخ ترس در لوب گیج‌گاهی^۷ می‌شود. افزایش مصرف الکلی سبب افزایش ریسک‌پذیری^۸ و تکانش‌گری و ضعیف شدن قضاوت شده و باعث عدم توجه به عواقب احتمالی اقدامات می‌شود. مصرف الکلی ریسک ابتلا به بیماری‌های روانی، اضطراب و اختلالات افسردگی را دو برابر کرده و امنیت جامعه را کاهش می‌دهد. لوب‌های پیشانی،

گیج‌گاهی و مخچه که به ترتیب وظیفه‌ی برنامه‌ریزی پیچیده و کنترل ضربه، تنظیم حافظه و پاسخ ترس و تنظیم هماهنگی حرکتی را بر عهده دارند، به اثرات جانبی الکلی حساس هستند. قشر پیش‌پیشانی نیز وظیفه‌ی تنظیم رفتار، مهار وقوع رفتارهای غیرضروری و ناخواسته، قضاوت درست و توانایی حل مساله را بر عهده دارد. تاثیر مصرف بیش از حد الکلی روی قشر پیش‌پیشانی، سبب رفتارهای از قبل مهار نشده، مبهم، نامناسب و کاهش متابولیسم بدن می‌شود [۸، ۹].

سیگنال الکتروانسفالوگرام^۹ (EEG) توانایی اندازه‌گیری نوسانات ولتاژ ناشی از جریان‌های یونی در نورون‌های مغز را داشته [۱۰، ۱۱] و می‌توان از آن در فعالیت‌های گوناگون مغز مانند خواب، بی‌هوشی، صرع، فعالیت‌های محاسباتی و ... برای بررسی اثرات روی فعالیت الکتریکی مغز استفاده کرد [۱۲، ۱۳]. از این رو سیگنال EEG می‌تواند تغییرات عملکرد مغز را نشان داده و برای درک تاثیر الکلی بر مغز مورد استفاده قرار گیرد [۱۴، ۱۵]. تاثیر الکلی روی سیگنال مغزی در پژوهش‌های متعددی مورد بررسی قرار گرفته است [۱۶، ۱۷]. قدرت و انسجام زیرباند‌های مختلف سیگنال EEG عامل مهمی در تشخیص افراد الکلی و غیرالکلی است. مالار و هم‌کارانش با بررسی چگالی طیف توان^{۱۰} (PSD) سیگنال EEG در افراد الکلی و کنترل نشان دادند که فعالیت زیرباند‌های تتا و آلفا^{۱۱} در افراد الکلی نسبت به افراد غیرالکلی به ترتیب افزایش و کاهش می‌یابد [۱۸]. کاپلان و هم‌کارانش نشان دادند که افراد الکلی دارای هم‌گرایی بالاتر در زیرباند‌های آلفا، بتا^{۱۲} و دلتا^{۱۳} هستند [۱۹]. ونگ و هم‌کارانش به بررسی دوره‌ی زمانی اثر الکلی بر تشخیص چراغ راهنمایی پرداخته و نشان دادند که میزان تشخیص درست نور قرمز و سبز توسط افراد الکلی به طور قابل توجهی بدتر از افراد کنترل بوده و در افراد الکلی توان مطلق و دامنه‌ی زیرباند فرکانسی دلتا در کانال F3 به طور قابل توجهی افزایش می‌یابد [۲۰].

دی و هم‌کارانش به بررسی توان سیگنال EEG پرداخته و نشان دادند که مقدار آن با افزایش میزان مصرف الکلی در ناحیه‌ی پیشانی کاهش و در ناحیه‌ی مرکزی^{۱۴} و پس‌سری^{۱۵} افزایش می‌یابد [۲۱]. آن‌ها نشان دادند که پس از مصرف الکلی سیگنال EEG از موج با دامنه‌ی بلند به موج با دامنه‌ی کوتاه تغییر کرده

^۹ Electroencephalography^{۱۰} Power Spectrum Density^{۱۱} Central Region^{۱۲} Beta^{۱۳} Delta^{۱۴} Central Region^{۱۵} Back Ward^۱ Central Nervous System^۲ Excitability^۳ Delirium^۴ Depression^۵ Impulsivity^۶ Frontal Lobe^۷ Temporal Lobe^۸ Risk Taking

کنترل بر مبنای سیگنال EEG استفاده شده، ویژگی‌های آماری میانگین، انحراف معیار، واریانس و آنتروپی شانون از سیگنال EEG استخراج شده و به طبقه‌بندهای k-نزدیک‌ترین همسایه^۶ (KNN)، ماشین بردار پشتیبان و حداقل مربعات^۷ (LS)-ماشین بردار پشتیبان داده شده که طبقه‌بند LS-SVM بالاترین میانگین دقت (۰/۹۸/۷۵) را داشته است.

نتایج پژوهش گویان و هم‌کارانش [۲۶] نشان می‌دهد که ترکیب داده‌های سیگنال EEG و ویژگی‌های استخراج شده از تبدیل ویولت (انرژی و ...) در طبقه‌بندی سیگنال EEG فرد الکلی و غیرالکلی رویکردی امیدوار کننده دارد.

با توجه به تحقیقات انجام شده در زمینه‌ی تاثیر الکل بر سیگنال EEG هنوز در انتخاب کانال و ویژگی مناسب در تفکیک افراد الکلی از افراد کنترل اختلاف نظر وجود دارد. از این رو هدف این مقاله تعیین بهترین کانال و ویژگی جهت تفکیک‌پذیری بین افراد الکلی و سالم است. به منظور یافتن بهترین و تاثیرپذیرترین کانال و ویژگی، پس از استخراج ویژگی‌های فرکانسی و غیرفرکانسی مناسب از کانال‌های سیگنال EEG، به کمک آزمون آماری به بررسی اختلاف معنادار پرداخته شده، سپس از شاخص دیویس-بولدین^۸ (DB) برای انتخاب کانال‌هایی که بهترین تمایز را بین سیگنال افراد الکلی و سالم ایجاد می‌کنند استفاده شده و در ادامه با استفاده از طبقه‌بند مناسب به طبقه‌بندی افراد الکلی و سالم پرداخته شده است.

در ادامه‌ی این مقاله، در بخش دوم مواد و روش‌ها شامل داده‌ی مورد استفاده، پیش‌پردازش سیگنال EEG، استخراج ویژگی‌های فرکانسی و غیرفرکانسی و طبقه‌بندی سیگنال EEG بیان شده، در بخش سوم نتایج تحقیق ارائه شده و در بخش چهارم نتیجه‌گیری انجام شده است.

۲- مواد و روش‌ها

در این بخش داده‌های مورد استفاده در این پژوهش، پردازش داده‌ها، نحوه‌ی استخراج ویژگی و طبقه‌بند مورد استفاده جهت متمایز کردن افراد الکلی از سالم بیان شده است.

۲-۱- شرکت کنندگان

مجموعه‌ی داده‌ی مورد استفاده در این مقاله از مرکز یادگیری ماشین و سیستم‌های هوشمند^۹ (UCI) تهیه شده که مربوط به

و توان سیگنال کاهش می‌یابد [۲۱]. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که تحریک الکل تاثیر زیادی داشته و با بررسی سیگنال EEG می‌توان افراد الکلی را از افراد گروه کنترل متمایز کرد.

همانگی بین مناطق مختلف مغز در انجام کارهای شناختی در افراد الکلی و غیرالکلی با استفاده از سیگنال EEG توسط کاو و هم‌کارانش [۲۲] بررسی شده است. آن‌ها نشان دادند که در حین انجام کارهای شناختی، مشروبات الکلی همانگی مغز را به طور قابل توجهی کاهش داده و افراد الکلی به دلیل اختلال عمل کرد شناختی مغز قادر به انجام وظایف شناختی نمی‌باشند. بنابراین همانگی مغز در حین انجام وظایف می‌تواند منعکس کننده‌ی تفاوت افراد الکلی و غیرالکلی باشد.

شوشتری و سالم [۲۳] برای طبقه‌بندی افراد الکلی و سالم، انتخاب یک زیرمجموعه‌ی بهینه از کانال‌های سیگنال EEG را پیشنهاد کردند. آن‌ها انتخاب مجموعه‌ی کانال بهینه را با استفاده از روش تجزیه و تحلیل طیفی سیگنال EEG مبتنی بر ماتریس همبستگی انجام داده و با استفاده از ماشین بردار پشتیبان^۱ (SVM) به دقت ۸۲/۹۸ درصد در طبقه‌بندی افراد الکلی از گروه کنترل دست یافتند. نتایج این طبقه‌بندی نشان می‌دهد که کانال AF8 یک کانال مطلوب در ایجاد یک سیستم طبقه‌بندی عملی برای تفکیک افراد الکلی از افراد سالم است.

باجای و هم‌کارانش [۲۴] به طبقه‌بندی افراد الکلی و سالم بر اساس ویژگی‌های زمان-فرکانس سیگنال EEG پرداختند. در این مقاله از مجموعه‌ی داده‌ی ۶۴ کاناله‌ی سیگنال EEG شامل ۱۲۰ فایل استفاده شده و سیگنال EEG با تبدیل فوریه‌ی سریع کوتاه^۲ (SFFT) به تصاویر زمان-فرکانس تبدیل شده است. این تصاویر زمان-فرکانس به تصاویر هشت بیتی مقیاس خاکستری تبدیل شده، هیستوگرام گرادین‌های جهت‌دار از آن‌ها استخراج شده و به عنوان ورودی به طبقه‌بند حداقل مربعات غیرخطی^۳ (NNLS) داده شده است. برای تایید اثربخشی روش پیشنهادی، طبقه‌بند NNLS با شبکه‌های عصبی مصنوعی^۴ (BPNN)، KNN و SVM به طور جداگانه مقایسه شده است. نتایج به دست آمده به همراه ارزیابی‌های مقایسه‌ای با دیگر الگوریتم‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی آن‌ها از سایر الگوریتم‌ها بهتر بوده و به دقت ۹۵/۸۳٪ رسیده است.

در مقاله‌ی آنوراگی و هم‌کارانش [۲۵] از تبدیل ویولت بر مبنای چهارچوب یادگیری ماشین^۵ برای طبقه‌بندی افراد الکلی و

^۶ K-Nearest Neighbor

^۷ Least Square

^۸ Davis-Bouldin

^۹ Intelligent Systems

^۱ Support Vector Machine

^۲ Short Fast Fourier Transform

^۳ Nonnegative Least Squares

^۴ Back Propagation Neural Network

^۵ Machine Learning

زیرباند‌های دلتا (۰/۱-۴ هرتز)، تتا (۴-۷ هرتز)، اولین زیرباند پایین آلفا (۷-۹ هرتز)، دومین زیرباند پایین آلفا (۹-۱۱ هرتز)، زیرباند بالای آلفا (۱۱-۱۳ هرتز) و بتا (۱۳-۳۰ هرتز) با استفاده از الگوریتم تبدیل فوریه‌ی سریع (FFT) محاسبه شده است.

۲-۱-۲-۲- آنترپوی تقریبی

آنترپوی تقریبی (ApEn) پیچیدگی و بی‌نظمی سیگنال را کمی‌سازی می‌کند. مقادیر پایین ApEn نشان دهنده‌ی پیش‌بینی‌پذیری و نظم بالای داده‌های سری زمانی و مقادیر بالای ApEn نشان دهنده‌ی بی‌نظمی و تغییرات تصادفی در سری‌های زمانی است. با قرار دادن سیگنال در فضای m -بعدی، ApEn از انتگرال همبستگی $C_r^m(i)$ محاسبه شده، سپس تابع $\ln C_r^m(i)$ به دست آمده و میانگین‌گیری می‌شود.

$$\Phi^m(r) = [N - (m - 1)]^{-1} \sum_{i=1}^{N-(m-1)} \ln(C_r^m(i)) \quad (1)$$

با اضافه شدن یک واحد به m ، آنترپوی تقریبی به صورت رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود.

$$ApEn(m, r) = \Phi^m(r) - \Phi^{m-1}(r) \quad (2)$$

در این رابطه، m و r به ترتیب برابر با ۱ و ۰/۲۵ درصد از انحراف معیار هر سری زمانی در نظر گرفته شده است. این مقادیر بر اساس نتایج پژوهش‌های پیشین که اعتبار و صحت آماری قابل قبولی را برای ApEn گزارش کرده‌اند، انتخاب شده است [۳۱].

۲-۱-۲-۳- آنترپوی جایگشتی

آنترپوی جایگشتی (PE) دینامیک و پویایی فعالیت مغز را دنبال و ردیابی می‌کند. در ابتدا باید سری غیرایستای EEG به مجموعه‌ای از الگوهای ترتیبی تقریباً ایستا تبدیل شود. سری زمانی N -نقطه‌ای با بعد m و اختلاف زمانی s به صورت رابطه‌ی (۳) در نظر گرفته شده و به بردارهایی به صورت رابطه‌ی (۴) تبدیل می‌شود.

$$X_N = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_N] \quad (3)$$

$$X_i = [x_i \ x_{i+r} \ \dots \ x_{i+m\tau}], 1 \leq i \leq N - (m - 1)\tau \quad (4)$$

با مرتب شدن x_i به صورت یک ترتیب افزایشی، تعداد الگوهای ترتیبی ممکن برابر با $J=m!$ است که جایگشت نامیده می‌شوند.

یک مطالعه برای بررسی ارتباط سیگنال EEG به وابستگی ژنتیکی به الکل است. این مجموعه‌ی داده شامل سیگنال EEG ۱۰ فرد الکلی و ۱۰ فرد کنترل بوده که در طی سی آزمایش با ۶۴ الکتروود و با فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۶ هرتز ثبت شده است [۲۷]. سیگنال EEG هر آزمایش شامل یک ثانیه سیگنال حین تماشای تصویر است. در هنگام ثبت سیگنال به برخی افراد یک تصویر (S1) و به برخی دیگر دو تصویر (S1 و S2) نشان داده شده که تصاویر S1 و S2 ممکن است یک‌سان و یا متفاوت باشند. تصاویر اشیای انتخاب شده از مجموعه‌ی تصاویر Vanderwart و Snodgrass بوده که از آن برای بررسی تفاوت‌ها و شباهت‌ها در پردازش کلمات و عکس‌ها استفاده شده است. در مجموعه‌ی داده‌ی این پژوهش، یک فایل برای هر داده وجود دارد به طوری که اگر به فرد یک تصویر، دو تصویر غیرهم‌سان و یا دو تصویر هم‌سان نمایش داده شود، فایل آن‌ها به ترتیب به صورت S1 obj، S2 no match و S2 match است. شروع داده‌ها از کانال Fp1 است [۲۸]. در این مقاله از سیگنال‌های EEG ثبت شده در هنگام نمایش تصاویر S1 استفاده شده است.

۲-۲- پردازش داده‌ها

برای حذف نویز و افزایش کیفیت سیگنال و حذف نویز برق شهر به ترتیب از فیلترهای باتروورث^۱ مرتبه‌ی ۶ میان‌گذر ۰/۴ تا ۴۵ هرتز و میان‌گذر ۵۰ هرتز استفاده شده و در ادامه به استخراج ویژگی و پردازش داده‌ها پرداخته شده است. از آزمون آماری برای بررسی وجود تفاوت معنادار بین ویژگی‌ها و از شاخص DB برای ارزیابی کیفیت فضای ویژگی و بررسی تفاوت و تمایز بین دو حالت استفاده شده است. طبقه‌بندی سیگنال مغزی به دو گروه الکل و کنترل با طبقه‌بند KNN و تحلیل داده‌ها با نرم‌افزار متلب انجام شده که در ادامه هر بخش توضیح داده شده است.

۲-۲-۱- استخراج ویژگی‌ها

توان زیرباند‌های فرکانسی و ویژگی‌های غیرفرکانسی شامل آنترپوی تقریبی^۲ (ApEn)، آنترپوی جایگشتی^۳ (PE)، بعد فراکتال^۴ کتر و بعد فراکتال پتروشن از سیگنال EEG استخراج شده است [۲۹].

۲-۱-۲-۲- توان زیرباند‌های فرکانسی سیگنال EEG

توان سیگنال EEG ظرفیت پردازش اطلاعات در قشر مغز را منعکس می‌کند [۳۰]. چگالی طیف توان سیگنال EEG شامل

^۱ Fractal Dimension

^۵ Nonstationary Series

^۱ Butterworth Filter

^۲ Approximate Entropy

^۳ Permutation Entropy

تعریف شده و سطح تفکیک پذیری آن‌ها را نشان می‌دهد. به منظور انتخاب بدترین وضعیت تفکیک پذیری، ابتدا فاصله‌ی بین هر خوشه اندازه‌گیری شده و آن‌گاه معیار DB که با رابطه‌ی (۸) محاسبه می‌شود برابر با میانگین بدترین وضعیت تفکیک پذیری در تمام خوشه‌ها است [۳۵، ۳۶].

$$DB = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \max(R_{ij}), \quad i \neq j \quad (۸)$$

در این رابطه، c تعداد خوشه‌ها و R_{ij} میزان شباهت یک خوشه به خوشه‌ی دیگر است که طبق رابطه‌ی (۹) تعریف می‌شود.

$$R_{ij} = \frac{S_i + S_j}{D_{ij}} \quad (۹)$$

در این رابطه، S_i و S_j به ترتیب i-امین و j-امین ماتریس پراکندگی و D_{ij} فاصله‌ی بین میانگین خوشه‌ها است و ماتریس پراکندگی خوشه‌ها بر مبنای تابع فاصله تعریف می‌شود [۳۷].

۴-۲-۲- طبقه‌بندی

از طبقه‌بند KNN می‌توان به عنوان یکی از ساده‌ترین الگوریتم‌ها در بحث طبقه‌بندی نام برد که یک روش رقابتی و ناپارامتری است و در داده‌کاوی، یادگیری ماشین و تشخیص الگو مورد استفاده قرار می‌گیرد. در طبقه‌بند KNN پس از تعیین K، فاصله‌ی داده‌های تست از تمام داده‌های آموزش محاسبه شده و اولین و کوتاه‌ترین فاصله از K انتخاب می‌شود. در ادامه X به کلاسی اختصاص داده می‌شود که بیش‌ترین رای را در میان نزدیک‌ترین K همسایه دریافت کند [۳۸، ۳۹].

به منظور بررسی کارایی و موثر بودن طبقه‌بندی و تشخیص افراد الکلی از سالم، از ماتریس درهم‌ریختگی (CM) استفاده شده که چهار پارامتر منفی حقیقی (TN)، مثبت کاذب (FP)، منفی کاذب (FN) و مثبت حقیقی (TP) را تولید می‌کند. به کمک ماتریس CM می‌توان سه پارامتر شامل دقت، حساسیت و اختصاصی بودن ویژگی را تعیین کرد که عمل کرد طبقه‌بندی را ارزیابی می‌کنند. دقت نشان دهنده‌ی توانایی طبقه‌بند در تشخیص صحیح افراد الکلی و سالم، حساسیت بیان‌گر توانایی طبقه‌بند در انتخاب درست افراد الکلی و اختصاصی بودن ویژگی حاکی از توانایی طبقه‌بند در انتخاب درست افراد کنترل است [۴۰]. این سه پارامتر با استفاده از روابط زیر به دست می‌آیند.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (۱۰)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۱۱)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (۱۲)$$

بردارهای x_i را می‌توان به صورت دنباله‌ای از سمبل‌ها نشان داد که هر جایگشت به عنوان یک سمبل در نظر گرفته می‌شود. در سری زمانی X_N ، احتمال سمبل‌های گوناگون با P_1, \dots, P_j نشان داده شده و PE با رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود [۳۲].

$$H(d, \tau) = \sum_{j=1}^d p(j) \log p(j) \quad (۵)$$

۲-۲-۱-۴- بعد فراکتال (FD)

بعد فراکتال (FD) پیچیدگی و بی‌نظمی سیگنال را اندازه‌گیری می‌کند. مقادیر بالای FD نشان دهنده‌ی پیچیدگی بیش‌تر سیگنال و مقادیر پایین‌تر FD نشان دهنده‌ی نظم بیش‌تر در سیگنال است. بعد فراکتال به چندین روش قابل محاسبه بوده که در این پژوهش، از روش FD کتر و پتروشن استفاده شده است. بعد فراکتال کتر با استفاده از طول سیگنال، مجموع فواصل بین نقاط متوالی و قطر تخمین زده شده به عنوان فاصله‌ی بین اولین نقطه‌ی دنباله با دورترین نقطه‌ی دنباله به صورت رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود [۳۳].

$$D = \frac{\log_{10}(n)}{\log_{10}\left(\frac{d}{L}\right) + \log_{10}(n)} \quad (۶)$$

در این رابطه، L کل طول منحنی یا مجموع فواصل بین نقاط متوالی، d قطر معادل با فاصله‌ی بین اولین نقطه‌ی دنباله و دورترین نقطه از نقطه‌ی اول و n تعداد گام‌ها در یک منحنی است. بعد فراکتال پتروشن با استفاده از طول سیگنال و تعداد تغییر علامت در سیگنال به صورت زیر محاسبه می‌شود [۳۴].

$$D = \frac{\log_{10}(n)}{\log_{10}\left(\frac{n}{n + 0.4N_D}\right) + \log_{10}(n)} \quad (۷)$$

در این رابطه، n طول سیگنال (تعداد نقاط) و N_D تعداد تغییر علامت‌ها در دنباله‌ی باینری تولید شده از سیگنال است.

۲-۲-۲- تحلیل آماری

از آزمون Kolmogorov-Smirnov برای مقایسه‌ی ویژگی‌های استخراج شده با توزیع نرمال استاندارد استفاده شده است. از آن‌جا که هیچ‌یک از ویژگی‌ها توزیع نرمال نداشتند، از آزمون Mann-Whitney برای بررسی و مشخص کردن تفاوت معنادار بین ویژگی‌ها در شرایط متفاوت استفاده شده است.

۲-۲-۳- معیار DB

معیار DB به عنوان معیار ارزیابی، فضای استخراج ویژگی را بررسی می‌کند. این معیار بر اساس ماتریس پراکندگی خوشه‌ها

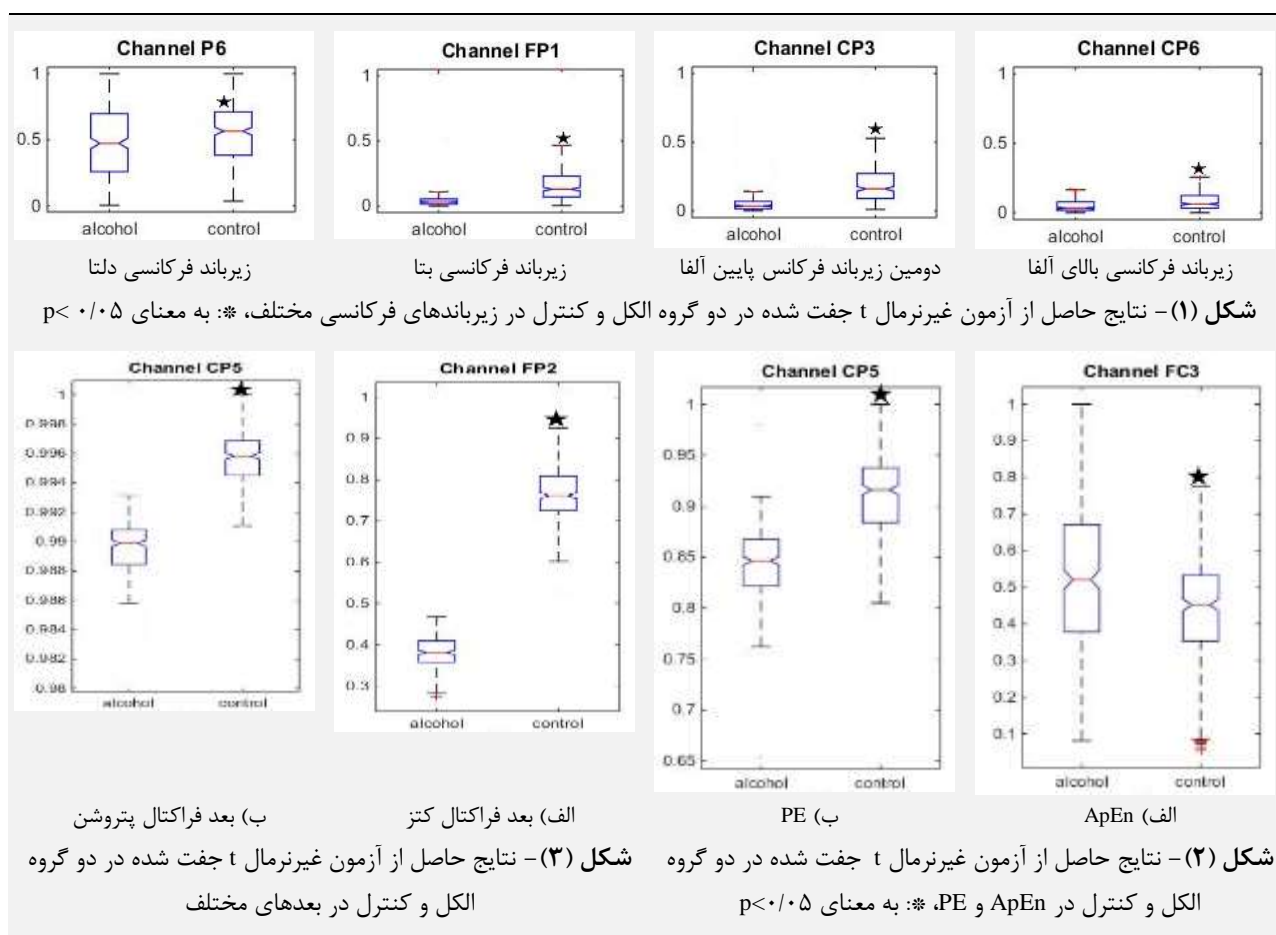
دلته، بتا دو، بالای آلفا و دومین زیرباند پایین آلفا در کانال‌های دارای بهترین تفکیک‌پذیری در شکل (۱) ارائه شده است.

تحلیل آماری ویژگی‌های غیرفرکانسی نشان می‌دهد که PE، بعد فراکتال کتز و بعد فراکتال پتروشن در گروه کنترل نسبت به گروه الکل و ApEn در گروه الکل نسبت به کنترل افزایش یافته است. معیار PE، بعد فراکتال کتز و پتروشن در تمام کانال‌ها و ApEn در ۱۰ کانال اختلاف معناداری داشته است. با توجه به زیاد بودن تعداد کانال‌ها، امکان نمایش تمام نتایج وجود ندارد. با توجه به معیار DB، ویژگی‌های ApEn، PE، بعد فراکتال کتز و پتروشن به ترتیب در کانال‌های CP3، FP2، CP5 و CP6 بهترین تفکیک‌پذیری را داشته است. نتایج آزمون آماری ویژگی‌های غیرفرکانسی در کانال‌های دارای بهترین تفکیک‌پذیری در شکل‌های (۲) و (۳) ارائه شده است.

در این روابط، TP تعداد تشخیص درست افراد بیمار، FP تعداد تشخیص نادرست افراد بیمار، TN تعداد تشخیص درست افراد سالم و FN تعداد تشخیص نادرست افراد سالم است.

۳- تحلیل و بررسی نتایج

نتایج تحلیل آماری نشان می‌دهد که توان زیرباندهای دلته، بتا دو، بالای آلفا و دومین زیرباند پایین آلفا در گروه الکل در مقایسه با گروه کنترل کاهش یافته و در تمام ۶۴ کانال اختلاف معناداری وجود دارد. با توجه به زیاد بودن تعداد کانال‌ها، امکان نمایش تمام نتایج وجود ندارد. با توجه به معیار DB، توان زیرباندهای دلته، بتا دو، زیرباند بالای آلفا و دومین زیرباند پایین آلفا به ترتیب در کانال‌های P6، FP1، CP3 و CP6 بهترین تفکیک‌پذیری را داشته که نتایج آزمون آماری توان زیرباندهای



ارائه شده است. این ویژگی‌ها به عنوان ورودی به طبقه‌بند KNN داده شده تا بهترین ویژگی و کانال از سیگنال EEG برای تفکیک افراد الکلی و کنترل تعیین شود. از ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش طبقه‌بند KNN و از ۳۰٪ داده‌ها برای آزمون استفاده شده است. تعیین بهترین کانال و ویژگی می‌تواند در کاربردهایی مانند آموزش نوروفیدبک مورد استفاده قرار گیرد.

نتایج DB برای ویژگی‌های فرکانسی و غیرفرکانسی در تمام افراد در جدول (۲) ارائه شده که طبق آن در بین ویژگی‌های فرکانسی، توان دومین زیرباند پایین آلفا در کانال CP3 و در بین ویژگی‌های غیرفرکانسی، بعد فراکتال کتز در کانال FP2 تفکیک‌پذیری بهتری دارد. نتایج طبقه‌بند KNN در ویژگی‌های فرکانسی و غیرفرکانسی نیز به ترتیب در جدول‌های (۳) و (۴)



ApEn، PE، بعد فراکتال کتز و پتروشن استخراج شده و سپس ویژگی‌هایی که تفاوت معناداری را بین گروه الکلی و کنترل مشخص می‌کنند با استفاده از معیار DB مشخص شده که این ویژگی‌ها در کدام کانال بهترین تفکیک‌پذیری را نشان داده و در نهایت این ویژگی‌ها به طبقه‌بند KNN برای طبقه‌بندی سیگنال EEG افراد الکلی و غیرالکلی داده شده است.

بر اساس نتایج آزمون آماری، توان زیرباندهای بالای آلفا، دومین زیرباند پایین آلفا، بتا و دلتا در افراد الکلی در مقایسه با افراد غیرالکلی کاهش یافته و در تمام ۶۴ کانال اختلاف معناداری وجود دارد. در بین ویژگی‌های فرکانسی با توجه به شاخص DB، توان دومین زیرباند پایین آلفا در کانال CP3 از تفکیک‌پذیری بالایی برخوردار است. در بین ویژگی‌های غیرفرکانسی، PE، بعد فراکتال کتز و پتروشن در گروه کنترل نسبت به گروه الکلی افزایش یافته و ApEn در گروه الکلی نسبت به گروه کنترل افزایش یافته است. معیار PE، بعد فراکتال کتز و پتروشن در تمام کانال‌ها اختلاف معناداری داشته و APE در ۱۰ کانال اختلاف معناداری دارد. در بین ویژگی‌های غیرفرکانسی با توجه به شاخص DB، بعد فراکتال کتز در کانال FP2 از تفکیک‌پذیری بهتری برخوردار است. از بین دو ویژگی توان دومین زیرباند پایین آلفا در کانال CP3 و بعد فراکتال کتز در کانال FP2 نیز بعد فراکتال کتز در کانال FP2 بهترین تفکیک‌پذیری را دارد.

در تحقیقات نشان داده شده که مهم‌ترین آسیب مغزی در افراد الکلی در لوب پیشانی رخ داده و تغییرات این لوب در اثر مصرف الکلی مشاهده شده است. از آسیب‌های متداول این لوب می‌توان به اختلال عمل‌کرد عصبی، کاهش جریان خون و یا سوخت‌وساز نامناسب در این لوب اشاره کرد. آسیب الکلی به لوب پیشانی باعث می‌شود که فرد پاسخ مناسبی به یک وضعیت مشخص نداده و نتواند احساسات خود را در صورت و صدای خود نشان دهد که سبب کاهش یا عدم‌انگیزه در افراد می‌شود [۴۱]. با توجه به تاثیر الکلی روی عمل‌کردهای اجرایی لوب پیشانی، می‌توان نتیجه گرفت که مصرف الکلی سبب ایجاد اختلالاتی در این لوب شده که یافته‌های این مقاله نیز تاییدی بر این فرضیه است. طبق نتایج این مقاله، بعد فراکتال کتز در کانال FP2 بهترین تفکیک‌پذیری را بین افراد الکلی و کنترل داشته و این نشان می‌دهد که تغییراتی در لوب پیشانی افراد الکلی نسبت به افراد کنترل ایجاد شده است. در مقالات دیگر نشان داده است که افزایش مصرف الکلی روی لوب‌های پاریتال و مرکزی نیز تاثیر گذاشته که باعث کاهش همبستگی بین قسمت‌های مختلف مغز، کاهش تعادل و تحریک قشر مغز می‌شود [۴۲].

جدول (۲) - معیار دیویس-بولدین برای ویژگی‌های فرکانسی و غیرفرکانسی در تمام افراد شرکت کننده

ویژگی	کانال	شاخص DB
زیرباند بالای آلفا	CP6	۷/۹۲۰۳
دومین زیرباند پایین آلفا	CP3	*۱/۷۶۳۸
بتا دو	FP1	۲/۳۰۹۵
دلتا	P6	۶/۳۱۶۲
ApEn	FC3	۳/۵۵۷۸
PE	CP5	۱/۶۷۹۷
بعد فراکتال کتز	FP2	*۰/۸۰۶۲
بعد فراکتال پتروشن	CP5	۱/۰۰۷۱

جدول (۳) - نتایج طبقه‌بندی KNN برای ویژگی‌های فرکانسی

زیرباندهای فرکانسی	دقت	حساسیت	اختصاصی بودن
زیرباند بالای آلفا	٪۵۶	٪۵۶	٪۵۶
دومین زیرباند پایین آلفا	٪۷۱	٪۷۴	٪۶۹
بتا دو	٪۷۰	٪۷۲	٪۶۸
دلتا	٪۴۴	٪۴۲	٪۴۵

جدول (۴) - نتایج طبقه‌بندی KNN برای ویژگی‌های غیرفرکانسی

ویژگی غیرفرکانسی	دقت	حساسیت	اختصاصی بودن
ApEn	٪۵۷	٪۵۷	٪۵۶
PE	٪۷۶	٪۷۶	٪۷۶
بعد فراکتال کتز	٪۹۳	٪۱۰۰	٪۸۳
بعد فراکتال پتروشن	٪۸۹	٪۹۱	٪۸۶

عمل‌کرد طبقه‌بند از لحاظ دقت، حساسیت و اختصاصی بودن ویژگی مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج طبقه‌بندی KNN نشان می‌دهد که در بین ویژگی‌های فرکانسی، توان دومین زیرباند پایین آلفا و در بین ویژگی‌های غیرفرکانسی، بعد فراکتال کتز بیش‌ترین درصد دقت، حساسیت و اختصاصی بودن ویژگی را داشته است. با توجه به نتایج تحلیل آماری، کانال FP2 بهترین تفکیک‌پذیری را بین گروه الکلی و کنترل داشته و بعد فراکتال کتز بهترین ویژگی در طبقه‌بندی سیگنال EEG الکلی و سالم است.

۴- نتیجه‌گیری

هدف این پژوهش قبل از طبقه‌بندی سیگنال EEG افراد الکلی و کنترل، یافتن بهترین ویژگی و کانال از سیگنال EEG است. به عبارت دیگر، هدف پژوهش حاضر این است که با کم‌ترین کانال و ویژگی، سیگنال EEG افراد الکلی و کنترل طبقه‌بندی شود. در این مقاله سیگنال EEG ۲۰ نفر (۱۰ فرد الکلی و ۱۰ فرد کنترل) در ۶۴ کانال بررسی شده است. ویژگی‌های فرکانسی و غیرفرکانسی شامل توان زیرباندهای سیگنال EEG،

مجله پردازش سیگنال پیشرفته، س: ۳، ش: ۱، ص: ۷۵-۶۷، تابستان ۱۳۹۸.

- [3] R. Willoughby, M. Zambotti, F. C. Baker, I. M. Colrain, "Evoked K-complexes and altered interaction between the central and autonomic nervous systems during sleep in alcohol use disorder", *Alcohol*, Vol. 84, pp. 1-7, May 2020.
- [4] P. Wang, J. Hu, "A hybrid model for EEG-based gender recognition", *Cogn Neurodyn*, Vol. 13, pp. 541-554, 2019.
- [5] Anuragi, D. S. S. Sisodia, "Empirical wavelet transform based automated alcoholism detecting using EEG signal features", *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 57, pp. 1-14, March 2020.
- [6] P. Mohanty, P. Siddharth, K. B. Swain, R. K. Patnaik, "Driver assistant for the detection of drowsiness and alcohol effect", *Proceeding of the IEEE/ICSSS*, pp. 279-283, Chennai, India, May 2017.
- [7] Hickie, B. Whitwell, "Alcohol and the teenage brain: safest to keep them apart", *Brain and Mind Research Institute*, University of Sydney, 2009.
- [8] M. Berglund, "Cerebral blood flow in chronic alcoholics", *Alcoholism: Clinical and Experimental Research*, Vol. 5, No. 2, pp. 295-303, 1981.
- [9] M. Oishi, Y. Mochizuki, E. Shikata, "Corpus callosum atrophy and cerebral blood flow in chronic alcoholics", *Journal of the Neurological Sciences*, Vol. 162, No. 1, pp. 51-55, Jan. 1999.

[10] قدسی س.، محمدزاده ه.، آقاچان ح.، "تحلیل اتصالات

مغزی برای پیش بینی وقوع حملات تشنج صرعی با استفاده از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی"، فصل نامه علمی پژوهشی مهندسی پزشکی زیستی، س: ۱۳، ش: ۳، ص: ۳۶۰-۳۵۱، پاییز ۱۳۹۸.

[11] M. Gorgoni, A. D'Atri, S. Scarpelli, F. Reda, L. De Gennaro, "Sleep electroencephalography and brain maturation: developmental trajectories and the relation with cognitive functioning", *Sleep Medicine*, Vol. 66, pp. 33-50, Feb. 2020.

[12] G. M. Opie, L. A. Otieno, M. Pourmajidian, J. G. Semmler, S. K. Sidhu, "Older adults differentially modulate transcranial magnetic stimulation-electroencephalography measures of cortical inhibition during maximal single-joint exercise", *Neuroscience*, Vol. 425, pp. 181-193, Jan. 2020.

[13] زاهدی حقیقی س.س.، سخایی س.م.، دلیری م.ر.، "تشخیص حالت‌های احساسی مبتنی بر EEG با استفاده از شبکه یادگیری عمیق"، فصل نامه علمی پژوهشی مهندسی پزشکی زیستی، س: ۱۳، ش: ۲، ص: ۱۶۰-۱۵۱، تابستان ۱۳۹۸.

[14] W. Al-salman, Y. Li, P. Wen, M. Diyk, "An efficient approach for EEG sleep spindles detection based on fractal dimension coupled

در ادامه با استفاده از طبقه‌بند KNN با ویژگی‌های توان دومین زیرباند پایین آلفا و بعد فراکتال کتز به ترتیب دقت ۷۱٪ و ۹۳٪ حاصل شده است. بنابراین بهترین ویژگی و بهترین کانال برای طبقه‌بندی سیگنال EEG، بعد فراکتال کتز در کانال FP2 است. نتایج به دست آمده شامل کاهش توان زیرباندهای فرکانسی بالای آلفا، دومین زیرباند پایین آلفا، بتا دو و دلتا در افراد الکلی با یافته‌های پیشین [۴۲-۴۶] هماهنگی دارد. در مقاله‌ی باوکار نشان داده شده که ریتم آلفا و گاما بین افراد الکلی و کنترل تمایز خوبی ایجاد کرده و به دقت ۹۸٪ در طبقه‌بند KNN دست یافته است [۴۵]. دلیل این دقت بالا استفاده از تمام ۶۴ کانال است که پیچیدگی محاسباتی بالایی دارد. در حالی که در مقاله‌ی حاضر طبقه‌بندی با یک کانال انجام شده است. در یک پژوهش دیگر نیز به منظور طبقه‌بندی افراد الکلی و کنترل، ویژگی‌های مشتق شده از تبدیل ویولت شامل انرژی، آنتروپی و میانه‌ی هر زیرباند به کار گرفته شده و حداکثر دقت ۸۸٪ در باند تتا در طبقه‌بند KNN حاصل شده است [۴۶، ۴۷].

در نهایت در این پژوهش بهترین ویژگی و کانال از سیگنال EEG به منظور تفکیک افراد الکلی و غیرالکلی تعیین شده و به عبارت دیگر با کم‌ترین کانال و ویژگی، سیگنال EEG افراد الکلی و سالم تفکیک شده است. بعد فراکتال کتز در کانال FP2 بهترین تفکیک‌پذیری را بین افراد الکلی و کنترل نشان داده است. بعد فراکتال کتز به تنوع فعالیت نورون‌های عصبی وابسته بوده و نشان دهنده‌ی تغییرات هم‌زمانی و هم‌گامی سیگنال مغز تحت شرایط ذهنی مشخص است [۴۸]. از کانال و ویژگی تعیین شده در این پژوهش می‌توان در کاربردهایی مانند آموزش جهت درمان اختلالات ناشی از مصرف الکل و افزایش توانایی‌های شناختی استفاده کرد [۴۹].

۵- سپاس‌گزاری

این پژوهش در مرکز تحقیقات ریزش‌های هوشمند در دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد انجام شده است.

۶- مراجع

- [1] خدابخشی م.ر.، دوائی مرکزی ا.ح.، "تحلیل دینامیکی و دوشاخگی‌های مدل توده‌ی نوروئی جانسن-ریت و کاربرد آن در توصیف حملات صرعی"، فصل نامه علمی پژوهشی مهندسی پزشکی زیستی، س: ۱۱، ش: ۱، ص: ۸۱-۶۳، بهار ۱۳۹۶.
- [2] علی‌پور صفار ا.، شمسی م.، "ارزیابی بخش‌بندی توأم با تصحیح میدان بایاس تصاویر MR مغز انسان توسط روش‌های تنظیم سطح و مؤلفه‌های ذاتی ضرب‌شونده"،

- IEEE/CONECCT, pp. 1-6, Bangalore, India, July 2015.
- [27] H. Begleiter, L. Ingber, "EEG database data set" Neurodynamics Laboratory, State University of New York Health Center Brooklyn, New York 1993:UCI.
- [28] J. G. Snodgrass, M. Vanderwart, "A standardized set of 260 pictures: norms for name agreement, image agreement, familiarity, and visual complexity", *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, Vol. 6, No. 2, pp. 174-215, 1980.
- [29] N. Behzadfar, S. M. P. Firoozabadi, K. Badie, "Low-complexity discriminative feature selection from eeg before and after short-term memory task", *Clinical EEG and Neuroscience*, Vol. 47, No. 4, pp. 291-297, 2016.
- [30] Kraus, C. Cadle, S. Simon-Dack, "EEG alpha activity is moderated by the serial order effect during divergent thinking", *Biological Psychology*, Vol. 145, pp. 84-95, July 2019.
- [31] P. Zarjam, J. Epps, F. Chen, N. H. Lovell, "Classification of working memory load using wavelet complexity features of EEG signals", *International Conference on Neural Information Processing*, 2012: Springer, pp. 692-699.
- [32] S. M. Pincus, "Approximate entropy as a measure of system complexity", *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 88, no. 6, pp. 2297-2301, 1991.
- [33] W. Klimesch, "EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: A review and analysis", *Brain research Reviews*, Vol. 29, No. 2-3, pp. 169-195, April 1999.
- [34] N. Druesne-Pecollo, B. Tehard, Y. Mallet, M. Gerber, T. Norat, S. Herberg, P. Latino-Martel, "Alcohol and genetic polymorphisms: Effect on risk of alcohol-related cancer", *The lancet oncology*, Vol. 10, No. 2, pp. 173-180, 2009.
- [35] R. Shalhaf, H. Behnam, H. J. Moghadam, "Monitoring depth of anesthesia using combination of EEG measure and hemodynamic variables", *Cognitive Neurodynamics*, Vol. 9, No. 1, pp. 41-51, 2015.
- [36] H. Siamaknejad, C. K. Loo, W. S. Liew, "Fractal dimension methods to determine optimum EEG electrode placement for concentration estimation", *Neural Computing and Applications*, Vol. 31, No. 3, pp. 945-953, March 2019.
- [37] G. Rodriguez-Bermudez, P. J. Garcia-Laencina, "Analysis of EEG signals using nonlinear dynamics and chaos: A review," *Applied Mathematics and Information Sciences*, Vol. 9, no. 5, pp. 2309-2321, 2015.
- [38] Martins, A. Duarte, J. Dantas, J. C. Principe, "A new clustering separation measure based on negentropy", *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, Vol. 26, pp. 28-45, 2015.
- [39] V. Konok, A. Marx, T. Faragó, "Attachment styles in dogs and their relationship with time frequency image", *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 41, pp. 210-221, March 2018.
- [15] P. Zarjam, J. Epps, F. Chen, N. H. Lovell, "Classification of working memory load using wavelet complexity features of EEG signals", *Proceeding of the ICONIP*, pp. 692-699, Berlin, Heidelberg, 2012.
- [16] F. Riaz, S. Khadim, R. Rauf, M. Ahmad, S. Jabbar, J. Chaudhry, "A validated fuzzy logic inspired driver distraction evaluation system for road safety using artificial human driver emotion", *Computer Networks*, Vol. 143, pp. 62-73, Oct. 2018.
- [17] S. J. Brislin, J. E. Hardee, M. E. Martz, L. M. Cope, M. M. Heitzeg, "Alcohol expectancies mediate the association between the neural response to emotional words and alcohol consumption", *Drug and Alcohol Dependence*, Vol. 2091, Article 107882, April 2020.
- [18] E. Malar, M. Gauthaam, M. Kalaikamal, S. Muthukrishnan, "The EEG based driver safety system", *International Journal of Engineering and Technology*, Vol. 4, No. 3, pp. 340-343, June 2012.
- [19] R. F. Kaplan, B. C. Glueck, M. N. Hesselbrock, H. R. Jr, "Power and coherence analysis of the EEG in hospitalized alcoholics and nonalcoholic controls", *Journal of Studies on Alcohol*, Vol. 46, No. 2, pp. 122-127, Mar. 1985.
- [20] H. Wang, F. He, J. Du, C. Liu, H. Zhao, "Effect of alcohol-dependent EEG on the traffic signal recognition", *Proceeding of the IEEE/ITAB*, pp. 395-396, Shenzhen, China, May 2008.
- [21] W. Di, C. Zhihua, F. Ruifang, L. Guangyu, L. Tian, "Notice of retraction: Study on human brain after consuming alcohol based on EEG signal", *Proceeding of the IEEE/ICCSIT*, Vol. 5, pp. 406-409, Chengdu, China, July 2010.
- [22] R. Cao, H. Deng, Z. Wu, G. Liu, H. Guo, J. Xiang, "Decreased synchronization in alcoholics using EEG", *IRBM*, Vol. 38, No. 2, pp. 63-70, April 2017.
- [23] M. A. Shooshtari, S. K. Setarehdan, "Selection of optimal EEG channels for classification of signals correlated with alcohol abusers", *Proceeding of the IEEE/ICOSP*, pp. 1-4, Beijing, China, Oct. 2010.
- [24] V. Bajaj, Y. Guo, A. Sengur, S. Siuly, and O. F. Alcin, "A hybrid method based on time-frequency images for classification of alcohol and control EEG signals," *Neural Computing and Applications*, vol. 28, no. 12, pp. 3717-3723, 2017.
- [25] Anuragi and D. S. S. Sisodia, "Empirical wavelet transform based automated alcoholism detecting using EEG signal features," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 57, p. 101777, 2020.
- [26] G. Gopan, N. Sinha, D. Babu, "Hybrid features based classification of alcoholic and non-alcoholic EEG", *Proceeding of the*



- [45] S. Bavkar, B. Iyer, S. Deosarkar, "Detection of alcoholism: an EEG hybrid features and ensemble subspace K-NN based approach", *Distributed Computing and Internet Technology*, Vol. 11319, pp. 161-168, 2019.
- [46] W. Cherif, "Optimization of K-NN algorithm by clustering and reliability coefficients: application to breast-cancer diagnosis", *Procedia Computer Science*, Vol. 127, pp. 293-299, 2018.
- [47] Yazdani and S. K. Setarehdan, "Classification of EEG signals correlated with alcohol abusers", *Proceeding of the IEEE/ISSPA*, pp. 1-4, Sharjah, United Arab Emirates, 2007.
- [48] X. Li, Z. Deng, and J. Zhang, "Function of EEG temporal complexity analysis in neural activities measurement", *Advances in Neural Networks*, Vol. 5551, pp. 209-218, 2009.
- [49] Dousset, H. Kajosch, A. Ingels, E. Schroder, C. Kornreich, S. Campanella, "Preventing Relapse in Alcohol Disorder with EEG-neurofeedback as a neuromodulation technique: A review and new insights regarding its application", *Addictive Behaviors*, Vol. 106, pp. 1-6, Article 106391, 2020.
- with separation-related disorder– A questionnaire based clustering", *Applied Animal Behaviour Science*, Vol. 213, pp. 81-90, April 2019.
- [40] L. Davies, D. W. Bouldin, "A cluster separation measure", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-1, No. 2, pp. 224-227, April 1979.
- [41] Yazdani, S. K. Setarehdan, "Classification of EEG signals correlated with alcohol abusers", *Proceeding of the IEEE/ISSPA*, pp. 1-4, Sharjah, United Arab, Feb. 2007.
- [42] W. Mumtaz, P. L. Vuong, L. Xia, A. S. Malik, R. B. A. Rashid, "An EEG-based machine learning method to screen alcohol use disorder", *Cogn Neurodyn*. Vol. 11, No. 2, pp. 161–171, April 2017.
- [43] H. F. Moselhy, G. Georgiou, and A. Kahn, "Frontal lobe changes in alcoholism: a review of the literature", *Alcohol and alcoholism*, vol. 36, no. 5, pp. 357-368, 2001.
- [44] K. Mittal, G. Aggarwal, P. Mahajan, "Performance study of K-nearest neighbor classifier and K-means clustering for predicting the diagnostic accuracy", *International Journal of Information Technology*, Vol. 11, No. 3, pp. 535-540, 2019.