مجله علمی مطالعات پژوهشی در علوم پایه و علوم پزشکی آینده،۱۴۰۳ ، دوره ۱، شماره ۱، ص ص ۱-۱۲

مجله علمی مطالعات پژوهشی

در علوم پایه و علوم پزشکی آینده

journalhi.com/sci/

تشخیص تومور مغزی از روی تصاویر MRI با استفاده از روش یادگیری عمیق

مالک یوسفی [۱]

۱- مدرس موسسه آموزش عالی باختر ایلام

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: ۲۷ اسفند ۱۴۰۱

پذیرش: ۱۰ اردیبهشت ۱۴۰۲

ارائه در سایت: ۱۲ خرداد ۱۴۰۲

کلید واژگان:

تومور مغزی

یادگیری عمیق

انتخاب ویژگی

چکیده

یکی از مهم‌ترین اندام‌های حیاتی بدن هر شخص مغز است. کنترل اعمال نیز توسط مغز در بدن صورت می‌گیرد. مغز می‌تواند دچار تومور شود. تومورها می‌توانند به انواع خوش‌خیم و بدخیم تقسیم شوند. تفاوت این دو نوع در نحوه و نوع سرایت و میزان خطرناک بودن آنها باشد. تومورهای بدخیم عملیات عادی مغز را تحت الشعاع قرار نمی‌دهد در صورتیکه تومورهای بدخیم به دلیل بافتی که دارند می‌توانند به نواحی دیگر مغز نیز گسترش یافته و به نواحی سالم مغز فشار آورند و در مواردی حتی باعث مرگ مریض شوند. بر این اساس تشخیص تومورهای مغزی دارای اهمیت ویژه‌ای است. در این راستا تحقیقات زیادی صورت گرفته است که هر یک دارای مزایا و معایب خاص خود است. در این مقاله روشی برای تشخیص تومور مغزی بر اساس یادگیری عمیق ارائه شده است که میزان دقت را بهبود می‌بخشد.

Brain tumor detection from MRI images using deep learning method

Malek Yoosefi [1]

1- Lecturer at Bakhtar Ilam Institute of Higher Education.

Article Information

Original Research Paper

Received 18 March 2023

Accepted 02 October 2023

Available Online 04 October 2023

Keywords:

Brain tumor

Deep learning

Feature selection

Abstract

One of the most important vital organs of every person's body is the brain. Actions are also controlled by the brain in the body. The brain can have a tumor. Tumors can be divided into benign and malignant types. The difference between these two types is in the way and type of transmission and how dangerous they are. Malignant tumors do not overshadow the normal operation of the brain in the way that malignant tumors, due to the tissue that can grow to other areas of the brain and put pressure on healthy brain areas, and in some cases even cause the death of the patient. Based on this, the diagnosis of brain tumors is special. In this regard, many researches have been conducted, each of which has its own advantages and disadvantages. In this article, a method for brain tumor diagnosis based on training is presented, which improves the accuracy..

۱- مقدمه

در جامعه کنونی مرگ و میر با عللی همچون سکته قلبی و یا تومورهای قلبی یکی از رایج¬ترین روش¬ها برای مرگ و میر است. قسمتی از بافت مغز که دارای خاصیتی است که سلول‌ها بدون کنترل رشد و تکثیر می‌یابند و دارای بافتی شبیه مغز است را تومور می¬نامند. انواع روش¬ها برای تشخیص تومور مبتنی بر تومورگرافی و استفاده از تصاویر mri است. در پزشکی امروزه برای تشخیص بیماری از پارامترهای زیادی استفاده می¬شود که همین عامل تشخیص بیماری را نیز به سختی امکان پذیر نموده است. لذا استفاده از روش¬های مبتنی بر کامپیوتر و روش¬هایی که بتواند بیماری را با دقت بالا تشخیص دهد دارای اهمیت فوق العاده¬ای نموده است. برخی دیگر عوامل نیز مانند تشخیص اتوماتیک بیماری نیز به دلیلی استفاده از روش¬های جدید دارای تشخیصی بالاتر از تشخیص انسانی می¬باشد که معایبی مانند تشخیص اشتباه در اثر خستگی و یا سایر عوامل را بهبود می¬بخشد[۱].

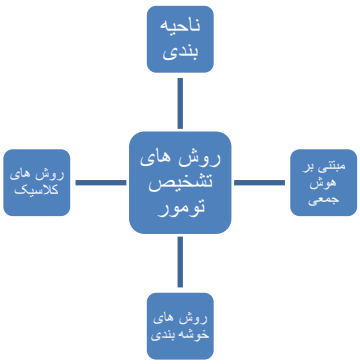
از نظر علم پزشکی تومورها را می¬توان به انواع زیر تقسیم کرد[۲]:

- تومورهایی که از مغز آغاز می¬شوند و سپس به مناطق دیگر بدن سرایت می¬کنند.
- تومورهایی که از سایر مناطق بدن آغاز شده و بعد به مغز سرایت می¬کنند.

در نوع اول بسیار موارد شایع¬تری مشاهده می¬شود و لذا تمرکز در این مقاله نیز بر روی حالت اول است. دسته-بندی دیگری که در این روش وجود دارد تقسیم¬بندی تومور به انواع بدخیم و خوش¬خیم است که در حالت بدخیم گاه می¬تواند باعث فلج شدن نواحی بدن و یا مرگ بیمار گردد. به همین دلیل استفاده از ابزاری به نام تصاویر MRI که دارای کنتراست بالا و نور بیشتری هستند کمک شایانی به پزشک برای تشخیص بیماری می-کند. بافت مغز بافتی لطیف و روشن است و تومورها در مغز نیز از تجمع و رشد سلول¬های مغزی در یک ناحیه خاص بوجود می¬آیند که به دلیل شباهت زیاد بافت تومور و بافت مغز تشخیص این بیماری بسیار سخت می-گردد. تنها تفاوتی که این دو ناحیه را از هم متمایز می¬کند روشن¬تر و یا تیره¬تر بودن این نواحی است[۲].

برای تصویربرداری مناطق مختلف بدن از دو ابزار رایج به نام¬های سی¬تی¬اسکن و MRI استفاده می¬شود. در مواقعی که نیاز به تشخیص دقیق عصب¬ها و رگ¬ها بافت¬های نرم بدن است مانند تصویربرداری از تومورها از تصاویر MRI استفاده می¬شود و در مواقع نیاز به تصویربرداری از مناطق سخت مانند استخوان و آسیب¬های استخوانی از تصاویر سی¬تی¬اسکن استفاده می¬شود. علاوه بر استفاده از ابزار MRI پزشکان از روی علائم بالینی همچون سردرد و حالت تهوع و عدم کنترل بدن نیز می¬توانند تومور مغزی را تشخیص دهند[۲].

برای شناسایی تومور و کمک به پزشک در تشخیص تومور، انواع روش های مختلف کامپیوتری مطرح شده¬اند. این روش¬ها را می¬توان به انواع زیر تقسیم کرد[۳]:



شکل ۱-انواع روش‌های تشخیص تومور.

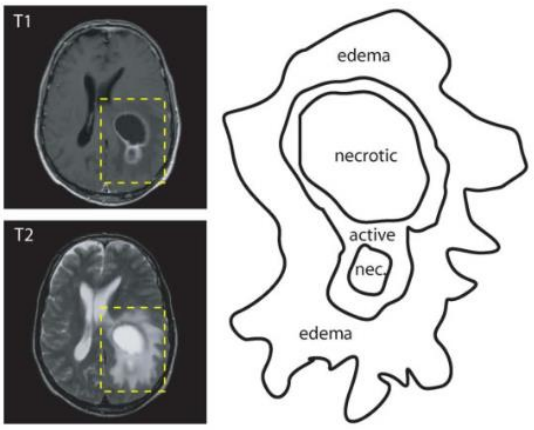
الگوریتم‌ها و روش‌های کلاسیک اصولا مبتنی بر استخراج لبه و یا استخراج ویژگی و یا استفاده از روش‌های آماری می‌باشند. بیشترین تلاش این روش‌ها در پیدا کردن و تقسیم‌بندی پیکسل‌ها است. ولی این روش‌ها دارای میزان دقت نهایی مناسبی نیستند زیرا تصاویر دارای نویز و یا در هم ریختگی می‌باشند و این عوامل بر روی دقت نهایی تصاویر تاثیر گذار است. بر این اساس روش‌های جدیدتری مانند خوشه‌بندی جایگزین شدند. این روش‌ها مانند پیدا کردن نزدیکترین همسایه و یا k-means و یا درخت‌ها علیرغم اینکه ممکن است همگرایی تضمین شده‌ای نداشته باشند و در دام محلی گرفتار شوند، دارای دقت نهایی مناسبی می‌باشند. مشکل اصلی در این روش-ها این است که باید تعداد دسته‌ها و یا خوشه‌ها را تعیین کرد که در حالت اتوماتیک بازده خوبی ندارد. روش‌های دیگری که الهام گرفته از طبیعت هستند و از هوش جمعی بهره می‌برند مانند الگوریتم ژنتیک و یا کلونی مورچه و سایر روش‌های موجد در این زمینه دارای تعداد قوانین بسیار زیادی می‌باشند که این تعداد زیاد قوانین باعث می‌شود که سرعت دسته بندی داده کاهش یابد. هرچند الگوریتم های هوش جمعی به منظور بهینه سازی یافتن جواب مسائل پایه ریزی شده‌اند، اما با موفقیت بیشتری برای کارهای بینایی ماشین، کارهای پردازش تصویر، تشخیص لبه، استخراج بافت و تشخیص اشیا، بکار گرفته شده‌اند[۴].

تمامی روش‌های ذکر شده دارای نقاط ضعف بوده و لذا با استقبال زیادی روبرو نشده‌اند. مهمترین چالش‌ها را برای آنها می‌توان نام برد[۲]:

۱- عدم رفع نویز تصویر
۲-عدم دقت در تشخیص اندازه تومور
۳-عدم تشخیص اندازه صحیح تومور.
۴-تمرکز بر روی برآورد مرزهای تومور و محلی سازی آنها
۵-نیاز به مراحل پیش پردازش قوی

هدف از تقسیم بندی تومور مغزی همانطور که در شکل ۲ نشان داده شده است، شناسایی محل و گسترش نواحی تومور است، یعنی[۵]:

- بافت تومور فعال ؛
- بافت مرده ؛ و
- تورم نزدیک تومور



شکل ۲-تقسیم بندی تومور مغزی[۵]

طی سالهای گذشته، شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN [1]) در زمینه تشخیص تومور مغز پیشرفت زیادی داشته است. تحقیقات اولیه یادگیری عمیق را به عنوان یک روش امیدوار کننده تقسیم بندی تومور مغزی می-دانند. با یادگیری عمیق، سلسله مراتبی از ویژگی‌های پیچیده به طور فزاینده‌ای مستقیماً از داده‌های درون دامنه یاد گرفته می‌شود و نیاز به استخراج ویژگی را مانند سایر تکنیک‌های تقسیم بندی خودکار، دور می‌زند. بر این اساس، تمرکز بر طراحی معماری شبکه و چرخش دقیق آنها برای انجام وظایف موجود خواهد بود. بر این اساس تکنیک‌های یادگیری عمیق با عملکرد پیشرفته آنها در کارهای بینایی رایج شده است. موفقیت آنها را می-توان به پیشرفت در واحدهای پردازش مرکزی با فناوری پیشرفته (CPU[2]) و واحدهای پردازش گرافیک (GPU[3])، در دسترس بودن مجموعه داده‌های بزرگ و پیشرفت در الگوریتم‌های یادگیری نسبت داد[۵].

در این مقاله روشی نوین برای تشخیص تومور بر مبنای یادگیری عمیق ارائه خواهد شد. ادامه مقاله شامل مرور و بررسی کارهای گذشتگان و در قسمت سوم به معرفی یادگیری عمیق و در بخش چهارم به معرفی روش پیشنهادی پرداخته خواهد شد. در ادامه و در بخش پنجم به ارزیابی و تحلیل روش پیشنهادی و مقایسه نتایج به دست آمده با سایر روش‌ها پرداخته می‌شود.

۲- مرور پیشینه

در این بخش به معرفی و بررسی روش¬هایی که تاکنون در این زمینه کار کرده¬اند پرداخته خواهد شد:

در این مقاله یک الگوریتم ترکیبی برای تشخیص خودکار ناحیه تومور مغزی و محاسبه دقیق اندازه تومور و بدست آوردن مشخصات مکانی آن ارائه شده است. بدین منظور از سیستمهای استنتاج فازی- عصبی وفقی استفاده شده و تومورهای مغزی نوع آستروسیتوماکه شایعترین نوع تومورها هستند در تصاویر تشدید مغناطیسی با وزن T1مورد مطالعه و تحلیل قرار گرفته است. مراحل روش ارائه شده دارای سه فاز پیش پردازش، دسته¬بندی و تعیین محدوده می¬باشد. در فاز پیش پردازش ابتدا با تشخیص ناحیه جمجمه سر و تصحیح جهت آن، خط مرکز ی ناحیه مغز تشخیص داده می¬شود. درگام بعد با بلاک بندی ناحیه دو نیمکره مغز و استخراج ویژگی شدت روشنایی و بافت هر بلاک و نیز با بهرهگیری از ویژگی تقارن موجود در دو نیمکره مغز، بلاک¬های حاوی بافت¬های توموری با استفاده از سیستم¬های استنتاج فازی-عصبی وفقیANFISتشخیص داده می¬شوند. در نهایت با هموارسازی تصویر ورودی و با بهره¬گیری از خوشه بندی سلسله مراتبی محدوده دقیق تومور مشخص خواهد شد. دقت روش پیشنهادی ۹۷.۵ درصد بوده است. این روش در تعیین محدوده بلاک ها دارای دقت ناکافی بوده است و می¬توان از ترکیب روش های یادگیری و استخراج ویژگی برای تعیین دقیقتر محدوده استفاده نمود[۶].

امین و همکاران یک نسخه از تصویر فیلتر عبور بالا برای برجسته سازی اثر ناهمگن برش¬های MR و ترکیب شدن با برش¬های ورودی استفاده می¬کند. علاوه بر این، فیلتر متوسط به برش¬ها اعمال می¬شود. کیفیت برش-های حاصل از لبه¬های صاف و برجسته برش¬های ورودی را بهبود می¬بخشد. پس از آن، بر اساس شدت این برش¬ها، از یک الگوریتم رشد متصل ۴تایی استفاده می¬شود، جایی که آستانه بهینه پیکسل¬های مشابه را از برش¬های ورودی جمع می¬کند. برش¬های تقسیم شده سپس به دو لایه ریز تنظیم شده ارائه می¬شوند. ابر پارامترهای مدل پس از آزمایش¬های گسترده انتخاب می¬شوند. در لایه اول، ۲۰۰ واحد پنهان و در لایه دوم ۴۰۰ واحد پنهان استفاده می¬شود. آزمایش برای پیش بینی تصاویر دارای تومور و بدون تومور بر روی لایه soft max انجام می¬شود. مدل پیشنهادی در مجموعه داده¬های BRATS یعنی مجموعه داده¬های ۲۰۱۲ (چالش و مصنوعی)، ۲۰۱۳و ۲۰۱۳ ۲۰۱۴ و ۲۰۱۵ آموزش و بررسی می¬شود. مدل ارائه شده با تعدادی از معیارهای عملکرد ارزیابی می¬شود که عملکرد بهتر را نشان می¬دهد[۷].

در مطالعه ساجد و همکاران، یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق که از روش¬های مختلف MRI برای تقسیم بندی تومور مغز استفاده می¬کند، ارائه شده است. معماری ترکیبی پیشنهادی از روش مبتنی بر پچ استفاده می-کند و ضمن پیش بینی برچسب خروجی، اطلاعات محلی و متنی را در نظر می¬گیرد. شبکه پیشنهادی با استفاده از تنظیم کننده آموزش در کنار نرمال سازی دسته¬ای با مشکل بیش از حد مناسب سروکار دارد، در حالی که با عدم استفاده از روش آموزش دو فاز، مشکل عدم تعادل داده¬ها حل می¬شود. روش پیشنهادی شامل یک مرحله پیش پردازش است، که در آن تصاویر نرمال می¬شوند و میدان بایاس اصلاح می¬شود، یک جریان تغذیه از طریق CNN و یک مرحله پس از پردازش عبور می¬کند، که برای حذف اعلان مثبت¬های کاذب کوچک در اطراف قسمت جمجمه استفاده می¬شود. روش پیشنهادی در مجموعه داده¬های BRATS 2013 تأیید شده است، جایی که از نظر دقت، حساسیت و ویژگی کل منطقه تومور به ۰.۸۶ ، ۰.۸۶ و ۰.۹۱ دست می¬یابد و نتایج را در مقایسه با تکنیک¬های پیشرفته بهبود می¬بخشد[۸].

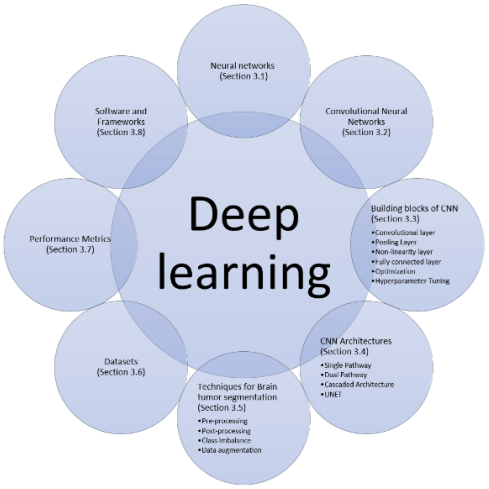
روش پیشنهادی در منبع [۹] دارای سه مرحله است، که پیش پردازش، ماشین یادگیری زمینه¬های پذیرش محلی (ELM-LRF) بر اساس طبقه بندی تومور، و پردازش تصویر بر اساس استخراج منطقه تومور است. در ابتدا، از روش¬های غیر محلی و روش¬های صاف سازی محلی برای حذف نویزهای احتمالی استفاده شده است. در مرحله دوم، تصاویر رزونانس مغناطیسی جمجمه (MR) با استفاده از ELM-LRF به عنوان خوش خیم یا بدخیم طبقه بندی شدند. در مرحله سوم، تومورها تقسیم بندی شدند. هدف از این مطالعه استفاده از تصاویر MR جمجمه، که دارای جرم هستند، به منظور صرفه جویی در وقت پزشک است. در مطالعات تجربی دقت طبقه بندی تصاویر MR جمجمه ۹۷.۱۸٪ است. نتایج ارزیابی شده نشان داد که

[1] convolutional neural networks
[2] central processing units
[3] graphics processing units

عملکرد روش پیشنهادی بهتر از سایر مطالعات اخیر در ادبیات است. نتایج تجربی همچنین ثابت کرد که روش پیشنهادی موثر است و می-تواند در تشخیص تومور مغزی به کمک رایانه مورد استفاده قرار گیرد.

۳- یادگیری عمیق

یادگیری عمیق یک کلاس از الگوریتم¬های یادگیری ماشین است که از چندین لایه برای یادگیری سلسله مراتبی از ارائه¬های پیچیده به طور مستقیم از ورودی خام استفاده می¬کند. مدل¬های یادگیری ماشین همه چیز در مورد پیدا کردن نمایش¬های مناسب برای داده¬های ورودی آنها است. در این بخش همان¬طور که در شکل ۳ نشان داده شده است، عناصر سازنده و معماری الگوریتم¬های یادگیری عمیق برای تقسیم بندی تومور مغزی توصیف خواهد شد[۱۰].

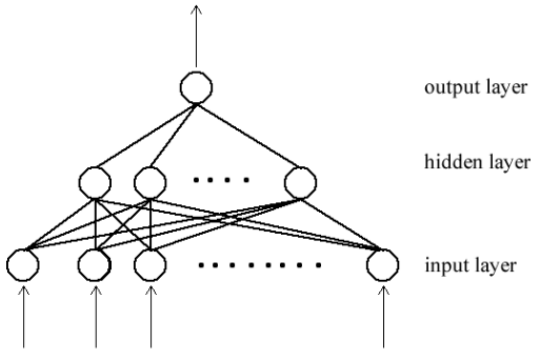


شکل ۳-روش¬های یادگیری عمیق[۱۰]

شبکه عصبی نوعی الگوریتم یادگیری ماشین است که قادر است نمایش¬های مفیدی را از داده¬ها بیاموزد. این شبکه با اتصال واحدهای پردازشی، به نام نرون¬ها، توسط پیوندهای هدایت شده شکل می¬گیرد. هر پیوند با وزنی مرتبط است که درآمد حاصل از یادگیری را تنظیم می¬کند. هنگامی که توپولوژی شبکه یک نمودار مستقیم دایره¬ای شکل ایجاد می¬کند، از آن به عنوان شبکه عصبی پیشرو یاد می¬شود. این حالت در شکل ۴ نمایش داده می¬شود. یک تابع f (x: θ) با هر نرون در ارتباط است، که یک ورودی را برای یک کار ترسیم می¬کند و مقدار پارامترهای زیر را که از طریق آن یک بردار وزن و یک مقیاس است، از طریق الگوریتم انتشار سریع منتشر می-کند[۱۰]:

$$\theta=\{w,b\} \quad (1$$
$$f(x:\theta) =\sigma(w\cdot x+b) \quad (2$$

فرمول شماره ۲ برای فعال¬سازی به کار می¬رود. در شکل ۵ لایه¬های ورودی و خروجی و مخفی مشاهده می¬شود:

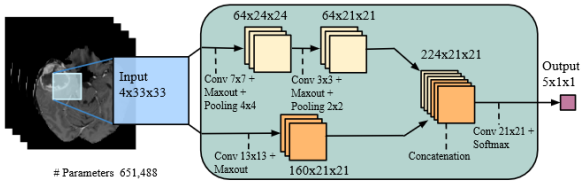


شکل ۵-نمایش انواع لایه¬ها در شبکه عصبی عمیق[۱۰]

در یک شبکه عصبی معمولی، سلول¬های عصبی به صورت لایه¬ای سازمان یافته¬اند. ورودی هر نورون یک لایه به تمام یا برخی از خروجی¬های سلول¬های عصبی در لایه بالا متصل است. به همین ترتیب، خروجی هر نورون به تمام یا برخی از ورودی¬های سلول¬های عصبی در لایه پایین دست متصل است. اولین لایه در شبکه لایه ورودی است و لایه نهایی لایه خروجی است. از لایه¬های وسط به عنوان لایه¬های مخفی یاد می¬شود. وقتی هر لایه عصبی به همه سلول¬های عصبی موجود در لایه بعدی متصل می¬شود، شبکه را شبکه کاملاً متصل می¬نامند. یک شبکه عصبی عمیق وقتی لایه¬های پنهان زیادی داشته باشد، یادگیری عمیق را شکل می¬دهد[۱۰].

۴- روش پیشنهادی

طبق الگوریتم، برشهایی با چهار حالت به عنوان کانال ایجاد می¬شوند. برای گرفتن برش¬هایی از تصویر حالت دو بعدی استفاده شده است. در زمان آموزش / آزمایش، ما نیاز به ایجاد وصله¬هایی با محوریت پیکسل داریم که می¬توان آنها را طبقه بندی کرد. پیکسل¬های مرزی تصاویر را نادیده گرفته و فقط پیکسل¬های داخلی در نظر گرفته می¬شوند.. همچنین، برش هایی با تمام پیکسل های غیر توموری نادیده گرفته می¬شوند. معماری پیشنهادی از دو جریان ساخته شده است: یک مسیر با اندازه کوچک ۷ × ۷ کوچک و دیگری با اندازه بزرگتر ۱۳*۱۳. ما از این جریان¬ها به ترتیب به عنوان مسیر محلی و راه سراسری نام می¬بریم. انگیزه این انتخاب معماری این است که می¬خواهیم پیش بینی برچسب پیکسل تحت تأثیر دو جنبه قرار گیرد: جزئیات بصری منطقه اطراف آن پیکسل و "زمینه" بزرگتر آن ، دقیقاً در جایی که پچ در مغز است معماری کامل همراه با جزئیات آن در شکل ۶ نشان داده شده است. ما از این معماری به عنوان یادگیری عمیق دو مسیره یاد می¬کنیم.



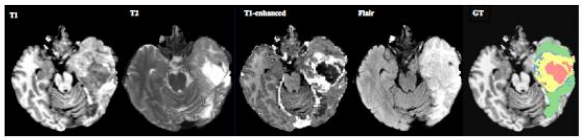
شکل ۶-معماری روش دو مسیره

با تفسیر خروجی شبکه کانولوشنال به عنوان مدلی برای توزیع برچسب های تقسیم بندی ، یک معیار آموزش طبیعی این است که احتمال همه برچسب ها را در مجموعه آموزش ما به حداکثر برسانید.

برای انجام این کار، با انتخاب مداوم برچسب j Yi در یک زیر مجموعه تصادفی در هر تصویر، با محاسبه میانگین احتمالات منفی برای این دسته کوچک از تکه¬ها و انجام یک مرحله نزول شیب بر روی پارامترهای CNN یک روش نزولی شیب تصادفی را دنبال می¬کنیم. انجام به روزرسانی¬ها فقط بر اساس زیرمجموعه کوچکی از تکه¬ها، به ما امکان می¬دهد تا از پردازش یک تصویر مغز کامل برای هر یک از به روزرسانی¬ها جلوگیری کنیم، در حالی که به روزرسانی¬های کافی قابل اعتماد برای یادگیری را ارائه دهیم. در عمل، ما این روش را با ایجاد یک مجموعه داده از تکه¬های تصویر مغز کوچکتر، با برچسب تقسیم بندی مرکز پیاده سازی می¬کنیم.

۵- مقایسه و ارزیابی

برای تجزیه و تحلیل روش پیشنهادی از مجموعه داده¬های آموزشی BRATS 2013[۱۱] استفاده شده است. این مجموعه شامل تصاویر واقعی بیمار و همچنین تصاویر مصنوعی ایجاد شده توسط SMIR است. سپس هر یک از این پوشه ها به تصاویر با درجه عالی و درجه پایین تقسیم می¬شوند. برای هر بیمار چهار روش (T1، T1-C، T2 و FLAIR) فراهم شده است. ابعاد تصویر در LG و HG متفاوت است. برای HG، ابعاد (۱۷۶،۲۶۱،۱۶۰) و برای LG (۱۷۶،۱۹۶،۲۱۶) است. نمونه¬ای از این تصاویر را در شکل زیر خواهید دید:



شکل ۷- نمونه ای از دیتاست

برای ارزیابی از پارامترهای زیر استفاده می¬شود[۱۲]:

$$\text{Dice}(P,T) = \frac{|P_1 \wedge T_1|}{|P_1| + |T_1|/2} \quad (3$$

$$\text{Sensitivity}(P,T) = \frac{|P_1 \wedge T_1|}{|T_1|} \quad (4$$

$$\text{Specifity}(P,T) = \frac{|P_0 \wedge T_{10}|}{|T_0|} \quad (5$$

$$\text{Acc}^1 = \frac{TP+TN}{FP+TP+FN+TN} \quad (6$$

$$\text{DSC}^2 = \frac{2TP}{FP+2TP+FN} \quad (7$$

جایی که p پیش بینی مدل را ارائه می¬دهد و برچسب¬های حقیقی را نشان می¬دهد. ما همچنین T1 و T0و به طور مشابه برای P1 و P0 را زیر مجموعه وکسل پیش بینی شده مثبت و منفی برای منطقه تومور در نظر می-گیریم. مناطق تومور به صورت تعریف شده است:

الف) منطقه تومور مجزا (شامل هر چهار ساختار توموری).

ب) منطقه هسته تومور (شامل تمام ساختارهای تومور به غیر از "ورم")

ج) منطقه تقویت کننده تومور (از جمله ساختار "تقویت تومور")

[1] accuracy
[2] dice similarity coefficient

نتایج به دست آمده پس از شبیه¬سازی را می¬توان در جدول ۱ مشاهده نمود:

جدول۱-نتایج شبیه¬سازی روش پیشنهادی

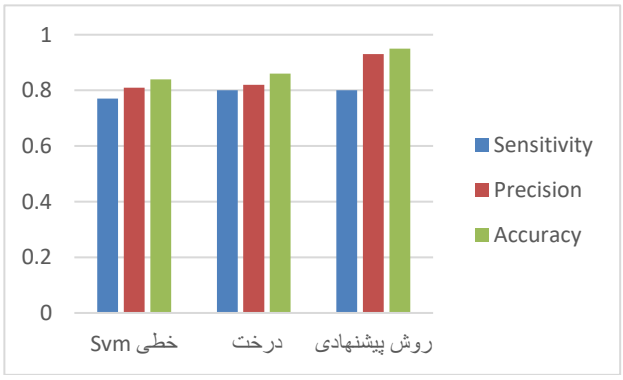
	dice			Specificity			Sensitivity			acc	dsc
	complete	core	enhance	complete	core	enhance	complete	core	enhance		
روش پیشنهادی	۰.۸۵	۰.۷۸	۰.۷۳	۰.۹۳	۰.۸۰	۰.۷۲	۰.۸۰	۰.۷۶	۰.۷۵	۰.۹۵	۰.۹۴

برخی دیگر از روش¬های رایج یادگیری ماشین عبارتند از روش¬هایی مانند ماشین بردار پشتیبان svm و یا درخت . در این روش¬ها، یک روش ترکیبی برای استخراج تومورها با استفاده از تصاویر MRI ارائه می¬شود. این تکنیک از پنج مرحله تشکیل شده است، مانند رفع نویز تصویر، استخراج تومور، انتخاب ویژگی¬ها، همجوشی ویژگی¬ها و طبقه بندی[۱۳]. پس از انجام این مراحل نتایج به دست آمده در جدول شماره ۲ را ملاحظه خواهید کرد:

جدول شماره ۲- مقایسه نتایج به دست آمده از روش پیشنهادی و سایر روش¬ها

	Sensitivity	Precision	Accuracy
خطی Svm	۷۷.۰	۸۱.۰	۸۴.۴
درخت	۸۰.۰	۸۲.۰	۸۶.۸
روش پیشنهادی	۰.۸۰	۰.۹۳	۰.۹۵

در نمودار زیر میزان دقت و حساسیت و سایر پارامترها را می¬توان مقایسه کرد:



شکل ۸-مقایسه میزان نتایج به دست آمده.

۶- نتیجه‌گیری

با توجه به اهمیت تشخیص زودهنگام و به موقع انواع بیماری¬ها روش¬های مختلفی نیز برای تشخیص ارائه شده است تا بتواند دقت تشخیص را بهبود داده و در مقابل انواع خطاهای انسانی ایستادگی کند. در این راستا برا یتشخیص تومور مغزی که یکی از مهم¬ترین بیماری¬ها است و پیشرفت این بیماری می¬تواند سبب فلج شدن و یا مرگ گردد از دهه¬های گذشته انواع روش¬های یادگیری ماشین و داده¬کاوی به کاربرده شده است.

در این تحقیقات پایین بودن میزان دقت و یا بالا بردن پیچیدگی و یا هزینه از جمله عواملی هستن که باعث شده تا تحقیقات در این زمینه ادامه پیدا کند. با توجه به مزیت¬هایی که یادگیری عمیق دارد از جمله اینکه نیاز به انتخاب ویژگی پیچیده قبل از پردازش ندارد از این روش برای تشخیص تومور استفاده است. در این مقاله از روش یادگیری عمیق چند مسیره اقدام به تشخیص تومور شده است که نتایج بهبود یافته¬ای را از خود نشان داده است.

با این وجود، در زمینه پزشکی، به سختی نمونه¬های آموزشی وجود دارد که بتواند مدل¬های عمیق را آموزش دهد، بدون اینکه از قبل مناسب باشد. علاوه بر این، حاشیه نویسی حقیقی MRI سه بعدی یک زمان مصرف است و یک کار تخصصی است که باید توسط متخصصان (به طور معمول متخصص مغز و اعصاب) انجام شود. به همین ترتیب، مجموعه داده¬های تصویر در دسترس عموم نادر است و اغلب افراد کمی به آنها دسترسی دارند.

مراجع

1) Amin, J., Sharif, M., Raza, M., Saba, T., & Anjum, M. A. (2019). Brain tumor detection using statistical and machine learning method. *Computer methods and programs in biomedicine*, *177*, 69-79.
2) Manogaran, G., Shakeel, P. M., Hassanein, A. S., Kumar, P. M., & Babu, G. C. (2018). Machine learning approach-based gamma distribution for brain tumor detection and data sample imbalance analysis. *IEEE Access*, *7*, 12-19.
3) Zhou, C.; Chen, S.; Ding, C.; Tao, D. Learning Contextual and Attentive Information for Brain Tumor Segmentation. InProceedingsof the Brainlesion: Glioma, Multiple Sclerosis, Stroke and Traumatic Brain Injuries; Crimi, A., Bakas, S., Kuijf, H., Keyvan, F., Reyes, M.,van Walsum, T., Eds.; Lecture Notes in Computer Science; Springer International Publishing: Berlin/Heidelberg, Germany, 2019;pp. 497–507.
4) McKinley, R.; Rebsamen, M.; Meier, R.; Wiest, R. Triplanar Ensemble of 3D-to-2D CNNs with Label-Uncertainty for Brain TumorSegmentation. InProceedings of the Brainlesion: Glioma, Multiple Sclerosis, Stroke and Traumatic Brain Injuries; Crimi, A., Bakas, S.,Eds.; Lecture Notes in Computer Science; Springer International Publishing: Berlin/Heidelberg, Germany, 2020; pp. 379–387.
5) Corso, J.J.; Sharon, E.; Dube, S.; El-Saden, S.; Sinha, U.; Yuille, A. Efficient Multilevel Brain Tumor Segmentation With Integrated Bayesian Model Classification.IEEE Trans. Med. Imaging2008,27, 629–640
6) Selvapandian, A., & Manivannan, K. (2018). Fusion based glioma brain tumor detection and segmentation using ANFIS classification. *Computer methods and programs in biomedicine*, *166*, 33-38.
7) Amin, J., Sharif, M., Gul, N., Raza, M., Anjum, M. A., Nisar, M. W., & Bukhari, S. A. C. (2020). Brain tumor detection by using stacked autoencoders in deep learning. *Journal of medical systems*, *44*(2), 1-12.
8) Sajid, S., Hussain, S., & Sarwar, A. (2019). Brain tumor detection and segmentation in MR images using deep learning. *Arabian Journal for Science and Engineering*, *44*(11), 9249-9261.
9) Ari, A., & Hanbay, D. (2018). Deep learning based brain tumor classification and detection system. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, *26*(5), 2275-2286.
10) Çinar, A., & Yildirim, M. (2020). Detection of tumors on brain MRI images using the hybrid convolutional neural network architecture. *Medical hypotheses*, *139*, 109684.
11) Menze, B., Reyes, M., Leemput, K.V., 2014. The multimodal brain tumorimage segmentation benchmark (brats). IEEE Trans.
12) Hussain, S.; Anwar, S.M.; Majid, M. Segmentation of glioma tumors in brain using deep convolutional neural network.Neurocomputing2018,282, 248–261.
13) Hussain, U. N., Khan, M. A., Lali, I. U., Javed, K., Ashraf, I., Tariq, J., ... & Din, A. (2020). A unified design of ACO and skewness based brain tumor segmentation and classification from MRI scans. *Journal of Control Engineering and Applied Informatics*, *22*(2), 43-55.