

Brain Tumor Detection Using Electroencephalogram Linear and Non-Linear Features

Z. Tabanfar^{1,2}, S.M.P. Firoozabadi^{3*}, Z. Shankayi⁴, G. Sharifi⁵, K. Novin⁶, A. Zoghi⁷

¹ M.Sc. Graduated Student, Department of Electrical and Computer Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

² Ph.D Student, Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

³ Professor, Medical Physics Department, School of Medical Science, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

⁴ Postdoctoral Researcher, Medical Physics Department, School of Medical Science, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

⁵ Department of Neurosurgery, Loghman e Hakim Hospital, Shahid Beheshti University of Medical Sciences, Tehran, Iran

⁶ Department of Radiation Oncology, Emam Hossein Medical center, Shahid Beheshti University of Medical Sciences, Tehran, Iran

⁷ Department of Neurology, Loghman e Hakim Hospital, Shahid Beheshti University of Medical Sciences, Tehran, Iran

Receipt in the online submission system: 17 September 2017, accepted: 4 October 2017

Abstract

In this research, we analyzed the EEG signals of patients with brain tumor and healthy participants in order to study the effects of brain tumor on brain signals and also the feasibility of brain tumor detection using EEG signals. For this reason, EEG signals of four channel F₃, F₄, T₃ and T₄ from 5 patients with brain tumor and 4 healthy participants were recorded. After preprocessing, linear features in time and frequency domains and nonlinear ones such as fractal dimensions and entropies were extracted. Afterwards, the differentiation between 2 groups was analyzed using Davies-Bouldin Index, LDA, KNN and SVM classifiers. According to the results of Davies-Bouldin Index, RMS, Theta Absolute Power, Approximate Entropy and Sample Entropy features in resting state with eyes closed and RMS and Theta Absolute Power features in resting state with eyes opened, had the most distinction between the two groups. In this stage classification of two groups using single features was done and the most accuracy of 88.89% was obtained for RMS feature in resting state with eyes closed. At the end, classification of two groups using all selected features was conducted and the maximum accuracy of 82.54% was obtained for RMS, Theta Absolute Power, Approximate Entropy and Sample Entropy features in resting state with eyes closed. According to the results, EEG linear features have a good capability of detecting brain tumor. As these features are simple and have low computational complexity, they can be used in online applications especially for periodic screening tests.

Key words: *Brain Tumor Detection, Electroencephalogram Signals, Davies-Bouldin Index, Linear and Non-Linear Features of EEG Signals*

*Corresponding author

Address: Medical Physics Department, School of Medical Science, Tarbiat Modares University, P.O. Box: 14395-587, Tehran, Iran

Tel: +98-21-82883821

Fax: +98-21-88013828

E-mail: pourmir@modares.ac.ir

تشخیص تومور مغزی با استفاده از ویژگی‌های خطی و غیرخطی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام

زهرا تابان‌فر^۱، سید محمد فیروزآبادی^{۳*}، زینب شنکائی^۴، گیو شریفی^۵، کامبیز نوین^۶، آناهیتا ذوقی^۷

^۱ دانش‌آموخته‌ی کارشناسی ارشد، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
^۲ دانشجوی دکتری مهندسی پزشکی، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران
^۳ استاد، گروه فیزیک پزشکی، دانشکده علوم پزشکی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
^۴ پژوهشگر فرادکتری، گروه فیزیک پزشکی، دانشکده علوم پزشکی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
^۵ دانشیار گروه جراحی اعصاب، بیمارستان لقمان حکیم، دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی، تهران
^۶ استادیار گروه رادیوتراپی، بیمارستان امام حسین (ع)، دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی، تهران
^۷ استادیار گروه نورولوژی، بیمارستان لقمان حکیم، دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی، تهران

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۶/۶/۲۶، پذیرش قطعی: ۱۳۹۶/۷/۱۲

چکیده

در پژوهش حاضر، سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام بیماران مبتلا به تومور مغزی و افراد سالم را برای مطالعه تغییرات ناشی از بروز تومور مغزی در سیگنال‌های مغزی و در نهایت امکان‌سنجی تشخیص این بیماری توسط سیگنال‌های EEG، بررسی کرده‌ایم. برای این منظور از داده‌های EEG ثبت شده از چهار کانال T_4 ، T_3 ، F_4 ، F_3 برای پنج فرد مبتلا به تومور مغزی و چهار فرد سالم، استفاده شده است. پس از پیش‌پردازش، ویژگی‌های خطی زمانی و طیف فرکانسی و ویژگی‌های غیرخطی بُعد فرکتال و آنتروپی، استخراج شد. سپس تمایزپذیری میان دو گروه، با استفاده از اندیس دیویس-بولدین، طبقه‌بندی خطی LDA، غیرخطی KNN و SVM بررسی شد. براساس مقادیر به دست آمده برای اندیس دیویس-بولدین در وضعیت استراحت ذهنی چشم‌بسته، ویژگی‌های RMS، توان مطلق باند تتا، آنتروپی نمونه و آنتروپی تقریبی و در وضعیت استراحت ذهنی چشم‌باز، ویژگی‌های RMS و توان مطلق باند تتا، بیشترین تمایزپذیری را میان دو گروه سالم و بیمار نشان دادند. در این مرحله، طبقه‌بندی دو گروه سالم و بیمار با استفاده از تک‌ویژگی‌ها انجام شد، که بهترین صحت طبقه‌بندی مربوط به ویژگی RMS در حالت استراحت ذهنی چشم‌بسته و ۸۸٫۸۹٪ به دست آمد. این موضوع نشان‌دهنده این است که ویژگی خطی RMS در افراد سالم و مبتلایان به تومور مغزی، تمایز خوبی ایجاد می‌کند. در پایان نیز برای دو حالت استراحت ذهنی چشم‌بسته و چشم‌باز و با استفاده از تمامی ویژگی‌های منتخب، طبقه‌بندی انجام شد. با توجه به نتایج، بیشترین صحت طبقه‌بندی ۸۲٫۵۴٪ با استفاده از ویژگی‌های برتر RMS، توان مطلق باند تتا، آنتروپی نمونه و آنتروپی تقریبی در حالت استراحت ذهنی چشم‌بسته، به دست آمد. با توجه به نتایج مشاهده می‌شود که ویژگی‌های خطی، قابلیت خوبی برای جداسازی سیگنال‌های EEG افراد سالم و بیماران مبتلا به تومور مغزی دارند، که می‌توان از آنها، به دلیل سادگی و بار محاسباتی کم، برای تشخیص برخط بیماری تومور مغزی، به خصوص در آزمون‌های دوره‌ای غربالگری، استفاده کرد.

کلیدواژه‌ها: تشخیص بیماری تومور مغزی، سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام، اندیس دیویس-بولدین، ویژگی‌های خطی و غیرخطی سیگنال‌های EEG

* نویسنده مسئول

نشانی: گروه فیزیک پزشکی، دانشکده علوم پزشکی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران، کد پستی ۱۴۳۹۵-۵۸۷

تلفن: ۸۲۸۸۳۸۲۱ (۲۱) ۹۸+

دورنگار: ۸۸۰ ۱۳۸۲۸ (۲۱) ۹۸+

پست الکترونیکی: pourmir@modares.ac.ir

۱- مقدمه

رشد و تکثیر بی‌رویه و بی‌قاعده در سلول‌های داخل مغز و جمجمه، می‌تواند به‌صورت سرطانی یا غیرسرطانی باشد که با عنوان تومور مغزی شناخته می‌شود. تومور مغزی سرطانی نیز مانند سایر تومورهای سرطانی، می‌تواند با منشأ مغزی (نوع اولیه) یا به‌صورت متاستازی (ثانویه) باشد. این بیماری به‌دلیل محل قرارگیری، یک بیماری جدی و خطرناک بوده که نوع اولیه آن، دومین عامل مرگ‌ومیر در سنین تولد تا ۳۴ سالگی است [۱].

روش‌های معمول تشخیص تومور مغزی، شامل روش‌های تصویربرداری مانند CT، PET، SPECT، MRI و fMRI است، که به‌دلیل هزینه‌بر بودن، روش‌های مناسبی برای آزمون‌های دوره‌ای غربال‌گری نیستند. به‌علاوه، روش‌های CT، PET و SPECT با قرار دادن بیمار در معرض تشعشعات خطرناک، از مدالیته‌های تصویربرداری پرخطر، به‌خصوص برای محدوده‌های سنی کمتر و کودکان، به‌شمار می‌روند [۲، ۳]. امروزه استفاده از سیگنال‌های بیوالکتریکی در کاربردهای تشخیصی، به‌خصوص موارد غربال‌گری، به‌دلیل غیرتهاجمی و بی‌خطر بودن و اینکه هزینه‌های کمتری را به افراد تحمیل می‌کند، بسیار مورد علاقه است.

سیگنال‌های مغزی EEG با قابلیت نمایش جنبه‌های فیزیولوژی مغز، ابزار مناسبی برای بررسی فعالیت الکتریکی ناهنجار مغز، در راستای تشخیص و درمان بیماری‌ها و اختلالات مغزی هستند. هم‌چنین به‌دلیل داشتن رزولوشن زمانی بالا، تغییرات و رخداد‌های سریع نورونی را در محدوده میلی‌ثانیه بازمی‌نمایند. سرطان گلیوما (تومورهای سلول‌های نوروگلیا)، شایع‌ترین تومور اولیه مغز (۵۰٪ شیوع) است. تومورهای گلیوما، فعالیت الکتریکی بیشتر و مشخص‌تری (امواج دلتای مشخص و تقویت‌شده) نسبت به سایر تومورهای متاستاتیک و اولیه داشته و به‌طور معمول، ساده‌ترین تومور برای مکان‌یابی با EEG بوده است [۴]. گروه دوم از شایع‌ترین تومورهای مغزی اولیه، مننژیوما نام دارد. مننژیوما به‌طور معمول تومورهای خوش‌خیمی هستند، که از پرده‌های مغزی (مننژ) نشأت می‌گیرند و مغز و نخاع را می‌پوشانند. حدوداً از هر پنج تومور مغزی، یکی مننژیوما است. تومورهای مننژ به‌طور معمول در دو محل دیده می‌شوند: روی سطح مننژ یا در زیر مغز قسمت پایه جمجمه. تومورهای مننژیوما در طول رشد آهسته خود، ممکن است در اثر تحریک مغز، موجب بروز حملات صرع شوند. این تومورها ممکن است به‌طور متناوب بخش‌های حاشیه‌ای مغز را

فشرده کنند و عوارض عصبی پیشرونده‌ای را، از قبیل ضعف پیشرونده یا فقدان دید، ایجاد کنند [۴].

به‌طور کلی تومورهای مغزی گلیوما و مننژیوما، بنا به دلایل زیر، روی فعالیت نورونی مغز اثر گذاشته و به تغییر میدان و فعالیت الکتریکی مغز منجر می‌شوند.

۱) هنگام بروز تومور مغزی، بافت مغز به سمت جمجمه جابجا شده و یک فشار درون‌جمجمه‌ای ایجاد می‌کند. این فشار درون‌جمجمه‌ای و آسیبی که به بافت‌های سالم مغز می‌رساند، بر عملکرد طبیعی مغز اثر گذاشته و به ایجاد الگوهای الکتریکی غیرطبیعی در مغز منجر می‌شود. ایجاد تومور مغزی در ماده سفید قشری و زیرقشری، موجب تفکیک قشری می‌شود. جداشدگی بخشی از قشر، در کارکرد طبیعی آن اختلال ایجاد کرده و موجب تغییر نوسانات ریتمیک پایه‌ای می‌شود. [۵]

۲) هدایت الکتریکی بافت مربوط به تومورهای بدخیم، به‌طور معمول بیشتر از هدایت الکتریکی بافت‌های اطراف آن است، که این امر به تغییر توزیع میدان الکتریکی در مغز بیماران تومور مغزی می‌شوند. [۶]

۳) با توجه به نتایج مربوط به پژوهش‌های پیشین، پروتئین‌ها و ژن‌های خاصی در بروز انواع سرطان در بدن مؤثر هستند، که نقش مهمی در تکثیر و توسعه سلول‌های سالم و بیمار دارند. این پروتئین‌ها و ژن‌ها با اثرگذاری روی کانال‌های یونی و کنترل جریان یون‌ها، در ایجاد الگوی پتانسیل عمل و فعالیت الکتریکی مغز تأثیرگذار هستند؛ به همین دلیل، EEG را متأثر از ژنوم دانسته‌اند. در برخی پژوهش‌های پیشین، رابطه فعالیت الکتریکی ثبت‌شده در EEG و حضور برخی ژن‌های مرتبط با سرطان نیز نشان داده شده است. [۷، ۸]

در سال‌های اخیر تلاش‌هایی برای مطالعه امکان تشخیص تومورهای مغزی در مراحل اولیه، با استفاده از بررسی فعالیت الکتریکی مغز و پردازش سیگنال‌های EEG انجام شده است. نخستین بار والتر در ۱۹۳۶، هنگام معرفی امواج مغزی دلتا، امکان استفاده از سیگنال‌های EEG را در مکان‌یابی تومورهای مغزی نشان داد [۹]. پس از آن در برخی مطالعات، برای مکان‌یابی ضایعات درون‌جمجمه‌ای و درون‌مخ‌ی از سیگنال EEG استفاده شده است. براساس نتایج این پژوهش‌ها، بررسی سیگنال‌های EEG به‌عنوان یک ابزار اولیه در تشخیص و مکان‌یابی ضایعات سطحی در نیم‌کره‌های مغزی (مانند تومورهای گلیوما)، ارزشمند و قابل‌اعتماد بوده است؛ اما برای ضایعات عمقی و تومورهای ساقه مغز، صحت تشخیص کمتری دارد [۱، ۴]. ناهنجاری‌های ایجادشده در سیگنال EEG،

بیمار و به صورت نمونه‌های در دسترس انتخاب شدند. شرط ورود شرکت‌کنندگان به این مطالعه، نداشتن سابقه ابتلا به بیماری‌ها یا اختلالات ذهنی-مغزی (مانند صرع، میگرن، اضطراب حاد و اختلال دوقطبی) بود. شرایط اخذ داده در این پژوهش با شناسه IR.TMU.REC.1394.222 به تصویب کمیته اخلاق پزشکی دانشگاه تربیت مدرس رسیده و پیش از ثبت، رضایت آگاهانه از تمام شرکت‌کنندگان گرفته شده است.

با توجه به شرایط مربوط به بیماری افراد مبتلا به تومور مغزی، وجود استرس حاد در شرکت‌کنندگان پیش‌بینی می‌شد. هم‌چنین با توجه به شیوع افسردگی در بیماران مبتلا به سرطان، احتمال افسردگی در نمونه‌ها، با در نظر گرفتن سابقه خانوادگی ابتلا به سرطان در آنان، وجود دارد. برای آگاه شدن از شدت استرس حاد و افسردگی در نمونه‌ها، به‌عنوان یک عامل مداخله‌گر خارجی، پیش از ثبت سیگنال EEG، میزان استرس حاد و افسردگی هر شرکت‌کننده توسط پرسشنامه HADS [۲۱] ارزیابی شد.

دستگاه ثبت EEG استفاده‌شده در این پژوهش، دستگاه EEG-1200 شرکت نیهون کودن و محل ثبت، بخش الکترودیپانگنوستیک بیمارستان لقمان حکیم بود. از هر یک از افراد دو گروه سالم و تومور مغزی، سیگنال‌های EEG از محل الکترودهای F₃، F₄، T₃ و T₄، در دو وضعیت استراحت ذهنی چشم‌باز و چشم‌بسته و هر کدام به مدت دو دقیقه، ثبت شد. شرایط محیطی ثبت سیگنال و روند آزمایش برای تمام افراد هر دو گروه، به‌طور کامل مشابه بود.

۲-۱- پیش‌پردازش سیگنال‌ها

آرتیفکت‌های موجود در سیگنال‌های EEG را می‌توان به دو نوع فیزیولوژیکی و غیرفیزیولوژیکی طبقه‌بندی کرد. در این میان، می‌توان آرتیفکت‌های غیرفیزیولوژیکی را با مناسب کردن شرایط ثبت، تا حد قابل‌ملاحظه‌ای کاهش داد. در مقابل، آرتیفکت‌های فیزیولوژیکی شامل فعالیت منابع فیزیولوژیکی، مانند حرکات چشم، عضلات و قلب، است که برای حذف آن، نیاز به پیش‌پردازش سیگنال‌ها است [۲۲]. در این پژوهش، برای پیش‌پردازش از یک فیلتر فاز خطی FIR با محدوده فرکانسی ۲-۴۸ هرتز استفاده شد. نمودار زمانی و طیف فرکانسی سیگنال‌ها، قبل و بعد از اعمال فیلتر، به‌ترتیب در شکل‌های (۱) و (۲) ارائه شده‌اند.

متناسب با نوع، مکان و گستردگی تومور مغزی است [۱]. در مطالعات متفاوت، تعداد و محل قرارگیری الکتروود ثبت EEG، مدت زمان ثبت، وضعیت ذهنی بیمار حین ثبت، نوع ناهنجاری مورد بررسی و ویژگی‌های بررسی‌شده از سیگنال EEG، متفاوت بوده است. در مجموع، الگوهای شناسایی‌شده هنگام بروز تومور مغزی در سیگنال EEG، شامل مواردی چون فعالیت آهسته کانونی (امواج دلتا) [۱]، تضعیف کانونی فعالیت پس‌زمینه [۱، ۴]، فعالیت نامتقارن امواج بتا [۱]، اختلال در ریتم امواج آلفا [۱، ۱۰]، الگوهای صرعی (تخلیه شبه‌صرع^۱ و شبه میان‌تشنجی^۲) [۱]، کاهش فعالیت حسی-حرکتی [۱۱]، افزایش کوهپرنس باند دلتا [۱۲] و دینامیک غیرخطی متفاوت [۱۲-۱۵] است. در پژوهش‌های انجام‌شده در زمینه آشکارسازی تومور مغزی با استفاده از سیگنال‌های EEG، تاکنون بیشتر از بررسی‌های خطی شامل بررسی توان باندهای متفاوت فرکانسی مستخرج از روش‌های تخمین چگالی طیف توان یا آنالیزهای ویولت [۹، ۱۰، ۱۶] و بررسی ضرایب ویولت [۱۰] استفاده شده است. در معدود مطالعات دیگر، دینامیک غیرخطی و بی‌نظمی سیگنال‌های EEG حاصل از تعداد کانال‌های محدود ثبت، به‌عنوان ویژگی، بررسی شده است [۱۳، ۱۵]. در مرحله شناسایی الگو نیز از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی یا ماشین بردار پشتیبان^۳ استفاده شده است [۱۷، ۱۸].

در مطالعه قبلی [۱۹]، اثر تومور مغزی بر سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام تک‌کاناله مربوط به پژوهش‌های [۱۳، ۲۰] را با هدف معرفی الگوهای مغزی برای تشخیص تومور مغزی، بررسی کردیم. نتایج حاصل از این مطالعه، الگوهای مشخص و امیدوارکننده‌ای را نشان دادند. در مطالعه حاضر، علاوه بر تهیه یک پایگاه داده داخلی از سیگنال‌های EEG بیماران مبتلا به تومور مغزی در ایران، به انتخاب و معرفی ویژگی‌های مرتبط با این بیماری و امکان‌سنجی طبقه‌بندی و تشخیص افتراقی بیماران و افراد سالم پرداختیم.

۲-۲- مواد و روش‌ها

ثبت سیگنال EEG از پنج بیمار مبتلا به تومور مغزی (سن: ۱،۱ ± ۴۴،۵) و چهار فرد سالم (سن: ۷،۶ ± ۴۳،۷۵)، با سیستم الکتروودگذاری استاندارد ۱۰-۲۰ در بیمارستان لقمان حکیم انجام شد. گروه بیمار شامل مراجعه‌کنندگان به بیمارستان لقمان حکیم بوده که در انتظار عمل جراحی توسط یک پزشک خاص هستند. افراد سالم نیز با در نظر گرفتن محدوده سنی افراد

^۱ SVM: Support Vector Machine

^۱ Epileptiform Discharges

^۲ Interictal Epileptiform Discharges

ویژگی‌های غیرخطی بُعد فرکتال و آنتروپی با تطابق بیشتر با ماهیت غیرخطی مغز، بررسی شدند. در ادامه، هر کدام از ویژگی‌های استخراج شده در این پژوهش تشریح شده است.

الف) ویژگی‌های خطی - حوزه زمان: از تمام سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام پنجره گذاری شده، ویژگی‌های آماری واریانس، انرژی، مجذور میانگین مربعات^۱ و طول شکل موج دامنه سیگنال، استخراج و بررسی شدند، که نحوه محاسبه هر کدام در روابط (۱) تا (۴) ارائه شده است.

واریانس، مقیاسی برای سنجش تغییرپذیری سیگنال است و میزان پراکندگی مقادیر دامنه سیگنال الکتروانسفالوگرام حول میانگین را نشان می‌دهد، که طبق رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

$$\text{Variance} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (1)$$

مجموع مربعات مقادیر دامنه سیگنال یا انرژی سیگنال، با استفاده از رابطه (۲) تعریف می‌شود.

$$\text{Energy} = \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (2)$$

یک روش دیگر برای کمی‌سازی میزان پراکندگی داده، محاسبه مجذور میانگین مربعات است، که در رابطه (۳) ارائه شده است.

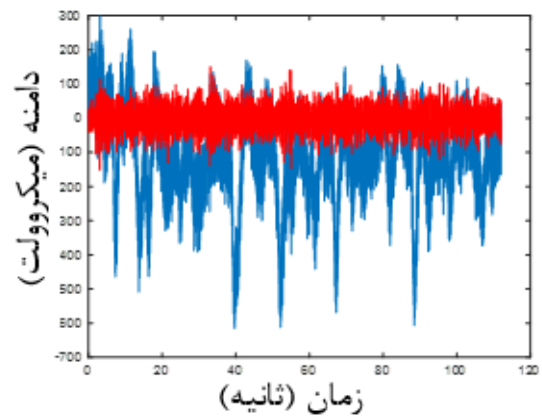
$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (3)$$

طول شکل موج سیگنال، از محاسبه مجموع اختلاف مقادیر دامنه‌های متوالی سیگنال به دست می‌آید (رابطه (۴)).

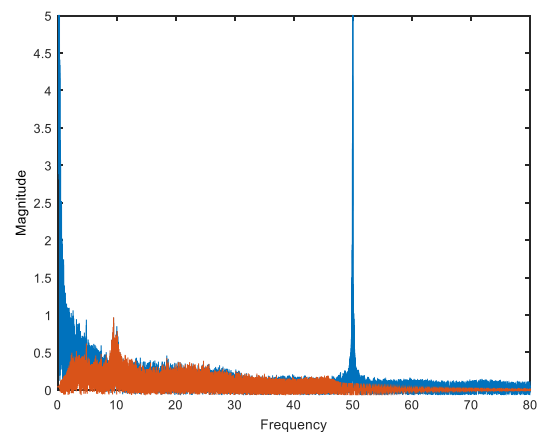
$$\text{Waveform Length} = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad (4)$$

ب) ویژگی‌های خطی - حوزه فرکانس: برای استخراج ویژگی فرکانسی در این پژوهش، ویژگی توان متوسط و مطلق باندهای متفاوت فرکانسی گاما، بتا، آلفا و تتا برای کل سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام پنجره گذاری شده، در نظر گرفته شد. برای محاسبه توان متوسط، از الگوریتم تخمین چگالی طیف توان Welch استفاده شد.

ج) ویژگی‌های غیرخطی - آنتروپی [۲۳]: آنتروپی یکی از معیارهایی است که میزان آشوب‌گونه‌ی سیستم را نشان می‌دهد. همچنین مقیاسی برای نرخ تولید اطلاعات است که برای جداسازی سیگنال مفید از نویز در پردازش سیگنال استفاده می‌شود. به‌طور معمول، آنتروپی زیاد نشان‌دهنده



شکل (۱) - نمودار زمانی پیش (آبی) و پس (قرمز) از اعمال فیلتر



شکل (۲) - طیف فرکانسی پیش (آبی) و پس (قرمز) از اعمال فیلتر

در ادامه برای اطمینان از ایستایی، سیگنال‌ها با پنجره گذاری به قطعات ۱۶ ثانیه‌ای قطعه‌بندی شدند. به این ترتیب، برای هر شرکت کننده، ۷ قطعه سیگنال در وضعیت استراحت ذهنی چشم‌بسته و ۷ قطعه سیگنال در وضعیت استراحت ذهنی چشم‌باز در هر کانال به دست آمد.

۲-۲- استخراج ویژگی

با توجه به تغییر ساختار مغز پس از ایجاد تومور، توزیع میدان الکتریکی در مغز تغییر می‌کند [۶]؛ بنابراین انتظار می‌رود این تغییر توزیع میدان، در ویژگی‌های حوزه زمان مربوط به افراد بیمار و سالم، تمایز ایجاد کند. همچنین با حضور تومور در بافت مغز، قسمتی از عملکرد مغز مربوط به ناحیه آسیب‌دیده، دچار اختلال می‌شود. با توجه به اینکه عملکردهای متفاوت مغز بر باندهای متفاوت فرکانسی تأثیر می‌گذارد، انتظار می‌رود که ویژگی‌های توان نسبی و توان مطلق باندهای متفاوت فرکانسی نیز میان افراد بیمار و سالم تمایز ایجاد کند. همچنین

^۱ RMS: Root Mean Square

شاخص‌های آماری تفکیک‌پذیری و روش‌های مبتنی بر طبقه‌بندی، تقسیم می‌شوند. شاخص‌های آماری تفکیک‌پذیری، میزان تمایزپذیری در فضای ویژگی را به صورت کمی بیان می‌کنند. در روش‌های طبقه‌بندی، نرخ طبقه‌بندی ویژگی‌ها محاسبه می‌شود. در این پژوهش، برای بررسی میزان تمایزپذیری ویژگی‌ها در دو دسته سالم و بیمار، از مقدار آماری P و شاخص آماری دیویس-بولدین استفاده شد. سپس براساس میزان تمایزپذیری، ویژگی‌های با بیشترین قدرت تفکیک بین دو دسته برای طبقه‌بندی دو گروه بیمار و سالم، با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های LDA، SVM و KNN انتخاب شد و طبقه‌بندی با استفاده از این ویژگی‌ها انجام شد.

الف) شاخص آماری دیویس - بولدین [۲۵]: شاخص آماری دیویس-بولدین، یکی از معروف‌ترین شاخص‌های ارزیابی خوشه است، که دیویس^۱ و بولدین^۲ در سال ۱۹۷۹ آن را معرفی کردند. این شاخص، به صورت تابعی از نسبت جمع پراکندگی درون خوشه‌ها به فواصل میان خوشه‌ها بیان می‌شود، که در روابط (۱۰) و (۱۱) ارائه شده است.

$$R_{ij} = \frac{S_i + S_j}{D_{ij}} \quad (10)$$

R_{ij} در رابطه (۱۰)، مقدار شباهت خوشه^۱ به خوشه^۲ را نشان می‌دهد. S_i و S_j نیز پراکندگی خوشه‌های i و j است. همچنین D_{ij} ، فاصله^۲ بین مراکز دو خوشه^۱ و i را نشان می‌دهد. در نهایت شاخص دیویس-بولدین از رابطه (۱۱) به دست می‌آید که در آن، K برابر با تعداد کل خوشه‌ها است. هرچه شاخص دیویس-بولدین کمتر باشد، درجه^۲ تفکیک‌پذیری بیشتر است.

$$DBI = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \max_{i \neq j} (R_{ij}) \quad (11)$$

ب) الگوریتم طبقه‌بندی K نزدیک‌ترین همسایه [۲۶]: KNN، یک روش طبقه‌بندی بانظارت است که در آن، طبقه‌بند نمونه‌های ورودی را براساس شباهت بین آن‌ها و داده‌های آموزش برچسب می‌زند؛ به عبارت دیگر، طبقه‌بند با مقایسه^۲ داده جدید بدون برچسب با داده‌های پایه، درباره^۲ طبقه‌ای که نمونه جدید به آن تعلق دارد، تصمیم‌گیری می‌کند. به طور کلی برای یک داده^۲ بدون برچسب ورودی، KNN، k تا از نزدیک‌ترین همسایه‌های دارای برچسب به این داده را پیدا کرده و این داده را براساس بیشترین برچسب موجود در این k داده، برچسب

بی‌روالی و غیرقابل پیش‌بینی بودن سیگنال است. در این پژوهش، آنتروپی تقریبی، نمونه و طیفی برای سیگنال‌ها محاسبه شده، که روابط این سه به ترتیب در معادلات (۵)، (۶) و (۷) ارائه شده است.

$$ApEn = \ln \left(\frac{C_m(r)}{C_{m+1}(r)} \right) \quad (5)$$

که $C_m(r)$ میانگین الگو با طول m و $C_{m+1}(r)$ میانگین الگو با طول $m+1$ است.

$$SampEn = -\log \left(\frac{A}{B} \right) \quad (6)$$

که A و B به ترتیب شامل تمام جفت‌بردارهای با طول $m+1$ و m است.

$$SEn = \sum_f P_f \log \frac{1}{P_f} \quad (7)$$

که P_f توان مربوط به فرکانس f است.

د) ویژگی‌های غیرخطی - بعد فرکتال [۲۴]: بعد فرکتال نیز یک معیار کمی از میزان آشوب‌گونگی سیگنال است، که در کاربردهای بسیاری از پردازش سیگنال‌های EEG استفاده می‌شود. در این پژوهش، بعد فرکتال کتز و پتروسین برای سیگنال‌ها محاسبه شده‌اند، که روابط این دو به ترتیب در معادلات (۸) و (۹) ارائه شده است.

$$D = \frac{\log_{10}(L)}{\log_{10}(d)} \quad (8)$$

که L جمع فواصل بین نقاط متوالی و d فاصله^۲ بین نقطه^۲ اول دنباله با دورترین نقطه^۲ آن است.

$$D = \frac{\log_{10}(n)}{\log_{10}(n) + \log_{10}\left(\frac{n}{n+0.4N}\right)} \quad (9)$$

در این روش، سیگنال EEG به یک سیگنال دودویی تبدیل می‌شود و n طول دنباله و N تعداد تغییر علامت در دنباله^۲ دودویی ساخته شده است.

۳-۲-۳- ارزیابی اطلاعاتی ویژگی‌ها

روش‌های ارزیابی اطلاعاتی ویژگی‌های استخراجی از سیگنال‌های EEG، برای طبقه‌بندی یا خوشه‌یابی، به دو دسته^۲

^۱ Donald W. Bouldin

^۲ David L. Davies

شعاعی^۴، می‌توان از گیر افتادن طبقه‌بند در کمینه محلی اجتناب کرد.

۳- نتایج

۳-۱- بررسی‌های آماری

برای اطمینان از داشتن جامعه آماری مناسب، نیاز است اطلاعات فردی نظیر سن، شاخص جرم بدن^۵ و نتایج آزمون‌های روانشناسی سنجش اضطراب و افسردگی، از نظر وجود تفاوت-های آماری معنی‌دار بین افراد دو گروه بررسی شوند. پس از کسب آگاهی از نرمال بودن توزیع این موارد با استفاده از آزمون کولموگروف اسمیرنوف ($P > 0.05$)، آزمون آماری t نمونه‌های مستقل برای بررسی وجود تفاوت‌های آماری معنی‌دار استفاده شد. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، هیچ‌گونه اختلاف آماری معناداری با سطح اطمینان ۰,۰۵ بین مقادیر سن و میزان افسردگی در دو گروه ذکر شده، وجود ندارد.

در این مرحله، توزیع تمام ویژگی‌های به‌دست‌آمده از نظر نرمال بودن، با استفاده از آزمون کولموگروف اسمیرنوف بررسی شد. پس از اطمینان از نرمال بودن جوامع آماری ویژگی‌ها، آزمون t نمونه مستقل برای بررسی وجود تفاوت معنی‌دار در آن ویژگی میان دو گروه سالم و بیمار استفاده شد. با توجه به نتایج این آزمون، مقدار P برای تمام ویژگی‌ها، جز ویژگی توان مطلق گاما، برای هر چهار کانال در حالت استراحت ذهنی چشم‌بسته و همچنین تمام این ویژگی‌ها، جز ویژگی توان مطلق گاما، برای هر چهار کانال و بعد فرکتال کتر برای کانال F_4 در حالت استراحت ذهنی چشم‌باز، کوچک‌تر از ۰,۰۵ بوده، که نشان‌دهنده تمایزپذیری دو گروه بیمار و سالم با سطح معنی‌داری ۰,۰۵ است.

تمایزپذیری ویژگی‌های استخراجی نیز توسط اندیس دیویس - بولدین ارزیابی شد. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده از این آزمون، ویژگی‌های RMS، توان مطلق باند تتا، آنتروپی نمونه و آنتروپی تقریبی در هر چهار کانال برای حالت استراحت ذهنی چشم‌بسته (جدول (۱)) و ویژگی‌های RMS و توان مطلق باند تتا در هر چهار کانال برای حالت استراحت ذهنی چشم‌باز (جدول (۲))، بیشترین تمایزپذیری را بین دو گروه سالم و بیمار داشتند.

می‌زند. این k داده، براساس معیار شباهت، که ما برای آن تعریف کرده‌ایم، انتخاب می‌شوند. به‌طور کلی، دو قانون رایج برای طبقه‌بندی داده جدید در این طبقه‌بند وجود دارد: (۱) اکثریت آرا و (۲) جمع میزان شباهت. در این پژوهش نیز از قانون اکثریت آرا، معیار شباهت فاصله اقلیدسی با مقدار $k=3$ (به‌دلیل وجود دو دسته و انتخاب عدد فرد) استفاده شد.

ج) الگوریتم طبقه‌بندی تحلیل تفکیک‌پذیری خطی^۱
[۲۷]: الگوریتم LDA با یافتن ترکیب خطی ویژگی‌ها، طبیعت جداپذیر دو یا چند را توصیف می‌کند؛ درنهایت این ترکیب خطی ویژگی‌ها، می‌تواند برای کاهش بعد یا طبقه‌بندی خطی استفاده شود. در شرایطی که نرخ رخدادهای درون‌گروهی در گروه‌های متفاوت، یکسان نیست، استفاده از LDA برای طبقه‌بندی، گزینه مناسبی است. در طبقه‌بندی با استفاده از روش LDA، برای دستیابی به بیشترین جدایی‌پذیری، نسبت واریانس بین‌گروهی به واریانس درون‌گروهی بیشینه شده، که باعث بیشترین جدایی‌پذیری می‌شود.

د) الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان^۲ [۲۸]:

ماشین بردار پشتیبان، یکی از تکنیک‌های طبقه‌بندی همراه با نظارت است. مبنای کاری این نوع طبقه‌بندها بدین صورت است که با سیر در داده‌های ابرصفحه‌ای، که بیشترین حاشیه امن با نمونه‌ها را در تمام جهات دارد، انتخاب می‌شود. در حالتی که داده‌ها، جداپذیر خطی هستند، هنگامی که ابرصفحه جداکننده بهینه پیدا می‌شود، نقاط واقع در حاشیه آن به‌عنوان نقاط بردار پشتیبان معرفی شده و پاسخ به‌صورت ترکیب خطی این نقاط نمایش داده می‌شود؛ اما در واقعیت، داده‌ها به‌طور معمول جداپذیر نیستند و در فضای ویژگی‌ها، بین دسته‌ها اشتراک وجود دارد. پس حاشیه‌ای که در بالا معرفی شد، قابلیت جداسازی دسته‌ها را نخواهد داشت. واضح است که می‌توان یک ابرصفحه غیرخطی برای جداسازی داده‌ها تعریف کرد؛ اما این موضوع می‌تواند به بیش‌برازش^۳ طبقه‌بند منجر شود. در بسیاری از موارد جداناپذیری، استفاده از توابع غیرخطی می‌تواند به جداپذیری داده‌ها منجر شود. نگاشت کرنل، یک راه‌حل جایگزین است که با تصویرکردن غیرخطی داده‌ها به یک فضای (معمولاً) با ابعاد بالاتر، جداسازی داده‌ها را امکان‌پذیر می‌کند. در این وضعیت، تمام مزایای روش SVM خطی به‌دست می‌آید. به‌علاوه با استفاده از توابع طبقه‌بندی غیرخطی، مانند تابع پای

^۴ Radial Basis Function

^۵ BMI: Body Mass Index

^۱ Linear Discriminant Analysis

^۲ Support Vector Machine

^۳ Overfitting

۳-۲- طبقه‌بندی

ویژگی‌هایی که در بخش ۳-۱، با توجه به مقادیر اندیس دیویس-بولدین، بیشترین تفکیک‌پذیری را بین دو دسته ایجاد می‌کردند، به‌عنوان ویژگی‌های منتخب شناسایی شدند. برای سیگنال‌های گرفته‌شده در وضعیت استراحت ذهنی چشم‌بسته، ویژگی‌های RMS، توان مطلق باند تتا، آنتروپی نمونه و آنتروپی تقریبی و همچنین برای سیگنال‌های ثبت‌شده در وضعیت استراحت ذهنی چشم‌باز، ویژگی‌های RMS و توان مطلق باند تتا، در هر چهار کانال به‌عنوان ویژگی‌های برتر شناسایی شدند. ارزیابی طبقه‌بندی‌کننده‌ها، با روش اعتبارسنجی متقابل ۹ فولد انجام شد. به این صورت که هر بار ویژگی‌های مربوط به هر هفت پنجره سیگنال‌های یک شرکت‌کننده، به‌عنوان داده تست کنار گذاشته شده و طبقه‌بند با بور زده سایر داده‌ها آموزش داده می‌شد؛ از این‌رو داده تست برای طبقه‌بند، به‌طور کامل جدید می‌شد. نتایج مربوط به طبقه‌بندی دو گروه بیمار و سالم با سه طبقه‌بند LDA، KNN و SVM، در جدول (۴) ارائه شده است.

جدول (۴) - نتایج حاصل از طبقه‌بندی دو گروه بیمار و سالم با استفاده از ویژگی‌های منتخب

وضعیت ذهنی	ویژگی‌های برتر	درصد صحت		
		LDA	KNN	SVM
استراحت چشم‌بسته	RMS ، توان مطلق باند تتا، آنتروپی نمونه و آنتروپی تقریبی	۶۹٫۸۴٪	۷۷٫۷۸٪	۸۲٫۵۴٪
استراحت چشم‌باز	توان مطلق باند تتا	۷۶٫۱۶٪	۷۶٫۱۹٪	۸۰٫۹۵٪

در این مرحله، نتایج حاصل از طبقه‌بندی برای هر کدام از تک‌ویژگی‌های بالا نیز ارزیابی شد. این نتایج در جدول (۵) آمده است.

جدول (۱) - اندیس دیویس بولدین برای ویژگی‌های با بیشترین تمایز (حالت استراحت ذهنی چشم‌بسته)

کانال	F ₃	F ₄	T ₃	T ₄	
مقدار DBI به ازای هر ویژگی	RMS	۰٫۹۵	۰٫۶۸	۰٫۹۷	۰٫۹۸
	توان مطلق باند تتا	۰٫۸۸	۰٫۷۸	۰٫۹۴	۱٫۰۵
	آنتروپی نمونه	۰٫۹۵	۱٫۰۳	۰٫۸۷	۰٫۸۵
	آنتروپی تقریبی	۰٫۹۵	۱٫۰۶	۰٫۹۲	۰٫۹۳

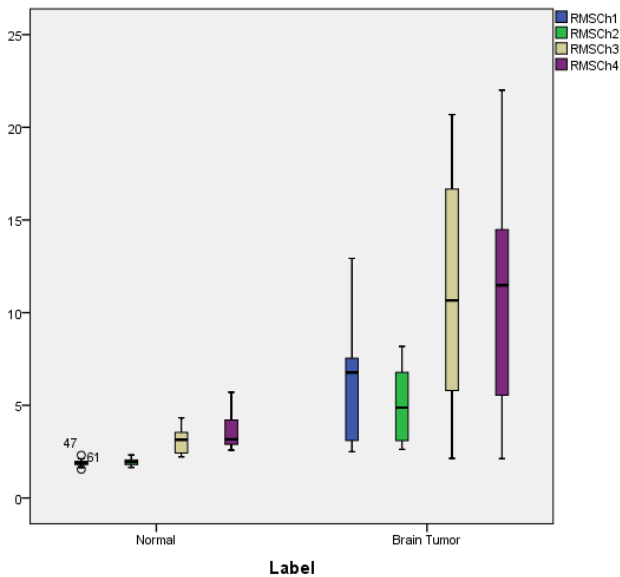
جدول (۲) - اندیس دیویس بولدین برای ویژگی‌های برتر (حالت استراحت ذهنی چشم‌باز)

کانال	F ₃	F ₄	T ₃	T ₄	
مقدار DBI به ازای هر ویژگی	RMS	۰٫۷۵	۰٫۸۸	۱	۱٫۰۴
	توان مطلق باند تتا	۰٫۹۴	۱٫۰۶	۰٫۹۷	۱٫۲

میانگین مربوط به هر کدام از این ویژگی‌ها، در دو گروه سالم و بیمار و برای دو حالت استراحت ذهنی چشم‌باز و چشم‌بسته، در جدول (۳) ارائه شده است.

جدول (۳) - مقادیر میانگین مربوط به ویژگی‌های برتر در دو گروه بیمار و سالم

حالت استراحت ذهنی چشم‌بسته	ویژگی	برچسب	F ₃	F ₄	T ₃	T ₄
			حالت استراحت چشم‌بسته	RMS	بیمار	۵٫۷۵
سالم	۲٫۲۲	۱٫۹۴			۳٫۴۶	۳٫۵۷
توان مطلق باند تتا	بیمار	۱۳٫۴۹		۱۱٫۴۶	۷۲٫۳۳	۶۰٫۰۳
	سالم	۰٫۸۲		۰٫۹۳	۱٫۷۸	۲٫۰۹
آنتروپی نمونه	بیمار	۰٫۳۷	۰٫۳۹	۰٫۳۶	۰٫۳۷	
	سالم	۰٫۵۶	۰٫۵۵	۰٫۵۴	۰٫۵۳	
آنتروپی تقریبی	بیمار	۰٫۴	۰٫۴۲	۰٫۴	۰٫۴۱	
	سالم	۰٫۶۱	۰٫۶	۰٫۶	۰٫۵۹	
حالت استراحت ذهنی چشم‌باز	RMS	بیمار	۵٫۲۴	۴٫۵۸	۱۰	۹٫۹
		سالم	۲٫۰۴	۲٫۰۵	۳٫۴۴	۳٫۶۲
حالت استراحت ذهنی چشم‌باز	توان مطلق باند تتا	بیمار	۱۲٫۱۸	۷٫۳۴	۵۳٫۹۳	۳۶٫۸۳
		سالم	۱	۱٫۰۸	۱٫۹۵	۲٫۴۵



شکل (۳) - نمودار جعبه‌ای توزیع ویژگی RMS هر چهار کانال در حالت استراحت ذهنی چشم‌بسته، در دو گروه بیمار و سالم

۴- بحث و نتیجه‌گیری

هدف این پژوهش، امکان‌سنجی تشخیص تومور مغزی با استفاده از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام و معرفی ویژگی‌های مرتبط با این بیماری است. برای این منظور، از دو گروه بیمار و سالم هر کدام به ترتیب شامل ۵ نفر (۳ خانم و ۲ آقا) بیمار مبتلا به تومور مغزی و ۴ نفر (۲ خانم و ۲ آقا) سالم، دعوت به همکاری شد. سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام پایه ثبت‌شده در دو وضعیت استراحت ذهنی چشم‌بسته و چشم‌باز و نتایج آزمون‌های سنجش اضطراب و افسردگی هر دو گروه، ارزیابی اطلاعاتی شدند.

پس از پیش‌پردازش و استخراج ویژگی از سیگنال‌های هر دو گروه بیمار و سالم، این ویژگی‌ها با استفاده از آزمون‌های آماری ارزیابی اطلاعاتی شدند. براساس نتیجه آزمون‌ها، در هر دو وضعیت استراحت ذهنی چشم‌بسته و چشم‌باز، تمام ویژگی‌های استخراج‌شده، جز ویژگی توان مطلق گاما، مقادیر p کمتر از ۰,۰۵ را داشته و بین دو گروه بیمار و سالم، تمایز ایجاد می‌کنند. در پژوهش‌های پیشین، امواج گاما را به فعالیت‌های شناختی مغز نسبت داده‌اند [۲۹]؛ از این رو با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، احتمال دارد که بروز تومور مغزی، تأثیر چندانی بر فعالیت‌های شناختی مغز نداشته باشد.

در مرحله بعد، اندیس دیویس بولدین برای تمام ویژگی‌های استخراجی از سیگنال‌های هر دو گروه بیمار و سالم محاسبه شد. براساس مقادیر به‌دست‌آمده برای این اندیس در وضعیت استراحت ذهنی چشم‌بسته، ویژگی‌های RMS، توان مطلق باند

جدول (۵) - نتایج حاصل از طبقه‌بندی دو گروه بیمار و سالم با استفاده از ویژگی‌های برتر

وضعیت ذهنی	ویژگی‌های برتر	درصد صحت		
		LDA	KNN	SVM
استراحت چشم‌بسته	RMS	٪۸۸,۸۹	٪۷۴,۶	٪۷۴,۶
	توان مطلق باند تن	٪۶۶,۶۷	٪۷۹,۳۶	٪۷۹,۳۶
	آنتروپی نمونه	٪۶۵,۰۷	٪۵۸,۷۳	٪۸۴,۱۳
	آنتروپی تقریبی	٪۶۹,۸۴	٪۶۶,۶۷	٪۸۴,۱۳
استراحت چشم‌باز	RMS	٪۷۷,۷۸	٪۸۰,۹۵	٪۸۲,۵۴
	توان مطلق باند تن	٪۶۸,۲۵	٪۷۷,۷۸	٪۷۹,۳۶

با توجه به نتایج ارائه‌شده در جدول‌های (۴) و (۵)، ویژگی‌های استخراجی از سیگنال‌های EEG در وضعیت استراحت ذهنی چشم‌بسته نسبت به وضعیت استراحت ذهنی چشم‌باز، تمایزپذیری دو گروه بیمار و سالم را بهتر نشان می‌دهد. همچنین با توجه به نتایج، ویژگی RMS در وضعیت استراحت ذهنی چشم‌بسته، بهترین ویژگی تفکیک‌کننده افراد بیمار و سالم در میان تمام ویژگی‌های استخراج‌شده است. افزایش RMS با میانگین در وضعیت استراحت ذهنی چشم‌بسته در کانال ۱: بیمار ۵,۷۵ و سالم ۲,۲۲، کانال ۲: بیمار ۵,۰۷ و سالم ۱,۹۴، کانال ۳: بیمار ۱۰,۹۴ و سالم ۳,۴۶، کانال ۴: بیمار ۱۱,۰۵ و سالم ۳,۵۷ اتفاق افتاده است. شکل (۳) نمودار جعبه‌ای توزیع این ویژگی در چهار کانال و در حالت استراحت ذهنی چشم‌بسته را برای دو گروه سالم و بیمار نشان می‌دهد، که تفاوت میان دو گروه در این شکل به‌وضوح مشاهده می‌شود.

نمونه، میزان پیچیدگی سیگنال را می‌سنجند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد، که اختلاف معناداری بین سیگنال‌های EEG بیماران مبتلا به تومور مغزی و افراد سالم از نظر پیچیدگی وجود دارد. مقادیر آنتروپی تقریبی و آنتروپی نمونه در بیماران مبتلا به تومور مغزی، کمتر از افراد سالم است، که نشان‌دهنده پیچیدگی بیشتر سیگنال EEG در افراد سالم، نسبت به مبتلایان به تومور مغزی است.

نتایج به‌دست‌آمده در این پژوهش نشان می‌دهد که بروز تومور مغزی، تمایز معنی‌داری در ویژگی‌های خطی استخراجی از سیگنال‌های EEG بیماران نسبت به افراد سالم، ایجاد می‌کند. به دلیل ساده و کم‌هزینه بودن محاسبه این ویژگی‌ها، پیشنهاد می‌شود که در پژوهش‌های آتی، یک الگوریتم برخط برای تست‌های دوره‌ای غربال‌گری افراد با ریسک بالا برای ابتلا به این بیماری با استفاده از این ویژگی‌ها، ارائه شود. همچنین با بهینه‌سازی الگوریتم‌های طبقه‌بندی موجود، می‌توان با استفاده هم‌زمان از ویژگی‌های خطی و غیرخطی، به امکان‌سنجی تشخیص تومور گلیوما از مننژیوما پرداخت.

۵- سپاس‌گزاری

این مقاله، از پایان‌نامه کارشناسی ارشد در دانشگاه تربیت مدرس استخراج شده است.

با تشکر از بخش الکترودیآگنوستیک بیمارستان لقمان حکیم تهران، که ما را در ثبت داده‌های الکتروانسفالوگرام استفاده‌شده در این پژوهش یاری کردند.

۶- مراجع

- [1] Sharanreddy, M. and P. Kulkarni, *Can EEG Test Helps in Identifying Brain Tumor*. International Journal of Medical, Pharmaceutical Science and Engineering, 2013. 7(11): p. 235-230
- [2] Bateman, T.M., *Advantages and disadvantages of PET and SPECT in a busy clinical practice*. Journal of Nuclear Cardiology, 2012. 19(1): p. 11-3
- [3] Kanne, J.P. and T.A. Lalani, *Role of computed tomography and magnetic resonance imaging for deep venous thrombosis and pulmonary embolism*. Circulation, 2004. 109(12suppl 1): p. I-15-I-21
- [4] Mindel, J., H.B. Newton, and J.L. Moore. *The Neurophysiology of Central Nervous System Tumors*. in Elsevier Inc. .2015
- [5] Martino, J., et al., *Resting functional connectivity in patients with brain tumors in eloquent areas*. Annals of neurology. (3)69. 2011. p. 532-521

تتا، آنتروپی نمونه و آنتروپی تقریبی و در وضعیت استراحت ذهنی چشم‌باز، ویژگی‌های RMS و توان مطلق باند تتا بیشترین تمایزپذیری را بین دو گروه سالم و بیمار نشان دادند. RMS یا مجذور میانگین مربعات، به‌نوعی نشان‌دهنده میزان پراکندگی داده است. کارکرد مغز از هر ثانیه تا ثانیه دیگر، در حال تغییر است. با اینکه این تغییرات می‌تواند برای یادگیری، مفید باشند؛ اما زیاد بودن آن در هر فرد، می‌تواند نشان‌دهنده بروز یک بیماری باشد. بسیاری از موارد افزایش تغییرپذیری، می‌تواند در اثر بیماری‌هایی با مکانیسم‌های پاتوفیزیولوژیکی، مانند بیماری‌های اوتیسم، دیسلکسیا^۱ کمبود توجه و اسکیزوفرنی، ایجاد شود [۳۰]. در این پژوهش نیز افزایش RMS، به‌نوعی نشان‌دهنده افزایش این تغییرپذیری در هر فرد است؛ پس با توجه به نتایج حاصل، می‌توان نتیجه گرفت که بیماری تومور مغزی نیز به افزایش تغییرپذیری در فعالیت مغز افراد منجر می‌شود. با در نظر گرفتن رابطه (۳)، مشاهده می‌شود که RMS می‌تواند نشان‌دهنده انرژی سیگنال باشد. با توجه به اینکه در بیماران مبتلا به تومور مغزی، با افزایش RMS مواجه شدیم، از جنبه افزایش انرژی، نتیجه می‌گیریم که تعداد نورون‌های فعال کم شده است. این نتیجه، با توجه به اینکه تومورهای مغزی، بافت اطراف خود را تخریب می‌کنند، نیز قابل توجیه است.

در مطالعات پیشین روی تشخیص تومور مغزی با استفاده از سیگنال‌های EEG، به افزایش توان فرکانس‌های پایین مغزی (دلتا) در مبتلایان به این بیماری اشاره شده است [۱، ۱۵]؛ اما در هیچ‌کدام از آن‌ها، میزان اضطراب و افسردگی شرکت‌کنندگان ارزیابی نشده است. بروز این بیماری می‌تواند به ناراحتی‌های روحی، چون اضطراب و افسردگی، منجر شود و در هنگام بروز اضطراب/افسردگی حاد نیز با افزایش توان باندهای فرکانسی پایین (دلتا و تتا) مواجه هستیم [۳۱]؛ از این‌رو در این پژوهش با سنجش میزان اضطراب و افسردگی شرکت‌کنندگان، با استفاده از پرسش‌نامه HADS و نبودن هیچ‌کدام از شرکت‌کنندگان در محدوده اضطراب/افسردگی حاد، از نداشتن ارتباط افزایش توان باند تتا با این موضوع، اطمینان حاصل کردیم.

پیچیدگی سیگنال با قابل‌پیش‌بینی نبودن یا بی‌نظمی^۲ سیگنال فیزیولوژیک تعبیر می‌شود؛ برای مثال، سیگنال‌های نامنظم با توجه به قابل‌پیش‌بینی نبودن، پیچیدگی بیشتری نسبت به سیگنال‌های منظم دارند [۳۲]. آنتروپی تقریبی و آنتروپی

^۲ Irregularity

^۱ Dyslexia

- Modares University (Biquarterly Publication), 2017: p. (In Press).
- [20] Sharanreddy, M. and P. Kulkarni, *Brain tumor epilepsy seizure identification using multi-wavelet transform, neural network and clinical diagnosis data*. International Journal of Computer Applications, 2013. (2)67
- [21] Snaith, R.P., *The hospital anxiety and depression scale*. Health and quality of life outcomes, 2003. 1(1): p. 29
- [22] Urigüen, J.A. and B. Garcia-Zapirain, *EEG artifact removal—state-of-the-art and guidelines*. Journal of neural engineering, 2015. 12(3): p. 031001
- [23] Acharya, U.R., et al., *Application of entropies for automated diagnosis of epilepsy using EEG signals: a review*. Knowledge-Based Systems, 2015. 88: p. 96-85
- [24] Katebi, S. and M. Sabeti. *Complexity measure as a feature to classify schizophrenic and healthy participants*. in *Computer Modelling and Simulation (UKSim)*, 2012UKSim 14th International Conference on. 2012. IEEE.
- [25] Naji, M., M. Firoozabadi, and S. Kahrizi. *Evaluation of EMG features of trunk muscles during flexed postures*. in *Biomedical Engineering (ICBME)*, 19 2012th Iranian Conference of. 2012. IEEE.
- [26] Chaovalitwongse, W.A., Y.-J. Fan, and R.C. Sachdeo, *On the time series k -nearest neighbor classification of abnormal brain activity*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2007. 37(6): p. -1005 .1016
- [27] Bhardwaj, A., et al. *Classification of human emotions from EEG signals using SVM and LDA Classifiers*. in *Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, 2 2015nd International Conference on. 2015. IEEE.
- [28] Kotsiantis, S.B., I. Zaharakis, and P. Pintelas, *Supervised machine learning: A review of classification techniques*. 2007
- [29] Başar, E., et al., *Gamma, alpha, delta, and theta oscillations govern cognitive processes*. International journal of psychophysiology, 2001. 39(2): p. 248-241
- [30] Dinstein, I., D.J. Heeger, and M. Behrmann, *Neural variability: friend or foe?* Trends in cognitive sciences, 2015. 19(6): p. 328-322
- [31] Plante, D.T., et al., *Altered slow wave activity in major depressive disorder with hypersomnia: a high density EEG pilot study*. Psychiatry Research: Neuroimaging, 2012. 201(3): p. 244-240
- [32] Kumar, Y., M.L. Dewal, and R.S. Anand. *Features extraction of EEG signals using approximate and sample entropy*. in *Electrical, Electronics and Computer Science (SCEECS)*, 2012IEEE Students' Conference on. 2012
- [6] Jochmann, T., et al., *Influence of tissue conductivity changes on the EEG signal in the human brain—A simulation study*. Zeitschrift für Medizinische Physik, 2011. 21(2): p. 112-102
- [7] Poulos, M., T. Felekis, and A. Evangelou, *Is it possible to extract a fingerprint for early breast cancer via EEG analysis?* Medical hypotheses, 2012. 78(6): p. 716-711
- [8] Poulos, M., et al., *Endometrial Cancer Recognition via EEG Dependent upon 3-3-14Protein Leading to an Ontological Diagnosis*. World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Medical, Health, Biomedical, Bioengineering and Pharmaceutical Engineering, 2009. 3(7): p. 150-143
- [9] Decker, D.A. and J.R. Knott, *The EEG in intrinsic supratentorial brain tumors: a comparative evaluation*. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 1972. 33(3): p. 310-303
- [10] Karameh, F.N. and M.A. Dahleh. *Automated classification of EEG signals in brain tumor diagnostics*. in *American Control Conference*, 2000. *Proceedings of the 2000*. 2000. IEEE.
- [11] Jiang, Z., et al., *Impaired fMRI activation in patients with primary brain tumors*. Neuroimage, 2010. 52(2): p. 548-538
- [12] Boldyreva, G., et al., *Analysis of fMRI-EEG data in patients with brain tumors during hand motor tasks*. International Journal of Psychophysiology, 2010. 77(3): p. 321
- [13] B Sharanreddy, P.K.K., *Detection of Primary Brain Tumor Present in EEG signal using Wavelet Transform and Neural Network*. International Journal of Biological & Medical Research, 2013: p. 2859-2855
- [14] Zahra Tabanfar, S.M.F., Zeinab Shankayi, Guive Sharifi, Anahita Zoghi, Kambiz Novin, *Does Brain Tumor Affect Brain Dynamics?*, in *7th International Conference of Cognitive Science*. 2017
- [15] Silipo, R., G. Deco, and H. Bartsch, *Brain tumor classification based on EEG hidden dynamics*. Intelligent Data Analysis, 1999. 3(4): p. 306-287
- [16] Dolisi, C., G. Suisse, and E. Delpont, *Quantitative EEG abnormalities and asymmetries in patients with intracranial tumors*. Electroencephalography and clinical Neurophysiology, 1990. 76(1): P13-18
- [17] Chetty, S. and G.K. Venayagamoorthy, *An investigation into the Detection of brain tumours using electroencephalography (EEG) signals with Artificial neural networks*. Computational Intelligence Group.
- [18] Murugesan, M. and R. Sukanesh. *Automated detection of brain tumor in EEG signals using artificial neural networks*. in *Advances in Computing, Control, & Telecommunication Technologies*, 2009. ACT'09. International Conference on. 2009. IEEE.
- [19] Zahra Tabanfar, S.M.F., Zeynab Khodakarami, Zeinab Shankayi, *Resting State EEG Analysis In Patients With Brain Tumor*. Biotechnology Tarbiat