

الله أكبر



دانشگاه صنعتی شریف

دانشکده مهندسی برق

گزارش پروژه کارشناسی ۱

گرایش کنترل

عنوان:

پیش‌بینی تشنج از روی سیگنال الکتروانسفالوگرام با استفاده از

گراف ارتباطات علی

نگارش :

مسعود ناطقی

استاد راهنما :

دکتر سپیده حاجی‌پور ساردوئی

بهار ۱۴۰۱

چکیده

بیماری صرع، یک اختلال عصبی مزمن و ناشناخته است که مشخصه اصلی آن بروز تشنج در افراد مبتلا به این بیماری است و تشنج به فعالیت هماهنگ و غیرطبیعی نورون‌ها در مغز گفته می‌شود. در زمان بروز تشنج، بیماران صرعی توانایی کنترل خود را از دست می‌دهند که این امر ممکن است باعث بروز حوادثی برای آن‌ها گردد؛ بنابراین وجود روشی که آن‌ها را از یک تشنج بالقوه مطلع کند، می‌تواند از بروز حوادث احتمالی جلوگیری کند.

در این پروژه ما با استفاده از سیگنال الکتروانسفالوگرام (EEG^۱) ثبت شده از فرد، ابتدا عملکرد مغز را بصورت یک گراف مدل می‌کنیم و با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی گرافی، وضعیت مغز بیمار را در دو دسته عادی^۲ یا در آستانه تشنج^۳ طبقه‌بندی می‌کنیم. روش‌های طبقه‌بندی گرافی استفاده شده در این پروژه شامل استخراج ویژگی‌های گرافی می‌باشد.

واژه‌های کلیدی:

صرع، پیش‌بینی تشنج، سیگنال الکتروانسفالوگرام (EEG)، ویژگی‌های گرافی، طبقه‌بندی

Electroencephalogram^۱

Inter-ictal^۲

Pre-ictal^۳

فهرست

فهرست شکلها.....	د.....
فهرست جداول.....	ذ.....
۱ فصل اول: مقدمه.....	۱.....
۱-۱ اهمیت پیش‌بینی تشنج.....	۱.....
۲-۱ اهداف و چالش‌ها.....	۲.....
۳-۱ ساختار گزارش.....	۲.....
۲ فصل دوم: مفاهیم پایه.....	۳.....
۱-۲ مقدمه.....	۳.....
۲-۲ صرع.....	۳.....
۱-۲-۲ انواع تشنج.....	۴.....
۲-۲-۲ روش‌های درمان.....	۴.....
۳-۲ سیگنال EEG.....	۶.....
۱-۳-۲ انواع معمول نویز و آرتیفکت در سیگنال EEG.....	۸.....
۲-۳-۲ حذف آرتیفکت‌ها.....	۱۱.....
۳-۳-۲ انواع مونتاژها.....	۱۲.....
۴-۲ جمع‌بندی.....	۱۳.....

۳ فصل سوم: پیش‌پردازش و استخراج ویژگی.....	۱۴
۳-۱ مقدمه.....	۱۴
۳-۲ پیش‌پردازش.....	۱۴
۳-۲-۱ حذف مولفه‌های اضافی سیگنال.....	۱۴
۳-۲-۲ تغییر مرجع سیگنال‌ها.....	۱۵
۳-۲-۳ جداسازی atrial ها و پنجره‌گذاری.....	۱۶
۳-۳ استخراج ویژگی.....	۱۷
۳-۳-۱ ویژگی‌های آماری.....	۱۸
۳-۳-۲ ویژگی‌های مبتنی بر آنتروپی.....	۱۸
۳-۳-۳ ویژگی‌های مبتنی بر مدل‌های پارامتری.....	۱۸
۳-۳-۴ ویژگی‌های مبتنی بر آشوب.....	۱۹
۳-۳-۵ ویژگی‌های وابسته به انرژی باندهای مختلف فرکانسی.....	۱۹
۳-۳-۶ ویژگی‌های مبتنی بر معیارهای بررسی سنجش ارتباطات کارکردی.....	۲۰
۳-۳-۷ ویژگی‌های مبتنی بر معیارهای بررسی سنجش ارتباطات علی.....	۲۰
۳-۴ مدل سازی گرافی.....	۲۱
۳-۴-۱ تعیین گره‌ها.....	۲۱
۳-۴-۲ تعیین یال‌ها.....	۲۲

۳-۵ ویژگی های گرافی.....	۲۳
۳-۵-۱ ضریب خوشگی.....	۲۴
۳-۵-۲ بازده محلی.....	۲۴
۳-۵-۳ بازده عمومی.....	۲۴
۳-۵-۴ طول مسیر مشخصه.....	۲۴
۳-۵-۵ خروج از مرکز، شعاع و قطر شبکه.....	۲۵
۳-۵-۶ درجه گره.....	۲۵
۳-۵-۷ نزدیکی.....	۲۵
۳-۵-۸ مابینی.....	۲۵
۳-۶ جمع بندی.....	۲۵
۴ فصل چهارم: خلاصه نتایج.....	۲۶
۴-۱ طبقه بند.....	۲۶
۴-۲ نتایج طبقه بندی.....	۲۸
۴-۲-۱ سوژه اول.....	۲۹
۴-۲-۲ سوژه پنجم.....	۲۹
۵ فصل پنجم: جمع بندی، نتیجه گیری و پیشنهادها.....	۳۰
۵-۱ مقدمه.....	۳۰

۳۰ ۲-۵ جمع بندی و نتیجه گیری

۳۱ ۳-۵ پیشنهادها

۳۳ مراجع

فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۲: نمونه ای از سیگنال EEG [۷]..... ۶
- شکل ۲-۲: سیستم ۱۰-۲۰ [۶]..... ۷
- شکل ۳-۲: آرتیفکت EOG..... ۹
- شکل ۴-۲: آرتیفکت EMG..... ۹
- شکل ۵-۲: آرتیفکت ECG..... ۱۰
- شکل ۶-۲: آرتیفکت اتصال نادرست الکتروود..... ۱۰
- شکل ۷-۲: آرتیفکت برق شهر..... ۱۱
- شکل ۸-۲: مونتاژ دوقطبی..... ۱۲
- شکل ۹-۲: مونتاژ تک‌قطبی..... ۱۳
- شکل ۱-۳: کانال‌های استفاده شده در داده‌ها برای ثبت سیگنال EEG..... ۱۵
- شکل ۲-۳: مونتاژ استفاده‌شده در دیتاست CHB-MIT (سمت راست) و مرجع میانگین مشترک استفاده شده در پروژه (سمت چپ) [۷]..... ۱۶
- شکل ۳-۳: نمونه‌ای از برچسب‌گذاری دیتاست CHB-MIT برای سوژه اول (وقوع تشنج در ثبت..... ۱۷
- ۱۸-ام)..... ۱۷
- شکل ۴-۳: استراتژی‌های مختلف در نظر گرفتن گره‌ها از روی کانال‌های سیگنال EEG..... ۲۱
- شکل ۱-۴: تنک شدن ضرایب در نرم L1 [۷]..... ۲۷
- شکل ۲-۴: خطای MSE به ازای λ های مختلف (نحوه انتخاب λ مناسب)..... ۲۷
- شکل ۳-۴: نمودار ROC و نقطه بهینه متناظر با آستانه بهینه..... ۲۸

جدول ۳-۱: نامگذاری باندهای مختلف فرکانسی سیگنال EEG [۸]..... ۱۹

جدول ۴-۱: نتایج سوژه s1..... ۲۹

جدول ۴-۲: نتایج سوژه s5..... ۲۹

۱ فصل اول: مقدمه

۱-۱ اهمیت پیش‌بینی تشنج

صرع یکی از بیماری‌های شایع در جهان است که طی آن فرد بصورت ناگهانی دچار تشنج می‌شود. افتادن از پرتگاه، افتادن ناگهانی روی زمین و در نتیجه شکستگی سر یا نواحی مختلف بدن از متداول‌ترین خطرات بیماری صرع است. همچنین نمی‌توان از مشکلات اجتماعی که بیماران صرعی از آن رنج می‌برند چشم‌پوشی کرد. از جمله این مشکلات می‌توان به افسردگی، عدم مقبولیت در جامعه اطراف فرد، منع از رانندگی و مشکلات پیدا کردن کار مناسب اشاره کرد.^۱ با توجه به وجود حدود ۸۰ میلیون بیمار صرعی در سراسر دنیا، وجود روشی که بتواند آن‌ها را از تشنجهای احتمالی آگاه سازد، می‌تواند در پیش‌گیری از وقوع چنین حوادثی موثر باشد [۵].

^۱<https://www.osfhealthcare.org/blog/dangers-of-seizures>

۲-۱ اهداف و چالش‌ها

هدف این پروژه، استفاده از ابزار یادگیری ماشین برای طراحی روشی است که در آن بتوانیم حالت مغزی فرد را در دو دسته عادی و یا در آستانه تشنج طبقه‌بندی کنیم. بنابراین می‌توان از الگوریتم‌هایی که در این پروژه معرفی می‌شوند الهام گرفت و از آن‌ها در دستگاه‌های هشداردهنده و یا تحریک‌کننده استفاده کرد تا قبل از بروز تشنج به فرد بیمار هشدار داده شود یا با تحریک الکتریکی، از بروز تشنج جلوگیری کرد. برای این پروژه ما از مجموعه داده CHB-MIT [۹] استفاده کردیم که در بیمارستان کودکان بوستون ثبت شده است تا فعالیت مغزی سوژه‌ها برای عمل جراحی بررسی شود. در طراحی این روش‌ها باید این نکته را در نظر داشت که با توجه به روند مشاهده شده در مجموعه داده، در یک حمله تشنجی رفتارهای مختلفی از مغز دیده می‌شود. همچنین این رفتارها از فردی به فرد دیگر متفاوت هستند. بنابراین رویکرد ما در ادامه کار مقایسه‌ای است و سعی می‌کنیم انواع گراف‌های جهت‌دار/بدون جهت و وزن‌دار/بدون وزن را در این مساله منحصرا برای هر سوژه مورد بررسی قرار دهیم.

۳-۱ ساختار گزارش

این گزارش از ۵ فصل تشکیل شده است. در فصل ۲ ابتدا کمی در مورد صرع و تشنج و همچنین مفاهیم اولیه در این زمینه بحث می‌کنیم و نیز اندکی درباره سیگنال EEG، روش‌های ثبت و پردازش آن صحبت می‌کنیم. سپس در فصل ۳ نحوه پیش‌پردازش سیگنال‌ها، ویژگی‌های مورد استفاده در طبقه‌بندی، مدل‌سازی گرافی عملکرد مغز و استخراج ویژگی‌های گرافی را بیان می‌کنیم. در فصل ۴ خلاصه‌ای از نتایج کارهای انجام شده را بیان می‌کنیم و در نهایت در فصل ۵ به جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادهایی برای کارهای آتی می‌پردازیم.

۲ فصل دوم: مفاهیم پایه

۱-۲ مقدمه

در این فصل ابتدا بیماری صرع و مشخصه اصلی آن یعنی تشنج را بصورت کامل تر بررسی می کنیم و در ادامه به معرفی سیگنال EEG می پردازیم که از آن برای پیش بینی تشنج استفاده می کنیم.

۲-۲ صرع

صرع یک اختلال عصبی مزمن است که یکی از نشانه های آن در بیماران صرعی، بروز تشنج های مکرر و ناگهانی است [۱]. به هنگام تشنج، هماهنگی غیرطبیعی بین نورون های ناحیه ای از مغز به وجود می آید و براساس اینکه تشنج در چه ناحیه ای از مغز اتفاق می افتد، علائم بالینی مختلفی برای فرد به وجود می آید.

مثلا می‌توان به بی‌هوش شدن فرد، سفت شدن و انقباض شدید ماهیچه‌ها، احساس بویی خاص، احساس گرسنگی و بی‌حالی اشاره کرد [۲].

۲-۲-۱ انواع تشنج

براساس ناحیه درگیر مغز، تشنجه‌ها را در دو دسته عمومی و کانونی تقسیم‌بندی می‌کنند. در تشنج عمومی هر دو نیمکره مغز درگیر می‌شوند درحالی‌که در تشنج کانونی فقط یک نیمکره و به‌خصوص یک ناحیه از مغز درگیر می‌شود. در اکثر موارد در تشنجه‌های کانونی، منبع تشنجی با گذشت زمان حرکت می‌کند و از ناحیه‌ای به ناحیه دیگر در مغز جابه‌جا می‌شود و در بعضی اوقات نهایتاً منتج به تشنج عمومی می‌شود. همچنین تشنج کانونی در یک نیمکره منجر به ظهور علائم بالینی در سمت مخالف بدن می‌شود. مثلاً بروز تشنج در نیمکره چپ باعث بروز حرکات غیرارادی در سمت راست بدن می‌شود [۵].

۲-۲-۲ روش‌های درمان^۱

۲-۲-۲-۱ داروهای ضد صرع^۲

متداول‌ترین روش درمان بیماری صرع، مصرف داروهای ضد صرع می‌باشد. آمارها نشان‌دهنده است که این داروها می‌توانند روی ۷ نفر از هر ۱۰ نفر، تشنج را کنترل نمایند. این داروها با تغییر سطح مواد شیمیایی موجود در مغز از وقوع تشنج جلوگیری می‌کنند اما نمی‌توانند بیماری صرع را بهبود ببخشند. این داروها عوارضی هم به همراه دارند که از جمله آن‌ها می‌توان به سردرد، بی‌حالی، احساس گیج شدن و رشد یا ریزش مو اشاره کرد.

^۱<https://www.nhs.uk/conditions/epilepsy/treatment>

^۲ Anti-epileptic drugs (AEDs)

۲-۲-۲-۲ جراحی

جراحی در صورتی انجام می‌شود که یا فرد نسبت به داروهای ضد صرع مقاوم است و یا با مطالعات انجام شده، مشخص شده است که ناحیه کوچکی از مغز، منبع تشنج است و با برداشتن آن ناحیه اتفاق جدی برای فرد نمی‌افتد. در این صورت احتمال خوبی وجود دارد که بعد از عمل جراحی، هیچگونه تشنجی برای فرد رخ ندهد. اما قبل از عمل جراحی لازم است تا ارزیابی‌هایی از بیمار به عمل بیاید. بطور مثال پزشک قبل از جراحی ممکن است اسکن‌هایی از مغز بیمار تهیه کند، سیگنال EEG مغز او را ثبت نماید و توانایی حافظه، یادگیری و سلامت ذهنی بیمار را بسنجد و بر این اساس تصمیم بر عمل جراحی بگیرد. این روش نیز می‌تواند عوارض گوناگونی داشته باشد. برای مثال ممکن است هفته‌ها یا ماه‌ها برای فرد بیمار طول بکشد تا به شرایط عادی بازگردد.

۳-۲-۲-۲ تحریک الکتریکی

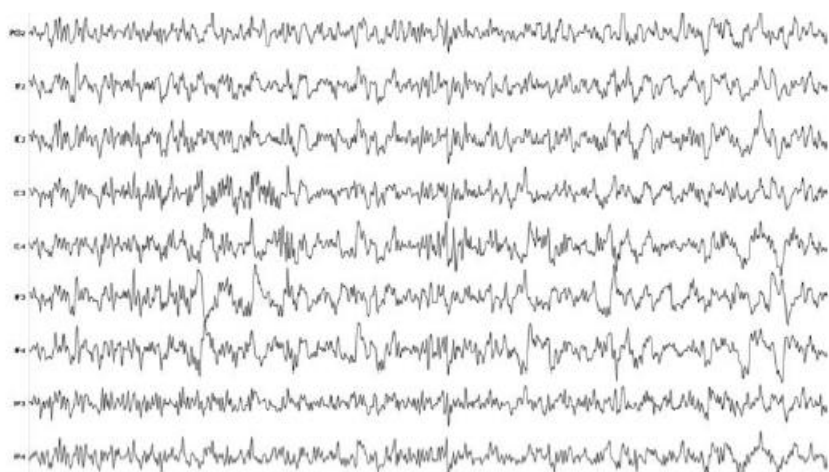
اگر تجویز دارو و عمل جراحی برای فرد بیمار مناسب نبود، تنها راه باقی‌مانده تحریک سیستم عصبی است. برای این کار دو تکنولوژی تا به الآن شناخته شده است. در روش اول که ^۱VNS نام دارد، دستگاهی شبیه به ضربان‌ساز قلب^۲ در زیرپوست قفسه سینه وصل می‌شود که توسط سیم‌هایی، عصب vagus در گردن را تحریک می‌کند. البته این دستگاه هم خالی از عوارض نیست و در زمان فعالیت دستگاه، صدای فرد زمخت و دچار گلودرد می‌شود. این دستگاه نمی‌تواند بطور کامل از بروز تشنجهای جلوگیری کند اما از شدت و حدت آنها می‌کاهد. همچنین عمر باتری این دستگاه ۱۰ سال است و بنابراین بعد از تمام شدن باتری این دستگاه لازم است تا فرآیند عوض شدن باتری با جراحی صورت بگیرد. در روش دوم که

^۱Vagus Nerve Stimulation
^۲pacemaker

^۱DBS نام دارد، دستگاهی مشابه روش VNS زیر پوست سینه قرار می‌گیرد اما این بار از طریق سیم‌هایی مستقیماً تحریک‌های الکتریکی را به مغز وارد می‌کند تا از وقوع تشنج جلوگیری کند. با توجه به اینکه از این روش کمتر استفاده می‌شود، چندان تاثیر آن بر تشنج مشخص نیست. از عوارض این روش هم می‌توان به خونریزی مغزی، افسردگی و مشکلات حافظه‌ای اشاره کرد.

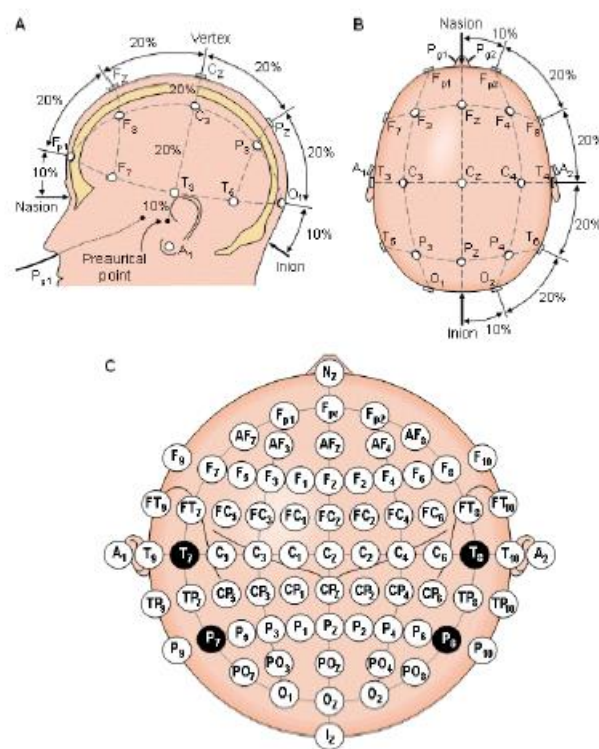
۳-۲ سیگنال EEG

برای پیش‌بینی تشنج، نیاز به دانستن فعالیت الکتریکی مغز داریم. یکی از روش‌های پیشنهادی برای ثبت فعالیت مغزی، ثبت سیگنال‌های EEG است. سیگنال EEG ولتاژی است که از روی الکترودهایی که روی پوست سر قرار می‌گیرند، در طی زمان ثبت می‌شود. این ولتاژ ناشی از دوقطبی‌هایی است که در اثر فعالیت‌های الکتریکی نورون‌ها در مغز ایجاد می‌شوند [۶]. هرچقدر این روش رزولوشن زمانی خوبی دارد، اما از نظر رزولوشن مکانی بسیار ضعیف است. در شکل ۱-۲ نمونه‌ای از این سیگنال را نشان داده‌ایم.



شکل ۱-۲: نمونه‌ای از سیگنال EEG [۷]

با توجه به اینکه هندسه سر در افراد مختلف، متفاوت است لذا باید از استاندارد خاصی برای قرار دادن الکترودها روی پوست سر پیروی کنیم. یکی از این استانداردها روش ۱۰-۲۰ است. برای رعایت این استاندارد، کلاههایی با قابلیت ارتجاعی زیاد طراحی شده‌اند که الکترودها با همان استاندارد ۱۰-۲۰ روی کلاه قرار می‌گیرند. شکل ۲-۲ سیستم ۱۰-۲۰ را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۲: سیستم ۱۰-۲۰ [۶]

دامنه پیک تا پیک سیگنال‌های EEG از ۰.۲ تا ۲۰۰ میکروولت است. به دلیل همین دامنه کوچک، این سیگنال‌ها بسیار مستعد آغشته شدن به نویز هستند و آرتیفکت‌های مختلفی مثل نویز برق شهر، ضربان قلب، پلک زدن چشم و نویز ماهیچه به آسانی می‌توانند این سیگنال را تحت تاثیر قرار بدهند [۵]. البته کاربرد سیگنال‌های EEG تنها محدود به بیماری صرع نمی‌شود و در کاربردهای مختلف دیگری مانند سیستم‌های رابط مغز و رایانه (BCI)، بررسی خواب و تشخیص آلزایمر استفاده می‌شوند. روش ثبت

سیگنال‌های EEG به نسبت دیگر روش‌های تصویربرداری عصبی کارکردی، کم‌هزینه‌تر و آسان‌تر است و نسبت به حرکت شخص بسیار مقاوم‌تر از سایر روش‌هاست [۷].

۲-۳-۱ انواع معمول نویز و آرتیفکت^۱ در سیگنال EEG^۲

آرتیفکت مولفه‌ای از سیگنال EEG است که مستقیماً ناشی از فعالیت الکتریکی مغز نیست. آرتیفکت‌ها منشأ فیزیولوژیک و غیرفیزیولوژیک دارند. از آرتیفکت‌های با منشأ فیزیولوژیک می‌توان به آرتیفکت‌های حرکت چشم، نویز ماهیچه، ضربان قلب، تعریق و تنفس اشاره کرد. اتصال نادرست الکترود، حرکت کابل‌ها، نویز برق شهر و حرکت بدن از جمله آرتیفکت‌های با منشأ غیرفیزیولوژیک هستند. البته گاهی اوقات آرتیفکت‌ها رفتاری شبیه به سیگنال‌های صرعی دارند که با بررسی جوانب مختلف آرتیفکت مانند سیگنال در حوزه زمان، محتوای فرکانسی و نقشه توپوگرافیک مغز از سیگنال‌های صرعی تفکیک داده می‌شوند. در ادامه به معرفی برخی از این آرتیفکت‌ها که به نسبت متداول‌تر هستند می‌پردازیم.

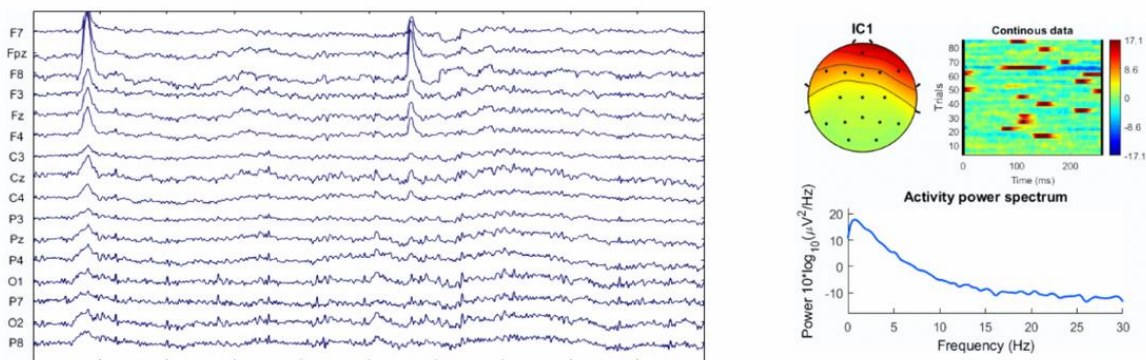
۲-۳-۱-۱ آرتیفکت حرکت چشم

چشم را می‌توان از نظر الکتریکی بصورت یک دوقطبی مغناطیسی مدل کرد. با حرکت چشم، میدان الکتریکی اطراف آن دچار اعوجاج می‌شود. از این اعوجاج با نام سیگنال EOG^۳ یاد می‌شود. دامنه این سیگنال‌ها از دامنه سیگنال EEG بزرگ‌تر است و در مرتبه ۱۰۰-۲۰۰ میکروولت است. نمونه‌ای از این آرتیفکت در شکل ۲-۳ نمایش داده شده است.

Artifact^۱

<https://www.bitbrain.com/blog/eeg-artifacts>^۲

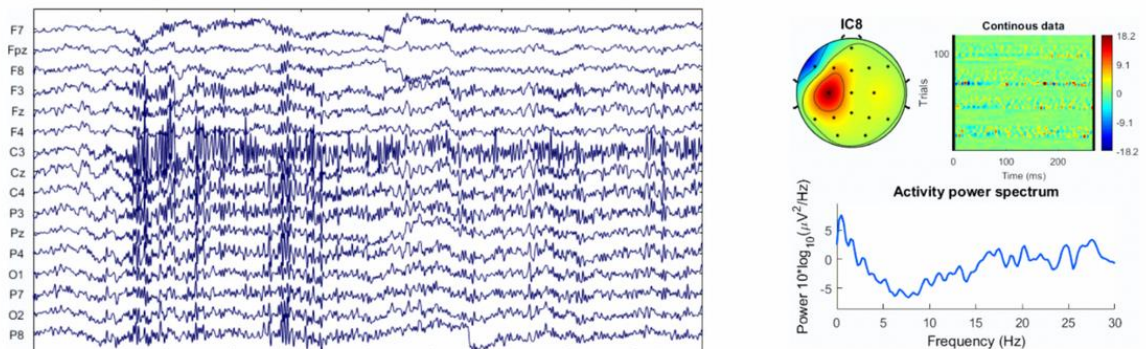
Electrooculogram^۳



شکل ۲-۳: آرتیفکت EOG

۲-۳-۱-۲ نوین ماهیچه

عضلات زمانی که منقبض می‌شوند، سیگنال‌های الکتریکی تولید می‌کنند که توسط الکترودهای EEG ثبت می‌شوند. این سیگنال ^۱EMG نام دارد. تداخلات این سیگنال با سیگنال EEG بصورت آرتیفکت‌های فرکانس بالایی است که با چشم غیر مسلح نیز قابل مشاهده است.



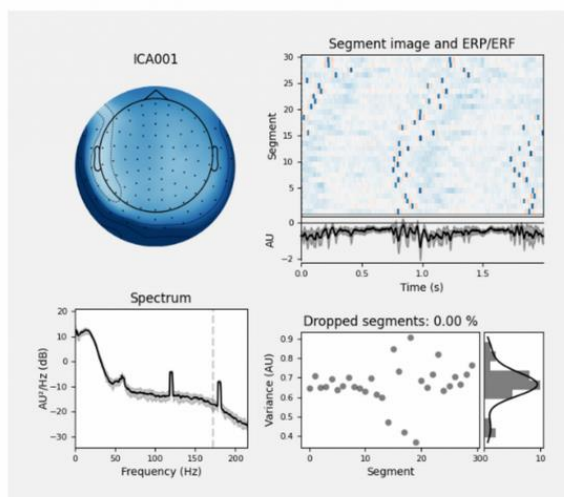
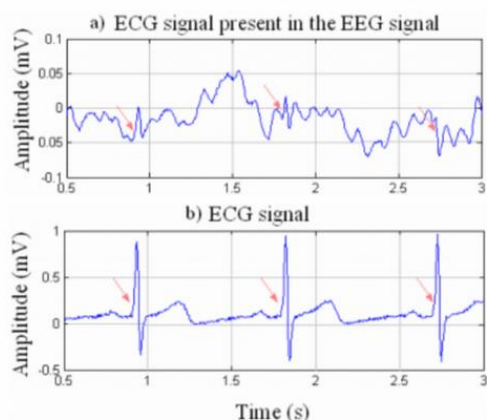
شکل ۲-۴: آرتیفکت EMG

۲-۳-۱-۳ ضربان قلب

این آرتیفکت در اثر فعالیت الکتریکی ماهیچه قلب که ^۲ECG نام دارد، بصورت سیگنالی ریتمیک روی سیگنال EEG ظاهر می‌شود.

^۱Electromyography

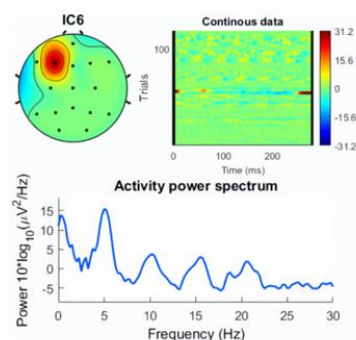
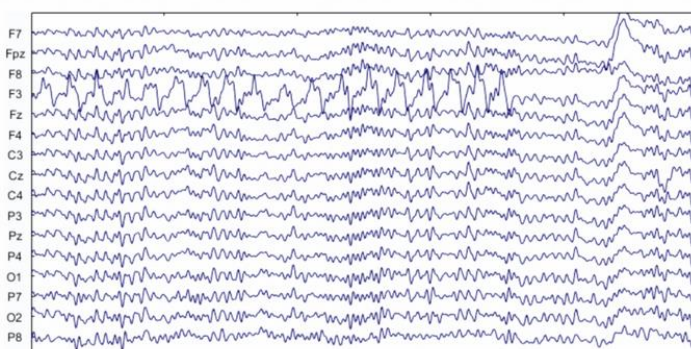
^۲Electrocardiogram



شکل ۲-۵: آرتیفکت ECG

۲-۳-۱-۴ اتصال نادرست الکتروود

به علت تغییر امپدانس بین الکتروود و پوست سر، این آرتیفکت روی سیگنال EEG ظاهر می شود.



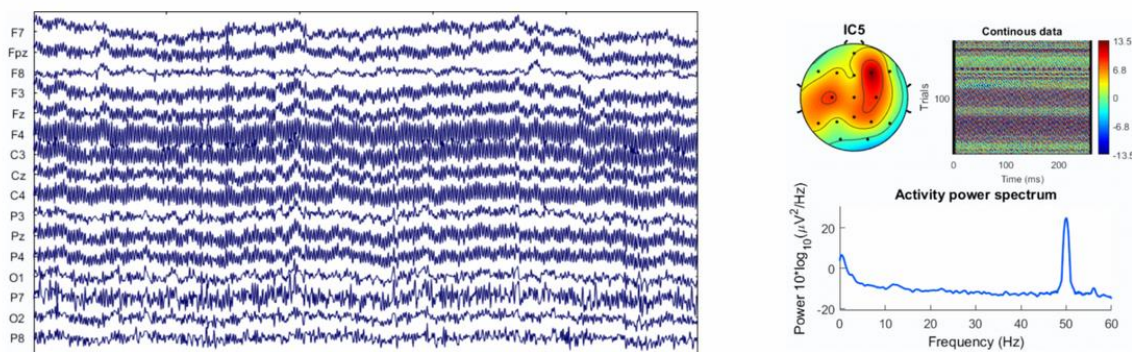
شکل ۲-۶: آرتیفکت اتصال نادرست الکتروود

۲-۳-۱-۵ نویز برق شهر

در اثر عدم عایق بندی کافی کابل های انتقال دهنده سیگنال EEG ممکن است به خاطر میدان های

مغناطیسی خطوط برق، سیگنال EEG دچار اعوجاج شود. فرکانس غالب این آرتیفکت ۵۰ هرتز یا ۶۰

هرتز است و معمولاً با استفاده از یک فیلتر پایین گذر، این مولفه اضافی از سیگنال اصلی حذف می شود.



شکل ۲-۷: آرتیفکت برق شهر

۲-۳-۲ حذف آرتیفکت‌ها

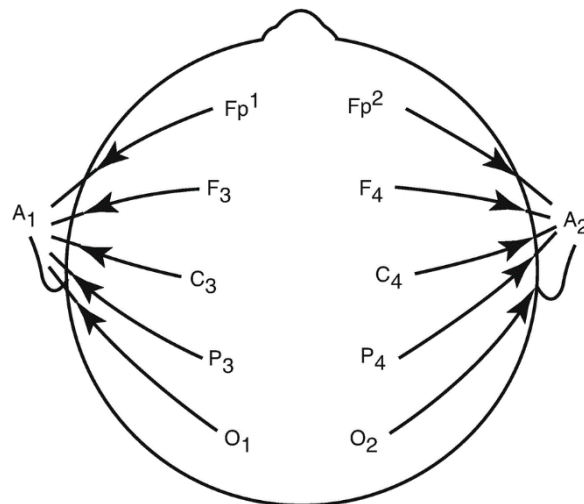
با توجه به اینکه حضور آرتیفکت‌ها در سیگنال EEG امری اجتناب ناپذیر است، برای پردازش و تحلیل موثر سیگنال‌های EEG می‌بایست قادر باشیم تا با بهره‌گیری از روش‌های حذف نویز، این سیگنال‌های مزاحم را از سیگنال EEG اصلی پاک کنیم. معروف‌ترین روش حذف نویز که امروزه از آن استفاده می‌شود، روش آنالیز مولفه‌های مستقل یا ICA^۱ است که در آن از الگوریتم‌های جداسازی کور منابع یا به اختصار BSS^۲ بهره گرفته می‌شود [۸]. البته برای دادگان آموزشی که در این پروژه روی آن کار شد، از قبل بخش بزرگی از مرحله پیش‌پردازش انجام شده است و توجه این پروژه بیشتر بر روی جنبه پردازشی و طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG می‌باشد.

^۱Independent Component Analysis

^۲Blind Source Separation

۲-۳-۳-۲ مونتاژ تک قطبی^۱

در این مونتاژ ولتاژ همه الکترودها نسبت به یک نقطه مرجع سنجیده می‌شود. اکثراً از ولتاژ میانگین همه الکترودها و یا یک الکترودها خنثی برای مرجع استفاده می‌شود. این الکترودها می‌تواند الکترودها نصب شده روی لاله گوش باشد که فعالیت الکتریکی خاصی را ثبت نمی‌کند.



شکل ۲-۹: مونتاژ تک قطبی^۲

۲-۴ جمع‌بندی

در این فصل ابتدا صرع و انواع تشنج را مورد بررسی قرار داریم و سپس برخی روش‌های مرسوم برای درمان تشنج و پیش‌گیری از وقوع آن را معرفی کردیم. در ادامه سیگنال الکتروانسفالوگرام (EEG) را معرفی کردیم و مشاهده کردیم آلودگی این سیگنال به انواع آرتیفکتهای مختلف بسیار محتمل است و می‌بایست در ادامه از روشی برای پاک کردن این آرتیفکتهای استفاده کنیم. و در آخر هم انواع متاثرهای این سیگنال را نمایش دادیم. در فصل بعد روش‌هایی را که برای پیش‌پردازش و استخراج ویژگی‌ها به کار بردیم توضیح می‌دهیم.

^۱Monopolar, Referential montage

^۲https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-03511-2_5

۳ فصل سوم: پیش پردازش و استخراج ویژگی

۳-۱ مقدمه

در این فصل ابتدا مجموعه کارهایی که برای پیش پردازش سیگنال‌های EEG انجام دادیم را بررسی می‌کنیم و در آخر به معرفی ویژگی‌های مورد استفاده در انجام پروژه می‌پردازیم.

۳-۲ پیش پردازش

۳-۲-۱ حذف مولفه‌های اضافی سیگنال

همانطور که در فصل قبلی بیان کردیم، دادگان آموزشی ما به نسبت تمیز هستند. اما کماکان برخی آرتیفکت‌ها نظیر نویز برق شهر و مولفه‌های DC فرکانس پایین حضور دارند. با استفاده از یک فیلتر میان‌گذر ۴۵-۱ هرتز، این آرتیفکت‌ها را از سیگنال اصلی جدا می‌کنیم.

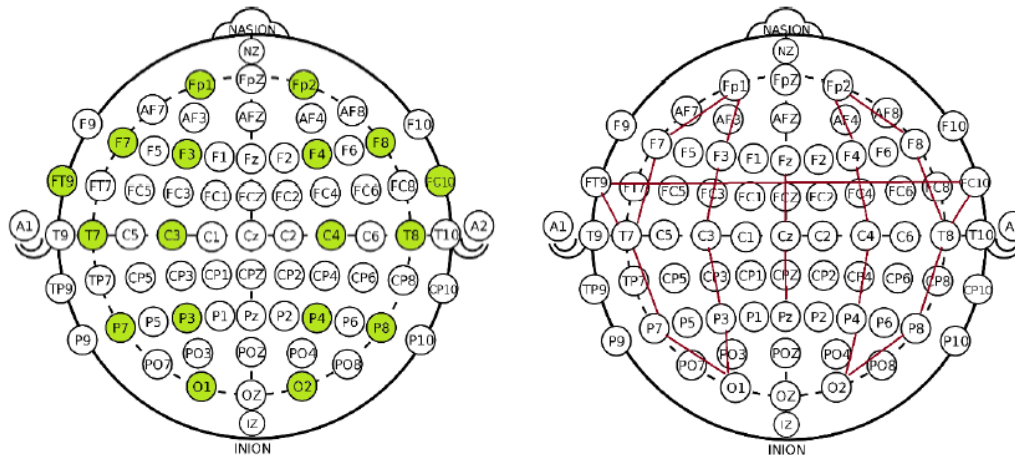
۳-۲-۲ تغییر مرجع سیگنال‌ها

با توجه به اینکه ما در این پروژه به وفور از ویژگی‌های مبتنی بر همبستگی استفاده می‌کنیم، می‌بایست از مونتاژ تک‌قطبی برای سنجش پتانسیل الکترودها استفاده کنیم. اما مونتاژ استفاده شده در ثبت داده‌های مورد استفاده از نوع دوقطبی است. برای درک اهمیت این کار، توجه کنید که بطور مثال در داده‌های ما کانال ۱ تفاضل الکترودهای Fp1 و T7 و کانال دو تفاضل الکترودهای F7 و T7 است. اگر معیار همبستگی را برای این دو کانال محاسبه کنیم، با عنایت به اینکه مولفه الکتروود T7 در هر دو کانال موجود است، ممکن است به اشتباه همبستگی زیادی بین این دو کانال مشاهده شود. برای تغییر مونتاژ از تک‌قطبی به دو قطبی باید یکی از الکترودها (به جز Fz، Pz و Cz) را به عنوان الکتروود مرجع در نظر بگیریم. به عبارت دیگر موقتاً ولتاژ الکتروودی را که انتخاب کرده‌ایم برابر صفر در نظر می‌گیریم و ولتاژ مابقی الکترودها را به دست می‌آوریم. به همین ترتیب ولتاژ همه الکترودها به جز Fz، Pz و Cz به دست می‌آیند. معادلات تفاضلی برای کانال‌های ۱۷ و ۱۸ همانطور که در شکل ۳-۱ نشان داده شده است، مستقل از بقیه کانال‌ها است. بنابراین در پروژه کلا از این دو کانال استفاده نمی‌کنیم.

Channel 1: FP1-F7
Channel 2: F7-T7
Channel 3: T7-P7
Channel 4: P7-O1
Channel 5: FP1-F3
Channel 6: F3-C3
Channel 7: C3-P3
Channel 8: P3-O1
Channel 9: FP2-F4
Channel 10: F4-C4
Channel 11: C4-P4
Channel 12: P4-O2
Channel 13: FP2-F8
Channel 14: F8-T8
Channel 15: T8-P8
Channel 16: P8-O2
Channel 17: FZ-CZ
Channel 18: CZ-PZ
Channel 19: P7-T7
Channel 20: T7-FT9
Channel 21: FT9-FT10
Channel 22: FT10-T8
Channel 23: T8-P8

شکل ۳-۱: کانال‌های استفاده شده در داده‌ها برای ثبت سیگنال EEG

در آخر و بعد از به دست آمدن ولتاژ همه الکترودها به ازای هر نمونه زمانی، میانگین ولتاژ همه الکترودها را محاسبه کرده و به عنوان پتانسیل مرجع مشترک در نظر می‌گیریم. شکل ۳-۲ مونتاژ استفاده شده در دیتاست CHB-MIT و الکترودهای قابل استفاده بعد از تغییر مونتاژ را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۲: مونتاژ استفاده شده در دیتاست CHB-MIT (سمت راست) و مرجع میانگین مشترک استفاده شده در پروژه (سمت چپ) [۷]

۳-۲-۳ جداسازی trialها و پنجره گذاری

بعد از انتقال سیگنال‌های EEG از فضای دوقطبی به میانگین مشترک، مطابق پیشنهاد پژوهش‌های قبلی سیگنال‌های EEG را به بازه‌های کوچک‌تر تقسیم می‌کنیم که به هریک از این بازه‌ها یک trial گفته می‌شود. و روی هر یک از این بازه‌ها، پنجره لغزانی با هم‌پوشانی بیشتر از نصف عبور می‌دهیم و ویژگی‌ها را استخراج می‌کنیم و در آخر روی ویژگی به دست آمده از هر کدام از پنجره‌ها میانگین‌گیری انجام داده و مقدار به دست آمده را به عنوان ویژگی نهایی در نظر می‌گیریم. در این پروژه ما طول هر یک از بازه‌ها را برابر ۵ ثانیه در نظر گرفتیم و با پنجره لغزان به طول ۲ ثانیه و با هم‌پوشانی ۹۰ درصد، ویژگی‌ها را استخراج کردیم. در آخر باید توجه داشته باشیم که همه نمونه‌های زمانی سیگنال EEG برای ما مفید نیستند و ما علاقه‌مند هستیم تا برای یک بازه داده شده، کلاس آن را از بین دو کلاس pre-ictal و inter-ictal تعیین کنیم. پس باید جداسازی trialها را روی بازه‌هایی که برچسب pre-ictal و یا inter-ictal دارند انجام دهیم

و مابقی بازه‌ها برای ما اهمیتی ندارند. با توجه به اینکه روی دیتاست CHB-MIT فقط بازه‌های تشنجی برچسب‌گذاری شده‌اند، بصورت تقریبی بازه inter-ictal را زمان‌های ۱ ساعت قبل از تشنج به قبل و ۱ ساعت بعد از تشنج به بعد در نظر می‌گیریم. همچنین بازه pre-ictal را ۵ دقیقه قبل از هر تشنج تا زمان تشنج در نظر گرفتیم. شکل ۳-۳ نمونه‌ای از برچسب‌گذاری استفاده شده در دیتاست CHB-MIT را نشان می‌دهد.

```
File Name: chb01_17.edf
File Start Time: 03:44:59
File End Time: 4:44:59
Number of Seizures in File: 0

File Name: chb01_18.edf
File Start Time: 04:45:06
File End Time: 5:45:06
Number of Seizures in File: 1
Seizure Start Time: 1720 seconds
Seizure End Time: 1810 seconds

File Name: chb01_19.edf
File Start Time: 05:45:13
File End Time: 6:45:13
Number of Seizures in File: 0
```

شکل ۳-۳: نمونه‌ای از برچسب‌گذاری دیتاست CHB-MIT برای سوژه اول (وقوع تشنج در ثبت ۱۸-ام)

۳-۳ استخراج ویژگی

در این پروژه ما علاوه بر ویژگی‌های گرافی، ویژگی‌هایی را نیز که معمولاً در طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG استفاده می‌شوند، استخراج می‌کنیم و در ادامه به معرفی برخی از ویژگی‌هایی که تاکنون در طول پروژه استفاده کرده‌ایم می‌پردازیم.

۳-۳-۱ ویژگی‌های آماری

این ویژگی‌ها مربوط به خواص آماری سیگنال‌ها هستند که با فرض ارگادیک بودن از روی نمونه‌های زمانی سیگنال تخمین زده می‌شوند.

$$\Phi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m) = E[e^{j(\omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \dots + \omega_m x_m)}] \quad (۱-۳)$$

$$Mom[X_1^{k_1}, X_1^{k_1}, \dots, X_1^{k_1}] = (-j)^{k_1+k_2+\dots+k_m} \frac{\partial \Phi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m)}{\partial \omega_1^{k_1} \partial \omega_2^{k_2} \dots \partial \omega_m^{k_m}} \bigg|_{\omega_1 = \omega_2 = \dots = \omega_m = 0} \quad (۲-۳)$$

در روابط بالا x_i ها همان متغیرهای تصادفی و k_i ها مرتبه ممان‌ها هستند.

۳-۳-۲ ویژگی‌های مبتنی بر آنتروپی

آنتروپی معیاری از بی‌نظمی، آشفتگی و غیر قابل پیش‌بینی بودن سیگنال است. انتظار می‌رود با توجه به اینکه در بازه‌های تشنجی، نظم خاصی در فعالیت نوروها دیده می‌شود، مقدار آنتروپی در بازه‌های تشنجی نسبت به بازه غیرتشنجی کاهش یابد. آنتروپی شنون برای متغیر تصادفی x با تابع چگالی احتمال $P(x)$ بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$H(x) = -\sum_x P(x) \log(P(x)) \quad (۳-۳)$$

۳-۳-۳ ویژگی‌های مبتنی بر مدل‌های پارامتری

با استفاده از مدل‌های پارامتری می‌توان با داشتن نمونه‌های زمان‌های قبلی از سیگنال یا نویز و داشتن نمونه فعلی از سیگنال یا نویز، مقدار سیگنال در زمان‌های بعدی را تخمین زد. مدل‌ها بسته به اینکه از نمونه‌های فعلی و قبلی نویز یا سیگنال استفاده کنیم، به دسته‌های زیر تقسیم می‌شوند.

۱. مدل Auto Regressive

$$x[n] = \sum_{i=1}^p \alpha_i x[n-i] + u[n] \quad (۴-۳)$$

۲. مدل Moving Average

$$x[n] = \sum_{i=1}^q \beta_i u[n-i] + u[n] \quad (3-5)$$

۳. مدل ARMA

$$x[n] = \sum_{i=1}^p \alpha_i x[n-i] + \sum_{i=1}^q \beta_i u[n-i] + u[n] \quad (3-6)$$

۳-۳-۴ ویژگی‌های مبتنی بر آشوب

علاوه بر دیدگاه تصادفی بودن ماهیت سیگنال‌های مغزی، دیدگاه دیگری که در مورد این سیگنال‌ها وجود دارد بر آشوبی بودن آن‌ها تاکید می‌کند. با توجه به اینکه در زمان‌های تشنجی نظم فعالیت نورون‌ها بیشتر می‌شود، انتظار داریم فعالیت آشوبی نورون‌ها کمتر شود. بنابراین معیارهایی تعریف می‌شود که میزان آشوبی بودن سیگنال‌های مغزی را بررسی می‌کند. برای مثال می‌توان به نمای بزرگ لیاپانوف اشاره کرد که هر چه سیگنال آشوبی‌تر باشد، این معیار مقدار بزرگ‌تری خواهد داشت.

۳-۳-۵ ویژگی‌های وابسته به انرژی باندهای مختلف فرکانسی

از نظر محتوای فرکانسی، به هریک از باندهای فرکانسی سیگنال EEG نام خاصی اطلاق می‌شود که

جدول ۳-۱ این نامگذاری‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۳-۱: نامگذاری باندهای مختلف فرکانسی سیگنال EEG [۸]

بازه‌ی فرکانسی (هرتز)										شماره دسته			
β		α			θ		δ			۱			
۲۰-۱۳/۵		۱۳/۵-۷/۵			۷/۵-۳/۵		۳/۵-۰						
β		α			θ		δ			۲			
۲۰-۱۴		۱۳-۸			۷-۴		۳-۰						
β_4		β_3		β_2		β_1		α		θ	δ	۳	
۳۰-۲۵/۵		۲۵-۱۸		۱۷/۵-۱۵		۱۵-۱۲		۱۳-۷/۵		۷-۳/۵	۳/۵-۰/۵		
β_4		β_3		β_2		β_1		α_2		α_1	θ	δ	۴
۴۰-۳۰		۳۰-۲۱		۲۱-۱۸/۵		۱۸/۵-۱۳/۵		۱۲-۱۰/۵		۱۰-۸/۵	۸-۶	۶-۱/۵	

می‌توانیم انرژی سیگنال EEG را در هر یک از باندهای مختلف فرکانسی محاسبه کنیم و به عنوان ویژگی در نظر بگیریم.

۳-۳-۶ ویژگی‌های مبتنی بر معیارهای بررسی سنجش ارتباطات کارکردی

ارتباطات کارکردی به الگوهای وابستگی آماری بین فعالیت واحدهای نورونی توزیع شده در مغز اطلاق می‌شود. در برخی نظریه‌ها تاکید شده است که برای انجام یک کار، قسمت‌هایی از مغز با هم فعال می‌شوند. این معیارها وابستگی نواحی مختلف مغز به یکدیگر را مورد ارزیابی قرار می‌دهد. در حال حاضر برای انجام پروژه از ویژگی‌های ضریب همبستگی پیرسون و مقدار قفل‌شدگی فاز^۱ استفاده کردیم. ضریب همبستگی پیرسون، میزان همبستگی بین کانال‌های مختلف را می‌سنجد که مقداری بین ۰ و ۱ است. هر چه فعالیت دو کانال به یکدیگر نزدیک‌تر باشد، این مقدار به ۱ میل می‌کند. همچنین مقدار قفل‌شدگی فاز، معیاری است که ثابت بودن فاز لحظه‌ای دو سیگنال را بررسی می‌کند. هر چه این اختلاف فاز در طول زمان تمایل به ثابت بودن داشته باشد یا به عبارت دیگر هرچه دو سیگنال سنکرون‌تر باشند، این مقدار به سمت ۱ میل می‌کند.

۳-۳-۷ ویژگی‌های مبتنی بر معیارهای بررسی سنجش ارتباطات علی

ارتباطات علی به شبکه ارتباطات علت و معلولی در یک سیستم عصبی گفته می‌شود که در مثال ما یعنی فعالیت ناحیه‌ای از مغز باعث فعالیت ناحیه‌های دیگر شود. بدیهی است برای بررسی این معیارها به روش‌های پیچیده‌تر و حجم محاسباتی بسیار بالاتری احتیاج داریم. در طول پروژه از معیار جهت‌دار علیت

^۱Phase locked Value (PLV)

گرنجر^۱ استفاده می‌کنیم که علاوه بر کاربردهای فراوان در تخمین دنباله‌های عددی اقتصادی، از معروف‌ترین معیارهای مورد استفاده در این حوزه از بررسی ارتباطات مغزی است.

۳-۴ مدل سازی گرافی

برای مدل‌سازی عملکرد مغز بصورت گراف، ابتدا باید گره‌ها و یال‌های گراف را تعیین کنیم.

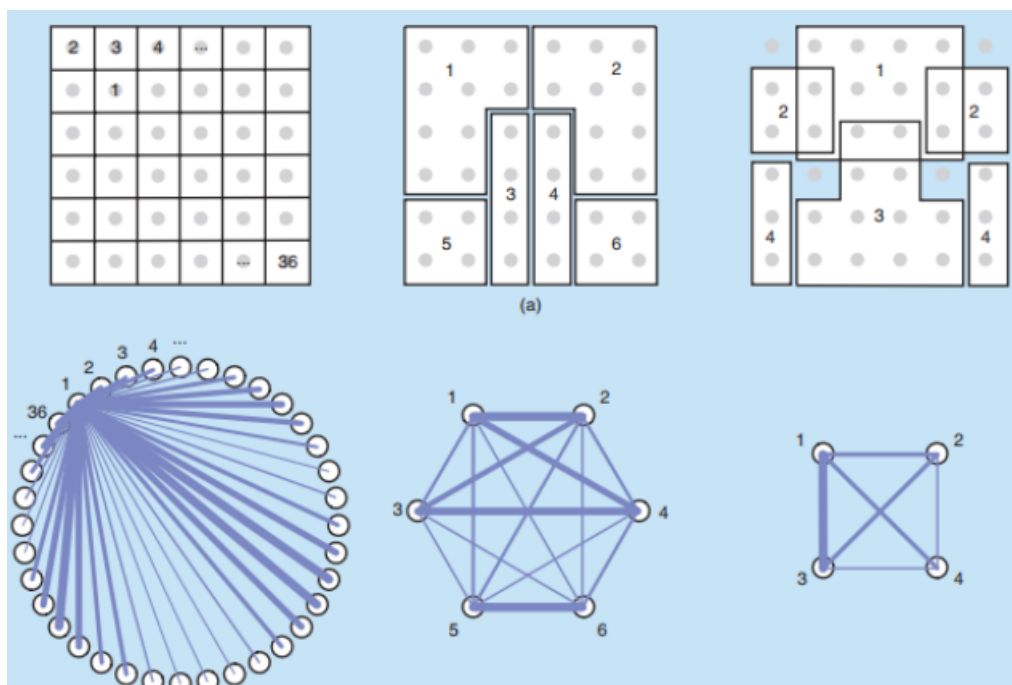
۳-۴-۱ تعیین گره‌ها

برای این کار برحسب دقت و پیچیدگی که مورد نیاز است می‌توان هر کانال EEG را به عنوان یک

گره در نظر گرفت. و یا اینکه یک دسته کانال EEG را به عنوان یک گره در نظر بگیریم که این کار را

می‌توان با هم‌پوشانی نیز انجام داد. در این پروژه ما از رویکرد اول استفاده کردیم و هر کانال را به عنوان

یک گره از گراف در نظر گرفتیم.



شکل ۳-۴: استراتژی‌های مختلف در نظر گرفتن گره‌ها از روی کانال‌های سیگنال EEG

^۱Granger Causality

۳-۴-۲ تعیین یال‌ها

۳-۴-۲-۱ گراف بدون جهت

برای تعیین یال‌های این گراف از ویژگی‌های همبستگی و PLV استفاده کردیم. در روابط زیر x و y سیگنال‌های مربوط به دو کانال مختلف (دو راس مختلف از گراف) هستند.

• همبستگی Pearson

$$\rho_{X,Y} = \frac{E[(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{\sum_{n=1}^N (x[n]-\bar{x})(y[n]-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (x[n]-\bar{x})^2} \sqrt{\sum_{n=1}^N (y[n]-\bar{y})^2}} \quad (۷-۳)$$

• مقدار قفل شدگی فاز (PLV)

$$PLV_{X,Y} = \left| \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e^{j(\phi_X(t)-\phi_Y(t))} \right| \quad (۸-۳)$$

در رابطه (۸-۳) فاز لحظه‌ای با اعمال تبدیل هیلبرت روی سیگنال‌های x و y به دست می‌آید.

با بررسی نتایج، معیار همبستگی ساده منجر به نتایج بهتری شد و در ادامه پروژه از این معیار برای به دست آوردن یال‌های گراف استفاده کردیم. از مقادیر به دست آمده از هر کدام از این معیارها می‌توان مستقیماً به عنوان وزن یال‌های گراف استفاده کرد و گراف وزن‌دار مربوطه را به دست آورد. با اعمال آستانه روی هر یک از یال‌های گراف وزن‌دار می‌توان یال‌هایی که از نظر اندازه کوچک‌تر از آستانه هستند را حذف کرده و مابقی یال‌های باقی مانده را بدون در نظر گرفتن وزن در گراف نگه داریم که با استفاده از این روش، گراف باینری به دست می‌آید.

۳-۴-۲-۲ گراف جهت‌دار

• علیت گرنجر

ریشه این معیار به مدل سازی سری های زمانی توسط مدل های خودبازگشتی بر می گردد. بطور مشخص کیفیت یک مدل پارامتری توسط واریانس باقی مانده های^۱ آن تعیین می شود. با این پیش فرض، معیار علت گرنجر بصورت لگاریتم نسبت باقی مانده های دو مدل خودبازگشتی بیان می گردد که در یکی از آنها سعی می شود مقدار سری زمانی x توسط نمونه های گذشته آن پیش بینی شود و در دیگری همین کار با استفاده از نمونه های گذشته y در کنار نمونه های گذشته x انجام می شود.

$$x[n] = \sum_{m=1}^p a_{x,m} x[n-m] + e_x[n] \quad (9-3)$$

$$x[n] = \sum_{m=1}^p a_{xx,m} x[n-m] + \sum_{m=1}^p a_{xy,m} y[n-m] + e_{xy}[n] \quad (10-3)$$

$$GC_{y \rightarrow x} = \ln \left(\frac{Cov(e_x)}{Cov(e_{xy})} \right) \quad (11-3)$$

با استفاده از خروجی این معیار به عنوان وزن یال های گراف، با توجه به جهت دار بودن این معیار یک گراف وزن دار جهت دار حاصل می شود که مشابه گراف های بدون جهت می توان با آستانه گذاری، گراف جهت دار باینری را از روی گراف وزن دار استخراج کرد.

۳-۵ ویژگی های گرافی

با استخراج گراف ها عملاً برای هر گراف یک ماتریس مجاورت^۲ به دست می آید که ویژگی های گرافی مستقیماً از روی این ماتریس به دست می آیند. در ادامه چندین ویژگی گرافی که در این پروژه از آنها استفاده کردیم را معرفی می کنیم [۶].

^۱Residuals

^۲Adjacency Matrix

تعاریفی که برای معیارها ارائه می‌دهیم مربوط به گراف وزن‌دار بدون جهت هستند که با تعمیم فرمول‌ها می‌توان روابط را به منظور استفاده برای انواع گراف‌ها گسترش داد.

۳-۵-۱ ضریب خوشگی

این ویژگی میزان خوشه‌ها را حول هر راس می‌سنجد. خوشگی در گراف بصورت میانگین خوشگی همه راس‌ها تعریف می‌شود و در رابطه زیر c_i بیانگر خوشگی هر راس است که برابر است با نسبت تعداد مثلث‌های حول هر راس (t_i) به تمام یال‌های ممکن میان گره‌های همسایه گره i و k_i نیز درجه گره i است.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{2t_i}{k_i(k_i-1)} \quad (12-3)$$

۳-۵-۲ بازده محلی

$$E_{loc,i} = \sum_{i \rightarrow j \rightarrow h} \frac{a_{ij}a_{ih}[d_{jh}(N_i)]^{-1}}{k_i(k_i-1)} \quad (13-3)$$

که در این رابطه $d_{jh}(N_i)$ طول کوتاه‌ترین مسیر بین گره j و h است که در همسایگی گره i قرار دارند.

۳-۵-۳ بازده عمومی

این ویژگی درهم‌تنیدگی شبکه و کارایی کلی آن برای انتقال اطلاعات را می‌سنجد.

$$E_{global} = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j} \frac{1}{d_{i,j}} \quad (14-3)$$

۳-۵-۴ طول مسیر مشخصه

برابر است میانگین کوتاه‌ترین فاصله بین دو راس

$$L = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j} d_{i,j} \quad (15-3)$$

۳-۵-۵ خروج از مرکز، شعاع و قطر شبکه

$$ecc(v_i) = \max_{v_j \in V, i \neq j} d(v_i, v_j) \quad (۱۶-۳)$$

$$radius = \min_{v_i \in V} ecc(v_i) = \min_{v_i \in V} \max_{v_j \in V, i \neq j} d(v_i, v_j) \quad (۱۷-۳)$$

$$diameter = \max_{v_i \in V} ecc(v_i) = \max_{v_i \in V} \max_{v_j \in V, i \neq j} d(v_i, v_j) \quad (۱۸-۳)$$

۳-۵-۶ درجه گره

$$C_d(i) = k_i = \sum_{j \neq i} a_{ij} \quad (۱۹-۳)$$

۳-۵-۷ نزدیکی

برابر با معکوس میانگین فاصله طول مسیر مشخصه گره i تا همه گره‌های دیگر است.

$$C_c(i) = \frac{N-1}{\sum_{i \neq j} l_{ij}} \quad (۲۰-۳)$$

۳-۵-۸ مابینی

برابر با تعداد دفعاتی است که یک گره در طول کوتاه‌ترین مسیر بین دو گره به عنوان پل عمل کرده

است.

$$C_b(i) = \frac{2}{(N-1)(N-2)} \sum_{j \neq h \neq i} \frac{n_{hj}(i)}{n_{hj}} \quad (۲۱-۳)$$

۳-۶ جمع‌بندی

در ادامه پروژه، تمامی این ویژگی‌ها را استخراج می‌کنیم اما لزوماً همه ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی مفید

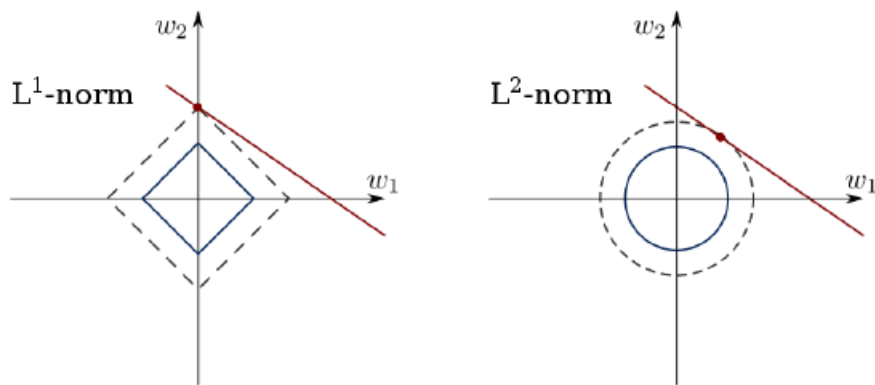
نیستند. با استفاده از روشی که در فصل بعد معرفی می‌کنیم ابتدا سعی می‌کنیم ویژگی‌هایی را که بیشترین

تاثیر در تفکیک‌پذیری دو کلاس دارند انتخاب کنیم و بعد به طبقه‌بندی داده‌ها می‌پردازیم.

۴ فصل چهارم: خلاصه نتایج

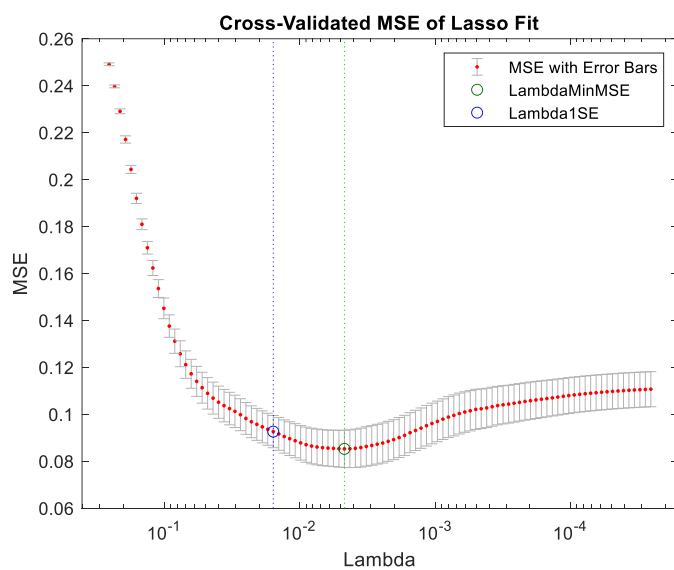
۱-۴ طبقه‌بند

در راستای شبیه‌سازی بخشی از پایان نامه [۷]، مطابق پیشنهاد ارائه‌شده از رگرسور lasso استفاده کردیم. ساختار رگرسور lasso در واقع یک طبقه‌بند خطی ساده است که از نرم L^1 به عنوان ترم جریمه استفاده شده است. استفاده از نرم L^1 این خاصیت را به همراه دارد که ضرایب ویژگی‌های بی‌فایده صفر می‌شود و به اصطلاح ضرایب تنک‌تر می‌شوند. این تنک‌تر شدن ضرایب باعث می‌شود تا خاصیت تعمیم‌پذیری رگرسور افزایش یابد و دادگان را بیش‌برازش نکند. مفهوم تنک شدن ضرایب با نرم L^1 نسبت به نرم L^2 در شکل ۱-۴ نشان داده شده است.



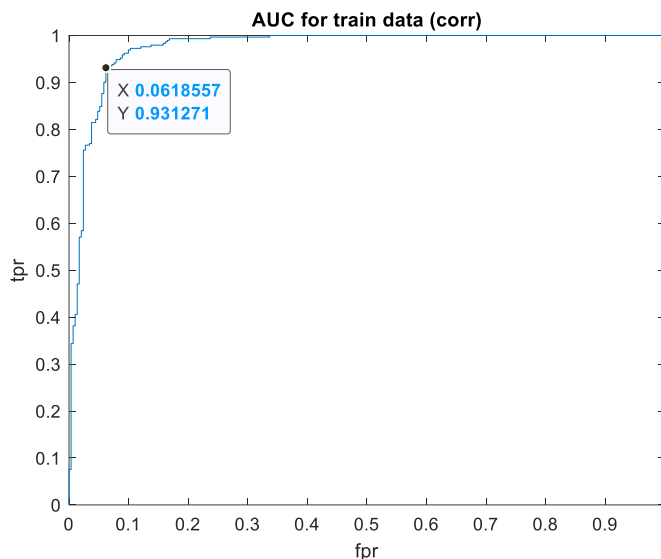
شکل ۴-۱: تنک شدن ضرایب در نرم L_1 [۷]

بعد از آموزش رگرسور، برای تعمیم‌پذیری بیشتر از ضریب λ ای استفاده می‌کنیم که خطای متناظر با آن به اندازه یک خطای استاندارد از خطای کمینه بزرگ‌تر است. زیرا λ بزرگ‌تر، ضرایب تنک‌تری ایجاد می‌کند. نمونه‌ای از این کار در شکل ۴-۲ نشان داده شده است.



شکل ۴-۲: خطای MSE به ازای λ های مختلف (نحوه انتخاب λ مناسب)

با توجه به اینکه خروجی رگرسور پیوسته است، می‌بایست آستانه مناسبی برای طبقه‌بندی انتخاب کنیم. برای این کار از نمودار ROC^۱ بهره می‌گیریم. آستانه‌ای که متناظر با بیشترین تحذب در این نمودار است را به عنوان آستانه طبقه‌بندی انتخاب می‌کنیم. نحوه انجام این کار را در شکل ۳-۴ نشان داده‌ایم.



شکل ۳-۴: نمودار ROC و نقطه بهینه متناظر با آستانه بهینه

در ادامه کار از طبقه‌بند SVM^۲ با هسته گوسی استفاده کردیم و در این مورد تنها از ویژگی‌هایی استفاده کردیم که ضرایب آن‌ها در رگرسور lasso غیرصفر بود و به نوعی با این کار کاهش بعد ویژگی انجام دادیم. اما SVM در مورد سوژه‌هایی که ما بررسی کردیم دقت را چندان بهبود نداد و در نتایجی که در قسمت بعد ذکر می‌کنیم فقط نتایج رگرسور lasso را نمایش داده‌ایم.

۲-۴ نتایج طبقه‌بندی

برای سوژه‌های اول و پنجم، task پیش‌بینی تشنج را انجام دادیم. نتایج را در جداول زیر نشان داده‌ایم.

^۱receiver operating characteristic curve

^۲Support Vector Machine

۴-۲-۱ سوژه اول

جدول ۴-۱: نتایج سوژه s1

Measure/Graph	Binary Undirected	Wighted Undirected	Binary Directed	Weighted Directed
Accuracy	88.7%	90.2%	93.5%	97.4%
Sensitivity	91.47%	86.8%	95.3%	97.7%
Specificity	88.7%	90.3%	93.4%	97.4%

۴-۲-۲ سوژه پنجم

جدول ۴-۲: نتایج سوژه s5

Measure/Graph	Binary Undirected	Wighted Undirected	Binary Directed	Weighted Directed
Accuracy	82.2%	81.5%	78%	76.8%
Sensitivity	63%	65.2%	67.4%	72.8%
Specificity	82.3%	81.7%	78.1%	76.7%

با توجه به نتایج به دست آمده مشاهده می شود به علت رفتارهای متفاوت مغزی انسان های مختلف، آموزش رگرسور با یک ویژگی مشخص، نتایج کاملاً متفاوتی برای افراد مختلف خواهد داشت. همچنین این روند مشاهده می شود که جهت دار بودن گراف در نتیجه معیارها بسیار تعیین کننده است و بعد از آن وزن دار بودن نقش مهمی را ایفا می کند. به نحوی که هر چه اطلاعات بیشتری به گراف اضافه می کنیم (جهت و وزن)، معیارهای مورد بررسی بهبود می یابند.

۵ فصل پنجم: جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادها

۵-۱ مقدمه

در این فصل ابتدا خلاصه‌ای از کارها و مطالعات انجام‌شده در این پروژه را بیان می‌کنیم و سپس به تحلیل نتایجی که از انواع گراف‌های مختلف به دست آمد می‌پردازیم. در انتها پیشنهاداتی برای بهبود نتایج و تحقیق بیشتر در این زمینه بیان می‌شود.

۵-۲ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این پروژه ما ابتدا با مفهوم صرع آشنا شدیم و بیان کردیم که تشنج مشخصه اصلی چنین بیماری است. هم‌چنین انواع تشنج را مورد بررسی قرار دادیم و روش‌های مختلف درمان و ختنی کردن آن را شناختیم.

سپس سیگنال EEG را به عنوان روشی برای ثبت فعالیت‌های مغزی مورد بررسی قرار دادیم و با انواع آرتیفکت‌ها و روش‌های حذف نویز آن آشنا شدیم و سپس پیش‌پردازش این سیگنال را انجام دادیم که منجر به حذف نویز برق شهر و حذف مولفه DC به عنوان دو مولفه مزاحم در دیتاست مورد استفاده شد. در ادامه این رویکرد را در نظر گرفتیم که گراف‌های مختلف را از نظر جهت‌دار بودن و وزن‌دار بودن با یکدیگر مقایسه کنیم. برای این کار هر کانال EEG را به عنوان گره‌های گراف تعیین کردیم و با استفاده از تخمین‌گرهای ارتباطات EEG مانند همبستگی، PLV و علیت گرنجر سعی کردیم تا یال‌های گراف را استخراج کنیم. به این امید که گراف متناظر با بازه‌های pre-ictal و inter-ictal از نظر شکلی و محتوایی تفکیک‌پذیر باشند. برای ایجاد چنین تفکیک‌پذیری از ویژگی‌های مختلفی برای مقایسه کردن گراف‌ها استفاده کردیم و در آخر سعی کردیم با استفاده از این ویژگی‌ها، رگرسور lasso را آموزش بدهیم که ماهیت آن صفر کردن ضرایبی است که در تفکیک‌پذیری داده‌ها چندان نقشی ندارند و به همین دلیل این طبقه‌بند از ویژگی‌های محدودتری نسبت به ویژگی‌های اولیه استفاده می‌کند که به تعمیم‌پذیری آن کمک می‌کند و به این ترتیب از بیش‌برازش داده‌ها جلوگیری می‌شود. نتایج بیانگر این است که بهترین حالت معیارها (دقت، حساسیت و specificity) با استفاده از گراف وزن‌دار و جهت‌دار به دست آمده‌اند که از اطلاعات بیشتری (مانند جهت و وزن ارتباطات) نسبت به انواع گراف‌های دیگر برخوردار هستند.

۳-۵ پیشنهادها

کرنل‌های گرافی از جمله جدیدترین مباحث گرافی است که کاربرد آن در زمینه بررسی شباهت گراف‌های مختلف است و سعی می‌شود با بررسی میزان شباهت گراف‌های تست با گراف‌هایی که ما لیبل آن‌ها را از قبل می‌دانیم، لیبل گراف‌های تست تعیین شود. با تعاریف مختلف کرنل می‌توان قیده‌های فیزیولوژیک و غیرفیزیولوژیک مختلفی به گراف‌ها اعمال کرد تا مقایسه آن‌ها معقول باشد. در [۴] نشان

داده شد که استفاده از این کرنل ها برای گراف ارتباطات وزن دار و بدون جهت نتایج خیلی بهتری را نسبت به حالتی که تنها از ویژگی های گرافی برای طبقه بندی استفاده می کنیم می دهد. بنابراین بسیار محتمل است که با ترکیب روش [۴] و گراف های جهت دار و وزن داری که در این پروژه مورد بررسی قرار گرفت، به نتایج بهتر و مطمئن تری برسیم.

مراجع

- [1] R. S. Fisher *et al.*, "ILAE official report: a practical clinical definition of epilepsy," *Epilepsia*, vol. 55, no. 4, pp. 475-482, 2014.
- [2] A. Varsavsky, I. Mareels, and M. Cook, "Epileptic seizures and the EEG: measurement, models, detection and prediction," CRC Press, 2016.
- [3] H. H. Jasper, "The ten twenty electrode system of the international federation," *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, vol. 10, pp. 371-375, 1958.
- [4] MHA Yarandi, MA Tehrani, SH Sardouie, "Automatic Epileptic Seizure Detection: Graph Features Versus Graph Kernels," in 2021 7th International Conference on Signal Processing and Intelligent Systems (ICSPIS)
- [5] محسن مظفري. تشخیص تشنج در صرعه‌های عمومی و کانونی از روی سیگنال الکتروانسفالوگرام. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه شریف. ۱۳۹۸.
- [6] عاطفه خوش خواه طینت. بررسی تغییرات ارتباطات مغزی در هنگام وقوع تشنج با استفاده از تئوری گراف. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه شریف. ۱۳۹۹.
- [7] سعید قدسی. تحلیل اتصالات کارکردی مغز توسط سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی برای طبقه‌بندی حالت‌های مغز. پایان‌نامه کارشناسی. دانشگاه شریف. ۱۳۹۷.
- [8] محمدحسن احمدیارندی – مهدی امانی طهرانی. تشخیص تشنج در صرعه‌های عمومی و کانونی از روی سیگنال الکتروانسفالوگرام. پایان‌نامه کارشناسی. ۱۴۰۰.
- [9] Goldberger, A., Amaral, L., Glass, L., Hausdorff, J., Ivanov, P. C., Mark, R., ... & Stanley, H. E. (2000). PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation* [Online]. 101 (23), pp. e215–e220