تشخیص تومور مغزی گلیوما با استفاده از تصاویر تصویربرداری تشدید مغناطیسی با

روشهای یادگیری عمیق: یک مرور سیستماتیک

زینب خزائی^۱، مصطفی لنگریزاده^۲*، محمدابراهیم شیری احمدآبادی^۳ • دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۱۲/۰

مقدمه: گلیوما یکی از شایعترین تومورهای مغزی است که تشخیص به موقع و دقیق آن منجر به درمان صحیح و افزایش عمر بیمار میشود. در این مطالعه به بررسی و تحلیل پژوهشهای انجام شده در زمینه تشخیص گلیوما با استفاده از تصاویر تصویربرداری تشدید مغناطیسی با روش های یادگیری عمیق پرداخته شد.

روش: این مطالعه مروری نظامند است که در آن پایگاههای اطلاعاتی Arxiv،IEEE «Springer «ScienceDirect ،PubMed در بازه زمانی سالهای ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۰ به منظور بازیابی مطالعات انگلیسی زبان با استفاده از کلمات کلیدی مورد جستجو قرار گرفتند. سپس مقاله ها بر اساس معیارهای ورود و خروج و در راستای هدف پژوهش، انتخاب و اطلاعات مورد نیاز جهت بررسی استخراج گردید. نتایج: در نهایت ۳۵ مقاله پژوهشی اصیل انتخاب گردید. بررسی مقالهها نشان داد که از یک خط مشی واحد شامل جمع آوری تصاویر، پیش پردازش، طراحی و پیادهسازی مدل و ارزیابی نتایج مدل، جهت آشکارسازی، دستهبندی و بخش بندی تومور مغزی گلیوما استفاده کرده اند. اکثر مطالعهها از مجموعه تصاویر عمومی و مدلهای از پیش آموزش دیده استفاده کرده اند. در اغلب پژوهشها معیار ضریب تشابه دایس در بخش بندی و معیار صحت در دستهبندی به عنوان معیارهای ارزیابی کننده مدل استفاده شدهاند.

نتیجه گیری: یافتههای این مطالعه نشان میدهد که در اکثر مقالهها بخشبندی گلیوما نسبت به آشکارسازی و دستهبندی بیشتر مورد توجه پژوهشگران بوده است؛ بنابراین پیشنهاد می *گ*ردد مطالعات بیشتری در زمینه آشکارسازی و به خصوص درجهبندی گلیوما به منظور تعبیه در سیستم های کمک تشخیص پزشکی، انجام شود.

كليدواژهها: يادگيري عميق، تومور مغزي گليوما، تصويربرداري تشديد مغناطيسي

•**ارجاع:** خزائی زینب، لنگری زاده مصطفی، شیری احمدآبادی محمدابراهیم. تشخیص تومور مغزی گلیوما با استفاده از تصاویر تصویربرداری تشدید مغناطیسی با روشهای یادگیری عمیق: یک مرور سیستماتیک. مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی ۱۴۰۰؛ (۲): ۳۳-۲۱۸.

۱. دانشجوی دکتری مدیریت فناوری اطلاعات، گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران ۲. دکترای انفورماتیک پزشکی، دانشیار، گروه مدیریت اطلاعات بهداشتی و درمانی، دانشکده مدیریت و اطلاعرسانی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی ایران، تهران، ایران -

۳. دکترای هوش مصنوعی، استادیار، گروه علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

* نویسنده مسئول: مصطفی لنگریزاده

آدرس: تهران، خیابان ولیعصر، خیابان رشید یاسمی، دانشگاه علوم پزشکی ایران، دانشکده مدیریت و اطلاعرسانی پزشکی، گروه مدیریت اطلاعات بهداشتی و درمانی • **شماره تماس:** ۲۱۸۸۷۹۴۳۰۰ • • **Email:** langarizadeh.m@iums.ac.ir

مقدمه

تومور مغزی گلیوما، یکی از شایعترین و نوع بدخیم آن یکی از کشنده ترین تومورهای مغزی است و تشخیص زودهنگام و درمان به موقع آن به بقای عمر بیمار کمک می کند [۲، ۱]. گلیوما بر اساس بدخیمی و نرخ رشد آن به درجه های مختلفی تقسیم میشود. سازمان بهداشت جهانی، گلیوما را بـه دو درجـه اصلی (LGG (Low Grade Glioma) (شامل دو زیر درجه فرعبي ١ و ٢ HGG (High Grade Glioma) (شامل دو زیر درجه فرعـی ۳ و ۴) دسـتهبنـدی کـرده اسـت. درجـه ۱ معمولاً با جراحی قابل درمان است. درجه ۴ یا GBM (Glioblastoma Multiform)، تھاجمیترین توملور با کمترین نرخ بقاء است و درجه ۲ و ۳ نسبت به درجه ۴ کمتر تهاجمی هستند [۳]. تشخیص درجه گلیوما، محل قرارگیری، شکل و سایز تومور، اطلاعات بسیار مهمی در تعیین برنامه های بقاء و درمان بیماران از قبیل جراحی، شیمیدرمانی، رادیوتراپی و یا ترکیبی از این موارد، فراهم می کند [۴]. (Magnetic MRI(Resonance Imaging یکی از روش های رایج و غيرتهاجمى براى تشخيص وارزيابى پاسخ به درمان حين عمل جراحی تومورهای مغزی است [۵] که با ایجاد کنتراست بافت نرم، اطلاعات کاملی در مورد بافت مغز و تومور مغزی با تـوالى هـاى مختلـف شـامل (T1-،T1-weighted(T1) weighted MRI with contrast Fluid). T2-weighted(T2) enhancement(T1ce) FLAIR(Attenuated Inversion Recovery، را فراهم می کند و به دلیل در دسترس بودن، به عنوان یک روش استاندارد در نظر گرفته شده است [۶]. روش های تشخیص تومور مغزی با استفاده از تصاویر MRI شامل سه روش بخش بندی، دسته بندی و آشکارسازی است. در روش های آشکارسازی تومور مغزی، تصاویر دارای بافت تومور از تصاویر بافت نرمال متمایز می گردند. در روشهای بخش بندی تعیین محل قرارگیری تومور و جداسازی بافتهای مختلف تومور در داخل تصاویر MRI انجام می شود. روش های دسته بندی، برای درجهبندی و یا تعیین خوشخیم یا بدخیم بودن تومور استفاده می شوند [۷]. تشخیص تومور مغزی با استفاده از روش های نوین و خودکار بخش بندی و دسته بندی که به طور مستقیم از تصاویر MRI حاصل می گردد، منافع بسیاری را برای استفادههای کلینیکی در بـر دارنـد [۸]. از جملـه منـافعی کـه موجب شده است این روشها مورد توجه بسیاری از پژوهشگران قرار گیرد، صرفهجویی در هزینههای تشخیص

بیماری، کاهش زمان تشخیص و پیشگیری از پیشرفت بیماری در مراحل اولیه، بالا رفتن رضایت بیماران به دلیل استفاده از روشهای تشخیصی غیرتهاجمی به جای روشهای تهاجمی، میباشد [۹]. یکی از این روشهای نوین، روش یادگیری عمیق است که زیرمجموعهای از یادگیری ماشین در حوزه هوش مصنوعی است و از عملکرد مغز انسان در پردازش دادهها و الگو برای حل مسائل پیچیده تصمیم گیری، تقلید می کند. یادگیری عمیق روشی بسیار کاربردی است که دقت پیشرفتهای ارائه کرده و در حوزه سلامت به خصوص تجزیه وتحلیل تصاویر پزشکی جایگاه ویژهای یافته است [۱۱، ۱۰]. همچنین مدل های یادگیری عمیق، به ویژه شبکه های عصبی کانولوشنی (CNN(Convolutional Neural Network)، در زمینه تصاویر پزشکی برای بخش بندی اعضای بدن و تشخیص بیماری ها عملکرد خوبی داشته اند [۱۲، ۱۲]. در پژوهشی مروری که به بررسی سرطان مغز و رابطه بین آن و سایر اختلالات مغزى مانند سكته مغزى، آلزايمر، پاركينسون و بیماری ویلسون، لوکوریاوز و سایر اختلالات عصبی در زمینه یادگیری ماشین و یادگیری عمیق انجام شده، یافتهها نشان میدهد که یادگیری عمیق نتایج بهتری را نسبت به سایر روشهای یادگیری ماشین کسب کرده است [۹]. همچنین در مطالعه دیگری که مقایسه روشهای سنتی یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در خصوص تشخیص تومور مغزی انجام شده است، روش های یادگیری عمیق صحت بهتری به دست آوردهاند [۷].

هدف این مطالعه، بررسی نظاممند مقالاتی که در سالهای اخیر به منظور تشخیص تومور مغزی گلیوما از روشهای یادگیری عمیق استفاده کردند، است و بررسی رویکردهای مختلف تشخیص گلیوما از منظر بخش بندی، دسته بندی و آشکارسازی تومور در تصاویر MRI، برای دستیابی به یک خطمشی (Pipeline) مشترک جهت کمک به پژوهشگران در استفاده از روشهای یادگیری عمیق در تشخیص تومور مغزی و سایر بیماریهای مشابه می باشد.

روش

در این مطالعه مروری نظاممند مقالهها در پایگاههای اطلاعاتی Arxiv ،IEEE ،Springer ،ScienceDirect ،PubMed که در بازه زمانی سالهای ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۰ منتشر شدهاند، مورد جستجو قرار گرفتند. جستجوی مقالهها بر اساس "MRI"، طبق جدول ۱ در پایگاههای مذکور انجام شد.

موضوع و هدف مطالعه حاضر و ترکیبی از کلمات کلیدی "Glioma Brain Tumor" و

	جدول ۱: استراتژی جستجو در پایگاههای اطلاعات
PubMed	((deep learning[Title/Abstract]) AND (MRI[Title/Abstract]) AND (Glioma[Title/Abstract]) AND ("2010/01/01"[Date – Publication]: "3000"[Date – Publication])) OR ((deep learning[Text Word]) AND (MRI[Text Word]) AND (Glioma[Text Word]) AND ("2010/01/01"[Date – Publication]: "3000"[Date – Publication]))
Science Direct	Year(s): 2010-2020, Find articles with these terms: "deep learning" AND "MRI" AND "Glioma", Article types: Research articles
Springer	Where the title contains: "deep learning" AND MRI AND Glioma, Show documents published: 2010-2020
Arxiv	Query: order: - announced _ date _first; size: 50; date _range: from 2010-01-01 to 2020-12-31; include _ cross _list: True; terms: AND all=deep learning; AND all=MRI; AND all=Glioma
IEEE	("All Metadata": deep learning) AND ("All Metadata ": MRI) AND (" All Metadata ": Glioma)

شد و پس از اعمال معیارهای خروج، ۶۸ مقاله حذف گردید که در نهایت ۳۵ مقاله انتخاب شد (شکل ۱). قابل ذکر است در کلیه مراحل انتخاب، مقالهها توسط دو پژوهشگر بررسی گردید و موارد غیر مرتبط از مرور حذف شدند. در ضمن موارد مورد اختلاف بین دو پژوهشگر، به پژوهشگر سوم ارجاع داده شد و در نهایت هر گونه اختلافنظر بین پژوهشگران با اتفاق آراء برطرف گردید.

در ادامه، بر اساس جدول استخراج داده که توسط پژوهشگران طراحی شده بود، دادههای مورد نیاز شامل: عنوان مقاله، نویسندگان، سال انتشار، مرجع نشر، هدف و نتیجه مقاله، مجموعه داده و ویژگیهای آن، ویژگیهای تصاویر MRI، نوع فرایند یادگیری عمیق، پیش پردازش تصاویر، معماری مدل، فرایند یادگیری عمیق، پیش پردازش تصاویر، معماری مدل، میارهای ارزیابی مدل، محیط برنامهنویسی و سختافزار جهت پیادهسازی مدل، از پژوهشها استخراج شدند. بررسی کیفیت و محتوای مقالهها و استخراج دادهها بر اساس چک لیست محتوای مقالهها و استخراج دادهها بر اساس چک لیست وجود اختلافنظر، جمع بندی و تصمیم گیری نهایی توسط نویسنده سوم انجام شد. معیارهای ورود به مطالعه عبارت بودند از: مقالات پژوهشی اصیل و مقالات بازبینی شده دقیق (peer-reviewed) که متن کامل آنها به زبان انگلیسی در دسترس بودند، مقالاتی که که از روشهای یادگیری عمیق استفاده کردند، مقالاتی که از مرتبط با تشخیص تومور مغزی گلیوما بودند، مقالاتی که از مجموعه دادههای حاوی تصاویر MRI برای توسعه مدل استفاده کردند. معیارهای خروج از مطالعه عبارت بودند از: مقالاتی که درباره تشخیص افتراقی گلیوما از سایر بیماریهای مقالاتی که درباره تشخیص افتراقی گلیوما از سایر بیماریهای بیماران مبتلا به گلیوما انجام شدند، مقالاتی که از سایر روشهای تشخیصی گلیوما انجام شدند، مقالاتی که از سایر روشهای بخشبندی یا دستهبندی و یا آشکارسازی تومور بودند، مقالاتی که با موضوع اصلی مطالعه بیارتباط بودند.

پس از اتمام جستجوی پایگاههای اطلاعاتی و استخراج مقالات، ۲۸۹ مقاله یافت شد. ابتدا ۹۹ رکورد تکراری با استفاده از نرمافزار Endnote شناسایی و حذف شد. عنوان و چکیده ۱۹۰ مقاله باقیمانده توسط پژوهشگران، مورد مطالعه قرار گرفت. پس از اعمال معیارهای ورود، ۸۷ مقاله حذف شد. سپس متن کامل مقالات باقیمانده به صورت مروری بررسی



شکل 1: نمودار فرآیند انتخاب مقالات

نویسندگان مورد بررسی و تحلیل قرار گرفتند و بر اساس هدف پژوهش و محتوای جدول استخراج داده، اطلاعات مقالهها توسط نویسندگان استخراج شد (جدول ۲).

پس از جستجو و بازیابی اطلاعـات در نهایـت از مجمـوع ۲۸۹ مقاله تعداد ۳۵ مقاله منتخب با هدف پژوهش انتخـاب و توسـط

نتايج

جدول ۲: جزئيات مقالات بررسي شده										
سختافزار	كتابخانهها	محیط برنامەنویسی	توالیهای MRI	ابعاد	مجموعه داده	روش	سال انتشار	منابع		
a single 11GB NVIDIA RTX 2080Ti, AMD Ryzen 2920X (32M Cache, 3.50 GHz)	Tensorflow, Keras	پايتون	T1, T1ce, FLAIR	دوبعدى	عمومى	بخشبندی، درجهبندی، آشکارسازی	۲۰۲۰	[74]		
AMD Ryzen 2920X (32M Cache, 3.50 GHz) CPU with a single 11GB NVIDIA RTX 2080Ti GPU	Tesorflow	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومى	بخشبندى	۲۰۲۰	[٣٩]		
an 11GB NVIDIA GTX 1080 Ti GPU	Tensorflow, Keras	پايتون	FLAIR	دوبعدى	عمومى	بخشبندى	۲۰۲۰	[74]		
-	Pytorch	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومی، محلی	بخشبندی، درجهبندی	7+19	[18]		
a server equipped with NVidia Titan GPUs	نامشخص	متلب ۲۰۱۸	T1, T1ce, T2, FLAIR, DWI	دوبعدى	عمومى	آشکارسازی	7+19	[14]		
a single 16 GB GPU of the NVIDIA Tesla P100 graphics card	Tensorflow	پايت <i>و</i> ن	T1, T1ce, T2, FLAIR	دوبعدى	عمومى	بخشبندى	۲۰۱۸	[۴.]		

Downloaded from jhbmi.ir on 2025-07-02]

-	نامشخص	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	دوبعدی، سەبعدی	عمومی، محلی	بخشبندى	7019	[78]
NVIDIA Tesla K80 cards	نامشخص	پایتون، ابزار Wndchrm	T2	دوبعدى	محلى	درجەبندى	7+19	[71]
a Dell workstation equipped with dual Intel E5-2603 CPUs and a middle-end GPU graphic card (GeForce GTX 1080, NVIDIA, CA, USA)	نامشخص	نرمافزار NVIDIA Digits	Tlce	دوبعدى	محلی	درجەبندى	۲۰۱۸	[77]
two GPUs and one CPU on a computing workstation equipped with 4 NVIDIA 1080Ti GPUs and 2 Intel Xeon E5-2630 CPUs	Caffe	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومى	بخشبندى	۲۰۱۸	[41]
Nvidia Titan Xp GPU with 12 Gb memory	Tensorflow, Keras	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	دوبعدى	عمومى	بخشبندى	7019	[47]
an Intel Core i7 3.5GHZ processor and is equipped with an NVIDIA GeForce GTX1080 GPU	Tensorflow	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومى	بخشبندى	۲۰۲۰	[47]
DELL PRECISION Tower T7910, with two NVIDIA Titan Xp GPUs	Tensorflow, Keras	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	دوبعدى	عمومى	بخشبندى	7019	[۶]
NVIDIA TITAN X GPU	Keras, Pytorch, Nilearn	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	دوبعدی، سەبعدی	عمومى	بخش.بندی، درجهبندی	7.7.	[٣۶]
Core i7 CPU and 8GB RAM	Tesorflow, NiftyNet	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	دوبعدى	عمومى	بخشبندى	۲۰۱۸	[44]
-	نامشخص	متلب ۲۰۱۸	T1, T1ce, T2, FLAIR	دوبعدى	عمومى	أشكارسازى	7.7.	[١۵]
NVIDIA GeForce GTX 1080Ti GPU	نامشخص	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومى	بخشبندى	7.19	[٣٧]
-	Pytorch	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومي	بخشبندى	7019	[٢٩]
-	Scikit-learn, Keras, SimpleITK	پايت <i>و</i> ن	T1, T1ce, T2, FLAIR	دوبعدى	عمومى	بخشبندى	7.7.	[40]
a single GTX1080Ti GPU card	نامشخص	متلب ۲۰۱۷	T1, T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومي	بخشبندى	7018	[77]
workstation with Intel-i7 3.40GHz CPU, 48G RAM, an NVIDIA Titan Xp 12GB GPU	Pytorch	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومى	بخشبندى	7.7.	[49]
workstation Intel-i7 2.60 GHz CPU, 19.5Go RAM equipped with NVIDIA GPU Geforce GTX 1080 Ti 11Go RAM	Tensorflow, Keras	پايتون	T1ce, T2, FLAIR	دوبعدى	عمومى	درجەبندى	۲۰۱۸	[١٩]
four GTX 1080TI Tensorflo Keras		پايتون	Tlce	سەبعدى	عمومى	درجەبندى	۲۰۲۰	[7۶]
Intel i7-7700HQ CPU (2.8 GHz), NVIDIA GTX 1060 (6 GB) GPU, 16GB RAM	MXNet	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومى	بخشبندى	۲۰۱۸	[٢۵]
GPU NVIDIA GeForce GTX 980 equipped on an Intel Core i7 3.5 GHz machine	نامشخص	متلب ۲۰۱۸، پايتون	Tlce	دوبعدى	عمومى	درجەبندى	7+19	[۴ ۷]

-	Theano	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومى	بخشبندى	7018	[٣٣]
-	نامشخص	نامشخص	T1, T1ce, T2, FLAIR	دوبعدى	عمومى	بخشبندى	7.7.	[۴۸]
two parallel Nvidia GeForce 1080Ti GPUs	Tensorflow ,Keras, SimpleITK	پايتون	T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومي	بخشبندى	7.7.	[7•]
Nvidia GeForce GTX 1080 Ti GPU, RAM 11 GB, PC with CPU Intel Core i7 , RAM 16 GB	DMFNet	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومی	بخشبندى	7019	[49]
NVIDIA GTX 1080 8G. The used CPU is INTEL i7 6700K	Tensorflow, Keras	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	سەبعدى	عمومى	بخشبندی	८०१९	[۵۰]
NVIDIA Titan black card	Tensorflow	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	دوبعدى	عمومي	بخشبندى	7019	[۵١]
-	Pylearn2	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	دوبعدى	عمومي	بخشبندى	7.18	[٨١]
-	Tensorflow, Keras, Theano	پايتون	T1, T1ce, T2, FLAIR	دوبعدى	عمومي	بخشبندى	7.14	[87]
NVIDIA DGX station with processor 2.2 GHz, Intel Xeon E5-2698, NVIDIA Tesla V100 4 × 16 GB GPU	نامشخص	نامشخص	Tlce	دوبعدى	عمومی، محلی	درجەبندى	7019	[7٣]
a single 11GB NVIDIA RTX 2080Ti ,AMD Ryzen 2920X (32M Cache, 3.50 GHz)	نامشخص	پايتون	T1ce, T2, FLAIR	دوبعدى	عمومي	بخشبندى	7.19	[۵٣]

تشخیص تومور مغزی گلیوما روی تصاویر MRI استفاده شده است. در روش دستهبندی از دو روش درجهبندی (۸ مقاله) و آشکارسازی (۲ مقاله) استفاده کردهاند. در اکثر مطالعات از مجموعه دادههای عمومی (۳۳ مقاله) و از مجموعه دادههای محلی در تعداد کمی از مطالعهها (۵ مقاله) باری آموزش و ارزیابی مدل تشخیصی استفاده شده است. از مجموعه دادههای عم____ومی، از مجموع____ه داده (Tumor Brain BraTs(Segmentation در سالهای مختلف انتشار آن از سال ۲۰۱۲ الی ۲۰۱۹ (۳۱ مقاله)، از (The Cancer Ischemic) مقالهه)، از (۲) TCIA (Imaging Archive ا (مقاله) ISLES (Stroke Lesion Segmentation 1) IXI(Information extraction from Images) مقاله) استفاده شده است. در اکثر مقالات (۲۵ مقاله) از توالی های مختلف FLAIR ،Tce، 2T، 1T) MRI) به طور همزمان، به عنوان تصاویر ورودی به مدل و همچنین از تصاویر دوبعــدى بـــه شــكل (Digital Imaging and (Medicine Communications in مقاله) و از تصاویر سهبعدی به شکل (Neuroimaging

بیشترین تعداد مقالات در سال ۲۰۱۹ منتشر شده بود (نمودار ۱).



نمودار ۱: تعداد مقالات منتشر شده در هر سال

بهطورکلی در این مطالعات از دو روش بخش بندی (۲۵ مقاله) و دسته بندی (۱۰ مقاله) از تکنیک های یادگیری عمیق برای

۱۶) NIFTI (Informatics Technology Initiative مقاله) استفاده کردهاند. از محیط برنامهنویسی python به مقاله) استفاده کردهاند. از محیط برنامهنویسی rensorflow ، Keras همراه چارچوب کتابخانههای دهای Keras ، Keras ، Nilearn، Caffe ، Theano ، Pytorch ، SimpleITK (۹) 2Pylearn ، MXNet ، Scikit-learn ، NiftyNet (۹) 2Pylearn ، MXNet ، Scikit-learn ، NiftyNet (۴) (b۲۰۱۸۵, ۲۰۱۷ (نسخه ۲۰۱۷) (b۲۰۱۸۵, ۲۰۱۷) مقاله) ، از نرمافزار b۲۰۱۸۵ (۱ مقاله) و از NVIDIA (۱ مقاله) و از NVIDIA (۱ مقاله) و از Graphics) کردهاند. در مطالعات از واحد پردازش گرافیکی (Graphics) مدل در زیرساخت سختافزاری استفاده کردهاند. مطالعات از واحد پردازش گرافیکی (adlus) برای اجرا و پیادهسازی مدل در زیرساخت سختافزاری استفاده کردهاند.

نرمال سازی (۲۴ مقاله) برای نرمال کردن شدت تصاویر، روشهای افزون سازی دادهها (۲۱ مقاله) برای ایجاد تصاویر ساختگی، روشهای اصلاح تصاویر (۱۰ مقاله)، روشهای ایجاد توازن (۱۰ مقاله) در مجموعه تصاویر نامتوازن، استفاده شده است. همچنین تصاویر htruth جهت آموزش مدل، توسط متخصص بخشبندی و برچسبگذاری و با مدل، توسط متخصص بخشبندی و برچسبگذاری و با آزمایشهای پاتولوژی تأیید شدهاند. مقالات برای فرآیند پیش پردازش به منظور اصلاح تصاویر، افزایش وضوح تصاویر، کاهش نویز و اصلاح فیلد بایاس از ابزارهای MAITK، N3 ملا bias correction ، bias correction inhomogeneity ،N3T-spline ،3D slicer ،SPM12 استفاده کردهاند.

ىش بردازش	روش ها	منابع
	0 //	
	Z-score normalization	FF-F5, FA, .a. at]
رزاس المي	Rescaling	[10, 77, 77]
	Min-max normalization	[79,49]
	The method was not explained	[٢٨]
	Skull-stripping	[71]
	Shifting	[70]
	Resizing	[77.47]
	Rescaling	[47,74]
	Padding	[٣۴]
اصلاح تصاوير	Format conversion	[77, 7٨]
	Eliminating outliers and noise	[47]
	Cropping	[47, 47, 74]
	Contrast enhancement	[7۶]
	Skull-stripping, Resampling, Interpolation, Co-registration **	۶۴ ،۲۴ -۲۶ ۳۳، ۳۳، ۳۳، ۲۸، ۲۶، ۲۶، ۲۰، ۲۶، ۶۸ *[۳۵ ۸۴،
	Flipping(horizontal and	
	vertical), Random flipping, Random axes flipping	-۴۶ ۳۴، ۳۷، ۴۳، ۴۳، ۲۶-۲۲، ۲۲، ۲۰، ۸۱۹،۶۰۱۹
	Flipping around the x-axis	۴۸]
	Rotating, Random rotation	[19, 19-74, 37, 37, 77, 19-74]
افزونسازي دادهها	Scaling(horizontal and vertical), Random scaling	[77, 77]
	Zooming	[7• ,77, 74]
	Translation(horizontal and vertical)	[71 , 177, 74]
	Adding noise(salt, pepper,	[77, 77, 77]

جدول ۳: روش های پیش پردازش استفاده شده در مقالات

	blur)	
	Elastic transformation	[٨،٣٢]
	Shear	[74.7.]
	Mirroring images, Right/left mirroring	[٢٣.۴٧]
	Reflection	[77.71]
	Padding	[\۶]
	Resizing	[71]
	Histogram equalization	[77]
	Random Gaussian noise	[٣٧]
	Random distortion	[49]
	B-spline transformation	[٢۵]
	Shifting	[7•]
	Brightness	[7+]
	Elastic distortion	[7+]
	Elastic deformation	[7٨]
	Data augmentation	[77, 77]
	Focal loss	[۵۱]
	Generalized dice loss function	[79]
	Multi-class dice loss function	[٣٧]
	Over-sampling minority class	[47]
ایجاد توازن در	SMOTE algorithm	[٣٩]
مجموعه تصاوير	Soft dice coefficient loss	[7.]
	Under-sampling majority class	[४९,७९]
	Up-sampling minority class	[٣٩]
	Weighted cross-entropy loss	[74]
	Weighted dice loss	[49]
	Weighted loss function	[٣۴]

*در این مقالهها از مجموعه تصاویرعمومی BraTs استفاده کرده اند که روش های ** از قبل روی تصاویر اعمال شده است.

ل ٤: نتایج ارزیابی مقالات بر اساس مجموعه داده و مدلهای بخشربندی یادگیری عمیق	جدو
DSC	

	DSC					
ЕТ	TC	WT	مجموعه داده	معماری مدل	منبع	
-	-	٠/٨۴	TCIA	U-net	[74]	
٠/٧۵	۰/۸۳	•/\\	BraTS 2018	3D U-net	[٣٩]	
-	-	•/٨٢	BraTS 2019	Modified U-Net	[7۴]	
-	-	• /እዮልዓ	BraTS 2017-LGG		[۴۰]	
		۰/۸۹۷۶	BraTS 2017-HGG	Modified U-Net		
-	-	•/٨٧١٧	BraTS 2017	-		
-	-	• /٨٨۵٣	BraTS 2018	3D U-net	[18]	
۰/YA۱۶	٠/٨١۵٢	٠/٨٩١٩	BRATS 2017 2018	AlbuNet3D (pretr.)	[77]	
•/٧۶٣١	۰/۸۰۷۲ ۰/۸۹۱۳		Syrian Lebanese	AlbuNet3D (no pretr.)	_	
•/٧۴۴٩	•//٩۶٩	• /٨٨٨٨	hospital ,Brasilia	AlbuNet2D (pretr.)	-	

•/٧۴٣٧	٠/٧٧٧۶	٠/٨٧٧۴		AlbuNet2D (no pretr.)	
•/٨	•/\\	٠/٨٩	BRATS 2015	Cascaded DL-CNN	[41]
•/٧٢۶	٠/٧٣٣	٠/٨٩	BraTs 2015	Modified U-Net	[47]
•/۶۴۲	•/٧۶٣	۰/۸۲۶	BraTs 2017	-	
•/٧٩۴۶	• /\\\	•/٩١١۴	BRATS 2018	Ensemble of 3D U- Nets	[47]
٠/٨١	•/\4	۰/٨۶	Drote 2015	SK-TPCNN	[۶]
•/AY	٠/٨	٠/٨٩	Brats 2013	SK-TPCNN + RF	_
•/٧٣٢	•/٧٩٧	۰/۸۹۶	BraTS 2018, TCIA	3D U-net	[79]
٠/٧٨۵٩	• / Л Т Ү Л	٠/٩٠۵	BraTS 2017	Cascaded FCNN	[44]
• / ٨ • ۵۲	•/እ۴٩۴	•/٩•۴۴	BraTS 2018	3D CNN	[٣٧]
•/87	•/٧٢	۰/۸۴	BRATS 2015	3D CNN based on U- net	[٢٩]
•/\\	۰/Y۶	٠/٨١	BRATS 2015	Cascaded CNN	[40]
-	-	٠/٨٩٣	BRATS 2015	3D CNN	[77]
٠/٨٣	٠/٨٩	٠/٩٢	D 77 0010	3D-U-Net	[49]
٠/٨٣	٠/٨٩	٠/٩٢	Bra18 2019	NAS-3D-U-Net	-
٠/٧ ٨ ۴	• /\\44	•/٩•٨	BraTS 2018	Cascaded modified U- Net	[٢۵]
۰/Y۵	•/۶۵	•/٧٨	BraTS 2015- challenge	_	[٣٣]
•/87	•/٧٢	•/\\4	BRATS 2013- leaderboard	NAS CNN	
•/YY	۰ /۸۳	•/M	BRATS 2013- challenge		
•/٨	۰/۸۳	٠/٩١	BRATS 2018	U-net	[47]
•/9168	۰/۹۹۸۱	•/٩۶٧	BRATS 2019	Modified U-net, VGG16	[7+]
V8/AA	۸۱/۵۶	٨٩/٣٨	BraTS 2019	3D DMF-Net	[49]
•/Y)	٠/٧۴	•/\/۴	BraTS 2019	Modified U-Net	[۵۰]
۰/۵۸۱	۰/۶۸۱	+//02	BRATS 2015	DCSNN	[۵۱]
•/۵Y	٠/٧١	٠/٨۴	BRATS 2013	DNNs	[٨]
•/\\	•/٨٢	٠/٨۴		DCNN- LN	[27]
•//	۰/۸۳	•/\\		DCNN- TPN	-
•//	•/AY	٠/٨٣	BRATS 2013, BRATS 2015	DCNN- TLinear	_
•/٩	۶۸/۰	٠/٧٩	DIA15 2013	DCNN- IN	-
•/٩	•/٨٧	۰/۸۶		DCNN- ILinear	-
• / ۸۷۳۲	•/٩۴٢٩	•/٩۴•١	BraTS 2015		[۵٣]

	جدول ٥: نتایج ارزیابی مقالات بر اساس مجموعه دادهها و مدل درجهبندی یادگیری عمیق									
ويژگى	حساسيت	دقت	صحت	مجموعه داده	دستهها	معماری مدل	منبع			
•/٩٨••	•/9٣••	-	•/٩۵••	TCIA	HGG, LGG	Transfer Learning(VGG- 16)	[٣۴]			
•/٩١٣•	•/٩١١٨	-	•/٩١٢۵	TCIA		CNN	[18]			
•/٩٣٨٨	•/٩•۴٨	-	•/٩١٩۶	Ghent University Hospital	- HGG, LGG	CINN				
١/٠٠٠	•/٩٨٣٩	۱/۰۰۰۰	•/٩٩۴٣	BraTS 2013			[14]			
•/૧૧૧١	۰/۲۱۹۶	•/٩٩٣۵	•/953%	BraTS 2014	-					
١/٠٠٠	•/૧૧١૧	۱/۰۰۰۰	•/٩٩٧٨	BraTS 2015		CNN				
•/૧۴۹١	•/٩٧۵۵	٠/٨٩٠۴	•/٩۵۶٩	BraTS 2016	HGG, LGG	CNN				
•/٩٧٧	•/٩٧٨٩	•/٩٧٢•	•/٩٧٧٨	BraTS 2017	-					
١/٠٠٠	٠/٨٨١۴	۱/۰۰۰۰	•/٩٢٢٧	ISLES 2015	-					
•/٩٧۴٨	٠/٩١٧۵	•/٩٢٨٩	•/9778	Government Medical	Grade I,	Wndchrm tool	[71]			
•/٩٨١٣	•/٩٢٧٢	•/٩۴٧١	•/٩۴۶۴	College, Calicut, India	Grade II, Grade III, Grade IV	Transfer Learning(VGG- 19)	-			
-	-	-	•/\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\			Transfer Learning(AlexNet)	[77]			
-	-	-	•/٩•٩•	- Tangdu Hospital, Fourth Military Medical	HGG. LGG	Transfer Learning (GoogLeNet)	_			
-	-	-	•/٩٢٧•	University ,China	,	pre-trained AlexNet	-			
-	-	-	•/٩۴۵•	-		pre-trained (GoogLeNet)	-			
•/٩٧٢•	•/٩٣۵•	-	•/958•	_ BraTS 2018, TCIA	HGG, LGG	CNN(2D Mask R- CNN)	[٣۶]			
•/٩۶٨•	•/947•	-	٠/٩٢١٠			CNN(3DConvNet)				
١/٠٠٠	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	BraTS2012	_	stacked sparse	[۱۵]			
١/٠٠٠	•/\.	۱/۰۰۰	•/٩•••	BraTS2012 Synthetic	_	(SSAE)				
•/٩•••	۱/۰۰۰۰	•/9٣••	•/٩۵٠٠	BraTS2013	fumor					
۱/۰۰۰	١/٠٠٠	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	BraTS2013 Leaderboard	non-tumor					
•/٩۶٠٠	•/٩٨••	•/٩٨••	•/٩٧••	BraTS2014	-					
۱/۰۰۰۰	•/9.3.•	۱/۰۰۰	•/٩۵٠•	BraTS2015	-					
-	-	-	•/٩•٨٧	BraTS 2017	HGG, LGG	Multistream CNN	[١٩]			
-	-	-	•/9549	BraTS 2018	HGG, LGG	3D CNN	[79]			
-	-	-	•/٩٨٢•	TCIA	Grade II, Grade III, Grade IV	2D CNN	[۴Y]			
-	-	-	٠/٩٠٩٠	IXI, TCIA, Hazrate Rasool General Hospital, Tehran, Iran	Normal, Grade II, Grade III, Grade IV	CNN	[7٣]			

عہ	یادگیری	درجەبندى	ادهها و مدل:	, مجموعه ه	ه بر اساس	رزيابي مقالات	جدول ٥: نتايج ا
----	---------	----------	--------------	------------	-----------	---------------	-----------------

در اکثر مطالعات جهت ارائه مدل برای بخش بندی و دسته بندی گلیوما از CNN (۳۱ مقاله) استفاده شده است. برای بخش بندی، بیشتر از مدل U-Net یا مبتنی بر مدل U-Net (۱۴ مقاله) استفاده شده و از روش های یادگیری انتقال و مدل های از پیش تعریف شده و آموزش دیده (۴ مقاله) بیشتر برای دسته بندی و از شبکه های خود رمزنگار (۱ مقاله) برای آشکار سازی استفاده شده است.

برای ارزیابی کمی بخشبندی تومور مغزی گلیوما در نواحی مختلف آن، از معيار (Dice Similarity Coefficient) DSC (۲۶ مقاله)، از معیارهای حساسیت و ویژگی (۱۴ مقاله)، از معیار (distance۹۵Hausdorff) (مقاله)، از معيار Jaccard score (۳ مقاله)، از معيار IOU (Intersection over Union) (د مقاله) و از معیار صحت و Score۱F و Error rate ۱ مقاله) استفاده کردهاند (جدول ۴). برای ارزیابی کمی دستهبندی گلیوما برای درجههای مختلف آن، از معیار صحت (۱۱ مقاله)، از معیارهای حساسیت و ویژگی (۶ مقاله)، از معیار دقت (۳ مقاله) و در مطالعههای Amin و همکاران [۱۴، ۱۴] از معیارهای (False False Positive) FNR (Negative Rate DSCJSI (Jaccard similarity index) .FPR(Rate , AUC(The area under the ROC Curve) مطالعه Decuyper و Van Holen از Matthews MCC(Correlation Coefficient استفاده کردهاند [۱۶ ١۵] (جدول ۵).

بحث و نتیجه گیری تومور مغزی گلیوما

تشخیص تومور مغزی گلیوما، یکی از زمینههای مورد توجه پژوهشگران است [۷]. معمولاً روشهای تشخیص تومور مغزی، تهاجمی، زمانبر و پر هزینه هستند؛ بنابراین لازم است روشهای غیرتهاجمی، مقرون به صرفه و کارآمد توسعه داده شوند. یکی از روشهای تشخیص سریع، امن و غیرتهاجمی، استفاده از تصاویر IMRI است. تحلیل تصاویر MRI فرآیندی سخت و برخی اوقات همراه با خطا است؛ بنابراین نیاز به روشهای تحلیل تصاویر با سرعت و دقت بیشتر است؛ زیرا تشخیص زودهنگام و دقیق تومور مغزی منجر به بهبود نتایج درمان و افزایش طول عمر بیماران می شود [۱۲، ۹].

اخیراً روشهای یادگیری عمیق نتایج قابل قبولی را در این

زمینه کسب کرده است. انتشار صعودی مقالهها در خصوص استفاده از این روشها در تصاویر رادیولوژی، تمایل بسیار زیاد پژوهشگران به این حوزه را نشان میدهد. روشهای یادگیری عمیق به رادیولوژیستها کمک می کند تا تشخیص دقیق تری داشته باشند [۱۸، ۱۷]. یافتههای این مطالعه نیز نشان میدهد که روند استفاده از روشهای یادگیری عمیق در تحلیل تصاویر پزشکی به خصوص در زمینه تومور مغزی رو به افزایش است (نمودار ۱).

بخشبندی، دستهبندی و آشکارسازی تومور مغزی، فرآیندهایی هستند که برای ایجاد روشهای کمک کامپیوتری برای تشخیص تومور مغزی روی تصاویر MRI مورد استفاده قرار می گیرند [۷]. فرآیند بخش بندی تومور مغزی گلیوما برای مشخص نمودن محل قرارگیری و تقسیم بندی نواحی مختلف تومور به سه زیر ناحیه اصلی شامل تومور کامل (Whole WT(Tumor Core (TC)، هسته تومور WT(Tumor ييشرفت تومور (Enhancing Tumor Region), است. فرآیند درجهبندی برای دستهبندی تومور مغزی گلیوما به دو نوع LGG (شامل دو زیر درجه ۱ و ۲) و HGG (شامل دو زیر درجه ۳ و ۴)، می باشد. فرآیند آشکارسازی، برای تشخیص تومور مغزی گلیوما در تصاویر و دستهبندی آن به دو بخش سالم یا دارای تومور مغزی گلیوما، است. بخش بندی تومور یکی از حوزههایی است که جامعه پزشکی توجه بیشتری به آن داشتهاند [۱۷]. یافتههای این مطالعه نیز نشان میدهد که اغلب تحقیقات در حوزه بخش بندی تومور انجام شده است، در حالی که درجهبندی تومور و آشکارسازی آن کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

در نهایت پس از بررسی مطالعهها یک خطمشی مشترک شامل پیش پردازش، طراحی مدل و ارزیابی نتایج مدل، به دست آمد. همچنین قبل از انجام مراحل مذکور لازم است مجموعه تصاویر و زیرساختهای سختافزاری و نرمافزاری لازم، فراهم باشد.

مجموعه دادهها

به دلیل سهولت دسترسی به مجموعه تصاویر عمومی پزشکی، پژوهشگران تمایل بیشتری به استفاده از آنها در توسعه مدل دارند. یافتههای این مطالعه نیز نشان میدهد که اغلب مطالعهها از مجموعه تصاویر عمومی استفاده نمودهاند. لازم به ذکر است که برخی از ویرایشهای لازم روی تصاویر مجموعه دادههای عمومی توسط منتشرکنندگان آن انجام شده است و

همین امر موجب می گردد پژوهشگران زمان کمتری را برای پیش پردازش تصاویر صرف نمایند و تمرکز بیشتری در توسعه مدل داشته باشند.

اکثر مطالعه از توالی های T1ce،T2،T1 و FLAIR به طور همزمان استفاده کردهاند. استفاده از توالی های مختلف MRI، اطلاعات با جزئیات بیشتری درباره بافت مغز فراهم می کند [۱۴]. همچنین چندین توالی نسبت به توالی منفرد کارایی بهتری را نتیجه می دهد [۱۹]. از طرفی برای سرعت بخشیدن به آموزش مدل، به جای استفاده از تمامی توالی های MRI، می توان از یک یا برخی از آن ها استفاده نمود [۲۰]. به خصوص می توان از یک یا برخی از آن ها استفاده نمود [۲۰]. به خصوص می شوند [۲۰–۲۱]. در مطالعه ای فقط از توالی RIAIR استفاده شده است به سبب این که این توالی در تومور مغزی وخیم و برای جراحی تومور مغزی گلیوما با درجه LGG مورد توجه است [۲۴].

بر اساس یافتههای مطالعه حاضر، استفاده از تصاویر دوبعدی کمی بیشتر از تصاویر سهبعدی است. یکی از دلایل انتخاب تصاویر دوبعدی، کوچک بودن مجموعه تصاویر برای آموزش است که منجر به بیش برازش می شود؛ بنابراین با کاهش بعد تصاویر و استفاده از برشهای تصاویر دوبعدی از تصاویر سهبعدی که باعث بزرگ شدن دیتاست می شود، توانستهاند این مسئله را تا حدودی کاهش دهند [۱۹]. همچنین استفاده از تصاویر سهبعدی در شبکههای سهبعدی نیاز به GPU memory برای نگاشت ویژگیهای سهبعدی و بخشبندی تومور مغزى دارد كه باعث افزایش هزینه محاسباتی می شود [۱۶، ۴]. اگرچه تصاویر دوبعدی پیچیدگی مدل را کاهش میدهد؛ اما در عین حال باعث افزایش اریبی در ارزیابی نتایج خواهد شد [۲۵]. همچنین شبکههای عصبی کانولوشنی دوبعدی، اطلاعات حجمی را مورد بررسی قرار نمیدهند در حالی که شبکههای عصبی کانولوشنی سهبعدی، تمام اطلاعات مکانی حجمی را برای یکی کردن اطلاعات متنی جزئی و کلی، بررسی میکند [۲۶]. در برخی شبکههای عصبی کانولوشنی دوبعدی کیفیت تصویر دوبعدی فشرده شده در طی پردازش، تقلیل پیدا می کند که باعث عدم دقت در بخش بندی تومور می شود [۲۷]. در حالی که با گسترش یک مدل دوبعدی به سهبعدی میتوان نتایج بهتری به دست آورد و کارایی مدل را افزایش داد [۲۸، ۲۸]. پیش پردازش

یکی از چالشها در تصاویر پزشکی عدم توافق در انتخاب بهترین روش نرمالسازی است. تصاویر پزشکی با مدالیتهها، توالیها و از اسکنرهای مختلف که دارای نوع داده و بازه شدت تصویر متفاوت هستند، جمع آوری می شوند که این امر باعث می شود روش های نرمالسازی شدت تصویر تصاویر پزشکی پیچیده تر از سایر تصاویر باشد. نرمالسازی تصاویر عمدتاً برای بهینه سازی شبکههای عصبی مفید هستند [۳۰]. اکثر مطالعه ها از روش نرمال سازی Z استفاده کرده اند و این مسئله توافق در انتخاب این روش برای نرمال سازی تصاویر MRI مغزی را نشان می دهد.

یکی از روش های مهم پیش پردازش که در آموزش مدل های یادگیری عمیق مؤثر است روش های افزون سازی داده است [۳۱]. این روش ها باعث افزایش صحت روش های دسته بندی میشوند [۳۲]. از طرفی با افزایش داده ها از پیش برازش جلوگیری می کند [۳۲] و همچنین در مجموعه داده های نامتوازن به عنوان یکی از روش های ایجاد تعادل استفاده می شود [۳۳، ۲۶]. یافته ها نشان داد که اکثر مطالعه ها از روش های افزون سازی داده به ویژه Flipping و Rotating استفاده کرده اند. به طوری که اعمال این روش ها نتایج بهتری در خروجی مدل نشان داده است [۳۳، ۲۶].

مدل

انواع مدلهای یادگیری عمیق شامل مدلهای بدون نظارت مانند شبکههای عصبی خود رمزنگار و شبکههای عصبی مولد، مدل های با نظارت مانند شبکه های عصبی بازگشتی و شبکههای عصبی کانولوشنی، کاربردهای متفاوتی دارند [۳۵]. یکی از کاربردهای CNN تحلیل تصاویر به ویژه تحلیل تصاویر پزشکی به منظور بخش بندی، دسته بندی و آشکارسازی است. از مزایای مهم CNN استخراج خودکار ویژگیهای تصویر است برخلاف روشهای سنتی یادگیری ماشین که استخراج ویژگیها به روش دستی انجام می شود [۳۶، ۳۲]. یافته های این مطالعه نشان می دهد که در همه مطالعه ها، مدلها بر مبنای CNN توسعه داده شدهاند به غیر از مطالعه Amin و همکاران [۱۵] که شبکه عصبی خود رمزنگار برای آشکارسازی را به کار برده است. برخی از پژوهشها برای بخشبندی تومور از مدل U-Net و یا با اعمال تغییراتی در این مدل از آن استفاده کردهاند. معماری U-net بر پایه CNN است که هدف اصلی آن بخش بندی تصاویر پزشکی است [۲۷].

تعدادی از پژوهش ها روش یادگیری انتقال به خصوص دستهبندی تصاویر را به کار بردهاند. چالش مهم در تحلیل تصاویر پزشکی کمبود تعداد تصاویر در آموزش مدل است. روش یادگیری انتقال با استفاده از مدل های از پیش آموزش دیده با مجموعه دادههای بسیار حجیم، راه حلی برای رفع این مشکل میباشد. همچنین این روش عدم تطابق توزیع دادهها را بین دادههای آموزش و آزمون کاهش میدهد که علت اصلی دقت پایین در روش های سنتی یادگیری ماشین است [۲۲]. به بهترین معماری مدل میشود. از جمله مدل های آموزش به بهترین معماری مدل میشود. از جمله مدل های آموزش دیده می توان AlexNet ،GoogleNet، MobileNet، دیده می توان DMFNet، V-Net، U-Net، NASNet را نام برد [۲۲].

ارزیابی نتایج مدل

نتایج مدلها در جدول ۴ برای مدلهای بخش بندی و در جدول ۵ برای مدلهای آشکارسازی و دسته بندی ذکر شده است. همه مدلها نتایج تقریباً مشابه و قابل قبولی کسب کرده اند. در اکثر مدلهای بخش بندی، معیار DSC برای سه ناحیه متفاوت تومور شامل TC، ET، WT به صورت جداگانه محاسبه شده است و مدلها نتایج متفاوتی در نواحی مختلف به دست آورده اند. در اغلب مدلهای آشکارسازی و دسته بندی از معیار صحت برای ارزیابی مدل استفاده شده است و در برخی موارد مدل بر روی مجموعه تصاویر مختلف نتایج متفاوتی کسب نموده است؛ بنابراین به طور قطعی نمی توان در مورد مدلی که بهترین نتیجه را کسب کرده است، نظر داد.

زيرساخت

یافته ها حاکی از این است که اکثر پژوهش ها مدل هایشان را با GPU توسعه داده اند؛ زیرا GPUها توان محاسباتی را افزایش می دهند [۳۸] استفاده از یک (Processing Central) را تل CPU (Unit در محیط محاسباتی با کارایی بالا باعث می شود که در حالت اول زمان زیادی برای آموزش صرف شود و در حالت دوم نیاز به زیر ساخت با هزینه بالا دارد. در صورتی که GPUها با قیمت مناسبتر، زمان کمتری را برای آموزش مدل های یادگیری عمیق صرف می کنند. علاوه بر کارایی بالای

GPUها، کتابخانههای منبع باز یادگیری عمیق مانند Theano، Caffe، Torch، TensorFlow به کاربر این امکان را می دهد که به طور مستقیم روی GPU برنامهنویسی کند. همه این کتابخانهها (Programming Application) کند. همه این کتابخانهها (Interface محتلف برنامهنویسی دارند که معروف ترین آنها python است [۱۸] که در اکثر پژوهشها، از آن استفاده شده است.

در این مطالعه پژوهشهای مرتبط با تشخیص تومور مغزی گلیوما با استفاده از تصاویر MRI توسط روشهای یادگیری عمیق، به صورت نظاممند بررسی شد. پس از اعمال معیارهای لازم، در نهایت ۳۵ مقاله برای بررسی نهایی انتخاب شد. پس از مطالعه دقیق و تحلیل نتایج حاصل از آن، یک خطمشی مشترک به دست آمد، بدین ترتیب که پس از جمع آوری مجموعه تصاوير، اولين مرحله، پيش پردازش تصاوير است كه با توجه به خصوصیات و توالیهای مختلف تصاویر MRI، روشهای لازم و مرتبط روی تصاویر اعمال می گردد. در مرحله بعد مدل شبکه با توجه به یکی از رویکردهای بخش بندی، دستهبندی و یا آشکارسازی تومور طراحی گردید و تصاویر آماده شده از مرحله قبل مستقیماً وارد مدل شدند. در مرحله نهایی نتايج مدل ارزيابي شد. خروجي مدل با توجه به رويكرد انتخاب شده متفاوت خواهد بود. در بخش بندی، تومور به بخشهای مختلف آن تقسيم شده و هر بخش برچسب متناظر با نوع ضایعه گرفت. در دستهبندی، تومور در درجههای مختلف آن دستهبندی و در آشکارسازی، تصاویر در دو دسته سالم و حاوی تومور دستهبندی شدند.

تشکر و قدردانی

این مطالعه حاصل تحقیقی مستقل است که به عنوان بخشی از پایان نامه دکترای تخصصی در رشته مدیریت فناوری اطلاعات در دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم، تحقیقات و فناوری تهران و بدون حمایت هیچ سازمانی انجام شد.

تعارض منافع

بدین وسیله نویسندگان تصریح می نمایند که هیچگونه تضاد منافعی در خصوص مطالعه حاضر وجود ندارد.

References

1. Işın A, Direkoğlu C, Şah M. Review of MRI-based brain tumor image segmentation using deep learning methods. Procedia Computer Science 2016;102:317-24. https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.09.407

2. Van Meir EG, Hadjipanayis CG, Norden AD, Shu HK, Wen PY, Olson JJ. Exciting new advances in neuro-oncology: the avenue to a cure for malignant glioma. CA Cancer J Clin 2010;60(3):166-93. doi: 10.3322/caac.20069

3. Louis DN, Perry A, Reifenberger G, Von Deimling A, Figarella-Branger D, Cavenee WK, et al. The 2016 World Health Organization classification of tumors of the central nervous system: a summary. Acta Neuropathol 2016;131(6):803-20. doi: 10.1007/s00401-016-1545-1

4. Tabatabai G, Stupp R, Van Den Bent MJ, Hegi ME, Tonn JC, Wick W, et al. Molecular diagnostics of gliomas: the clinical perspective. Acta Neuropathol 2010;120(5):585-92. doi: 10.1007/s00401-010-0750-6 **5.** Coburger J, Merkel A, Scherer M, Schwartz F, Gessler F, Roder C, et al. Low-grade glioma surgery in intraoperative magnetic resonance imaging: results of a multicenter retrospective assessment of the German Study Group for Intraoperative Magnetic Resonance Imaging. Neurosurgery 2016;78(6):775-86. doi: 10.1227/NEU.0000000000001081

6. Yang T, Song J, Li L. A deep learning model integrating SK-TPCNN and random forests for brain tumor segmentation in MRI. Biocybernetics and Biomedical Engineering 2019;39(3):613-23.

7. Abd-Ellah MK, Awad AI, Khalaf AA, Hamed HF. A review on brain tumor diagnosis from MRI images: Practical implications, key achievements, and lessons learned. Magn Reson Imaging 2019;61:300-18. doi: 10.1016/j.mri.2019.05.028

8. Havaei M, Davy A, Warde-Farley D, Biard A, Courville A, Bengio Y, Pal C, Jodoin PM, Larochelle H. Brain tumor segmentation with deep neural networks. Med Image Anal 2017;35:18-31. doi: 10.1016/j.media.2016.05.004

9. Tandel GS, Biswas M, Kakde OG, Tiwari A, Suri HS, Turk M, et al. A review on a deep learning perspective in brain cancer classification. Cancers 2019;11(1):111. doi: 10.3390/cancers11010111

10. Razzak MI, Naz S, Zaib A. Deep learning for medical image processing: Overview, challenges and the future. Classification in BioApps 2018:323-50. doi:10.1007/978-3-319-65981-7_12

11. Shen D, Wu G, Suk HI. Deep learning in medical image analysis. Annu Rev Biomed Eng 2017;19:221-48. doi: 10.1146/annurev-bioeng-071516-044442

12. Lotan E, Jain R, Razavian N, Fatterpekar GM, Lui YW. State of the art: machine learning applications in glioma imaging. AJR Am J Roentgenol 2019;212(1):26-37. doi: 10.2214/AJR.18.20218

13. Ebrahimighahnavieh MA, Luo S, Chiong R. Deep learning to detect Alzheimer's disease from neuroimaging: A systematic literature review. Computer Methods and Programs in Biomedicine 2020;187:105242.

https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2019.105242

14. Amin J, Sharif M, Anjum MA, Raza M, Bukhari SA. Convolutional neural network with batch normalization for glioma and stroke lesion detection using MRI. Cognitive Systems Research 2020;59:304-11. https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2019.10.002

15. Amin J, Sharif M, Gul N, Raza M, Anjum MA, Nisar MW, Bukhari SA. Brain tumor detection by using stacked autoencoders in deep learning. J Med Syst 2019;44(2):32. doi: 10.1007/s10916-019-1483-2

16. Decuyper M, Van Holen R. Fully automatic binary glioma grading based on pre-therapy MRI using 3D convolutional neural networks. arXiv preprint arXiv:1908.01506. 2019.

17. Wadhwa A, Bhardwaj A, Verma VS. A review on brain tumor segmentation of MRI images. Magn Reson Imaging 2019;61:247-59.

18. Sahiner B, Pezeshk A, Hadjiiski LM, Wang X, Drukker K, Cha KH, et al. Deep learning in medical imaging and radiation therapy. Med Phys 2019;46(1):e1-e36.

19. Ge C, Gu IY, Jakola AS, Yang J. Deep learning and multi-sensor fusion for glioma classification using multistream 2D convolutional networks. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc 2018;2018:5894-97.

20. Srinivas B, Sasibhushana Rao G. Segmentation of Multi-Modal MRI Brain Tumor Sub-Regions Using Deep Learning. Journal of Electrical Engineering & Technology 2020;15:1899-909.

21. KV AM, Rajendran VR. Glioma tumor grade identification using artificial intelligent techniques. Journal of Medical Systems 2019;43(5):1-2.

22. Yang Y, Yan LF, Zhang X, Han Y, Nan HY, Hu YC, et al. Glioma grading on conventional MR images: a deep learning study with transfer learning. Front Neurosci. 2018; 12: 804.doi: 10.3389/fnins.2018.00804
23. Anaraki AK, Ayati M, Kazemi F. Magnetic resonance imaging-based brain tumor grades classification and grading via convolutional neural networks and genetic algorithms. Biocybernetics and Biomedical Engineering 2019;39(1):63-74.

24. Zeineldin RA, Karar ME, Coburger J, Wirtz CR, Burgert O. DeepSeg: deep neural network framework for automatic brain tumor segmentation using magnetic resonance FLAIR images. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery 2020;15(6):909-20.

25. Lachinov D, Vasiliev E, Turlapov V. Glioma Segmentation with Cascaded Unet. arXiv:1810.04008; 2018.

26. Mzoughi H, Njeh I, Wali A, Slima MB, BenHamida A, Mhiri C, Mahfoudhe KB. Deep multiscale 3D convolutional neural network (CNN) for MRI gliomas brain tumor classification. J Digit Imaging 2020;33(4):903-15. doi: 10.1007/s10278-020-00347-9
27. Kumar GA, Sridevi PV. 3D deep learning for automatic brain MR tumor segmentation with T-spline intensity inhomogeneity correction. Automatic Control and Computer Sciences 2018;52(5):439-50.

28. Wacker J, Ladeira M, Nascimento JE. Transfer Learning for Brain Tumor Segmentation. arXiv preprint arXiv:1912.12452. 2019.

29. Sun J, Chen W, Peng S, Liu B. DRRNet: Dense residual refine networks for automatic brain tumor segmentation. J Med Syst 2019;43(7):221. doi: 10.1007/s10916-019-1358-6

30. Pérez-García F, Sparks R, Ourselin S. TorchIO: a Python library for efficient loading, preprocessing, augmentation and patch-based sampling of medical images in deep learning. arXiv preprint arXiv:2003.04696. 2020.

31. Hussain Z, Gimenez F, Yi D, Rubin D. Differential Data Augmentation Techniques for Medical Imaging Classification Tasks. AMIA Annu Symp Proc 2018;2017:979-84.

32. Perez L, Wang J. The effectiveness of data augmentation in image classification using deep learning. arXiv preprint arXiv:1712.04621. 2017.

33. Pereira S, Pinto A, Alves V, Silva CA. Brain tumor segmentation using convolutional neural networks in MRI images. IEEE Trans Med Imaging 2016;35(5):1240-51. doi: 10.1109/TMI.2016.2538465

34. Naser MA, Deen MJ. Brain tumor segmentation and grading of lower-grade glioma using deep learning in MRI images. Computers in Biology and Medicine 2020;121:103758.

35. Goodfellow I, Bengio Y, Courville A, Bengio Y. Deep learning. Cambridge: MIT Press; 2016.

36. Zhuge Y, Ning H, Mathen P, Cheng JY, Krauze AV, Camphausen K, Miller RW. Automated glioma grading on conventional MRI images using deep convolutional neural networks. Med Phys 2020;47(7):3044-53.

37. Sun L, Zhang S, Chen H, Luo L. Brain tumor segmentation and survival prediction using multimodal MRI scans with deep learning. Front Neurosci. 2019; 13: 810. doi: 10.3389/fnins.2019.00810

38. Lee JG, Jun S, Cho YW, Lee H, Kim GB, Seo JB, Kim N. Deep learning in medical imaging: general overview. Korean J Radiol 2017;18(4):570-84. doi: 10.3348/kjr.2017.18.4.570

39. Baid U, Talbar S, Rane S, et al. A Novel Approach for Fully Automatic Intra-Tumor Segmentation With 3D U-Net Architecture for Gliomas. Front Comput Neurosci. 2020;14:10. doi: 10.3389/fncom.2020.00010 **40.** Hasan SK, Linte CA. A modified U-Net convolutional network featuring a Nearest-neighbor Re-sampling-based Elastic-Transformation for brain tissue characterization and segmentation. Proc IEEE West N Y Image Signal Process Workshop 2018;2018:10.1109/WNYIPW.2018.8576421. doi: 10.1109/WNYIPW.2018.8576421

41. Cui S, Mao L, Jiang J, Liu C, Xiong S. Automatic

semantic segmentation of brain gliomas from MRI images using a deep cascaded neural network. J Healthc Eng 2018;2018:4940593 doi: 10.1155/2018/4940593 **42.** Li H, Li A, Wang M. A novel end-to-end brain tumor segmentation method using improved fully convolutional networks. Comput Biol Med 2019;108:150-60.

doi: 10.1016/j.compbiomed.2019.03.014

43. Feng X, Tustison NJ, Patel SH, Meyer CH. Brain tumor segmentation using an ensemble of 3d u-nets and overall survival prediction using radiomic features. Front Comput Neurosci 2020;14:25. doi: 10.3389/fncom.2020.00025

44. Wang G, Li W, Ourselin S, Vercauteren T. Automatic brain tumor segmentation using cascaded anisotropic convolutional neural networks. arXiv:1709.00382. doi: 10.1007/978-3-319-75238-9_16

45. Khan H, Shah PM, Shah MA, ul Islam S, Rodrigues JJ. Cascading handcrafted features and convolutional neural network for IoT-enabled brain tumor segmentation. Computer Communications 2020;153:196-207.

https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.01.013

46. Wang F, Biswal B. Neural architecture search for gliomas segmentation on multimodal magnetic resonance imaging. arXiv preprint arXiv:2005.06338. 2020.

47. Sultan HH, Salem NM, Al-Atabany W. Multiclassification of brain tumor images using deep neural network. IEEE Access 2019;7:69215-25. **doi:** 10.1109/ACCESS.2019.2919122

48. Wu S, Li H, Quang D, Guan Y. Three-Plane– assembled Deep Learning Segmentation of Gliomas. Radiol Artif Intell 2020; 2(2): e190011. doi: 10.1148/ryai.2020190011

49. Guo X, Yang C, Lam PL, Woo PY, Yuan Y. Domain Knowledge Based Brain Tumor Segmentation and Overall Survival Prediction. In book: Brainlesion: Glioma, Multiple Sclerosis, Stroke and Traumatic Brain Injuries. p. 285-95. doi:10.1007/978-3-030-46643-5_28

50. Amian M, Soltaninejad M. Multi-Resolution 3D CNN for MRI Brain Tumor Segmentation and Survival Prediction. arXiv:1911.08388v1 2019.

51. Chen H, Qin Z, Ding Y, Tian L, Qin Z. Brain tumor segmentation with deep convolutional symmetric neural network. Neurocomputing 2020;392:305-13.

doi: https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.01.111

52. Hussain S, Anwar SM, Majid M. Segmentation of glioma tumors in brain using deep convolutional neural network. Neurocomputing 2018;282:248-61. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.12.032

53. Nema S, Dudhane A, Murala S, Naidu S. RescueNet: An unpaired GAN for brain tumor segmentation. Biomedical Signal Processing and Control 2020;55:101641.

https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.101641

Glioma Brain Tumor Identification Using Magnetic Resonance Imaging with Deep Learning Methods: A Systematic Review

Khazaei Zeinab¹, Langarizadeh Mostafa²*, Shiri Ahmad Abadi Mohammad Ebrahim³

Received: 18 May 2021

• Accepted: 30 Jun 2021

Introduction: Glioma is one of the most common brain tumors, the early and accurate diagnosis of which leads to proper treatment and prolongs the patient's life. The studies conducted on glioma diagnosis using magnetic resonance imaging images with deep learning methods were reviewed and analyzed in this study.

Method: This study was a systematic review in which PubMed, ScienceDirect, Springer, IEEE, and Arxiv databases were searched between 2010 and 2020 in order to retrieve English language studies using keywords. Then, the articles were selected based on the inclusion and exclusion criteria and in line with the purpose of the research and the required information was extracted for review.

Results: Finally, 35 original research articles were selected. The review of the articles showed that they used a pipeline including collecting images, preprocessing, designing and implementing a model, and evaluating the results of the model for tumor detection, classification, and segmentation. The majority of the articles used public images and pre-trained models. In most articles, Dice similarity coefficient and accuracy criteria were used in segmentation and classification, respectively, as model evaluation criteria.

Conclusion: The results of this study revealed that in most articles, segmentation received more attention in comparison with detection and classification. Therefore, it is suggested that more studies be carried out on detection and especially grading glioma for being utilized in medical diagnostic assistance systems.

Keywords: Deep Learning, Glioma Brain Tumor, Magnetic Resonance Imaging

*Corresponding Author: Mostafa Langarizadeh

• Tel: 009821-88794301

• Email: langarizadeh.m@iums.ac.ir

[•] Citation: Khazaei Z, Langarizadeh M, Shiri Ahmad Abadi ME. Glioma Brain Tumor Identification Using Magnetic Resonance Imaging with Deep Learning Methods: A Systematic Review. Journal of Health and Biomedical Informatics 2021; 8(2): 218-33. [In Persian]

^{1.} Ph.D. Candidate in Information Technology Management, Department of Information Technology Management, Faculty of Management and Economics, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

^{2.} Ph.D. in Medical Informatics, Associate Professor, Department of Health Information Management, School of Health Management and Information Sciences, Iran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

^{3.} Ph.D. in Artificial Intelligence, Assistant Professor, Department of Computer Science, Faculty of Mathematics and Computer Science, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

Address: Department of Health Information Management, School of Health Management and Information Sciences, Iran University of Medical Sciences, Rashid Yasami St., Vali-e-Asr Ave., Tehran, Iran