

« جزئیات طرح پژوهشی »

عنوان طرح:

فارسی: پیش بینی سن مغز مبتنی بر تصاویر fMRI با استفاده از شبکه های عصبی گرافی و الگوریتم تکاملی
انگلیسی:

Brain Age Prediction Based on fMRI Images Using Graph Neural Networks and Evolutionary Algorithm

مجری: محمد صنیعی آباده

1- طرح شما با کدامیک از اولویت های حمایت مالی صندوق مطابقت دارد؟ (جهت اطلاع از اولویت های حمایت مالی صندوق، به آدرس insf.org مراجعه فرمایید.)

مهندسی پزشکی: پردازش تصاویر پزشکی

علوم اعصاب: یکی از عرصه های ناشناخته در زمینه علوم پزشکی است. در سالهای اخیر تقریباً تمامی کشورهای که از لحاظ علمی حرفی برای گفتن دارند، بودجه های عظیمی را جهت تحقیقات در این زمینه لحاظ نموده اند. با تحقیقاتی در این زمینه شاید بتوان در عرصه های تشخیصی و درمانی بیماریهایی نظیر پارکینسون، ام اس، آلزایمر و ... پیشرفت قابل ملاحظه ای نمود.

۲- بیان مسأله:

در حوزه پزشکی، با ظهور تکنولوژی های متنوع برای تصویربرداری از مغز، پایگاه های داده متعددی ایجاد شده است. این پایگاه ها نیاز به تحلیل دقیق و بررسی دارند تا بتوانند در پیشگیری از بیماری های مغزی و بهبود درمان آنها مؤثر باشند. در این زمینه، شبکه های عصبی عمیق نقش حیاتی در ایجاد مدل های پیش بینی دقیق برای سلامت مغز ایفا می کنند. از جمله کاربردهای مهم آنها می توان به دسته بندی بیماران و ارائه اطلاعات به پزشکان اشاره کرد. همچنین، استفاده از نتایج تشخیص سن مغز با استفاده از تصویربرداری عصبی این امکان را می دهد تا ویژگی های مغز انسان ثبت شود و از آنها برای تشخیص بیماری های مغزی مانند آلزایمر، اوتیسم، افسردگی و غیره استفاده شود. با استفاده از تکنیک fMRI می توان مغز را با دقت بالا تصویربرداری کرد و تغییرات آن را در طول زمان مشاهده کرد.

۳- ضرورت و اهمیت اجرای طرح:

تحقیقات نشان می‌دهند که از فناوری‌های تصویربرداری پیشرفته و شبکه‌های عصبی که در حوزه پزشکی استفاده می‌شود، به تحلیل دقیق تر و پیش‌بینی بهتر عملکرد مغز و بیماری‌های آن کمک می‌کنند و از این اطلاعات می‌توان در بهبود و درمان‌های مغزی بهره برد. استفاده از تصاویر fMRI برای پیش‌بینی سن مغزی افراد یکی از چالش‌های مهم در زمینه پزشکی مغز و اعصاب است. مقالات ارائه شده شامل روش‌ها و رویکردهای متفاوت در زمینه تحقیقات مغز با استفاده از شبکه عصبی گرافی می‌باشد. برای نتایج می‌توان از جمله به کشف نواحی مهم مغز، یادگیری ماشین برای پیش‌بینی سن، دسته‌بندی جنسیت، تجزیه و تحلیل داده‌های fMRI، پیش‌بینی و دسته‌بندی بیماری، تجزیه و تحلیل اتصال پویا می‌توان اشاره کرد.

در این زمینه، تصویربرداری عصبی به ما امکان می‌دهد ویژگی‌های مغز انسان را ثبت کنیم و از آنها در تحقیقات مختلفی مانند تشخیص سن مغز بهره ببریم. تصاویر fMRI با کمک شبکه‌های عصبی گرافی تحلیل می‌شوند و می‌توانند در تشخیص بیماری‌ها و درمان آنها مؤثر باشند. در نهایت، تعیین نواحی حاوی اطلاعات مهم در مغز انسان به کمک تکنیک‌های یادگیری عمیق باعث می‌شود تا ساختار و عملکرد مغز بهتر درک شود و از این اطلاعات برای تشخیص و پیشگیری از بیماری‌های مغزی بهره‌برداری شود. به طور کلی، ترکیب این تکنولوژی‌ها و روش‌های پیشرفته در تحقیقات مغزی می‌تواند به درک عمیق‌تر از ساختار و عملکرد مغز و همچنین تشخیص و پیش‌بینی بیماری‌های مغزی کمک کند.

۴- مروری بر ادبیات و پیشینه تحقیق:

مغز شامل نواحی به هم پیوسته است که این نواحی با هم در تعامل هستند و خاصیت نمایش گرافی دارند. برای مدیریت داده‌های ساختار یافته گرافی، نیاز به معماری‌های یادگیری عمیق است که این معماری‌ها به ما امکان می‌دهند تا الگوها و ویژگی‌های مغزی را شناسایی کرده و از آنها برای پیش‌بینی و تحلیل عملکرد مغز استفاده کنیم. مطالعات زیادی برای پیش‌بینی بیماری‌ها بر اساس تصاویر مغزی صورت گرفته است. که برخی از آنها به بررسی تصاویر fMRI پرداخته‌اند و با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی گرافی کارایی خوبی در پیش‌بینی سن مغز و دسته‌بندی بیماران داشته‌اند. مقالات از به روز ترین ۲۰۲۳ تا سال ۲۰۱۲ که مرتبط بود، مطالعه شد، از بین آنها در این بخش مروری بر پیشینه تحقیق انجام آورده می‌شود.

کارهای مشاهده شده از روش‌های مختلف برای به کارگیری شبکه‌های عصبی گرافی برای پیش‌بینی سن و بیماری استفاده کرده‌اند؛ مانند روش مقاله مورد نظر که در این کار تمرکز اولیه توسعه یک مدل یادگیری ماشین مجموعه با استفاده از شبکه‌های عصبی گرافی (GNNs) برای دسته‌بندی اختلال افسردگی اساسی (MDD) بر اساس داده‌های اتصال عملکردی به‌دست‌آمده از اسکن مغز (fMRI) بود. این مطالعه داده‌های fMRI را از تعداد قابل توجهی از افراد مبتلا به MDD و افراد سالم جمع‌آوری کرده است و آنها نمایشی مبتنی بر گراف برای شبکه عملکردی مغز ساخته‌اند. مدل مجموعه، شامل معماری‌های GNN مانند GCN، GAT، و GraphSAGE، برای دسته‌بندی گروه‌های مختلف، از جمله MDD در مقابل کنترل‌های سالم، قسمت اول (FEDN) در مقابل MDD مکرر (REC) و غیره آموزش داده شده است. برای ساخت گراف از تقسیم بندی شبکه مغزی اطلس Dosenbach استفاده شده که مغز را به ۱۶۰ ناحیه تقسیم شده است که از آن به عنوان گره‌های یک گراف به کار رفته و ماتریس اتصال عملکردی با استفاده از همبستگی پیرسون روی آن ساخته شده است (ونکاتاپاتی و همکاران، ۲۰۲۳).

در کار دیگری بر توسعه یک مدل پیش‌بینی سن مغز با استفاده از شبکه‌های عصبی گرافی، که با مکانیزم توجه تقویت شده است، سن مغز را به دقت پیش‌بینی می‌کند و نویدبخش تشخیص زودهنگام بیماری آلزایمر است. برای ساخت ماتریس همبستگی از پرسون استفاده شده است که با اطلس AAL به ۱۱۶ ناحیه تقسیم بندی شد که در انتها برای توضیح پذیری از مدل توضیح‌پذیر مبتنی بر اغتشاش (perturbation) با هدف یادگیری یک ماسک کارآمد استفاده شد که با یادگیری مشخص می‌کند کدام ناحیه‌ها یا گره‌های مغز در پیش‌بینی سن تأثیرگذار هستند. هدف اصلی این

مدل تخمین سن مغز است که پیامدهایی برای درک فرآیندهای پیری مغز و تشخیص بالقوه بیماری‌هایی مانند بیماری آلزایمر در مراحل اولیه دارد (گائو و همکاران، ۲۰۲۳).

با این حال در مقاله دیگری برای به دست آوردن نواحی موثر مغز مشاهده شده است که با تجزیه و تحلیل MRI مغز با استفاده از ترکیبی از یک مدل 3D-CNN و یک روش مبتنی بر الگوریتم ژنتیک (GABM) برای کشف و تجسم نواحی مهم مغز ارائه کرده است. معماری مدل 3D-CNN مورد استفاده برای دسته بندی اسکن های MRI استفاده شده است. روش GABM را توضیح می دهد که هدف آن کشف نواحی مهم مغز است. برای پیدا کردن نواحی از بین ۹۶ ناحیه به دست آمده از اطلس هاوارد-آکسفورد استفاده شده و از ژنتیک برای یافتن بهترین ماسک به کار رفته است. از الگوریتم های ژنتیک برای بهینه سازی ماسک های مغز با نشان دادن راه حل های بالقوه (ماسک های مغزی) به عنوان کروموزوم های دوتایی، با هر ژن کد کننده انتخاب نواحی خاص مغز استفاده شد. تابع برازش راه حل ها را بر اساس دقت طبقه بندی و پراکندگی نواحی انتخاب شده ارزیابی می کند. فرآیند GA شامل ساخت جمعیت اولیه (جمعیتی از راه حل ها)، انتخاب والدین با استفاده از انتخاب چرخ رولت، ایجاد فرزندان از طریق متقاطع و جهش بود. این فرآیند تکاملی برای تعدادی از نسل ها، با حفظ بهترین راه حل ها اجرا شد. هدف GA ها کشف ماسک های مغزی بود که دقت دسته بندی را به حداکثر رساند در حالی که تعداد نواحی انتخابی به حداقل باشد و به بهبود تفسیرپذیری و عملکرد مدل کمک کند (شهامت، ۲۰۲۰).

در مقاله دیگری برای تشخیص بیماران مبتلا به اختلال افسردگی، از مجموعه داده ای شامل ۸۴ نفر، از جمله افراد مبتلا به اختلال افسردگی اساسی (MDD) و افراد سالم، با داده های rs-fMRI استفاده کردند. این مطالعه از ماتریس های همبستگی به دست آمده از داده های ارتباط مغزی استفاده شده و توزیع های کوتاه ترین مسیر (shortest path) برای گروه های مختلف افراد محاسبه شده است. با استفاده از تکنیک های آستانه سازی برای ماتریس های همبستگی، خواص توپولوژیکی شبکه ها تجزیه و تحلیل شده و تفاوت های قابل توجهی بین گروه های MDD و کنترل، شناسایی شده است. نویسندگان از طول کوتاه ترین مسیرها به عنوان یک شاخص بالقوه استفاده کردند و از آزمون های آماری برای درک اهمیت این تفاوت ها استفاده کردند. این تحقیق ارتباطی بین عمق بهینه مدل GNN (تعداد بلوک های GCN) و طول کوتاه ترین مسیرها پیدا کرد که نشان می دهد این پارامتر نقش مهمی در تعیین عملکرد GNN ایفا می کند. این مقاله از ماتریس همبستگی (نقشه مغز) برای محاسبه کوتاه ترین مسیرها (سریع ترین مسیرها) بین نواحی مختلف مغز از اطلس AAL3 استفاده می کند. مدل GCN ارائه شده از این توزیع ها و اطلاعات مربوط به نحوه اتصال نواحی مغز و بررسی آستانه های مختلف برای تصمیم گیری در مورد اینکه آیا فردی افسردگی دارد یا خیر استفاده می کند (پیتسیک و همکاران، ۲۰۲۲).

برای طبقه بندی بیماران اوتیسمی در این مقاله [۵]، نویسندگان شبکه کانولوشنی گرافی مبتنی بر اتصال (cGCN) را معرفی می کنند که برای نمایش داده های fMRI به عنوان گراف، از اتصال عملکردی بین نواحی مورد علاقه (ROI) برای ثبت ویژگی های فضایی همسو با سازمان عملکردی مغز نهفته استفاده شده است. به بیانی دیگر از همبستگی زمانی بین ROI ها برای محاسبه یال ها انجام شده است. آزمایش هایی روی مجموعه داده های HCP و تبادل داده های تصویربرداری مغزی اوتیسم (ABIDE) انجام شده است. برای کاهش پیچیدگی و نویز در ماتریس FC، یک گراف k-نزدیکترین همسایه (k-NN) ساخته شده است، که در آن هر گره بر اساس قدرت اتصال به k همسایه های بالای خود متصل می شود. در شبکه عصبی هم از لایه های کانولوشن و سپس لایه ادغام میانگین زمانی و یک لایه softmax برای دسته بندی نهایی استفاده شده است (ونگ و همکاران، ۲۰۲۰).

مقاله «کانولوشن گرافی مکانی-زمانی برای تجزیه و تحلیل fMRI حالت استراحت» یک رویکرد برای تشریح داده های fMRI در حالت استراحت (rs-fMRI) با استفاده از داده های HCP معرفی کرده است. هدف اصلی این است که پیوندهای عملکردی پویا در مغز انسان کشف شود و از این دانش برای پیش بینی ویژگی های جمعیتی مانند سن و جنسیت استفاده شود. این مقاله بر شبکه های کانولوشنی گرافی مکانی-زمانی (ST-GCNs) متمرکز است، در ادامه با یادگیری اهمیت لبه، اتصالات مهم را می آموزد و بر جنبه تفسیرپذیری تاکید می کند که ثابت می کند در

مدل سازی روابط پیچیده بین نواحی مغز مفید است. علاوه بر این، این مقاله با ماتریس های اهمیت لبه درک عمیق تری از اینکه کدام ناحیه ها و اتصالات مغز برای پیش بینی های سن و جنسیت حیاتی هستند، میسر می سازد (گدگیل و همکاران، ۲۰۲۰).

مدلی که در مقاله دیگری ارائه شده است، دو جزء کلیدی را ترکیب می کند: شبکه های کانولوشن موقت (TCN) و شبکه های عصبی گرافی (TCN). TCN ها پویایی زمانی را در داده های rs-fMRI افراد ثبت می کنند، در حالی که GNN ها ارتباطات بین ناحیه ای یا اتصال را بین مکان های مختلف مغز مدل می کنند. این ترکیب از TCN و GNN به مدل اجازه می دهد تا الگوهای پیچیده مکانی-زمانی را در داده های rs-fMRI به طور موثر تجزیه و تحلیل کند. مدل از مؤلفه GNN خود برای ایجاد خوشه ها با استفاده از مکانیزم ادغام سلسله مراتبی استفاده می کند. این خوشه ها برای به دست آوردن بینش های عصبیولوژیکی طراحی شده اند و تفسیر نتایج را آسان تر می کنند. علاوه بر این، ویژگی های لبه (به عنوان مثال، وزن ها) در ساختار گراف در نظر گرفته می شود که اغلب در مطالعات مشابه نادیده گرفته می شود. این الگوهایی که شناسایی می شوند فقط نقاط داده انتزاعی نیستند، بلکه می توانند به درک ما از نحوه عملکرد مغز مرتبط شوند (آزودو و همکاران، ۲۰۲۲).

مقاله دیگر FBNetGen، چارچوبی برای تجزیه و تحلیل شبکه مغز ارائه می کند، که شبکه های کانولوشن گراف (GCNs) را ادغام می کند. GCN ها ساختارهای شبکه عصبی هستند که به طور خاص برای مدیریت داده های ساختار یافته گراف طراحی شده اند. در این زمینه، اتصال عملکردی مغز به عنوان یک گراف، با ناحیه به عنوان گره و اتصالات عملکردی به عنوان لبه نشان داده می شود. FBNetGen شبکه های کانولوشنی گرافی را با اجزای دیگر ترکیب می کند تا به طور همزمان ماتریس های اتصال مغز را تولید کند. این مدل یاد می گیرد که ساختار گرافی مغز را به عنوان بخشی از فرآیند آموزش تولید کند. بنابر این می توانند بررسی کنند که کدام اتصالات یا لبه های شبکه دارای بالاترین وزن یا امتیاز اهمیت هستند. این ارتباطات نشان دهنده روابط بین نواحی مغزی است که بیشترین تأثیر را در پیش بینی جنسیت دارند. در پایان، شکل شبکه های تولید شده را اغلب به شکل نقشه های حرارتی ارائه می دهد. این شکل ها قدرت ارتباطات بین نواحی مختلف مغز را برجسته می کند که رنگ های گرم تر (مقادیر بالاتر) نشان دهنده ارتباطات قوی تر است (کن، ۲۰۲۲).

در حالیکه ایده اصلی مقاله دیگر، استفاده از شبکه های عصبی کانولوشنی گرافی برای دسته بندی اسکیزوفرنی بر اساس تجزیه و تحلیل داده های اتصال چندوجهی مغزی است. اسکیزوفرنی یک اختلال روانپزشکی پیچیده است که با اختلالات شناختی و تغییر ارتباط مغز مشخص می شود. برای پرداختن به این مسئله، این مقاله دو نوع داده را ترکیب می کند: گراف های اتصال ساختاری به دست آمده از dTI و داده های اتصال عملکردی از fMRI. مدل پیشنهادی از پنج لایه شامل سه لایه کانولوشن گراف (GCN) و دو لایه کاملاً متصل تشکیل شده است. هر یک از این لایه ها توسط یک تابع فعال سازی (ReLU) دنبال می شود. لایه نهایی یک لایه خروجی softmax است که احتمالات عضویت در کلاس را محاسبه می کند. ماتریس اتصال عملکردی هم قدر مطلق همبستگی پیرسون بین دوره های زمانی نواحی جداگانه مغز تخمین زده می شوند (گویش، ۲۰۲۳).

مقاله دیگری یک رویکردی به نام شبکه کانولوشن گراف چند نما (MVGCN) را برای تجزیه و تحلیل شبکه های اتصال مغز معرفی می کند که بر تشخیص بیماران مبتلا به بیماری پارکینسون (PD) از افراد سالم تمرکز دارد. این مدل از لایه های کانولوشن گراف برای استخراج ویژگی های معنی دار از گراف های اتصال استفاده می کند، از تطبیق دو به دو برای اندازه گیری شباهت های فردی استفاده می کند یعنی شباهت بین دو ناحیه مورد علاقه (ROI) را برای افراد مختلف بر اساس الگوهای اتصال مغز آنها محاسبه می شود، و در آخر از دسته بندی softmax برای پیش بینی بیماری استفاده می کند. قابلیت تفسیر MVGCN امکان شناسایی نواحی متمایز مغز را فراهم می کند (ژانگ، ۲۰۱۸).

مقاله سانگ یک مدلی به نام SAC-GCN را ارائه می کند که برای پیش بینی شرایط اختلال شناختی خفیف (MCI) و شکایات ذهنی حافظه (SMC) با استفاده از داده های fMRI و DTI طراحی شده است. SAC-GCN از سه تکنیک اصلی برای بهبود پیش بینی های خود استفاده می کند: (۱) هنگام ساخت شبکه مغزی خود به شباهت های بین افراد مورد بررسی توجه می کند، (۲) از GCN های از قبل آموزش دیده برای امتیاز

دادن به افراد مورد بررسی و از تفاوت امتیازات برای به روز رسانی شباهت ها استفاده می کند و ماتریس مجاورت را تقویت می کند و ۳) انواع مختلف داده های مغزی را ترکیب می کند (سانگ، ۲۰۲۱).

۵- اهداف اصلی و فرعی طرح:

اهداف اصلی و فرعی طرح برای پیش بینی سن مغز از تصاویر مغزی با استفاده از شبکه های گرافی عصبی (GCN) به شرح زیر است:

هدف اصلی این تحقیق توسعه یک مدل پیش بینی دقیق و قابل اعتماد برای تخمین سن مغز از تصاویر fMRI و استفاده از شبکه های گرافی عصبی (GNN) است، که از الگوریتم های تکاملی بهره می برد. ثانیاً، این تحقیق دنبال ارائه یک روش نوآورانه است که اطلاعات از تصاویر fMRI را با استفاده از GNN و الگوریتم های تکاملی به گونه ای مشخص و دقیق به تخمین سن مغز برساند. به علاوه، ارتقاء کیفیت و دقت مدل های پیش بینی از میان روش های موجود و ارائه پیشنهادات جدید برای بهبود عملکرد مدل نیز جزو اهداف اصلی این طرح محسوب می شوند.

علاوه بر اهداف اصلی، این تحقیق بر اهداف فرعی نیز تمرکز دارد. یکی از این اهداف، یادگیری مدل های عمیق با استفاده از داده های تصویری MRIf و ارتباط آن ها با شبکه های گرافی عصبی، ارزیابی و بهینه سازی مدل ها برای افزایش دقت و اطمینان از یادگیری موثر این مدل هاست. همچنین، این تحقیق متمرکز بر ارزیابی و بهبود عملکرد مدل ها با بهره گیری از الگوریتم های تکاملی است تا دقت پیش بینی ها را ارتقا دهد و خطاها را کاهش دهد. در پایان، کاهش دادن فضای جست و جو، از دیگر اهداف فرعی این تحقیق محسوب می شود.

۶- سوالات یا فرضیه های تحقیق:

سوالات تحقیق به شرح زیر است:

۱. چگونه می توان از الگوریتم های تکاملی در شبکه عصبی پیچشی گرافی بر اساس تصاویر fMRI استفاده کرد تا دقت در تحلیل های مغزی برای پیش بینی سن مغز افزایش یابد؟
۲. چگونه لایه های شبکه عصبی کانولوشن برای داده های گراف طراحی شوند تا به نتایج دقیق تری در پیش بینی سن منجر شود و در عین حال هزینه های محاسباتی پایین تر داشته باشد؟

۳. با توجه به فضای جست و جوی بزرگ نواحی مغزی به دست آمده از اطلس، با استفاده از الگوریتم های تکاملی فضای جست و جو را به چه میزان می توان کاهش داد؟

۴. تابع برازش در الگوریتم تکاملی مطابق با مسئله پیش بینی سن مغز کدام است؟

۵. با چه روشی تولید هوشمند جمعیت اولیه برای الگوریتم تکاملی در مسئله پیش بینی سن مغز انجام می شود؟

۶. آیا ترکیب الگوریتم های تکاملی با شبکه عصبی گرافی می تواند در افزایش دقت پیش بینی سن مغزی موثر باشد؟

و فرضیه های مورد نظر تحقیق به این صورت است:

۱. استفاده از روش های شبکه های عصبی گرافی برای پیش بینی سن مغز

۲. استفاده از الگوریتم تکاملی برای بهبود دقت

۳. نمونه های مورد بررسی بدون بیماری مغزی باشند تا از ورود عوامل دیگر جلوگیری شود

۴. استفاده از تصاویر fMRI در مورد پیش بینی سن مغزی

۷- زمینه های استفاده و کاربرد نتایج (تولید دانش فنی ، تولید نمونه محصول ، ارائه خدمات) :

زمینه های استفاده از این تحقیق در تولید دانش فنی است. این تحقیق می تواند به توسعه دانش فنی در زمینه پیش بینی سن مغز و استفاده از تصاویر fMRI به عنوان ابزار پیشرفته تحقیقاتی کمک کند. نتایج این تحقیق می توانند به عنوان یک پایه مهم در توسعه مدل های پیش بینی سن مغز برای مطالعات آینده و تحقیقات بیشتر در این حوزه مورد استفاده قرار بگیرند. نتایج این تحقیق می توانند بهبود در دقت و قابلیت پیش بینی سن مغز ارائه دهند. این اطلاعات می توانند به پزشکان و محققان کمک کنند تا بهترین درمان ها و راهکارهای سفارشی شده را برای افراد با ریسک بالقوه برای بیماری های مغزی و نورولوژیک ارائه کنند. همچنین این نتایج می توانند به طراحی و توسعه محصولات و فناوری هایی کمک کنند که بر پایه پیش بینی سن مغز و تصاویر fMRI ساخته می شوند.

۸-۱ روش انجام طرح:

پس از انتخاب موضوع، روش انجام طرح در این تحقیق شامل چند مرحله مهم است؛ در ابتدا، اهداف دقیق تحقیق تعیین می شوند. این اهداف می توانند شامل بررسی قابلیت الگوریتم های تکاملی و شبکه های عصبی گرافی برای پیش بینی سن مغز با استفاده از تصاویر fMRI باشد و چگونه می توان به دقت و اعتبار بالاتر دست یافت، که نیازمند مطالعه اولیه پیشینه کار است. سپس سوالات پژوهشی ایجاد شد که این سوالات پژوهشی کلیدی به منظور بررسی جوانب مختلف مسئله مانند کارایی GCN در تجزیه و تحلیل تصاویر مغزی و ارتباط آن با پیش بینی سن مغز تعیین می شود. بر اساس مقالات مطالعه شده و مطالعات پیشین فرضیه هایی برای انجام این طرح تعیین می شود که می تواند در جهت دهی و محدود کرده تحقیق موثر باشد. انتخاب منابع داده یک فاز مهم است که

پس از بررسی کارهای مرتبط در مورد پیش بینی سن و استفاده از تکنیک‌ها شبکه عصبی گرافی در تشخیص‌ها انتخاب می‌شود، بعد از بین آنها با معیار در دسترس پذیری و حجم نمونه‌ها مجموعه داده متناسب تر انتخاب می‌شود.

۲-۸ نوآوری:

استفاده از تکنیک‌های الگوریتم‌های تکاملی در شبکه‌های عصبی گرافی برای پیش‌بینی سن مغز، جنبه جدیدی از نوآوری در این حوزه را نمایان می‌سازد. در گذشته، الگوریتم‌های تکاملی برای مسائل دیگری مانند تصاویر MRI به کار رفته بودند، اما استفاده از این الگوریتم‌ها به همراه شبکه عصبی گرافی برای پیش‌بینی سن مغز، به عنوان یک روش نوآورانه و جدید در زمینه پژوهشی به شمار می‌رود. این ترکیب بین الگوریتم‌های تکاملی و شبکه‌های عصبی گرافی، امکانات جدیدی را برای تحلیل و پیش‌بینی سن مغز فراهم می‌کند و از جمله نوآوری‌های پژوهشی در این حوزه محسوب می‌شود.

الگوریتم‌های تکاملی، از جمله الگوریتم‌هایی هستند که از اصول مبتنی بر تکامل در محاسبات استفاده می‌کنند و معمولاً برای بهینه‌سازی مسائل به کار می‌روند. وقتی این الگوریتم‌ها با شبکه‌های عصبی گرافی ترکیب می‌شوند، قابلیت‌های بسیاری را برای بهبود دقت پیش‌بینی سن مغز ارائه می‌دهند. با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی، می‌توان پارامترهای شبکه عصبی را به طور همزمان و به شکل بهینه‌تری تنظیم کرد. این بهبود در تنظیم پارامترها به ویژه در مواجهه با مسائل پیچیده مثل fMRI می‌تواند باعث افزایش دقت و کارایی مدل در پیش‌بینی سن مغز شود. همچنین، الگوریتم‌های تکاملی می‌توانند به عنوان یک روش بهینه‌سازی برای انتخاب ویژگی‌های مهم از داده‌های مغزی عمل کنند. این انتخاب ویژگی‌های مناسب با استفاده از تکنیک‌های تکاملی می‌تواند به دقت بیشتری در پیش‌بینی سن از تصاویر مغزی منجر شود.

۱-۹ روش انجام تحقیق:

روش انجام تحقیق به صورت کمی است و از نوع تحلیلی استفاده شده است، متمرکز بر تجزیه و تحلیل دقیق داده‌ها و ارتباطات میان متغیرها بوده تا الگوهای مغزی را شناسایی کند و پیش‌بینی سن مغز را با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی و شبکه‌های عصبی گرافی انجام دهد.

۲-۹ روش جمع‌آوری اطلاعات:

در این تحقیق، از داده‌های Human Connectome Project (HCP) به عنوان یک منبع آماده و قابل اعتماد استفاده می‌شود. HCP یک پروژه بزرگ در زمینه نقشه‌برداری ارتباطات مغزی است که اطلاعات گسترده‌ای از ساختار و فعالیت مغز ارائه می‌دهد. استفاده از داده‌های آماده مانند HCP، نیاز به جمع‌آوری مجدد داده‌ها را از منابع دیگر برای تحقیقات مرتبط با پیش‌بینی سن از تصاویر مغزی کاهش می‌دهد. در این تحقیق، داده‌های HCP که از تصاویر fMRI افراد جمع‌آوری شده و شامل اطلاعات ساختاری و عملکردی مغز، ارتباطات مختلف مغزی و جزئیات دقیق از

فعالیت‌های عصبی هستند، به‌عنوان منبع اصلی استفاده می‌شوند. این داده‌ها، شامل اطلاعات تصاویر fMRI از فردیت‌های مختلف، اطلاعات توپولوژی شبکه‌های مغزی و سایر اطلاعات مرتبط با ارتباطات مغزی هستند که برای تحلیل و پیش‌بینی سن از تصاویر مغزی و استفاده از شبکه‌های گرافی کانولوشنی (GCN) استفاده می‌شوند. با استفاده از این داده‌های آماده، می‌توان به دقت بیشتری در پیش‌بینی سن و تحلیل ارتباطات مغزی دست یافت. این داده‌ها از نظر تنوع و وسعت بسیاری از منابع مغزی مختلف جمع‌آوری شده‌اند و می‌توانند به‌عنوان یک پایگاه قوی برای تحقیقات مغزی و پیشرفت‌های علمی در این حوزه خدمت کنند.

۳-۹ روش نمونه‌گیری (در صورت لزوم) :

داده‌های مورد استفاده خود نمونه از جمعیت سالم افراد است ولی برای آموزش مدل در این طرح، فرایند نمونه‌گیری به سه بخش مجزا تقسیم شده است. مرحله اول، یعنی مرحله آموزشی، داده‌های موجود از تصاویر fMRI را به دو بخش، یعنی بخش آموزشی و بخش آزمون و اعتبارسنجی، تقسیم می‌کند. این بخش آموزشی به مدل‌های پیش‌بینی سن مغز اختصاص می‌یابد. در مرحله دوم، یعنی مرحله آزمون، داده‌هایی که مدل در حین آموزش ندیده است برای ارزیابی عملکرد مدل‌های آموزش داده شده به کار می‌روند. و در نهایت، مرحله سوم یعنی مرحله اعتبارسنجی، به منظور تنظیم و ارزیابی پارامترهای مدل‌ها، جلوگیری از بیش‌برازش و تأیید عملکرد مدل‌ها در شرایط واقعی‌تر به کار می‌رود. این تقسیم‌بندی از طریق روش‌های اعتبارسنجی متقابل و جداسازی تصادفی صورت می‌گیرد تا مدل‌ها به‌طور کلی و با دقت بیشتر آموزش داده شوند و عملکرد آن‌ها به نحو قابل قبولی ارزیابی شود.

۴-۹ روش تحلیل داده‌ها :

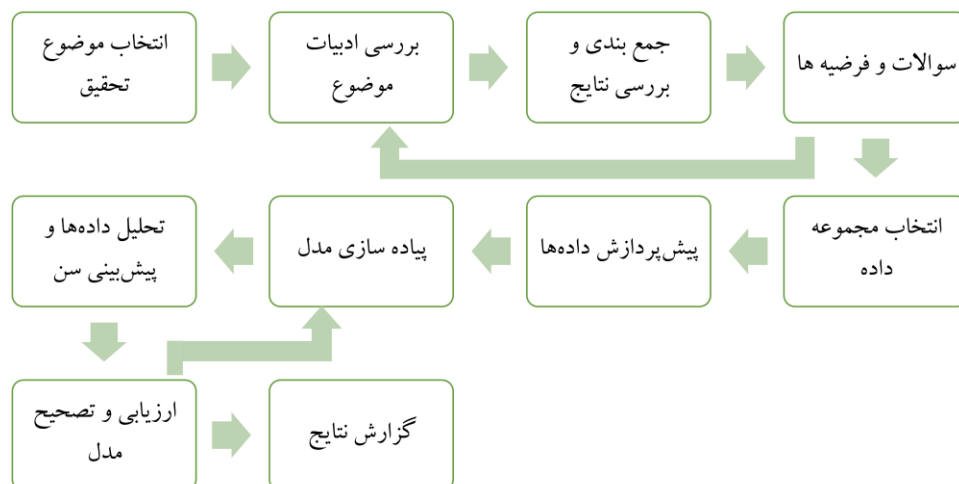
در تحقیقات مرتبط با پیش‌بینی سن یا جنسیت از تصاویر مغزی و استفاده از شبکه‌های گرافی کانولوشنی (GCN)، استفاده از داده‌های Human Connectome Project (HCP) می‌تواند یکی از منابع اصلی باشد. HCP یک پروژه بزرگ در زمینه نقشه‌برداری ارتباطات مغزی است که اطلاعات جامع در مورد ساختار و فعالیت مغز ارائه می‌دهد. برای تحلیل داده‌ها، مراحل متعددی وجود دارد که در ادامه به آن پرداخته می‌شود. مرحله اول، مرحله پیش پردازش که شامل مراحل تصحیح و آماده‌سازی داده‌های تصویری، حذف نویز، هم‌ترازسازی (Registration)، نورونورمالایزیشن (Normalization) و سایر عملیات پیش‌پردازش است. این مراحل معمولاً برای حذف خطاهای احتمالی و تهیه داده‌های متناسب برای مدل‌های پیشنهادی انجام می‌شود. مرحله بعدی استخراج ویژگی‌ها، در این مرحله، ویژگی‌های مهم از داده‌های مغزی استخراج می‌شوند. این مراحل ممکن است شامل تحلیل‌های مختلفی از تصاویر مانند استخراج ویژگی‌های ساختاری یا ویژگی‌های شبکه ارتباطی مغز باشد که مورد استفاده برای ساخت مدل‌های پیش‌بینی قرار می‌گیرد. سپس مدل ساخته و آموزش داده خواهد شد تا کار پیش‌بینی سن مغزی را انجام دهد. سپس در پایان ارزیابی مدل انجام خواهد شد که این مرحله شامل ارزیابی عملکرد مدل در پیش‌بینی سن از تصاویر مغزی با استفاده از معیارهایی مانند MAE (Mean Absolute Error) می‌باشد که از آن به عنوان یک معیار اندازه‌گیری خطا استفاده می‌شود.

۹-۵ کیفیت تحقیق (روایی و پایایی تحقیق):

در این تحقیق چون از پرسشنامه استفاده نمی شود، از معیار های معمول روایی و پایایی برای این طرح استفاده نخواهد شد بلکه از معیار های ارزیابی مدل برای بررسی کیفیت مدل استفاده خواهد شد. کیفیت تحقیق برای این کار به دو عامل روایی و پایایی بستگی دارد. روایی تحقیق مرتبط با دقت و اعتبار روش استفاده شده در پیش بینی سن است. بررسی دقت جمع آوری و پردازش داده ها، تحلیل دقیق و صحیح داده ها، و ارتباط معقول و صحیح میان نتایج حاصله و واقعیت، همگی جزئیاتی هستند که روایی تحقیق را مشخص می کنند که در این مورد از روش اندازه گیری MAE برای بررسی نتایج مدل استفاده می شود، که نشان دهنده میزان میانگین خطای مدل نسبت به داده های واقعی است. در مورد پایایی تحقیق از مجموعه داده با تعداد نمونه های کافی و مناسب در مدل پیشنهادی استفاده می شود که می تواند معیاری مهم برای اطمینان از صحت و پایداری عملکرد مدل باشد. این عمل از پدیده هایی مانند بیش برآزش جلوگیری کرده و امکان اعتماد بهتر به عملکرد مدل در شرایط واقعی تر را فراهم می کند.

مقایسه با روش های دیگر نیز یک ابزار است که اطمینان می دهد که مدل پیشنهادی بهبود یافته و یا موثرتر از روش های موجود در حوزه مشابه است. این فرایند باعث تثبیت نتایج و استدلال قوی تر برای قابلیت استفاده پذیری و کارایی مدل در محیط های واقعی می شود. در این تحقیق روش نتایج پیشنهادی با کار های مشابه مقایسه خواهد شد و گزارش نهایی آورده می شود. در ادامه از توضیحات واضح و شفاف در مورد فرایند استفاده شده برای جمع آوری داده ها و اعمال مدل، برای اطمینان از قابلیت استناد به نتایج استفاده خواهد شد.

۹-۶ نمودار مراحل اجرایی تحقیق:



۸-۹ محدودیت‌های اجرای تحقیق:

از محدودیت‌های اجرای این پژوهش می‌توان به محدودیت تعداد نمونه‌های مورد بررسی اشاره کرد، که اگر تعداد آن بیشتر باشد می‌تواند به نتایج بهتری دست یافت. در کنار این محدودیت، محدودیت‌های سخت‌افزاری در اجرای تعداد نمونه‌های بالاتر ممکن است باعث افزایش زمان اجرا، نیاز به منابع محاسباتی بیشتر، افزایش هزینه‌های پژوهش، پیچیدگی در مدیریت و تحلیل داده‌ها، و افزایش احتمال خطا گردد.

۱۰- ملاحظات اخلاقی (در صورت لزوم):

اطلاعات موجود در مجموعه داده تغییر داده نخواهد داد. همچنین از منظر اخلاقی، اطمینان از صداقت و دقت در گزارش نتایج و عدم تحریف یا انتخابی بودن داده‌ها و نتایج نیز بسیار اهمیت دارد. همچنین، باید از اعلام منابع و استفاده از اطلاعات دقیق و درست در تحلیل‌ها و گزارش‌ها پیروی شود. در نهایت، احترام به حقوق انسانی و اخلاق در برخورد با همه‌ی افراد مرتبط با پژوهش نیز باید مد نظر باشد.

۱۱- شرح علمی و ارائه مشخصات فنی - آزمایشگاهی طرح (در صورت وجود):

۱۲- فعالیتهای طرح و زمانبندی طبق نمودار گانت

شماره مرحله / فعالیت	نام مرحله / فعالیت	مرحله / فعالیت پیش نیاز	درصد وزنی به کل پروژه	نام منابع مورد استفاده (وبسایت، نیروی انسانی، مواد مصرفی)	مدت زمان اجرا (ماه)	نمودار زمان بندی (ماه)											
						۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
۱	بررسی مقالات و ادبیات پیشین		۲۰		۲	*	*										
۲	طراحی روش پیشنهادی		۲۵		۳		*	*	*								
۳	پیاده سازی و ارزیابی روش پیشنهادی		۱۵		۳				*	*	*						
۴	توسعه روش پیشنهادی		۱۵		۲					*	*						
۵	پیاده سازی و ارزیابی مجدد برای روش توسعه یافته		۱۰		۲					*	*						
۶	نگارش مقاله		۱۰		۲						*	*					
۷	نگارش مقاله		۵		۳	*	*	*									

۱۳- فهرست منابع و مآخذ مورد استفاده برای انجام طرح (بر اساس استاندارد APA):

- Azevedo, T., Campbell, A., Romero-Garcia, R., Passamonti, L., Bethlehem, R. A. I., Liò, P., & Toschi, N. (2022). A deep graph neural network architecture for modelling spatio-temporal dynamics in resting-state functional MRI data. *Medical Image Analysis*, 79, 102471. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102471>
- Gadgil, S., Zhao, Q., Pfefferbaum, A., Sullivan, E. V., Adeli, E., & Pohl, K. M. (2020). Spatio-Temporal Graph Convolution for Resting-State fMRI Analysis. *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2020*, 528–538. https://doi.org/10.1007/978-3-030-59728-3_52
- Gao, J., Liu, J., Xu, Y., Peng, D., & Wang, Z. (2023). Brain age prediction using the graph neural network based on resting-state functional MRI in Alzheimer's disease. *Frontiers in Neuroscience*, 17. <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1222751>
- Ghosh, S., Bhargava, E., Lin, C.-T., & Nagarajan, S. S. (2023). Graph convolutional learning of multimodal brain connectome data for schizophrenia classification. *BioRxiv*. <https://doi.org/10.1101/2023.01.05.522960>
- Kan, X., Cui, H., Lukemire, J., Guo, Y., & Yang, C. (2022). FBNetGen: Task-aware GNN-based fMRI Analysis via Functional Brain Network Generation. *ArXiv (Cornell University)*, 172, 618–637.
- Pitsik, E., Maksimenko, V. A., Kurkin, S. A., Sergeev, A., Stoyanov, D., Rositsa Paunova, ... Hramov, A. E. (2023). The topology of fMRI-based networks defines the performance of a graph neural network for the classification of patients with major depressive disorder. *Chaos, Solitons & Fractals*, 167, 113041–113041. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2022.113041>
- Shahamat, H., Saniee Abadeh, M. (2020). Brain MRI analysis using a deep learning based evolutionary approach. *Neural Networks*, 126, 218–234. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2020.03.017>
- Song, X., Zhou, F., Frangi, A. F., Cao, J., Xiao, X., Lei, Y., ... Lei, B. (2021). Graph convolution network with similarity awareness and adaptive calibration for disease-induced deterioration prediction. *Medical Image Analysis*, 69, 101947. <https://doi.org/10.1016/j.media.2020.101947>
- Venkatapathy, S., Votinov, M., Wagels, L., Kim, S., Lee, M., Habel, U., ... Jo, H.-G. (2023). Ensemble graph neural network model for classification of major depressive disorder using whole-brain functional connectivity. *Frontiers in Psychiatry*, 14. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2023.1125339>

Wang, L., Li, K., & Hu, X. P. (2020). Graph convolution network for fMRI analysis based on connectivity neighborhood. *Network Neuroscience*, 5, 1–28.
https://doi.org/10.1162/netn_a_00171

Zhang, X., He, L., Chen, K., Luo, Y., Zhou, J., & Wang, F. (2018). Multi-View Graph Convolutional Network and Its Applications on Neuroimage Analysis for Parkinson's Disease. *ArXiv (Cornell University)*, 2019.

۱۴- فواید طرح:

با داشتن تصویری دقیق از سن مغز، می‌توان بهبود قابل توجهی در تشخیص زودرس بیماری‌های مغزی، مانند آلزایمر یا سایر بیماری‌های عصبی، داشت. همچنین مکانات پیش‌بینی سن مغز به افراد و پژوهشگران کمک می‌کند تا تأثیرات مختلف سن بر عملکرد مغز را بررسی کرده و درک بهتری از تغییرات روانشناختی و عملکرد مغز در طول زمان پیدا کنند. این تحلیل‌ها می‌توانند نقش مهمی در فهم عملکرد مغز در طول روند پیری داشته باشند و در ارتباط با آن مطالعات و مداخلات پیشگیری و درمانی را تسهیل کنند. امکان پیش‌بینی سن مغز می‌تواند کمک کند تا افراد اقداماتی از جمله تغییر در سبک زندگی و مراقبت‌های بهداشتی را انجام دهند تا آسیب مغزی و نوعی از سرطان‌های مغزی را پیشگیری کنند. استفاده از ترکیب الگوریتم‌های تکاملی با شبکه‌های عصبی گرافی احتمالاً به دقت بیشتری در پیش‌بینی سن مغز از تصاویر مغزی منجر می‌شود. این افزایش دقت می‌تواند در تشخیص بیماری‌ها، تحلیل‌های پزشکی، و تصمیم‌گیری‌های مربوط به سلامت مغزی موثر باشد. این ترکیب به‌عنوان یک روش نوین در زمینه پیش‌بینی سن مغز، می‌تواند به توسعه و پیشرفت روش‌های محاسباتی و هوش مصنوعی کمک کند و در این زمینه نقش موثری ایفا نماید؛ از جمله، دقت بیشتر در تشخیص و پیش‌بینی وضعیت مغز از نظر سنی، می‌تواند بهبودهای مهمی در درمان‌ها و رویکردهای درمانی در حوزه علوم پزشکی و علوم مغز و اعصاب ایجاد کند. این تحقیق نقطه عطفی در زمینه استفاده از الگوریتم‌های تکاملی و شبکه‌های عصبی گرافی برای تحقیقات مغزی و پیش‌بینی‌های سن مغز است، که می‌تواند به عنوان پایه‌ای برای تحقیقات آتی در این زمینه‌ها عمل کند.

۱۵- سایر توضیحات مورد نیاز:

۱۶- تعهد اخلاقی مجری طرح (اظهارنامه):

اینجانب با اطلاع کامل از رویه‌ها و ضوابط ارائه طرح، این پرسشنامه را تکمیل و کلیه مندرجات آنرا تایید می‌نمایم. مسئولیت وجود هرگونه نقص یا اشتباه در پیشنهاد ارائه شده بر عهده

اینجانب بوده و متعهد میشوم که این طرح قبلاً در داخل و خارج کشور انجام نشده و بطور همزمان نیز برای موسسات دیگر جهت حمایت ارائه نگردیده است.

نام و نام خانوادگی مجری مجد صنیعی آباده



امضاء (اسکن شده)