



دانشگاه آزاد اسلامی
واحد تهران جنوب
دانشکده فنی و مهندسی

عنوان:

خلاصه / چکیده ۱۰ مقاله

مهندسی پزشکی – بیوالکتریک

استاد راهنما:

دکتر مهدی اسلامی

نام و نام خانوادگی دانشجو:

نرگس رضایی

شماره دانشجویی:

۴۰۱۱۴۱۴۰۱۱۱۰۲۷

بخش‌بندی خودکار تومورهای مغزی در توالی‌های مختلف تصاویر MRI به‌منظور تعیین کاراترین توالی با استفاده از روش یادگیری عمیق

چکیده

بخش‌بندی تومور مغزی گامی مهم در تشخیص بیماری و روند درمان است. بخش‌بندی دستی تومورهای مغزی روشی زمان‌بر است. هدف از این مطالعه، بخش‌بندی خودکار تومور مغزی تصاویر MRI و بررسی میزان دقت توالی‌های مختلف MRI در بخش‌بندی تومور مغزی است. برای این منظور، از تصاویر موجود در پایگاه داده BRATS استفاده شده است. برای آموزش شبکه، ۳۱۰ تصویر MRI در چهار توالی T1W، T1ce، T2W و FLAIR و همچنین، تصاویر بخش‌بندی‌شده مرجع استفاده شدند. در این مرحله از شبکه عصبی یادگیری عمیق ResNet استفاده شد. پس از آموزش شبکه، عملیات بخش‌بندی روی ۶۰ تصویر MRI آزمایش انجام شد. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده از پارامتر شباهت، توالی FLAIR عملکرد بهتری نسبت به سایر توالی‌ها به‌منظور بخش‌بندی تومور مغزی داشته است. مقدار این پارامتر برای FLAIR برابر با 0.10 ± 0.77 است؛ در حالی که مقدار آن برای T1W، T2W و T1ce به‌ترتیب برابر با 0.12 ± 0.73 ، 0.15 ± 0.73 و 0.17 ± 0.62 است. همچنین، توالی FLAIR حساسیت بیشتری برای بخش‌بندی تومور مغزی داشته و مقدار آن برابر با 0.12 ± 0.83 است. براساس نتایج این مطالعه، FLAIR توالی قابل اعتمادتری نسبت به سایر توالی‌ها برای بخش‌بندی تومور مغزی است.

مقدمه

تومورهای مغزی می‌توانند در شکل‌ها و اندازه‌های مختلفی ظاهر شوند و تا زمان تشخیص به اندازه کافی رشد کنند. متداول‌ترین نوع تومورهای مغزی در بزرگسالان گلیوم است که از سلول‌های گلیال ایجاد شده است. براساس درجهٔ وخامت گلیوم و منشأ آن، این نوع تومور مغزی به دو نوع گلیوم درجه بالا (HGG) و گلیوم درجه پایین (LGG) تقسیم می‌شود. یک روش معمول برای غربالگری تومورهای مغزی، تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) است که در آن می‌توان مکان تومور را تعیین کرد. درواقع اسکن MRI از مغز علاوه بر اینکه اساس غربالگری تومور است، برای برنامه‌ریزی قبل از عمل جراحی یا پرتودرمانی نیز استفاده می‌شود.

متداول‌ترین روش درمان تومورهای مغزی، جراحی است. اگرچه ممکن است روش‌هایی نظیر پرتودرمانی و شیمی‌درمانی نیز برای کاهش سرعت رشد تومورهایی استفاده شوند که خارج کردن آنها مشکل است. بخش‌بندی تومورهای مغزی در تصاویر MRI می‌تواند تأثیر چشمگیری در تشخیص صحیح تومور و پیش‌بینی سرعت رشد آن و همچنین، برنامه‌ریزی برای درمان داشته باشد. برخی از تومورها مانند مننژیوم را می‌توان به راحتی بخش‌بندی

کرد؛ در حالی که مشخص کردن محل تومورهایی مانند گلیوم و گلیوبلاستوم بسیار دشوارتر است. این تومورها (همراه با تورم اطراف آنها) بیشتر پراکنده‌اند و تضاد ضعیفی با بافت سالم اطراف خود دارند و به ساختارهایی شاخک‌مانند گسترش پیدا می‌کنند که بخش‌بندی آنها را دشوار می‌کند. مشکل اساسی دیگر در بخش‌بندی تومورهای مغزی این است که می‌توانند در هر نقطه از مغز، تقریباً به هر شکل و اندازه‌ای ظاهر شوند.

بخش‌بندی تومورهای مغزی توسط رادیولوژیست‌های با تجربه همچنان به‌عنوان مرجعی استاندارد در نظر گرفته می‌شود. با این حال، روش‌های بخش‌بندی نیمه‌خودکار و تمام‌خودکار رایانه‌ای، افزایش سرعت بخش‌بندی و تکرارپذیری نتایج را موجب می‌شوند. همچنین، روش‌های بخش‌بندی تمام‌خودکار ناهماهنگی میان‌مشاهده‌گر و درون‌مشاهده‌گر را از بین می‌برد که ناشی از عواملی مانند اختلاف در تخصص و توجه و خطاهای ناشی از خستگی بینایی است. علاوه بر این، با ظهور الگوریتم‌های تقسیم‌بندی با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی، پیشرفت چشمگیری در افزایش شباهت بخش‌بندی در روش دستی و اتوماتیک به وجود آمده است.

در سال‌های اخیر، محققان بسیاری روش‌هایی برای بخش‌بندی خودکار و نیمه‌خودکار تومورهای مغزی ارائه کرده‌اند. با توجه به موفقیت‌های اخیر الگوریتم‌های شبکه عصبی کانولوشنی، مطالعات گسترده‌ای در حوزه بخش‌بندی خودکار تومورهای مغزی با استفاده از یادگیری عمیق انجام شده است. در سال ۲۰۱۳، اصلیان و همکاران یک روش نیمه‌اتوماتیک به‌منظور بخش‌بندی تومور مغزی ارائه دادند. در این روش ابتدا ۳ آنکولوژیست به‌صورت دستی تومور مغزی ۱۰ بیمار را بخش‌بندی کردند. سپس برای جلوگیری از سوگیری حافظه، از چهارمین آنکولوژیست با تجربه خواسته شد تا با توجه به پیچیدگی شکل هدف (ادم یا تومور)، ۴ تا ۸ نقطه در اطراف هدف را روی سکناس‌های MRI انتخاب کند. در مرحله آخر، منحنی با بیشترین دقت به‌طور خودکار بین این نقاط درون‌یابی شد و بدین ترتیب منحنی اولیه برازش شد. منحنی اولیه به سرعت براساس به حداقل رساندن تابع انرژی تکامل یافت و در نهایت به مرز منطقه مدنظر، حجم هدف بالینی، همگرا شد. میانگین پارامتر شباهت در این روش، ۰/۸۲ و میانگین پارامتر هاسدورف ۱/۹۱ بوده است. در سال ۲۰۱۶، هوایی و همکاران یک شبکه عصبی کانولوشنی برای بخش‌بندی تومورهای مغزی تصاویر MRI موجود در پایگاه داده BRATS آموزش دادند. شبکه عصبی کانولوشنی ارائه‌شده از یک معماری آبخاری استفاده کرده است که نتیجه شبکه عصبی پایه به‌عنوان یک منبع اطلاعاتی دیگر برای شبکه عصبی بعدی استفاده می‌شود. مقدار پارامتر شباهت به‌دست‌آمده در این مطالعه ۰/۸۱ است. در سال ۲۰۱۶، پیرا و همکاران مطالعه مشابهی روی بخش‌بندی تومور مغزی با استفاده از مدل شبکه عصبی کانولوشنی همراه با نرمال‌سازی شدت و افزایش داده‌ها به‌منظور افزایش دقت بخش‌بندی تومور انجام دادند. پارامتر شباهت به‌ترتیب برای کل تومور، هسته تومور و مناطق افزایشی تومور ۰/۸۸، ۰/۸۳ و ۰/۷۷ به دست آمد. در سال ۲۰۱۷، کامینتس‌اس و همکاران یک شبکه عصبی کانولوشنی چند مقیاس کاملاً متصل را پیشنهاد کردند و از اولین کسانی بودند که از کانولوشن‌های سه بعدی استفاده کردند که شامل یک مسیر با وضوح بالا و یک مسیر

با وضوح پایین است که ترکیب شده‌اند تا خروجی بخش‌بندی نهایی را تشکیل دهند. دونگ و همکاران در سال ۲۰۱۷ مدلی مبتنی بر معماری U-Net را به‌منظور شناسایی و بخش‌بندی تومور مغزی ارائه دادند. در این مطالعه ۲۲۰ تصویر MRI از مجموعه داده‌های BRATS 2015 استفاده شد. پارامتر شباهت گزارش‌شده در این روش ۰/۸۶ است. ایزنسی و همکاران در سال ۲۰۱۷ با استفاده از معماری U-Net مطالعه مشابهی را به‌منظور بخش‌بندی خودکار تومور مغزی مجموعه داده BRATS 2015 ارائه کردند. مقدار پارامتر شباهت برای کل تومور، هسته تومور و مناطق افزایشی تومور به‌ترتیب ۰/۸۹۶، ۰/۷۹۷ و ۰/۷۳۲ به دست آمد. ونینگر و همکاران در سال ۲۰۱۸ از یک مدل U-Net 3 بعدی به‌منظور بخش‌بندی خودکار تومور مغزی با استفاده از مجموعه داده BRATS 2018 استفاده کردند. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده در این مطالعه، مقدار پارامتر شباهت برای کل تومور ۰/۸۴ است. چن و همکارانش در سال ۲۰۲۰ یک روش دو مرحله‌ای برای بخش‌بندی خودکار تومور مغزی روی تصاویر پایگاه داده BRATS 2015 و BRATS 2018 انجام دادند. در این روش، ابتدا کل تومور مغزی با استفاده از طبقه‌بندی جنگل تصادفی و ویژگی‌های ظاهری مشخص شد. در مرحله دوم وکسل‌های موجود در ماسک به‌دست‌آمده به انواع مختلف تومور یا بافت طبقه‌بندی شدند. مقدار پارامتر شباهت به‌دست‌آمده در این مطالعه برای مجموعه داده‌های BRATS 2015 و BRATS 2018 به‌ترتیب ۰/۸۴ و ۰/۸۶ است. دای و همکاران در سال ۲۰۲۰ مطالعه‌ای به‌منظور ساخت تصاویر MRI تومور مغزی انجام دادند. هدف از این مطالعه تولید توالی‌های یک تصویر از یکی از توالی‌ها به‌منظور کاهش زمان تصویربرداری از بیمار بوده است. در این مطالعه از یک شبکه عصبی به نام unified generative adversaria استفاده شده است که در آن تصویری به همراه برچسب توالی آن به شبکه داده می‌شود و در خروجی توالی‌های دیگر آن تصویر تولید می‌شود تا زمان طولانی تصویربرداری در MRI کاهش یابد. زین‌الدین و همکاران در سال ۲۰۲۰ مطالعه‌ای به‌منظور بخش‌بندی خودکار تومور مغزی در توالی FLAIR تصاویر MRI موجود در پایگاه داده BRATS 2020 انجام دادند که در آن از شبکه عصبی عمیق استفاده شد. در این مطالعه، مدل U-Net به‌عنوان روش پایه یادگیری عمیق استفاده شد که در آن از ۳ مدل شبکه عمیق شامل ResNet، DenseNet و NASNet استفاده شد. نتایج به‌دست‌آمده برای پارامترهای شباهت و فاصله هاسدورف به‌ترتیب ۰/۸۴-۰/۸۱ و ۹/۷-۹/۸ است. رینیواس و همکاران در سال ۲۰۲۰ مطالعه‌ای به‌منظور بخش‌بندی تومور مغزی با استفاده از توالی‌های T2، T1c و FLAIR انجام دادند. در این مطالعه از تصاویر موجود در پایگاه داده BRATS 2018 و از مدل U-Net برای استخراج ویژگی استفاده شد. در این مطالعه، ابتدا در تصاویر T2 و FLAIR کل ناحیه تومور تشخیص داده شد. سپس این تصاویر به‌منظور یادگیری ناحیه هسته و ناحیه درحال افزایش تومور در تصاویر T1c استفاده شدند. نتیجه به‌دست‌آمده برای پارامتر شباهت ۰/۹۶ است.

هدف از این تحقیق، بخش‌بندی خودکار تومورهای مغزی تصاویر MRI با استفاده از شبکه عصبی قدرتمند ResNet و بررسی میزان دقت توالی‌های مختلف MRI در بخش‌بندی تومور مغزی و معرفی کاراترین توالی

به منظور کاهش زمان تصویربرداری است. شبکه‌های عصبی کانولوشنی یکی از بهترین ساختارهای عصبی توسعه‌یافته بر پایه شبکه‌های عصبی تصویرمحور است. مشخص کردن توالی از MRI با بهترین عملکرد در بخش‌بندی تومور مغزی (توالی که در آن تومور با بیشترین میزان دقت تشخیص داده می‌شود) می‌تواند مدت زمان تصویربرداری را کاهش دهد که این امر، راحتی بیمار و کاهش هزینه تصویربرداری را به همراه می‌آورد. برای این منظور، تصاویر موجود در پایگاه داده MICCAI brain tumor segmentaion (BRATS) بررسی شدند. مراحل انجام این مطالعه شامل پیش‌پردازش تصاویر (استخراج ناحیه مدنظر (ROI) و بهنجار کردن آنها)، آموزش شبکه و سپس بخش‌بندی تصاویر آزمایش با استفاده از بستر NiftyNet (25) و شبکه عصبی اختصاصی ResNet و در نهایت ارزیابی نتایج به دست آمده است.

تشخیص تومورهای مغزی از روی تصاویر MRI با استفاده از شبکه کانولوشنی دوبعدی

چکیده

اهداف: تومورهای سرطانی مغز انسان در دسته بیماری‌های خطرناک هستند که کیفیت زندگی انسان‌ها را تا سالیان دراز تحت تاثیر قرار می‌دهند و تشخیص آنها در مراحل اولیه، راه را برای درمان بسیار هموار می‌کند. هدف از این مقاله تشخیص هوشمند تومورهای مغزی از سه کلاس تومور مننژیوما، گلیوما و هیپوفیز با استفاده از یادگیری عمیق است. مواد و روش‌ها: سیستم پیشنهادی شامل دو مرحله، استخراج ویژگی و طبق‌ه‌بندی است. جهت استخراج ویژگی تصاویر، از یک شبکه کانولوشنی ۱۲ لایه استفاده شده است. در نهایت، جهت طبق‌ه‌بندی ویژگی‌ها از تابع فعال ساز Softmax استفاده شده است. سیستم پیشنهادی بر روی پایگاه داده استاندارد و شامل سه کلاس گلیوما، مننژیوما و هیپوفیز اعمال شده است. یافته‌ها: پیاده‌سازی سیستم تشخیص پیشنهادی روی پایگاه داده پیشنهادی، نشان‌دهنده برتری آن در مقایسه با روش‌های قبلی است که از این دیتاست استفاده کرده‌اند. برای روش کانولوشنال دو بعدی، دقت روش ۹۸.۶۸ درصد به دست آمده است. نتیجه‌گیری: تومورهای مننژیوما، گلیوما و هیپوفیز در دسته شایع‌ترین بیماری‌های مغزی قرار دارند. تشخیص سریع و زودهنگام این ضایعات تا حد زیادی فرد بیمار را از خطر مرگ نجات می‌دهد. استفاده شبکه کانولوشنال عمیق با توجه به ساختار تمام متصل می‌تواند کمک شایانی به پزشکان در تشخیص صحیح انجام دهند.

مقدمه

رشد سلولی غیرعادی در هر بخش از بدن تومور نام دارد. به طور کلی تومورهای مغزی به دو نوع خوش‌خیم و بدخیم تقسیم می‌شوند. درواقع طرح درجه‌بندی تومورها که به طور گسترده استفاده می‌شود، توسط سازمان

بهداشت جهانی صادر شده است. نرولوژیست‌ها نقش مهمی در ارزیابی تومورهای مغزی و درمان دارند. هنگامی که یک تومور مغزی از نظر بالینی تشخیص داده می‌شود نیاز به ارزیابی نرولوژیست برای تعیین موقعیت تومور و ارتباط آن با ساختارهای اطراف است. این اطلاعات بسیار مهم و حیاتی، برای انتخاب بهترین روش درمان از جمله جراحی و پرتودرمانی است، اما همواره پزشکان در تشخیص دقیق مکان تومور مشکل دارند. این مشکل معمولاً به دلیل خستگی زیاد پزشکان، تصاویر با آرتیفکت بالا و سایر عوامل است. با توجه به این موارد، لزوم یک سیستم تشخیصی هوشمند بر پایه بینایی کامپیوتر می‌تواند به نرولوژیست‌ها و سایر پزشکان مغز و اعصاب در تشخیص صحیح کمک شایانی کند. استفاده از سیستم‌های تشخیص پزشکی هوشمند در تشخیص بیماری‌های مغزی، به عنوان دستپاری در کنار پزشکان و رادیولوژیست‌ها علاوه بر کمک شایان به آن‌ها، راه را برای شناسایی دقیق و عاری از خطا برای شناسایی و تفکیک این بیماری‌ها از سایر بیماری‌های مشابه، هموار می‌کند. در سال‌های اخیر استفاده از سیستم‌های تشخیصی مبتنی بر یادگیری عمق به دلیل کارایی بالای آن بسیار مورد استفاده قرار گرفته است و تحقیقات زیادی در این زمینه در حال انجام است.

گاپتا و همکاران مقاله‌ای با عنوان «یک سیستم غیرتهاجمی و تطبیقی جهت تشخیص تومورهای سرطانی از تصاویر وزن دار T2 با استفاده از آستانه‌گیری اوتسو و روش‌های طبقه‌بندی نظارتی‌شده» ارائه کردند. جهت پیش‌پردازش تصاویر استفاده‌شده از روش‌های غیرهمگن استفاده شده است و در مرحله بعد بخش‌بندی تصاویر MRI با استفاده از آستانه‌گیری اوتسو انجام شده است. در گام بعد، روی تصاویر بخش‌بندی‌شده، تعدادی از روش‌های استخراج ویژگی از قبیل تامورا LBPI، فیلترهای گابور، GLCM و زرنیک اعمال شد. سپس از روش‌های استخراج ویژگی استفاده شد و دو نمونه برجسته از طریق اندازه‌گیری آنتروپی انتخاب شدند. در نهایت، جهت طبقه‌بندی از ماشین بردار پشتیبان (SVM) استفاده شد. در این پژوهش آن‌ها توانستند به دقت ۹۸ درصد و همچنین حساسیت ۱۰۰ درصد دست یابند.

زیک و همکاران یک روش تفسیری برای تبدیل داده‌های چهاربُعدی توسعه داده‌اند، به طوری که معماری‌های استاندارد دوبُعدی CNN نیز می‌توانند برای انجام قطعه‌بندی تومور مغزی مورد استفاده قرار گیرند. نتایج گزارش‌شده بر روی مجموعه داده BRATS، مقدار امتیاز تاس برابر با $7/83$ درصد را برای منطقه کل تومور، مقدار $6/73$ درصد را برای منطقه هسته تومور و 69 درصد را برای منطقه فعال تومور نشان می‌دهند.

آمیت و همکاران برای طبقه‌بندی ضایعات مغزی در تصاویر MRI سینه، از یک شبکه VGG استفاده و ویژگی‌های استخراج‌شده از آن را با استفاده از SVM طبقه‌بندی کردند. دقت گزارش‌شده بر روی پایگاه داده‌ای از ۱۲۳ تصویر MRI، بدون استفاده از کانال‌های رنگی، برابر ۷۳ درصد است که حساسیت ۷۷ درصد و اختصاصی بودن ۶۸ درصد گزارش شده است.

کرفیاتیس و همکاران با استفاده از یک شبکه SegNet ساده، روی داده‌های BRATS بخش‌بندی انجام دادند. میانگین دقت dice گزارش‌شده روی پایگاه داده BRATS، 87/6 درصد بوده است.

ساجید و همکاران در پژوهش خود از شبکه‌های یادگیری عمیق به منظور تشخیص تومورهای مغزی از تصاویر رزونانس مغناطیسی استفاده کردند. در این تحقیق از تصاویر پایگاه داده BRAST استفاده شده است و محققان از تصاویر مختلف MRI استفاده کرده‌اند. آن‌ها روش خود را موفقیت‌آمیز دانستند و نتایج بسیار خوب شبیه‌سازی این کار بسیار واضح است.

یکی از رویکردهای جدید CNN به ارزیابی عملکرد تشخیص تومور مغزی با استفاده از معماری‌های عمیق تر CNN پرداخته است. این رویکرد با استفاده از پیاده‌سازی فیلترهایی با اندازه 3×3 در لایه‌های کانولوشنی انجام شده است. بدین ترتیب با استفاده از این روش، لایه‌های کانولوشنی بیشتری می‌توانند به معماری اضافه شوند، بدون اینکه تأثیر میدان پذیرش فیلترهای بزرگ‌تر قبلی را کاهش دهند. علاوه بر این، معماری‌های عمیق‌تر از غیرخطی بودن بیشتری استفاده می‌کنند و وزن فیلتری کمتری دارند؛ زیرا از فیلترهای کوچک‌تری استفاده می‌کنند و این امر احتمال پیش‌پردازش را کاهش می‌دهد. نسخه اصلاح‌شده‌ای از ReLU به نام واحد خطی یکسوکننده با نشان LReLU به عنوان تابع فعال‌سازی غیرخطی مورد استفاده قرار گرفته است. پیشنهادی که یازده لایه عمقی دارد روی مجموعه BRATS به مقادیر امتیاز تاسی برابر با ۸۸، ۸۳ و ۷۷ درصد به ترتیب برای مناطق کل تومور، هسته تومور و فعال تومور دست یافته است.

در پژوهشی دیگر، پریا یک الگوریتم سلسه‌مراتبی کانولوشنی به منظور بخش‌بندی تصاویر MRI ارائه داد. شبکه پیشنهادی در این مقاله از U-net که دارای دو مسیر فشرده‌سازی و بسط دادن است، به عنوان تابع فعال‌ساز از LReLU با $\alpha=0/3$ استفاده شده است. پس از هر لایه کانولوشن با کرنل 3×3 و فعال‌ساز LReLU، تکنیک dropout=0/2 به کار گرفته شده است. از معماری پیشنهادی، برای هر دو سگمنت‌بندی کل تومور باینری و سگمنت‌بندی درون توموری چند کلاسه استفاده شده است. تنها تفاوت در تعداد کرنل‌های لایه آخر است که متناسب با تعداد کلاس‌هاست. تابع cross entropy به عنوان تابع خطای شبکه معرفی شده است و برای بهینه‌سازی اطلاعات SGD با نرخ یادگیری ۰/۱ استفاده شده است.

هوایی و همکاران یک روش سگمنت‌بندی تومور مغزی کاملاً خودکار بر اساس یادگیری عمیق ارائه دادند. در اینجا، انواع مختلف معماری‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی بررسی شده‌اند. آن‌ها هر دو ویژگی‌های محلی و همچنین ویژگی‌های زمینه‌ای سراسری‌تر را به طور هم‌زمان بررسی می‌کنند. شبکه آن‌ها از یک لایه نهایی استفاده می‌کند که شبیه‌سازی کانولوشنی از لایه FC است که امکان ۴۰ fold افزایش سرعت را می‌دهد. آن‌ها همچنین یک پروسه آموزش دوفازی را معرفی کردند که به ما امکان مقابله با مشکلات مربوط به

عدم تعادل لیبل‌های تومور را می‌دهد. در نهایت، یک معماری آبخاری را بررسی کردند که در آن خروجی CNN پایه به عنوان یک منبع اطلاعات اضافی برای یک CNN بعدی تلقی می‌شود. نتایج گزارش شده بر روی دیتاست BRATS 2013 نشان می‌دهند معماری آن‌ها نسبت به روش‌های موجود بهبود یافته و ۳۰ بار سریع‌تر است.

پرریا و همکاران بخش‌بندی تومورهای مغزی را با استفاده از یک شبکه کانولوشنی بهبودیافته انجام دادند. معماری شبکه برای HGG شامل یازده لایه است که پس از هر سه لایه کانولوشن یک لایه Max pooling قرار دارد و در نهایت سه لایه FC قرار دارند. معماری شبکه برای LGG متشکل از نه لایه است که پس از هر دو لایه کانولوشن از max pooling استفاده شده و در انتها سه لایه FC به کار گرفته شده‌اند. معماری HGG عمیق‌تر از LGG است؛ بنابراین در LGG از dropout=0/5 استفاده شده، در حالی که در HGG برابر با ۱/۰ است، این تکنیک فقط در لایه‌های FC استفاده شده است. در تمامی لایه‌ها از تابع فعال‌ساز LReLU و در آخرین لایه FC تابع softmax به کار گرفته شده‌اند. در لایه‌های کانولوشن از تکنیک padding استفاده شده است. در طی آموزش، تابع خطای categorical cross entropy همراه بهینه‌ساز SGD استفاده شده است.

امین و همکاران یک معماری جدید کانولوشنی به منظور تشخیص تومورهای مغزی پیشنهاد دادند. معماری مبتنی بر DNN برای سگمنت‌بندی تومور به کار گرفته شده است. هفت لایه برای طبقه‌بندی استفاده شده‌اند که شامل سه لایه کانولوشن، سه لایه ReLU و یک لایه softmax است. ابتدا تصاویر MR ورودی به چندین قطعه تقسیم می‌شوند و سپس مقدار پیکسل مرکزی هر قطعه به DNN ارائه می‌شود. آزمایشات گسترده‌ای با استفاده از هشت دیتاست ارزیاب عظیم شامل BRATS 2012، 2013، 2014، 2015 و ISLES 2015، 2017 انجام شده‌اند.

دانگ و همکاران به منظور بخش‌بندی و تشخیص تومورهای مغزی از تصاویر MRI از شبکه U-Net استفاده کردند. در این پژوهش از یک معماری کانولوشنی ۲۸ لایه استفاده شده است. آن‌ها توانستند در این تحقیق به دقت مطلوب دست یابند.

همان‌طور که در مقدمه اشاره شد به علت عوامل مختلف در شناسایی و طبقه‌بندی تومورها مانند فرمت تصویربرداری، نویز، خستگی پزشکان و غیره، اهمیت ایجاد یک سیستم تشخیص هوشمند در طبقه‌بندی تومورها مورد نیاز است. در این مقاله به منظور تشخیص تومورهای مغزی از تصاویر MRI، از یک روش یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه کانولوشنال دوبعدی با دقت بالا استفاده شده است. ساختار این مقاله به شرح زیر است: بخش دوم اختصاص به معماری سیستم تشخیص هوشمند پیشنهادی ارائه شده دارد. یافته‌های پژوهش در بخش سوم و بحث پیرامون مقاله در بخش چهارم ارائه خواهند شد. در نهایت، در بخش پنجم به نتیجه‌گیری پرداخته شده است.

ارائه روش ترکیبی برای طبقه بندی تومورهای مغزی در تصاویر ام آر آی

چکیده مقاله:

طراحی سیستم تشخیص خودکار تصاویر پزشکی یکی از مسائل چالش زا در زمینه پردازش تصاویر پزشکی بوده است که تحقیقات بسیاری از محققان و مهندسان پزشکی را به خود معطوف کرده است. تکنیک های مختلفی برای تصویربرداری پزشکی معرفی شده است که می توان به توموگرافی رایانه از (CT)، تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI)، ماموگرافی (Mamography)، Ultra Sound اشاره نمود. اهمیت این تکنیکها برای اندامهای حیاتی نظیر مغز بسیار بیشتر از سایر اندامها می باشد، بطوریکه تشخیص تومورهای مغزی از روی تصاویر پزشکی توسط متخصص مغز و اعصاب، اولین گام در فرایند تشخیص بوده است. با پیشرفت سخت افزارهای تصویربرداری، کارشناس با حجم عظیمی از تصاویر (گاهی ۶۴ قطعه برای یک بیمار) روبرو است که تشخیص را سخت و زمان بر می سازد. در چنین شرایطی نیاز به یک سیستم خودکار که به کارشناس کمک کند تا در زمان کوتاه تر تشخیص بهتری داشته باشد، بیش از پیش احساس می شود. بدیهی است که چنین سیستمی در طبقه بندی سیستمهای تشخیص مبتنی بر کامپیوتر (CAD) قرار می گیرد. مقاله حاضر در همین راستا و برای تشخیص ۲ نوع تومور مغزی خوش خیم و بدخیم ارائه شده است. ویژگی هایی که مبنای طبقه بندی با شبکه های عصبی قرار گرفته اند یکبار با ماتریس هم وقوعی و بار دیگر با روش ترکیبی تبدیل موجک ماتریس هم وقوعی استخراج شده اند. هر بار برای کاهش ابعاد ورودی طبقه بند از الگوریتم ژنتیک استفاده نموده ایم. نتایج حاصل از طبقه بندی نشان دهنده تأثیر مثبت تبدیل موجک در صحت طبقه بندی می باشد.

قطعه بندی تومور ضایعه مغزی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن

چکیده

در این مقاله روش جدیدی مبتنی بر شبکه های عصبی کانولوشن برای قطعه بندی تومورهای مغزی در تصاویر ام آر آی ارائه می شود که کار را با مرحله پیش پردازش شامل اصلاح میدان بایاس، شدت و عادی سازی قطعات شروع می شود پس از آن طی روند آموزش، تعداد قطعات آموزشی به طور مصنوعی به کمک چرخش قطعات آموزشی و نیز استفاده از نمونه های HGG برای قطعه بندی تعداد دسته های کمیاب LGG افزایش می یابد. شبکه عصبی کانولوشن روی الیه های کانولوشن با ابعاد هسته کوچک 3×3 ساخته می شود تا امکان انجام معماری های عمیق تر را فراهم نماید. در پایان نشان داده می شود که تابع فعال سازی LReLU نسبت به تابع ReLU نقش مهمتری در آموزش کارآمد شبکه های عصبی کانولوشن دارد.

شبیه سازی جداسازی و مکان یابی تومور مغزی با استفاده از الگوریتم های فازی

چکیده:

یکی از چالش های تصویربرداری رزونانس مغناطیسی، اجرای الگوریتم ساده برای تشخیص محدوده و شکل تومور در تصاویر MR مغز است. تومور یک رشد غیرمستقیم بافت در هر قسمت از بدن است. تومورها انواع مختلفی دارند و ویژگی های مختلف و درمان های مختلف دارند. همانطور که شناخته شده است، تومور مغزی ذاتا جدی است و به خاطر شخصیت آن در فضای محدود حفره داخل جمجمه (فضای تشکیل شده در داخل جمجمه) تهدید کننده زندگی است.

اکثر تحقیقات در کشورهای توسعه یافته نشان می دهد که تعداد افراد مبتلا به تومور مغزی به علت عدم شناسایی نادرست از بین رفته است. به طور کلی، CT اسکن یا MRI که به داخل حفره داخل جمجمه هدایت می شود، یک تصویر کاملی از مغز را تولید می کند. این تصویر توسط پزشک برای تشخیص و تشخیص تومور مغزی مورد بررسی قرار گرفته است.

با این حال، این روش تشخیص مقاومت در برابر تعیین دقیق مرحله و اندازه تومور دارد. برای جلوگیری از این، این مقاله با استفاده از روش های کامپیوتری برای تقسیم بندی (تشخیص) تومور مغزی بر اساس ترکیبی از دو الگوریتم استفاده می کند. این روش اجازه می دهد تقسیم بندی بافت تومور با دقت و قابلیت تکثیر قابل مقایسه با تقسیم دستی باشد. علاوه بر این، آن را نیز زمان برای تجزیه و تحلیل را کاهش می دهد.

بررسی تشخیص تومورهای مغزی در تصاویر MRI با استفاده از پردازش تصاویر

چکیده:

تومورهای مغزی یکی از مهمترین موارد مرگ و میر در انواع سرطان ها می باشند، بنابراین مطالعه تومورهای مغزی مهم می باشد. تصاویر تشدید مغناطیسی در تشخیص تومورهای مغزی استفاده می شوند. تحلیل تومورهای مغزی توسط پزشکان صورت می گیرد اما پزشکان روشی برای پیدا کردن تومورهای مغزی که بتواند به صورت استاندارد مورد استفاده قرار گیرد، در اختیار ندارند. رادیولوژیست ها از تصاویر MR اطلاعاتی نظیر مکان تومور را بدست می آورند که یک راه آسان برای تشخیص تومور جهت ارائه طرحی برای جراحی و پرتودرمانی برای رفع تومور می باشد. روش های گوناگونی برای ناحیه بندی به منظور پیدا کردن تومور معرفی شده اند که هر کدام نتایج گوناگونی روی هر تصویر دارند. بنابراین نیاز به روشی برای پیدا کردن تومورها از تصاویر تشدید مغناطیسی مغزی که بتواند به صورت منحصر به فرد عمل کند، می باشد. در این پایان نامه سه الگوریتم ناحیه بندی که نتایج رضایت بخشی

روی تصاویر تومور مغزی می‌دهند ارائه شده است. روش‌های پیشنهادی شامل چندین مرحله برای تشخیص و استخراج ناحیه تومور می‌باشند. در دو روش پیشنهادی اول از آستانه گذاری به یک روش متداول و یک روش مبتنی بر الگوریتم گروه ذرات برای ناحیه بندی استفاده شده است. در روش پیشنهادی سوم، نخست حذف نویز به عنوان پیش پردازش بر روی تصاویر MR مغزی اجرا می‌گردد، ویژگی‌های بافتی از تصاویر MR بدون نویز استخراج می‌شوند. مرحله بعدی دسته بندی به کمک یک طبقه بند فازی بر اساس ویژگی‌های استخراج شده است. بعد از آن تعدادی عملگر مورفولوژی برای رسیدن به نتایج مورد نظر اعمال شده است. این روش‌ها بر روی داده‌های گوناگونی که از مرکز MRI بعثت کرمان دریافت شده‌اند آزموده شده‌اند. نتایج ما نشان داد که این روش‌ها توانایی حل مسائل مشکل ناحیه بندی، مکان‌یابی و اندازه‌گیری تومورها را دارند.

ناحیه بندی افقی و نیمه نظارتی تومور در تصاویر MRI

چکیده:

ناحیه بندی بافت مغز با هدف تفکیک دقیق بافت آسیب دیده یا بیمار مغز، یکی از مراحل اساسی در فرآیند تشخیص و درمان ناهنجاریهای بافت مغز است. اما ناحیه بندی عموماً توسط رادیولوژیست ها و متخصصین انکولوژی به صورت دستی صورت می‌گیرد که ضمن خسته کننده و دشوار بودن از خطای انسانی نیز مصون نیست. پیچیدگی این فرآیند لزوم طراحی و استفاده از یک متد خودکار یا نیمه خودکار را مشخص می‌سازد. مطلوب اینست که روشی که برای این منظور ارائه می‌شود، حتی الامکان بی‌نیاز از پارامترهای اولیه بوده و بتواند اطلاعات موردنیاز خود را از روی داده تخمین زده و تحت تاثیر نویز و تغییرات روشنایی در بافت ها قرار نگیرد. در این پایان نامه یک روش ناحیه بندی نیمه نظارتی با استفاده از کلاسیفایر جنگل تصادفی ارائه می‌شود. متدهای نیمه نظارتی با تلفیقی از دو مدل آموزش نظارتی و غیرنظارتی کارآیی بهتری را نسبت به هر دو این روش ها ارائه می‌دهند. نظر به اینکه فراهم کردن داده های آموزشی برای یک کلاسیفایر نظارتی در کاربردهای پزشکی همانند ناحیه بندی بسیار دشوار است، استفاده از یک تکنیک نیمه نظارتی می‌تواند قسمت عمده ای از نیاز به چنین داده هایی را برطرف سازد. برای استخراج ویژگی ها بازه همسایگی جدیدی با استفاده از تئوری الگوریتم انتشار شایعه در حوزه ناحیه بندی تصویر و اعمال ترکیبی از قیود فضایی و محدودیت سطح روشنایی روی شرط همسایگی معرفی می‌شود. با استفاده از این همسایگی محلی و افقی، تصویر به صورت اولیه ناحیه بندی می‌شود. محاسبه ویژگی های موردنظر با استفاده از این نواحی با دقت بسیار بالاتری نسبت به حالت غیرواقعی صورت می‌پذیرد. الگوریتم جنگل تصادفی برای شناسایی ویژگیهای استخراج شده مورد استفاده قرار می‌گیرد. کلاسیفایر جنگل تصادفی تابحال چندان در حوزه ناحیه-بندی MRI موردتوجه نبوده است اما این الگوریتم امتیازات ویژه ای از

قبیل دقت بالا در عین سرعت پردازش بسیار بالا، توانایی کنترل مقادیر مفقودشده در بردار ویژگی و کنترل عدم توازن داده ها را دارد که آن را برای استفاده در یک سیستم ناحیه بندی تصویر به عنوان کلاسیفایر پیکسل ها بسیار مناسب می سازد. نتایج بدست آمده از پیاده سازی نهایی، درستی این ادعا را اثبات می کند. با وجود برابری نسبی نتایج بدست آمده از لحاظ دقت با متد MRF که تقریباً موفق ترین متد ناحیه بندی MRI محسوب می شود، زمان پردازش و محاسبات با استفاده از این متد بسیار کمتر از روش MRF است.

تشخیص تومورهای سرطانی مغزی از روی تصاویر MRI با استفاده از طبقه بندی FDA

چکیده

رشد نامحدود و غیر قابل کنترل سلول ها در اطراف مغز باعث ایجاد انواع ضایعات مغزی و از جمله انواع تومور میشوند. تومورهای مغزی اگر تحت درمان مناسب و به موقع قرار نگیرند، سلامت بیماران را به خطر میاندازند و در اکثر موارد باعث مرگ بیمار میشوند. از آنجایی که در کلیه روش های درمان اطلاع از مکان و اندازه تومور در موفقیت موثر است، رسیدن به روشی دقیق و تمام خودکار که این اطلاعات را به پزشک دهد، بسیار حایز اهمیت است. روش های زیادی جهت تشخیص تومورهای مغزی وجود دارد که در میان آنها، روش های تصویر برداری از اهمیت ویژه ای برخوردار هستند. تصاویر MRI در تشخیص تومورهای مغزی در بین سایر روشهای تصویر برداری بیشترین کاربرد را دارند. تحلیل تومورهای مغزی توسط پزشکان صورت میگیرد، اما پزشکان روشی برای پیدا کردن تومورهای مغزی که بتواند به صورت استاندارد مورد استفاده قرار گیرد، در اختیار ندارند. رادیولوژیست ها از تصاویر رزونانس مغناطیسی اطلاعاتی نظیر مکان تومور را بدست می آورند که یک راه آسان برای تشخیص تومور جهت ارایه طرحی برای جراحی و پرتودرمانی برای رفع تومور میباشد. روش های گوناگونی به منظور پیدا کردن تومور معرفی شده اند که هر کدام نتایج گوناگونی روی هر تصویر دارند. در این مقاله، تشخیص هفت نوع بیماری مغزی از روی تصاویر MRI با استفاده از یک روش هوشمند بینایی کامپیوتر انجام شده است. جهت استخراج ویژگی از تبدیل موجک گسسته (DWT دو بعدی به همراه الگوریتم GARCH استفاده شده است. در روش استخراج ویژگی مورد نظر ابتدا جزییات لبه های هر تصویر مشخص شده و سپس ویژگی های آن استخراج میشود. در گام بعد جهت کاهش ویژگی از الگوریتم PCA به همراه LDA استفاده شده است. در نهایت جهت طبقه بندی از الگوریتم طبقه بندی بهبود یافته فیشر (FDA) چند کلاسه استفاده شده است. نتایج بررسی نشان میدهد، روش پیشنهادی دارای دقت طبقه بندی ۹۹٫۶۲٪، حساسیت ۱۰۰٪ و اختصاصی بودن ۹۹٫۶۱٪ است.

بهبود تشخیص تومور مغزی در تصاویر MRI توسط الگوریتم خوشه بندی فازی K-mean

مقدمه

مغز به عنوان یک عضو حیاتی بدن، بسیاری از عملکردهای مهم بدن را کنترل می کند. انواع مختلفی از تومورهای مغزی ونخاعی وجود دارد تومورها یا خوش خیم و یا بدخیم اند. تومورهای مغزی خوش خیم رشد کرده و بر نواحی مغزی نزدیک فشار می آورند. آنها به ندرت به دیگر بافت ها سرایت کرده و یا عود می کنند. در حالیکه تومورهای مغزی بدخیم به سرعت رشد کرده و به دیگر بافت های مغز نیز سرایت می کنند. زمانیکه تومور به دیگر نواحی مغز سرایت کرده و یا فشار می آورد، مانع کارکردن طبیعی آن قسمت از مغز می شود. تومورهای مغزی خوش خیم و بدخیم هر دو می توانند باعث بروز علائم و گاهی مرگ شوند. تشخیص بیماری توسط پزشک از طریق مشاهده تصاویر MRI و تعیین محل دقیق توده برای ادامه مراحل درمان بسیار قابل توجه خواهد بود تکنیک های کامپیوتری شده، نتایج صحیح ترو وسیع تری ارائه می کنند لذا در این مطالعه با هدف فراهم آوردن تحلیل کامپیوتری برای پشتیبانی پزشکان در تصمیم گیری در این خصوص گردآمده است نتایج کلی در این تحقیق حاصل از پیش پردازش اولیه تصاویر MRI سپس بخش بندی و ناحیه بندی بوسیله الگوریتم mean-K و سپس خوشه بندی فازی FCM انجام شده و نهایتاً ویژگی های مورد نظر استخراج شده و ناحیه تومور مغزی بدست می آید.

تشخیص تومور مغز در تصاویر سه بعدی MRI با استفاده از الگوهای دودویی محلی و هیستوگرام گرادینان جهت دار

چکیده

در این مقاله یک روش خودکار برای تشخیص تومور مغز در تصاویر سه بعدی پیشنهاد شده است. در اولین گام، تصحیح میدان تأثیر و برازش هیستوگرام در پردازش تصاویر به کار گرفته شد. در مرحله بعد، محل مورد نظر شناسایی و از زمینه ی تصویر فلیر (Flair) تفکیک شد. الگوی دودویی محلی در سه صفحه متعامد (LBP-TOP) و هیستوگرام گرادینان جهت دار (HOG-TOP) به عنوان ویژگی های فراگیری مورد استفاده قرار گرفتند. از آنجایی که در این تحقیق از تصاویر سه بعدی استفاده می شود، ما برای تعمیم هیستوگرام گرادینان جهت دار به تصاویر سه بعدی، از تفکر الگوی دودویی محلی در سه صفحه متعامد استفاده کردیم. سپس جهت قطعه بندی مناطق توموری، جنگل تصادفی را به کار می بریم. ما راندمان الگوریتم خود در تصاویر گلیوم تهیه شده از BRATS 2013 را ارزیابی می کنیم. نتایج و تحلیل های آزمایشگاهی ما نشان می دهد که چارچوب پیشنهادی ما در تشخیص تومورهای مغزی بر روش های دیگر برتری دارد.