

Scientific Reports 16:1025



باز تشخیص تومور مغزی از تصاویر و مقایسه آن با روش های یادگیری انتقالی شبکه عصبی کانولوشن سه لایه

محمدظفر خلیکی^{*} و محمد سینان باشارسلان^{**}

سلامت برای زندگی انسان بسیار مهم است. به طور خاص، سلامت مغز، که مجری این منبع حیاتی است، بسیار مهم است. تشخیص سلامت انسان توسط دستگاه های تصویربرداری تشخیص مغناطیسی (MRI) ارائه من شودکه به تصمیم گیرندگان سلامت در اندام های حیاتی مانند سلامت مغز کمک می کند. تصاویر این دستگاه هامنبعی از داده های بزرگ برای هوش مصنوعی هستند. این داده های بزرگ، عملکرد بالایی را در مسایل طبقه بندی پردازش تصویر، که زیرمجموعه ای از هوش مصنوعی است، فراهم می کند. در این مطالعه، هدف ما طبقه بندی تومورهای مغزی مانند گلیوما، متریوما و تومور هیپوفیز از تصاویر MR مغز است. از شبکه های عصبی کانولوشن (CNN) و روش های VGG19، EfficientNetB4، inception-V3 و یادگیری انتقالی مبتنی بر CNN برای طبقه بندی استفاده شد. از امتیاز F، یادآوری، نقش پذیری و دقت برای ارزیابی این مدل ها استفاده شد. بهترین نتیجه دقت با VGG16 با ۹۸٪ به دست آمد، در حالی که مقدار امتیاز F برای همان مدل یادگیری انتقالی ۹۷٪، مقدار مساحت زیر منحنی (AUC) ۹۹٪، مقدار فراخوانی ۹۸٪ و مقدار دقت ۹۸٪ بود. معماری CNN و مدل های یادگیری انتقالی مبتنی بر CNN برای سلامت انسان در تشخیص زودهنگام و درمان سریع چنین بیماری هایی بسیار مهم هستند.

صنعت مراقبت های بهداشتی در سال های اخیر به سرعت با پیشرفت های فناوری متحول شده است و یکی از اجزای مهم این تحول، فناوری هوش مصنوعی (AI) است. هوش مصنوعی یک سیستم کامپیوتری است که هوش انسان مانند را شبیه سازی می کند و کاربردهای زیادی در پژوهشی دارد. یکی از این حوزه ها، مبارزه با تومورهای مغزی است. تومورهای مغزی یک مشکل عمده سلامت عمومی در بخش مراقبت های بهداشتی هستند و تشخیص دقیق، درمان و فرآیندهای پیگیری بسیار مهم هستند. هوش مصنوعی به این راری مهم برای بهبود این فرآیندها تبدیل شده است و پتانسیل بالایی برای تشخیص و درمان زودهنگام تومورهای مغزی دارد.

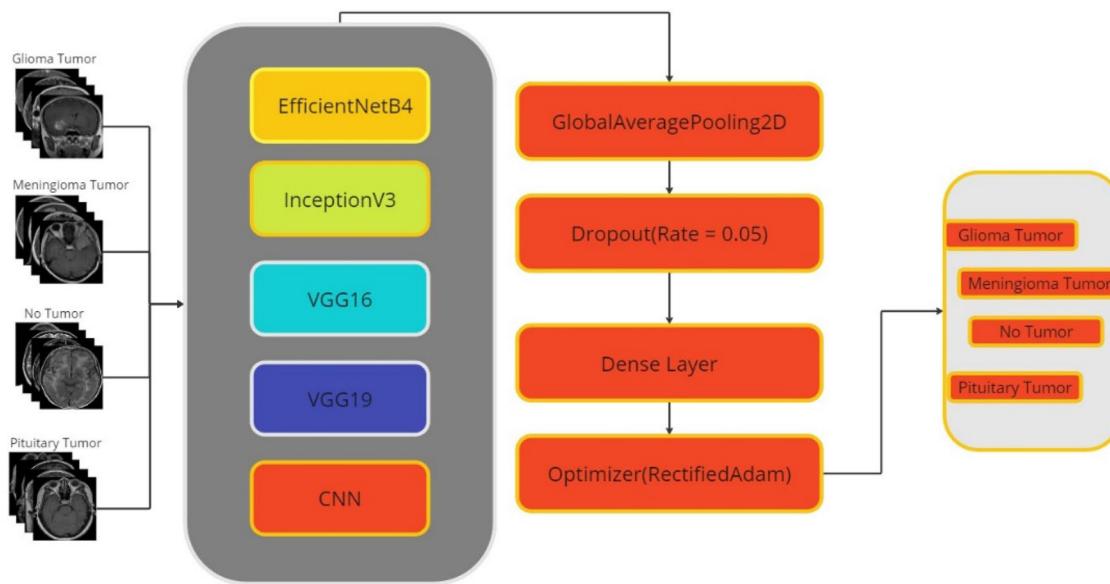
تومورهای مغزی به دلیل محل قرارگیری شان بر سلامت انسان تأثیر می گذارند. هوش مصنوعی برای کمک به تشخیص و درمان بیماری های پیچیده ای مانند تومورهای مغزی با ترکیب فناوری های مانند تجزیه و تحلیل کلان داده، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق طراحی شده است. هوش مصنوعی با تجزیه و تحلیل تکنیک های تصویربرداری مغز، مانند تصویربرداری تشخیص مغناطیسی (MRI)، توانایی تشخیص و طبقه بندی تومورها را دارد. الگوریتم های هوش مصنوعی می توانند به تعیین اندازه، محل، کلاس و میزان تهاجمی بودن تومورها کمک کنند. این امر به پژوهشکار کمک می کند تا تشخیص و برنامه درمانی دقیق تری داشته باشد و به بیماران کمک می کند تا سلامت خود را بهتر درک کنند.

هوش مصنوعی همچنین می تواند برای پیگیری پیشرفت بیمار در طول درمان مورد استفاده قرار گیرد. تجزیه و تحلیل های مبتنی بر هوش مصنوعی می توانند برای ارزیابی پاسخ به درمان و پیش بینی عود احتمالی تومور مورد استفاده قرار گیرند. به این ترتیب، برنامه های درمانی بیماران در این مطالعه، تشخیص تفاوت روش تصاویر مغز انجام شد. طبقه بندی با روش های یادگیری انتقالی چندلایه CNN و مبتنی بر CNN روی ۴ کلاس بر جسب گذاری شده توسط پژوهشکار انجام شد. سهم مطالعه به شرح زیر است.

- ماروش یادگیری انتقالی را با بالاترین عملکرد در فرآیند طبقه بندی روش های یادگیری انتقالی روی تصاویر مغز بررسی من کنیم.
- ماعملکرد CNN و یادگیری انتقالی را روی تصاویر مغز با استفاده از CNN به عنوان یک شبکه چند لایه و بدون استفاده از یادگیری انتقالی بررسی من کنیم.
- مابررسی من کنیم که آیا می توان با یک مجموعه داده ی کج و بی کیفیت به نتایج خوبی دست یافت یا خیر.

نمودار جریان مطالعه در شکل نشان داده شده است.¹

آتاشهیر بیل دیپرستان آناتولی، ۳۴۷۲۰ استانبول، ترکیه. دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی و علوم طبیعی، دانشگاه مدنت استانبول، ۳۴۸۸۵ استانبول، ترکیه. ایمیل: muhammet.basarslan@medeniyet.edu.tr



شکل ۱. نمودار جریان کار.

مطالعات انجام شده در مورد تومورهای مغزی در ۵ سال گذشته از نمایه های مانند WOS و IEEE اسکن شده و جزئیات مطالعات مرتبط در این بخش توضیح داده خواهد شد.

در مطالعه ای روی ۳۰۶۴ تصویر MRI از ۲۳۳ بیمار متعلق به ۴ کلاس تومور مختلف (منتژیوم، گلیوما، هیپوفیز، تومور) با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM) روی مجموعه داده های تولید شده پس از پیش پردازش های مختلف، مقدار دقیقی بین ۹۴٪ به دست آمد. ساختوش و همکارانش یک مدل طبقه بندی ارایه دادند که هدف آن تمایز بین بافت طبیعی و غیرطبیعی مغز بود. این سیستم بر تکنیک های آستانه گذاری و تقسیم بندی حوزه آبیخیز تکی بود. با استفاده از SVM، دقت طبقه بندی در تمام دسته ها به رقم چشمگیر ۸۵.۳٪ / ۸۰.۳٪ رسید.^{۱۰} افالیل و همکارانش با استفاده از SVM برای طبقه بندی تومور مغزی به نزد دقت ۸۹.۶٪ دست یافتند.^{۱۱} طور مشابه، گوتیا و ساسیدار با استفاده از SVM در دقت ۸۷٪ دست یافتند.^{۱۲} گومایی و همکارانش یک چارچوب طبقه بندی ارایه دادند که از قدرت ماشین یادگیری افراطی منظم (RELM) برای تمایز بین تومورهای خوش خیم و بد خیم مغز استفاده می کند. مطالعه آنها شامل جمع اوری و پیش پردازش داده های MRI مربوط به منتژیوم، گلیوما و تومورهای هیپوفیز بود. فرایند انتخاب ویژگی با استفاده از روش های GIST، NGIST و PCA-NGIST انجام شد. با استفاده از یک روش اعتبارسنجی متقاطع پنج گانه دقیق، تکنیک RELM دقت کلی چشمگیر ۹۲.۶٪ را به دست آورد.^{۱۳} با استفاده از یادگیری ماشین SVM روی مجموعه داده ای شامل ۹۰٪ تصویر مغز و ۱۵٪ تصویر مغز تومور، دقت ۹۲٪ حاصل شد.^{۱۴} تصویر تومور مغزی از Kaggle با استفاده از CNN، LSTM و CNN-LSTM طبقه بندی شدند. نتایج به دست آمده: CNN ۸۹٪، LSTM ۹۰.۲٪، CNN-LSTM ۹۲٪ دقت.^{۱۵}

سرینیواسو و همکارانش یک مطالعه جامع شامل تجزیه و تحلیل مقابله ای عملکرد مدل های CNN مبتنی بر یادگیری انتقالی که با معماری های InceptionV3 و VGG16، ResNet-50 و CNN از قبل آموخته بودند، برای پیش بینی سلول های تومور مغزی انجام دادند. به طور خاص، InceptionV3 دارای دقت ۷۸٪، VGG16 دارای دقت بالای ۹۶٪ و ResNet-50 دارای دقت ۹۵٪ بود.^{۱۶} در یک مطالعه مبتنی بر CNN از تصاویر تومور مغزی، چودوری، کومار و پیشرا به دقت ۸۰.۸٪ دست یافتند.^{۱۷} در حالی که مطالعه مارتینی و اورمن که مبتنی بر CNN بود، به دقت ۹۳.۹٪ دست یافت. این سال های ۲۰۰۵ تا ۲۰۱۰، مطالعه ای برای پیش بینی کلاس های منتژیوم، گلیوما و غده هیپوفیز از تصاویر مغز ۲۳۳ بیمار در چین انجام شد. در این مطالعه، از CNN چهار لایه استفاده شد. دقت ۹۱.۳٪ بود.^{۱۸} در مطالعه ای که روی ۲۰۰ تصویر تومور مغزی انجام شد، دقت قطعه بندی تصویر ۹۲.۱٪ بود.^{۱۹} مطالعات طبقه بندی روی ۱۰۳ بیمار تومور مغزی با استفاده از روش های یادگیری ماشین SVM و KNN به ترتیب به دقت ۸۵٪ و ۸۸٪ دست یافتند.^{۲۰} در یک مطالعه طبقه بندی روی ۲۳۳ بیمار تومور مغزی، از SVM و KNN استفاده شد. در این مطالعه، نتیجه دقت ۹۱.۲٪ بود.^{۲۱} در یک مطالعه طبقه بندی با استفاده از CNN روی ۲۳۳ تصویر بیمار مبتلا به منتژیوم، گلیوما یا تومور هیپوفیز، دقت با اعتبارسنجی متقابل پنج گانه ۹۱.۴٪ بود.^{۲۲} نویسنده رویکرد جدیدی به نام شبکه کپسولی (CapsNet) را معرفی کرد که به طور مؤثر تصاویر MRI مغز و مزهای تقریبی تومور را برای طبقه بندی تومورهای مغزی ادغام می کند. این مطالعه به دقت چشمگیر ۹۰.۸٪ در طبقه بندی دقیق تومورهای مغزی دست یافت.^{۲۳} در این مطالعه، همانطور که در مقالات دیده می شود، از CNN و روش های یادگیری انتقالی مبتنی بر CNN برای تشخیص تومور مغزی استفاده خواهد شد.

روش مواد

این بخش، مجموعه داده ها، الگوریتم طبقه بندی (CNN) مورد استفاده در مطالعه و معماری های یادگیری انتقالی InceptionV3 و EfficientNetB4، VGG19، VGG16 که بر اساس این الگوریتم توسعه یافته اند را شرح می دهد.

منبع داده

مجموعه داده ها شامل مجموعاً ۲۸۷ تصویر MRI مغز انسان است که به طور سیستماتیک در چهار دسته مختلف طبقه بندی شده اند: گلیوما، منتژیوم، بدون تومور و هیپوفیز. توزیع تصاویر بر جسب گذاری شده در این چهار دسته در جدول نشان داده شده است. ابرای مرجع.^{۲۴}

داده ها	گلیوما	منتزیوم	بدون تومور	هپیوفیز	مجموع
داده های آموزش	۹۲	۷۰۴	۳۱۶	۵۷۵ عدد	۲۴۵۲
داده های آزمایش	۹۳	۴۹	۴۹	۹۰	۳۲۴
داده های اعتبارسنج	۱۳۸	۱۴۰	۷۵	۱۳۵	۴۸۸

جدول ۱. توزیع مجموعه داده های تومور مغزی پیش پردازش شده.

گلیوماشایع ترین نوع تومور مغزی بدخیم است و معمولاً در سلول های گلیال مغز و نخاع رخ من دهد. منتزیوم نوعی تومور مغزی خوش خیم است، اما بدون مداخله مناسب من تواند بدخیم شود. این کلاس ها توسط پزشکان بر جسب گذاری شده اند. اندازه تصاویر ورودی 64×64 است. جدول ۱ تمایزات مجموعه های آموزش، آزمایش و اعتبارسنجی را بر اساس کلاس نشان می دهد.

یادگیری عمیق

یادگیری عمیق زیرمجموعه ای از یادگیری ماشین است که بر آموزش شبکه های عصبی مصنوعی برای انجام وظایف پیچیده با یادگیری الگوها و نمایش ها به طور مستقیم از داده ها تمکن دارد. برخلاف رویکردهای سنتی یادگیری ماشینی که نیاز به مهندسی دستی ویژگی ها دارند، الگوریتم های یادگیری عمیق به طور خودکار ویژگی های سلسله مراتی ارا از داده ها استخراج می کنند و منجر به ایجاد مدل های قدرتمند و بسیار دقیق می شوند.^{۲۴-۲۵} در این مطالعه، از معماری CNN استفاده شده است.

شبکه های عصبی کانولوشن

شبکه های عصبی کانولوشنی، پیشرفت بزرگی در یادگیری عمیق و بینایی کامپیوترا محسوب می شوند. این معماری ها به طور خاص برای استخراج ویژگی های معنادار از داده های بصیری پیچیده، مانند تصاویر و ویدیوهای طراحی شده اند. ساختار ذاتی CNN، متشکل از لایه های کانولوشنی، لایه های ادغامی و لایه های کاملاً متصل، توانایی سیستم بینایی انسان را در تشخیص الگوها و ویژگی های سلسله مراتی می تقلید کند. لایه های کانولوشنی از عملیات کانولوشنی برای تشخیص ویژگی های محلی استفاده می کنند که سپس با ادغام لایه هایی که اطلاعات را مترکم می کنند، به طور تدریجی خلاصه می شوند. سپس نمایش های سلسله مراتی حاصل برای وظایف طبقه بندی یا رگرسیون به لایه های کاملاً متصل داده من شوند. CNN ها چشم انداز تشخیص تصویر را بازنیزی کرده اند و به موقیت های چشمگیری در حوزه های مختلف از طبقه بندی تصویر و تشخیص اشیا گرفته تا تشخیص چهره و تجزیه و تحلیل تصاویر پیشکی دست یافته اند.^{۲۶}

انتقال یادگیری

یادگیری انتقالی به عنوان یک مفهوم اساسی در یادگیری ماشین و یادگیری عمیق مطرح است که شامل استفاده از دانش به دست آمده از آموزش یک مدل برای یک کار خاص و متعاقباً اعمال آن دانش به یک کار مرتبط دیگر است. در حوزه شبکه های عصبی، یادگیری انتقالی قدرت قابل توجهی را نشان می دهد. این شامل فرایند یا کارگیری یک مدل از پیش آموزش دیده، که معمولاً روی یک مجموعه داده جامع و متنوع آموزش دیده است، و تنظیم دقیق آن روی یک مجموعه داده یا کار جدید است.^{۲۷-۲۸}

در این مطالعه، از مدل های یادگیری انتقالی InceptionV3، VGG16، VGG19 و EfficientNetB4 در فرآیند طبقه بندی استفاده شد.

این معماری به عنوان یک مدل CNN قابل توجه معرفی شده توسط ...^{۲۹} که بر اساس مدل قبلی خود، مدل AlexNet ساخته شده است. این مدل با جایگزینی هسته های اولیه 11×11 و 5×5 در دو لایه کانولوشنی اول با مجموعه ای از هسته های متواالی 3×3 ، به این بهبود دست می باید. این مدل تقریباً 528 مگابایت فضای ذخیره سازی را اشغال می کند و با استفاده از داده های ImageNet، به دقت مستند ۹۰.۱٪ در بین ۵ مدل برتر دست یافته است که تقریباً ۱۳۸.۴ میلیون پارامترها در بر می گیرد. مجموعه داده های ImageNet شامل تقریباً ۱۴ میلیون تصویر طبقه بندی شده در 1000 کلاس است. آموزش VGG16 بر روی GPU های قوی در طول چند هفته انجام شد. در این مطالعه از VGG16 و VGG19 استفاده شد.

ویژه جن

کارآمدتر نت است. این سری مدل عمدتاً در وظایف پردازش بصیری مانند طبقه بندی تصویر استفاده می شود "network" و "efficiency" ترکیبی از کلمات "EfficientNet" مقياس پذیر و کارآمد است. هدف اصلی این مجموعه، دستیابی به عملکرد بهتر با پارامترهای کمتر است. اصطلاح CNN خانواده ای از مدل های EfficientNet داشت. این مدل های ImageNet خانواده ای از مدل های است که نتایج رقابتی را هم از نظر عملکرد و هم از نظر هزینه محاسباتی ارائه می دهد. این مدل، مدل هایی با اندازه و پیچیدگی متفاوت را در مقیاس های مختلف ارائه می دهد. مدل های با شماره بالاتر عموماً بزرگتر و پیچیده تر هستند، اما به قدرت محاسباتی بیشتری نیاز دارند. این مدل، برترین عملکرد را در رقابت EfficientNet^{۳۰} داشت.

کارآمدتر نت

Inception معماری ای است که در زمینه یادگیری عمیق و CNN استفاده می شود. این معماری برای انجام وظایف استخراج ویژگی و طبقه بندی با کارایی بیشتر طراحی شده است. معماری Inception که اولین بار در مقاله ای با عنوان "Going Deeper with Convolutions" معرفی شد، با عدف ارایه عملکرد بهتر هنگام پردازش مجموعه داده های بصیری پیچیده طراحی شده است.^{۳۱} معماری Inception ساختاری دارد که شامل لایه های کانولوشن موازی است و خروجی های این لایه ها را با هم ترکیب می کند. به این ترتیب، می توان ویژگی هایی با اندازه های مختلف را به طور همزمان ثبت و پردازش کرد.^{۳۲}

آغازه کار

Inception معماری ای است که در زمینه یادگیری عمیق و طبقه بندی با کارایی بیشتر طراحی شده است. معماری Inception که اولین بار در مقاله ای با عنوان "Going Deeper with Convolutions" معرفی شد، با عدف ارایه عملکرد بهتر هنگام پردازش مجموعه داده های بصیری پیچیده طراحی شده است.^{۳۱} معماری Inception ساختاری دارد که شامل لایه های کانولوشن موازی است و خروجی های این لایه ها را با هم ترکیب می کند. به این ترتیب، می توان ویژگی هایی با اندازه های مختلف را به طور همزمان ثبت و پردازش کرد.^{۳۲}

معیار عملکرد

روش های ارزیابی عملکرد مانند دقت (Accuracy)، دقت (Precision)، فراخوانی (Recall) و امتیاز F برای ارزیابی مدل های ایجاد شده برای مسائل درهم ریختگی در جدول (۱) آورده شده است.^{۲۴}
 در جدول ۲، نمادهان، پ.پ، و نبه ترتیب با مقادیر منفی واقعی، مثبت واقعی، مثبت کاذب و منفی کاذب مطابقت دارند.
 از معادلات (۱) به (۴)، دقت، دقت، فراخوانی و امتیاز F داده شده است بهتریب.

$$(1) \quad \text{دقت} = \frac{\text{تی پ} + \text{تی ن}}{\text{تی پ} + \text{فپ} + \text{فن} + \text{تی ن}}$$

$$(2) \quad \text{دقت} = \frac{\text{تی پ}}{\text{تی پ} + \text{پوها}}$$

$$(3) \quad \frac{\text{تی پ}}{\text{پوز}} = \frac{\text{تی پ}}{\text{تی پ} + \text{پوز}} = \text{نمایش الکترونیک}$$

$$(4) \quad \text{-امتیاز} = \frac{۲ * \text{دقت} * \text{به باد بیاورید}}{\text{دقت} + \text{بازیابی}}$$

منحنی مشخصه عملکرد گیرنده (ROC)

منحنی ROC ابزاری گرافیکی است که برای ارزیابی عملکرد یک مدل طبقه بندی، به ویژه در سناریوهای طبقه بندی دودویی، استفاده می شود. این منحنی، تجسمی از حساسیت و ویژگی مدل را ارائه می دهد و تغییرات آنها را با تغییر آستانه ها نشان می دهد.^{۲۵} منحنی ROC با نرخ مثبت کاذب در محور X و نرخ مثبت واقعی (TPR) در محور Y رسم شده است. یک طبقه بندی کننده بهینه، که با TPR برابر با یک و نرخ مثبت کاذب برابر با صفر مشخص می شود، در گوشش بالا سمت چپ نمودار قرار دارد. منحنی در اطراف این نقطه شکل می گیرد و عملکرد مدل را در آستانه های مختلف نشان می دهد.^{۲۶}

علاوه بر این، مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد گیرنده (ROC)، که معمولاً به عنوان "مساحت زیر منحنی" شناخته می شود، به طور خلاصه عملکرد کلی مدل را در یک معیار واحد خلاصه می کند. مقدار AUC از ۰ تا ۱ متغیر است و مقادیر نزدیک تریه ۱ نشان دهنده افزایش توانایی تمایز مدل است.^{۲۷} منحنی ROC و مقدار AUC به عنوان ابزارهای ضروری برای مقایسه مدل ها و درک عملکرد مدل طبقه بندی عمل می کنند. مقدار AUC بالاتر عموماً نشان دهنده عملکرد برتر مدل است، در حالی که منحنی نقاط قوت و ضعف عملکرد مدل را در آستانه های مختلف نشان می دهد.^{۲۸}

تأثید مشارکت

از آنجایی که داده ها متن باز هستند، هیچ آزمایشی توسط نویسندهای روی انسان انجام نشده است. متن باز روی تصاویر MRI مطالعه شده است.

تنظیمات و نتایج آزمایش

این مطالعه به مسئله طبقه بندی تصویر با استفاده از روش های یادگیری عمیق می پردازد. مهم ترین و گسترده ترین مورد مطالعه در این زمینه، مسئله تصاویر سلامت است. در این زمینه، پنج مدل مختلف VGG19، Multi-Layer CNN (InceptionV3، EfficientNetB4، VGG16 مجموعه داده ها مقایسه شد. ۱۰٪ از مجموعه داده ها برای آزمایش، ۱۵٪ برای اعتبارسنجی و ۷۵٪ برای آموزش استفاده شد. تمام تنظیمات و نتایج آزمایش در Google Colab انجام شد.

CNN چندلایه

ابتدایاً مدل معماري مدل خود را تعیین کنیم. فرم ورودی داده های ما 400×400 است و ۳ کانال دارد. از آنجایی که در مجموع ۴ کلاس مختلف داریم، تعداد کلاس های خروجی روی ۴ تنظیم شده است. مدل ما ساختاری دارد که شامل لایه های کانولوشن و pooling است. ابتدا، یک لایه کانولوشن 3×3 با ۳۲ فیلتر وجود دارد. پس از آن یک لایه pooling با حداکثر ۲ × ۲ قرار دارد. این کار با تأکید بر ویژگی های سطح پایین تر، اندازه را کاهش می دهد. برای عمیق تر کردن مدل، این ساختار دوبار تکرار می شود و لایه های کانولوشن با ۶۴ و ۱۲۸ فیلتر به ترتیب و لایه های pooling با حداکثر اندازه ۲ × ۲ اضافه می شوند.

		ارزش واقعی		تحمیل مقدار
مجموع	مثبت	ص	ص	مثبت
	منفی	ن	ن	منفی
مجموع	منفی	پوز	پوز	مجموع
تی پوها	تی ان	تی پ	تی ن	تی پ

جدول ۲. ماتریس درهم ریختگی.

نقشه‌ویژگی حاصل به یک بردار مسطح یا یک لایه مسطح کننده تبدیل می‌شود. سپس یک لایه پنهان (متراکم) از ۱۲۸ نورون اضافه می‌شود. این لایه ویژگی‌های آموخته شده را عمیق تر کرده و تعمیم پذیری را افزایش می‌دهد. در نهایت، لایه خروجی^۳ نورون دارد و احتمالات بین کلاس‌ها را باتابع فعال سازی softmax محاسبه می‌کند. برای آموزش مدل خود، باید تابع و معیارهای بهینه را تعیین کنیم. در این مقاله، از الگوریتم بهینه سازی Rectified Adam استفاده می‌کنیم. این الگوریتم به صورت پویا نرخ یادگیری را تنظیم می‌کند و به استفاده کارآمدتر از گرادیان‌ها کمک می‌کند. همچنین، از آنروپی متقارع طبقه بندی شده به عنوان تابع زیان در طول آموزش استفاده می‌شود، زیرا به طور گستردere در کار طبقه بندی چندکلاسی استفاده می‌شود.

معیارهای ریدیابی شده در طول آموزش، دقت، دقت و یادآوری هستند. این معیارها برای ارزیابی عملکرد طبقه بندی مدل مهم هستند. علاوه بر این، از یک یادآوری با نرخ یادگیری کاهش یافته (ReduceLROnPlateau) برای تنظیم پویای نرخ یادگیری استفاده می‌شود. این یادآوری، نرخ یادگیری را هنگامی که تابع زیان در طول فرآیند آموزش مسطح می‌شود، کاهش می‌دهد و در نتیجه آموزش پایدارتری حاصل می‌شود. دوره (epoch) روی ۱۴ و اندازه دسته روی ۱: تنظیم شده است.

یادگیری انتقالی مبتنی بر CNN

در معماری‌های یادگیری انتقالی، تمام پارامترها و لایه‌های خارج از مدل یکسان هستند، اما پس از حذف ۳ لایه آخر مدل‌های یادگیری انتقالی، لایه‌های منحصر به مجموعه داده‌ها به جای آنها اضافه می‌شوند: لایه GlobalAveragePooling2D شامل پارامترهای کمتری نسبت به لایه Flatten است که خطربیش برازش را کاهش می‌دهد و به ساخت یک مدل کارآمدتر کمک می‌کند. همچنین، در حالی که از لایه Flatten برای سازماندهی داده‌ها استفاده می‌شود، از لایه GlobalAveragePooling2D برای استخراج ویژگی استفاده می‌شود و فرآیند یادگیری شبکه را کارآمدتر می‌کند.

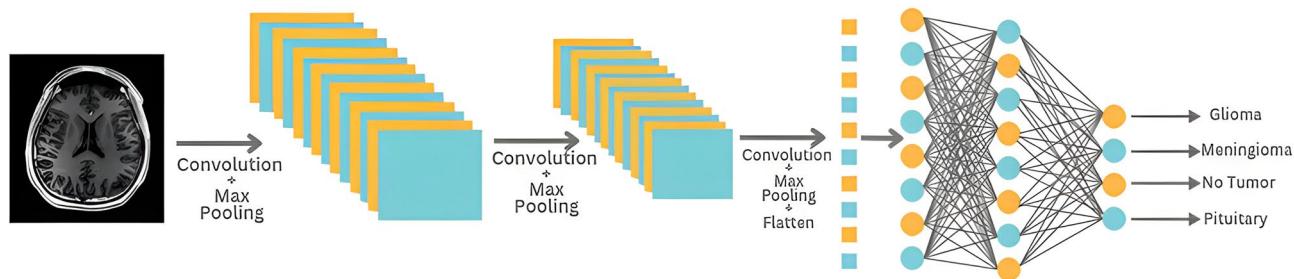
باتوجه به اینکه داده‌های آموزشی در مقایسه با داده‌های اعتبارسنجی تمایل به یادگیری بسیار سریع دارند، نسبت لایه‌های حذف را در معماری‌های اصلی اصلاح کردیم. برای همه مدل‌ها، نرخ رقیق سازی روی 0.05 تنظیم شد. در طول فرآیند آموزش مدل، بهینه ساز تعیین شده "RectifiedAdam" بود که پارامترهای بهینه ساز به شرح زیر پیکربندی شدند: epsilon = 0.0001, beta_1 = 0.9, beta_2 = 0.999 categorical_crossentropy است، در حالی که معیارهای مورد استفاده شامل دقت، یادآوری، دقت categorical_crossentropy و صحبت هستند. این پیش آموزش مدل را تکمیل می‌کند. لایه نهایی مدل، لایه متراکم است که شامل 4 نورون است که معمولاً تعداد کلاس‌های خروجی در مسائل طبقه بندی است. تابع فعال سازی این لایه "softmax" است. تابع softmax مقادیر خروجی را به عنوان احتمالات بین کلاس‌ها قابل تفسیر می‌کند. علاوه بر این، نوع داده این لایه "float64" است، به این معنی که مقادیر خروجی از نوع دقت مضاعف 64 بیتی هستند. این لایه همچنین با استفاده از ویژگی "kernel_regularizer" منظم سازی را اعمال می‌کند. منظم سازی L2 که در اینجا استفاده می‌شود، با محدود کردن اندازه وزن‌ها، خطربیش برازش را کاهش می‌دهد. ضریب منظم سازی 0.1، که با ("0.1)(l2 regulars" نشان داده می‌شود، اثربخشی منظم سازی را کنترل می‌کند.

در طول فرآیند آموزش مدل، از تابع "ReduceLROnPlateau" از کتابخانه Keras به عنوان یک الگوریتم پس انتشار استفاده شد. این تابع به طور خودکار نرخ یادگیری را هنگامی که مدل به یک بهینه محلی نزدیک می‌شود یا زمانی که مقدار زیان کاهش نمی‌یافتد، کاهش می‌داد. پارامترهای تابع "ReduceLROnPlateau" به شرح زیر است: monitor: معیار ناظارت شده معمولاً "val_loss" (زیان اعتبارسنجی) است. این معیار است که برای تعیین اینکه آیا نرخ یادگیری باید کاهش یابد یا خیر، استفاده می‌شود:

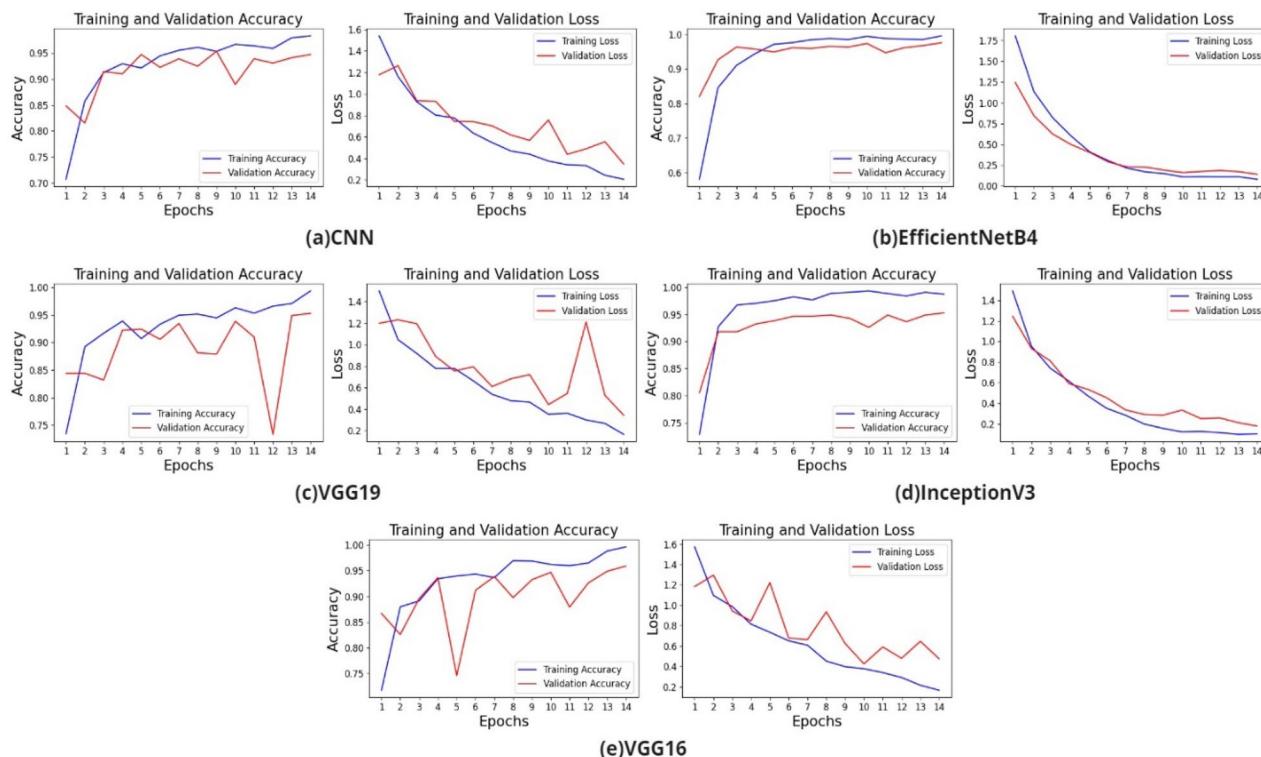
- صبر: زمان انتظار برای کاهش نرخ یادگیری، یعنی مدت زمانی که معیار نباید بهبود یابد.
- عاملی که برای کاهش نرخ یادگیری استفاده می‌شود. برای مثال، مقدار 0.3 نرخ یادگیری را ۳۰٪ کاهش می‌دهد: factor:
- حداقل نرخ یادگیری قابل دستیابی را مشخص می‌کند. این نرخ یادگیری را بدون اینکه بی‌نهایت کوچک شود، محدود می‌کند: min_lr:

استفاده‌های این ویژگی امکان آموزش مدل پایدارتر و کارآمدتر را فراهم می‌کند و فرآیند تنظیم دقیق پارامترهای آموزشی را بدهد. برای دستیابی به تنظیم دستی نرخ یادگیری، ساده می‌کند. برنامه آموزشی طی ۱۴ دوره با دسته‌هایی با اندازه ۱۰ اجرا شد. جزئیات مدل CNN چندلایه مورد استفاده در این مطالعه در شکل ۱ مطالعه در شکل ۱ ارائه شده است.^۲ که ویژگی‌های همیاری آن را به طور خلاصه بیان می‌کند.

نمودارهای تلفات دقت آموزش و اعتبارسنجی مدل‌های ایجاد شده با VGG19، EfficientNetB4 و InceptionV3 در شکل ۱ نشان داده شده است.^۳ میز^۴ نتایج دقت، امتیاز F، فراخوانی، دقت و AUC مدل‌های ایجاد شده در این مطالعه را نشان می‌دهد.



شکل ۲. معماری مدل CNN چند لایه.



شکل ۳. منحنی های یادگیری تلفات و دقت (الف) مدل CNN، (ب) مدل EfficientNetB4، (ج) مدل VGG19، (د) اینسپیشن نسخه ۳، (ای) مدل VGG16.

AUC	دقت	بهادر پاورد	نمره F	دقت	دقت	مدل ها
۹۹	۹۶	۹۶	۹۶	۹۶	۹۶	VGG19
۹۹	۹۷	۹۷	۹۶	۹۷	۹۷	کارآمد4NETB4
۹۹	۹۶	۹۶	۹۶	۹۶	۹۶	اینسپیشن نسخه ۳
۹۸	۹۱	۹۱	۹۰	۹۱	۹۱	CNN ۳ مدل
۹۹	۹۸	۹۸	۹۷	۹۸	۹۸	VGG16

جدول ۳. عملکرد (%) مدل های ایجاد شده در مطالعه.

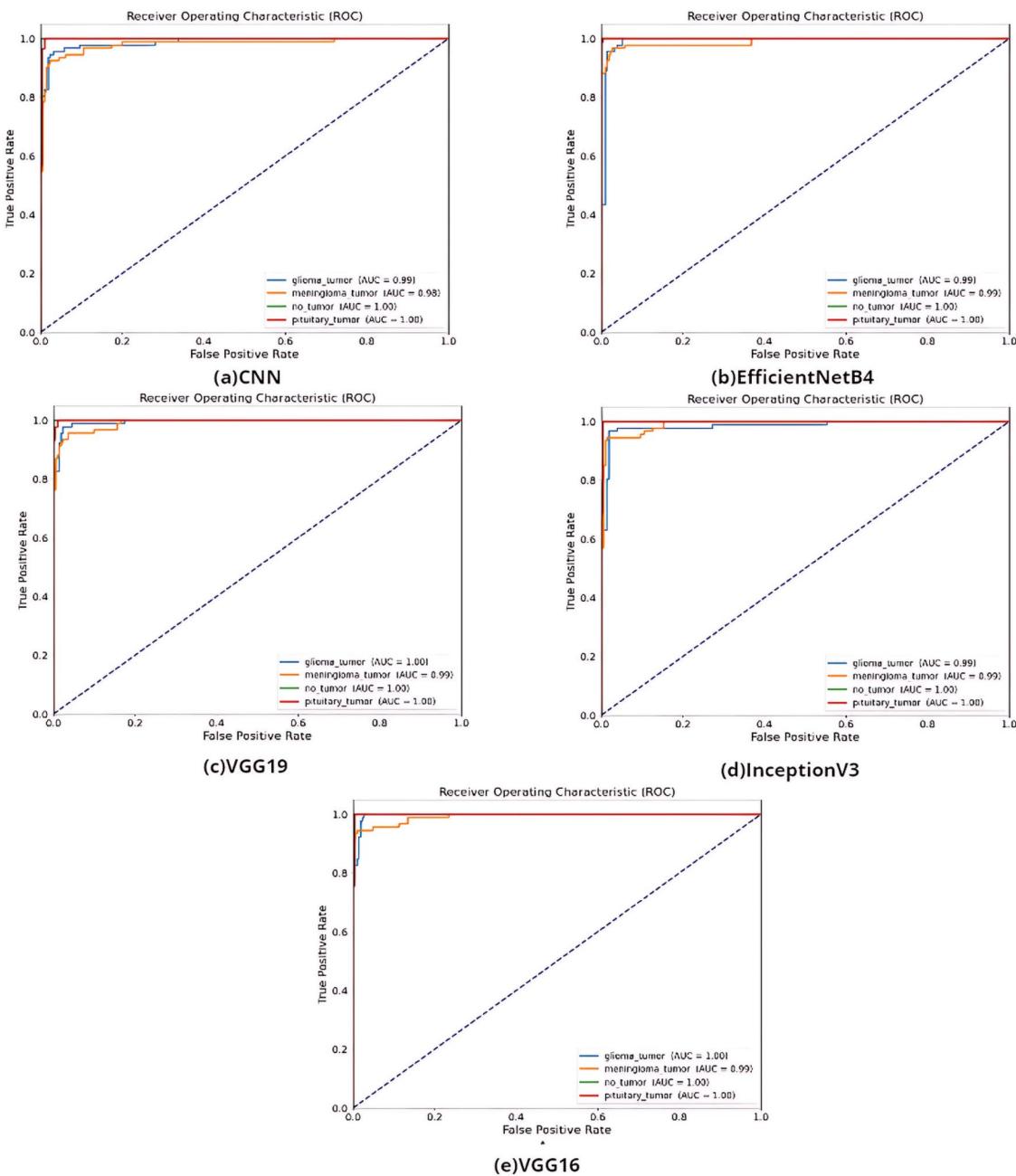
طبق جدول ۳ بهترین نتیجه دقت با ۹۷٪ VGG16 با AUC ۹۹٪، F-score ۹۷٪، مقدار ۹۹٪ Recall و مقادیر دقت ۹۸٪ از سایر روش ها جلوتر است. منحنی های ROC مدل های ایجاد شده در این مطالعه در شکل نشان داده شده است.^۴ با توجه به مقادیر AUC در شکل ۳...^۴ مدل های یادگیری انتقالی VGG، EfficientNetB4 و InceptionV3 و مدل های ساخته شده با CNN ویژگی های متمایزی دارند. ماتریس درهم ریختگی مطالعه روی طبقه بندی گلیوما، منژیوم، بیماران عادی غیر توموری، بیماران تومور هیپوفیز در مجموعه داده ها بر اساس نوع تومور در شکل نشان داده شده است.^۵

همانطور که در ماتریس درهم ریختگی در شکل نشان داده شده است.^۵، عملکرد طبقه بندی برای هر چهار مدل (مدل های VGG19 و VGG16، مدل CNN، EfficientNetB4) بالا است.

نتایج و بحث

به عنوان بخشی از این مطالعه، CNN و مدل های یادگیری انتقالی مبتنی بر CNN مانند EfficientNetB4، VGG19 و InceptionV3 روی بیماران تومور مغزی مشترک متن باز آموزش داده شدند. بهترین نتیجه دقت با EfficientNetB4 با ۹۵٪ بدست آمد. مقایسه مطالعات تومور مغزی با مقالات در جدول نشان داده شده است.^۴.

همانطور که در جدول نشان داده شده است^۴، مدل های یادگیری انتقالی مبتنی بر CNN که در این مطالعه استفاده شدند، عملکرد بهتری داشتند. هوش مصنوعی در مراقبت های پوشاک نقش مهمی در مدیریت بیماری های پیچیده ای مانند تومورهای مغزی ایفا می کند. هوش مصنوعی امکان تشخیص و درمان سریع تر، دقیق تر و مؤثر تر را فراهم می کند. با این حال، فناوری هوش مصنوعی قرار نیست به طور کامل جایگزین پزشکان شود، بلکه قرار است از کار آنها پشتیبانی و آنها را ارتقا دهد. برای تحقق پتانسیل کامل هوش مصنوعی، در نظر گرفتن مسائلی مانند اخلاق، امنیت و حریم خصوصی مهم است. در آینده، راه حل های مبتنی بر هوش مصنوعی به مدیریت بهتر تومورهای مغزی و سایر مشکلات سلامتی و بهبود کیفیت زندگی کمک خواهند کرد.



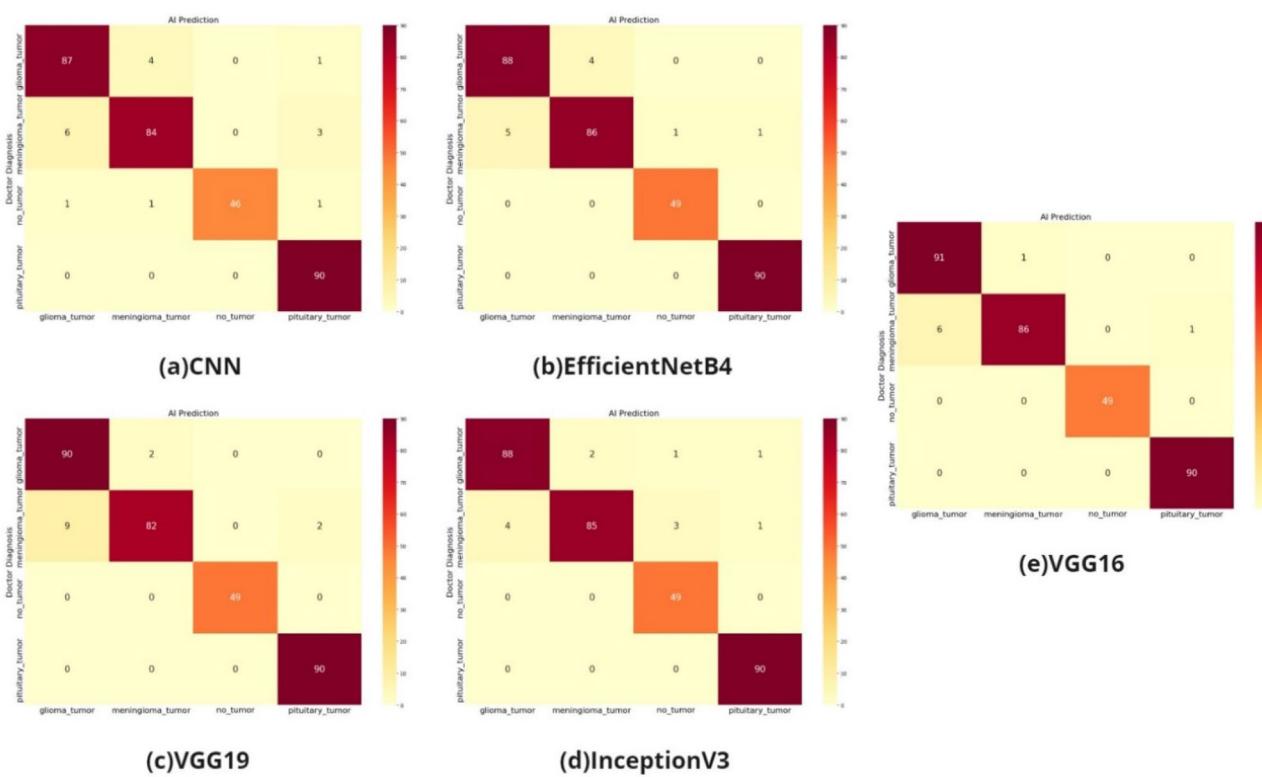
شکل ۴. منحنی ROC از (الف) مدل CNN، (ب) مدل EfficientNetB4، (ج) مدل VGG19 (د) مدل InceptionV3 و (ه) مدل VGG16.

برای بیماران، همانطور که در این مطالعه مشاهده شد، مطالعات مبتنی بر هوش مصنوعی اهمیت خود را برای سلامت انسان، از تشخیص زودهنگام گرفته‌نا پیشرفت مثبت در فرآیند درمان، افزایش خواهد داد.

براساس نتایج این مطالعه، روش‌های یادگیری انتقالی باید به ویژه در برنامه‌های کاربردی مبتنی بر پردازش تصویر برای پشتیبانی از تصمیم‌گیرندگان حوزه سلامت ترجیح داده شوند. داده‌های به دست آمده از CT یا MRI می‌توانند به عنوان یک سیستم‌هشدار اولیه برای کمک به تصمیم‌گیرندگان حوزه سلامت در تصمیم‌گیری‌های سریع و دقیق مورد استفاده قرار گیرند. بنابراین، علاوه بر تجزیه و تحلیل تجربی، برنامه‌های کاربردی مبتنی بر هوش مصنوعی باید در اسرع وقت نقش فعال تری ایفا کنند. برای این منظور، تشخیص بیماری‌ها از تصاویر فوری CT یا MR در سال‌های آینده بررسی خواهد شد.

محدودیت

بالنگیزه ما برای بررسی چگونگی عملکرد آن در مدل‌های یادگیری انتقالی مبتنی بر CNN تکی و چندلایه، مجموعه داده‌ها را بدون عملیات چرخش و برش، که مهمترین محدودیت مطالعه‌ما است، طبقه‌بندی کردیم.



شکل ۵. معیارهای سردرگمی (الف) مدل CNN، (ب) مدل EfficientNetB4، (ج) مدل VGG19 (د) مدل InceptionV3، (ای) VGG16.

نوبندها	مجموعه داده ها	مدل ها	دقت(%)
والپس و بوالت	مجموعه داده های تومور مغزی	ماشین‌بردار پشتینان	۷۶
سیرو کاریاساپ	مجموعه داده های تومور مغزی خودشان		۸۵.۳۲
اورتیز-رامون و همکاران	مجموعه داده های تومور مغزی خودشان		۸۹.۶
پایگاهداده چالش MICCAI 2012	پایگاهداده های تومور مغزی		۸۷
گومابی و همکاران	مجموعه داده های تومور مغزی	رلم	۹۲.۶
شاه جدو همکاران	مجموعه داده های مغزی کاکل	ماشین‌بردار پشتینان	۹۲
ونکدوتوو همکاران	مجموعه داده های تومور مغزی	سی ان ان LSTM90.02 CNN-LSTM91	۸۹ آن
سیرینیوس و همکاران	مجموعه داده های تومور مغزی	انسیشن نسخه ۳ VGG16 ResNET5095	۷۸.۱۳
چودوری و همکاران	مجموعه داده های تومور مغزی خودشان	سی ان ان	۹۶.۸
مارتبیزو اورمان	مجموعه داده های تومور مغزی خودشان	سی ان ان	۹۳.۹
سرکارو همکاران	مجموعه داده های تومور مغزی خودشان	سی ان ان	۹۱.۳
آرونکومارو همکاران	هیجکدام	KNN	۹۲.۱۴
زاجاراکی و همکاران	مجموعه داده های تومور مغزی خودشان	ماشین‌بردار پشتینان	۸۸
چنگو همکاران	مجموعه داده های تومور مغزی خودشان	سی ان ان	۹۱.۲۸
باولو همکاران	مجموعه داده های تومور مغزی خودشان	سی ان ان	۹۱.۴۳
افشارو همکاران	مجموعه داده های تومور مغزی	کیس نت	۹۰.۸۹
این مطالعه	مجموعه داده های تومور مغزی	EfficientNetB4 انسیشن نسخه ۳ VGG19 VGG16	۹۷ ۹۵ ۹۶ ۹۸ ۹۱

جدول ۴. مقایسه با مطالعات قبلی در مورد تومور مغزی. بهترین نتایج در این مطالعه به دست آمد.

دردسترسی بودن داده ها

این مجموعه داده به صورت متن باز به اشتراک گذاشته شده است. لینک دسترسی: <https://doi.org/https://doi.org/10.34740/kaggle/dsv/1183165>

دربافت: ۱۵ سپتامبر ۲۰۲۳؛ پذیرش: ۲۴ ژانویه ۲۰۲۴

Published online: 01 February 2024

منابع

۱. اوپلیس، دی. و بووات، آنی. انر هائنس باهوش که در یک مجموعه داده MRI تومور مغزی پرکاربرد یافته شده است. پژوهش، تصویر تحلیلی، ۷۷، ۱۳۶۸-۱۳۶۸. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102368>
۲. هاچولو سیر، اس کی و کاریپاساپا، کی. الگوریتم قطعه بندي آستانه و قطعه بندي جوزه آبیز برای تشخیص تومور مغزی با استفاده از ماشین برداری پشتیبان. مجله مهندسی فناوری، پژوهش های بیوپو (4)، ۵۱۶-۵۱۹. <https://doi.org/10.24018/ejeng.2020.5.4.1902>.
۳. S.. Mollá-Olmos, E. & Moratal, D. Glioblastomas. MRI و تمایز متاستازهای مغزی به دنبال رویکرد رادیومیک مبتنی بر تجزیه و تحلیل بافت *Ortiz-Ramón, R., Ruiz-España, F., Ruiz-España, R.* (<https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2020.06.016>). ۴۰-۴۴. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2020.06.016>
۴. گوتیا، م. و ساسیدار، ک. تشخیص غیرتنهای تومور مغزی با استفاده از پیوگری های بافت فرکالی و معابرای شکل مبتنی بر تصویربرداری تشیدی مغناطیسی. درسومین کنفرانس بین المللی فناوری های نوظهور در مهندسی کامپیوتز: یادگیری ماشین و اینترنت اشیا (ICETCE 2020) ۹۳-۹۷. <https://doi.org/10.1109/ICETCE48199.2020.9091756>. IEEE, 2020.
۵. گومایی، ا. حسن، م.م. حسن، م.ر. آلاوی، ا. و فورتینو، گ. یک روش استخراج پیوگری ترکیبی با ماشین یادگیری افراط منظم برای طبقه بندي تومور مغزی. دسترسی: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2904145>. ۳۶۷۳-۳۶۶۶. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2904145>
۶. شهرداد، م. گامییر، د. و گاندی، ر. استخراج پیوگری ها برای طبقه بندي تصاویر MRI تومور مغزی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان. دریازدهمین کنفرانس بین المللی محاسبات ابری، علوم راه و مهندسی (Confluence) ۷۶۷-۷۷۲. ۲۰۲۱. <https://doi.org/10.1109/Confluence51648.2021.9377111>
۷. ونکدوتو، ر.، حمید، م.ا. و فاطیما، ح. شناسایی و طبقه بندي تومور مغزی با استفاده از یادگیری عمیق مبتنی بر روش CNN-LSTM کامپیوترا، برق. مهندسی، ۱۱، ۷۹۶-۷۹۶. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.107960>
۸. سریبویاس، سی. و همکاران رویکردهای یادگیری اتفاقی عالکرد طبقه بندي تومور مغزی با استفاده از تصاویر MRI مصلحه مهندسی بهداشت، ۱-۱۷. <https://doi.org/10.1155/2022/3264367>. <https://doi.org/10.1155/2022/3264367>
۹. چودوری، سی. ال، ماهانتر، سی، کومار، آر. و میترا، بن. ک. تشخیص و طبقه بندي تومور مغزی با استفاده از شبکه کانولوشن و شبکه عصبی عمیق. دیگران بین المللی علوم کامپیوت، مهندسی و کاربردهای آن (ICCSEA) ۱۴-۱۲. ۲۰۲۰. <https://doi.org/10.1109/ICCSEA49143.2020.9132874>
۱۰. مارتینی، ام. ال و اورمن، ای. ک. شناسایی تومور مغزی حین عمل با یادگیری عمیق. نات. کشیش کلین. انکول. ۱۷، ۲۰۱-۲۰۰. <https://doi.org/10.1038/s41571-020-0343-9>
۱۱. سارکار، سی، کومار، آر، ایچ، س، چارکوبوت، س، سیمی، ج-س، و کیم، س.س. یک رویکرد مبتنی بر CNN برای تشخیص تومور مغزی با استفاده از اسکن های MRI. پیش بینی شدت بیماری قیپزوی ریوی ایدیوپاتیک (IPF) در بیماران مبتلا به بیماری ریه، روزه مشاهده سیستم فیزیکی سایبری مبتنی بر IoT. پروژه مشاهده یک رویکرد مبتنی بر CNN برای تشخیص تومور مغزی با استفاده از اسکن های MRI. آنلاین. <https://www.researchgate.net/publication/342048436>
۱۲. آرونکومار، ن. و همکاران رویکرد قطعه بندي خودکار مبتنی بر مدل برای تومور مغزی MRI با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی کنکور، کامپیوترا، ۱۳۲. <https://doi.org/10.1002/cpe.4962>
۱۳. زاجاراک، ای. آی. و همکاران طبقه بندي نوع و درجه تومور غیری با استفاده از بافت و شکل MRI در یک طرح یادگیری ماشین مگن. رزون. پژوهش ۶۲، ۱۶۰۹-۱۶۱۸. <https://doi.org/10.1002/mrm.22147>
۱۴. چنگ، جی. و همکاران بهبود عملکرد طبقه بندي تومور مغزی از طریق افزایش و افزار ناحیه تومورپلاس وان. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0140381>
۱۵. باول، جی. اس، پلاسارد، ای. جی، لنمن، بن. ای. و فابری، دی. یادگیری عمیق برای طبقه بندي تومور مغزی. در (کرول، ای. و گیمی، بن.. ویراستاران). <https://doi.org/10.1117/12.2254195>. ۱-۱۷.
۱۶. افسار، پ.، پلاتانیوتیس، ک.ن. و محمدی، ا. شبکه های کپسولی برای طبقه بندي تومور مغزی بر اساس تصاویر MRI و مرزهای تومور، ۲۰۱۸.
۱۷. کاگل (MRI). (2020) (MRI) طبقه بندي تومور مغزی. <https://kaggle/dsv/1183165>
۱۸. باس اسلام، ام اس و کاپالپ، اف. تحلیل احساسات با روش های یادگیری ماشین در رسانه های اجتماعی. توزیع کنید. محاسبه کنید. آریف. هوشمند جی. Adv. <https://doi.org/10.14201/ADCAIJ202093515>
۱۹. لکان، واي.. بنگیو، واي. و هیئتمن، جی. یادگیری عمیق. <https://doi.org/10.1038/nature14539>. ۴۳۶-۴۴۴. (7553) ۵۲۱.
۲۰. سویک، ا. و اردو گوموس، پ.، و پلین، ای. تشخیص فولت و حروف ترکی در تصاویر با یادگیری عمیق. در گنگه بین المللی کلان داده، یادگیری عمیق و صادره با توریسم سایبری (IBIGDELT) سال ۱۸. <https://doi.org/10.1109/IBIGDELT.2018.8625333>. IEEE, 2018. ۶۱-۶۴. ۲-۱۸.
۲۱. بال، ف. و کاپالپ، ف. یک روش تکیب جدید مبتنی بر یادگیری عمیق برای تعیین بهره وری محصولات کشاورزی: مطالعه موردی سیب. رسترسی. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3238570>. ۷۸۲۱-۷۸۲۱. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3238570>
۲۲. کاپاکوس، ای. تی و اردو گوموس، پی. مقایسه تجربی شبکه های عصبی از پیش آموختش یده که به طور گسترده برای وظایف طبقه بندي تصویر استفاده می شوند، به مonitor آشکار کدن نوید یادگیری اتفاقی کنکور، کامپیوترا، ۱۰۰۲(cpe.7216). <https://doi.org/10.1002/cpe.7216>
۲۳. باشار اسلام، ام اس و کاپالپ، اف. MBi-GRUMCON: یک مدل یادگیری عمیق جدید مبتنی بر Multi Bi-GRU و Multi CNN برای تحلیل احساسات رسانه های اجتماعی. جن. رایانش ابری، ۱۰(۱). <https://doi.org/10.1186/s13677-022-00386-3>
۲۴. سیمونیان، ک. و زیسرمن، آ. شبکه های کانولوشنی سیبار عمق برای تشخیص تصویر در مقیاس بزرگ. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3238570>
۲۵. چولت، اف. استثنای یادگیری عمیق با کانولوشن های جداشدنی عمق. <https://doi.org/10.1109/IDAP.2018.8620935>
۲۶. کاپالپ، ف.، اس اسلام، ام اس، پولاٹ، ک. TCBAS: یک روش جدید انتخاب ویزگی مبتنی بر همبستگ و کاربرد آن در تحلیل ریزش مشتریان مخابراتی. در گنگه بین المللی هوش مصنوعی و پردازش داده ها (IDAP) ۱-۵. ۲۰۱۸. <https://doi.org/10.1109/IDAP.2018.8620935>
۲۷. گولمن، سی.، کاکشین، آ.گ. و سوگوکینتار، آی. تحلیل ویزگی های بیوپا در تشخیص بارج افزایش از روش های مبتنی بر یادگیری عمیق. در یازدهمین سمپوزیوم بین المللی جرم شناسی دیجیتال و امنیت (ISDFS)، چانانوگا، تنسی، ایالات متحده آمریکا، ۲۰۲۳. ۲-۳. ۶-۱.
۲۸. چنگ، جی. و همکاران بهبود عملکرد طبقه بندي تومور مغزی از طریق افزایش و افزار ناحیه تومورپلاس وان. <https://doi.org/10.1109/ISDFS58141.2023.10131862>

مشارکت های نویسنده

مفهوم سازی، تعریف روش شناسی، ارزیابی نتایج، پیش نویس اصلی و بررسی، نظرات. نویسندهان تأیید می کنند که هیچ تصویری از هیچ شرکت کننده ای در مقاله وجود ندارد، MSB تحلیل داده ها، آزمایش ها و ارزیابی ها، تهیه پیش نویس MZK،

منافع رقابتی

نویسندهان هیچ گونه تضاد منافع را اعلام نمی کنند.

اطلاعات تکمیلی

مکاتبات و درخواست های مربوط به مطالب باید به موسسات خدمات مالی (MSB) ارسال شود.

اطلاعات مربوط به چاپ مجدد و مجوزهای موجود است در www.nature.com/reprints

یادداشت ناشر اشپرینگر نیچر در مورد ادعاهای مربوط به صلاحیت قضایی در نقشه های منتشر شده و وابستگی های سازمانی بی طرف باقی می ماند.

دسترسی آزاد این مقاله تحت مجوز بین المللی Creative Commons Attribution 4.0 منتشر شده است  که استفاده، اشتراک گذاری، اقتباس، توزیع و تکثیر در هر رسانه با ... را مجاز می دارد.

قالب، تا زمانی که به نویسنده(گان) اصلی و منبع، اعتبار مناسب بدهید، پیوندی به مجوز Creative Commons دهید و در صورت ایجاد تغییرات، مشخص کنید. تصاویر یا سایر مطالب شخص ثالث در این مقاله در مجوز Creative Commons مقاله گنجانده شده اند، مگر اینکه در خط اعتباری مطلب، خلاف آن ذکر شده باشد. اگر مطلبی در مجوز مجاز فراتر رود، باید مستقیماً از دارنده حق چاپ اجازه بگیرید. برای مشاهده نسخه ای از این مجوز، به <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/> مراجعه کنید.

© نویسنده(گان) ۲۰۲۴