

## ارائه یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق برای تشخیص تومور مغزی از تصاویر تشدید مغناطیسی

رضا اکبری دوتپه سفلی

دانشجوی دکتری سنجش از دور-دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی-پردیس دانشکده‌های فنی-دانشگاه تهران  
پست الکترونیکی: rezaakbari8888@ut.ac.ir

مهدی آخوندزاده هنزائی\*

دانشیار دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی- پردیس دانشکده‌های فنی-دانشگاه تهران  
پست الکترونیکی: makhoz@ut.ac.ir

### چکیده

شده تا بتوان قسمت‌های کوچک تومور نیز تشخیص داده شود. این شبکه پیشنهادی با استفاده از داده‌های BRATS 2018 مورد ارزیابی قرار گرفت و با سه روش مورد مقایسه قرار گرفت. برای ارزیابی نتایج روش پیشنهادی از سه معیار بازیابی<sup>۱</sup>، دقت<sup>۲</sup> و  $IoU$  استفاده کردیم که مقادیر این سه معیار به ترتیب ۰/۹۳۹، ۰/۹۶۷ و ۰/۹۰۶ به دست آمد که نشان داد شبکه پیشنهادی عملکرد مطلوبی را در مقایسه با سایر روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق دارد.

**واژگان کلیدی:** تشخیص الگو، تصاویر تشدید

مغناطیسی، تومور مغزی، یادگیری عمیق، شبکه U-Net

### ۱- مقدمه

به علت پیچیدگی بافت‌های مغزی تشخیص تومور مغزی به صورت دستی بسیار سخت و زمان‌گیر خواهد بود. همچنین برای تشخیص تومور مغزی از تصاویر نیاز به متخصصان خبره و متخصص می‌باشد که در نبود

یکی از چالش‌های اصلی درمان تومور مغزی تشخیص دقیق اندازه و مکان تومور در مغز با استفاده از تصویر تشدید مغناطیسی<sup>۱</sup> می‌باشد. تشخیص تومور مغزی به صورت دستی توسط اپراتور کاری زمان‌بر می‌باشد و به تجربه و تخصص اپراتور بستگی دارد. از این رو در سالیان اخیر محققان روش‌های نیمه خودکار و خودکار بسیاری را پیشنهاد داده‌اند که در این میان روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق توانسته‌اند عملکرد مطلوبی از خود نشان دهند و توجه همگان را به سوی خود جلب کنند. در این تحقیق یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق برای تشخیص تومور مغزی ارائه گردیده است. شبکه پیشنهادی مبتنی بر شبکه U-Net می‌باشد و با تغییراتی که در لایه‌های این شبکه انجام شده، عملکرد این شبکه برای تشخیص قسمت‌های مختلف تومور مغزی بهبود یافته است. در هر لایه شبکه U-Net یک هم‌آمیخت<sup>۲</sup> با اندازه فیلتر  $1 \times 1$  اضافه

3- Recall

4- Precision

5- Intersection Over Union (IoU)

1- Magnetic Resonance Imaging (MRI)

2- convolution

\* نویسنده مسئول

این متخصصان با مشکلاتی روبه رو خواهیم شد. لذا محققان در سال‌های اخیر به دنبال روش‌های نیمه خودکار و خودکار برای تشخیص تومور از تصاویر رفته‌اند. روش‌های نیمه خودکار نیز نیازمند دخالت دستی برای تنظیم برخی پارامترها می‌باشد و به همین دلیل روش‌های خودکار بسیار محبوب شده‌اند. ما هم در این تحقیق قصد داریم یک روش خودکار برای قطعه‌بندی تومور مغزی با استفاده از تصاویر تشدید مغناطیسی ارائه دهیم.

یکی از روش‌های پرکاربرد که در سال‌های اخیر برای قطعه‌بندی تومور مغزی به کار رفته است روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی هم‌آمیختگی<sup>۶</sup> هستند [۵]. در چند سال اخیر این روش‌ها در مقایسه با روش‌هایی مانند درخت تصمیم‌گیری<sup>۷</sup> [۶] و ماشین بردار پشتیبان<sup>۸</sup> [۷] به دلیل استخراج خودکار ویژگی‌های تصویر و به حداقل رساندن دخالت دستی پرکاربردتر و محبوب‌تر شده‌اند. روش‌های یادگیری عمیق به دلیل خودکار بودن و به صرفه بودن در هزینه و وقت نسبت به روش‌های نیمه خودکار و دستی برتری محسوسی دارند. حال ما در این مقاله سعی کردیم یک الگوریتمی پیشنهاد دهیم که ضمن بهبود سرعت پردازش و کاهش محاسبات، دقت استخراج تومور را نیز افزایش دهیم. یعنی هدف ما در تحقیق این می‌باشد که با اضافه کردن قسمتی به شبکه U-Net عملکرد آن را بهبود ببخشیم. روش‌های یادگیری عمیق مورد استفاده در تحقیقات دیگر برای استخراج تومور مغزی از تصاویر تشدید مغناطیسی معمولاً از هم‌آمیختگی سه بعدی استفاده می‌کنند که این عمل باعث افزایش حجم محاسبات و در نتیجه کاهش سرعت پردازش خواهد شد. همچنین تشخیص قسمت‌های کوچک تومور در تحقیقات پیشین یک مورد بسیار پرچالش می‌باشد که ما در این تحقیق با اضافه کردن هم‌آمیختگی یک در یک توانسته‌ایم بر این چالش غلبه کنیم.

استفاده از هم‌آمیختگی دو بعدی در شبکه‌های

6- Convolutional Neural Networks (CNNs)

7- Decision Tree (DT)

8- Support Vector Machine (SVM)

عصبی هم‌آمیختگی می‌تواند گزینه مناسبی برای قطعه‌بندی تومور مغزی باشد چون به فضای کمی نیاز دارد و می‌تواند از تعداد تصاویر بالا و ویژگی‌های زیاد برای برای تشخیص تومور بهره ببرد اما ایرادی که بر آن وارد است عدم استفاده از اطلاعات سه بعدی تصاویر و محدود کردن عملکرد شبکه می‌باشد. اگر در شبکه‌های عصبی هم‌آمیختگی از هم‌آمیختگی سه بعدی استفاده کنیم از ویژگی‌های سه بعدی تصویر می‌توان بهره برد ولی در تعداد داده‌های ورودی و تعداد ویژگی‌ها با محدودیت روبرو خواهیم شد. در این تحقیق یک روشی پیشنهاد شده است که در حین حفظ دقت استخراج تومور نیاز به فضای زیادی برای پردازش نباشد [۸].

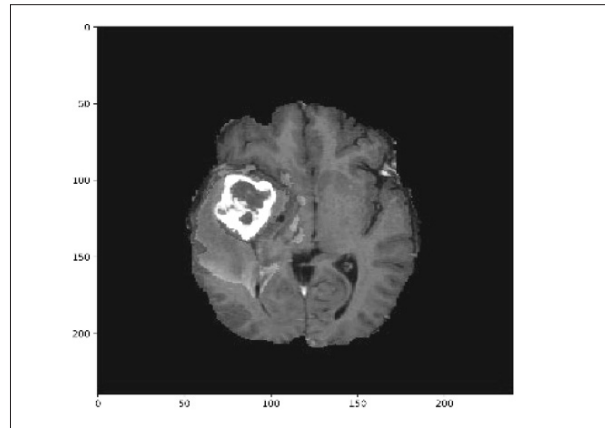
هر تومور به سه قطعه تقسیم شده است که هدف این تحقیق پیدا کردن این سه قسمت با دقت بالا می‌باشد. این سه قطعه شامل قسمت غیرافزایشی و بافت مرده<sup>۹</sup> هسته تومور<sup>۱۰</sup>، قطعه<sup>۱۱</sup> ورم کرده<sup>۱۲</sup> تومور و تومور افزایشی<sup>۱۳</sup> هستند که در شکل یک نشان داده شده است. در این تحقیق یک شبکه<sup>۱۴</sup> عصبی هم‌آمیختگی پیشنهاد شده که از ترکیب هم‌آمیختگی دو بعدی که دارای اندازه فیلتر متفاوتی می‌باشند استفاده می‌شود تا قسمت‌های مختلف تومور با دقت بالا استخراج شود. ممکن است قسمت‌هایی از تومور با اندازه‌های بسیار کوچک در مغز باشد که با عدم شناسایی به موقع این تومورها باعث رشد آن و به خطر افتادن جان بیمار شود و به همین علت از فیلترهایی با اندازه‌های مختلف استفاده شده است تا بتوانیم قسمت‌های ریز و درشت تومور را تشخیص دهیم.

## ۲- ادبیات موضوع

تولید سلول‌های اضافی اغلب تشکیل توده‌های از بافت را می‌دهند که به آن تومور اطلاق می‌شود. تومورها می‌توانند عملکرد صحیح مغز را مختل کنند و حتی منجر به مرگ بیمار شوند. رشد و تقسیم غیرطبیعی سلول‌ها

9- Necrotic and non-enhancing tumor core

10- Enhancing Tumor



شکل ۱: قسمت‌های مختلف تومور مغزی که توسط اپراتور استخراج شده است: قسمت ورم کرده تومور (رنگ سبز)، قسمت افزایشی هسته تومور (رنگ زرد) و قسمت غیرافزایشی و بافت مرده هسته تومور رنگ آبی می‌باشد.

در بافت مغز به صورت یک توده، تومور مغزی نامیده می‌شود. برخی از تومورهای مغزی مانند تومورهای Glioma، Meningiomas، Pituitary و تومورهای مغزی دیگر در بین بیماران رایج‌تر هستند. تومورهای Meningiomas از شایع‌ترین تومورها هستند که معمولاً خوش‌خیم نیز می‌باشند، تومورهای Glioma در خود مغز رشد کرده و با بافت‌های عادی مغز ترکیب می‌شوند و اگر اندازه این نوع تومورها بزرگ باشد امید به زندگی در فرد مبتلا کم می‌شود و تومورهایی که از نوع Pituitary می‌باشند به خاطر رشد غیرطبیعی سلول‌های مغز در غده هیپوفیز رشد می‌کنند [۱].

در این مقاله قصد داریم بر روی تشخیص تومورهای Glioma تحقیق کنیم. این نوع تومورها به دو دسته با درجه بالا<sup>۱۱</sup> و با درجه پایین<sup>۱۲</sup> تقسیم می‌شوند. تشخیص زود هنگام این نوع تومورها تاثیر بسزایی در درمان و زنده ماندن بیماران دارد. پرتو درمانی، شیمی درمانی، جراحی و یا ترکیبی از این روش‌ها برای درمان بیماران مبتلا به تومور Glioma به کار می‌رود [۲]. برای درمان تومور باید ابتدا اندازه و مکان آن مشخص شود تا پزشکان بتوانند نحوه درمان را تعیین کنند و بدین منظور از تصویربرداری پزشکی استفاده می‌شود. از میان روش‌های تصویربرداری

پزشکی تصویربرداری تشدید مغناطیسی به دلیل دسترس‌پذیری مناسب و کنتراست خوبی که از بافت‌های نرم نشان می‌دهد، اطلاعات ارزشمندی را از شکل، اندازه و مکان تومور برای تشخیص و درمان آن در اختیار پزشکان قرار می‌دهد.

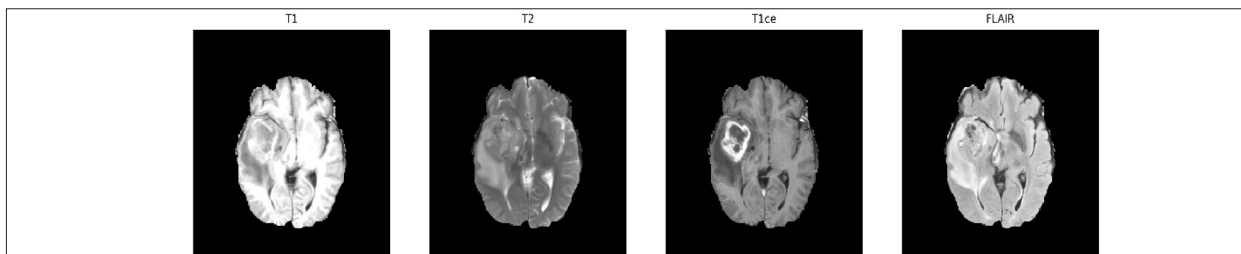
تصویربرداری تشدید مغناطیسی در حالت‌های مختلف انجام شده و باعث ایجاد تصاویری با کنتراست‌های مختلف از بافت مغز می‌شوند و اطلاعات ارزشمندی را برای تشخیص و قطعه‌بندی تومور در اختیار می‌گذارد. این تصاویر دارای چهار حالت با کنتراست متفاوت شامل (T1-weighted) T1، T2 (T2-weighted)، T1ce (contrast enhanced T1-weighted) و FLAIR (Fluid Attenuation Inversion Recovery) می‌باشند که در شکل دو نشان داده شده‌اند. تصاویر T2 و FLAIR معمولاً برای تشخیص کل تومور (شامل منطقه متورم تومور ۱۳) مناسب هستند و تصاویر T1 و T1ce نمایش بهتری از هسته تومور دارند که شامل منطقه متورم تومور نمی‌شود [۳]. هر تصویر شامل قطعات مختلفی است که در زوایای مختلف از سمت بالا و پایین مغز، چپ و راست مغز، و پشت و جلوی مغز گرفته می‌شود که با ترکیب این اطلاعات می‌توان قسمت‌های مختلف یک تومور در مغز را تحلیل نمود. قطعه‌بندی خودکار قسمت‌های مختلف تومور و به دست آوردن اندازه آن کمک زیادی در تشخیص تومور و برنامه‌ریزی برای درمان آن می‌کند [۴]. البته این را نیز باید ذکر کرد که قطعه‌بندی خودکار تومور با استفاده از تصاویر تشدید مغناطیسی به دلیل مشخص نبودن مرز بین تومور و بافت‌های سالم مغز امری دشوار می‌باشد و همچنین شکل، اندازه و موقعیت تومور در مغز، در بین بیماران مختلف تغییرات قابل توجهی دارد.

### ۳- تحقیقات پیشین

به‌طور کلی روش‌های قطعه‌بندی تومور مغزی به دو دسته روش‌های مولد<sup>۱۱</sup> و روش‌های متمایز کننده<sup>۱۰</sup> تقسیم

13-Edema  
14-Generative  
15-Discriminative

11- High Grade Glioma (HGG8)  
12- Low Grade Glioma (LGG)



شکل ۲: تصاویر تشدید مغناطیسی از داده BRATS 2018 در چهار مدل T1، T2، T1ce، FLAIR

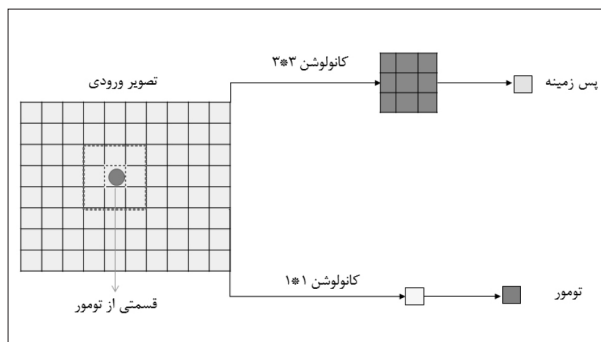
همسان سازی شده و به هم چسبانده می شوند تا به عنوان ورودی به شبکه بعدی داده شوند تا نتایج نهایی به دست آید. این روش توانست نسبت به بقیه روش های مرسوم متمایزکننده عملکرد بهتری داشته باشد. آیسنسی<sup>۱۷</sup> و همکاران [۱۱] یک شبکه U-Net سه بعدی برای قطعه بندی تومور استفاده کردند که بیشتر بر روی آموزش خوب شبکه تمرکز کرده بودند و قصد ارائه روش جدیدی را نداشتند. در این تحقیق بیشتر از روش های افزایش داده و انتخاب پارامترهای بهینه برای آموزش بهتر شبکه استفاده شد. کامنیتساس<sup>۱۸</sup> و همکاران در سال ۲۰۱۷ از یک روشی که تلفیقی از سه شبکه بود برای قطعه بندی تومور استفاده کردند. این روش نسبت به انتخاب پارامترهای مختلف برای هر شبکه مقاوم بود و احتمال بیش برآزش را در مدل کاهش می داد که البته نیاز به فضای محاسباتی بسیار بالا یکی از مشکلات این روش بود [۱۲]. سبحانیان و همکاران با استفاده از شبکه Link-Net ابتدا از تصاویر تشدید مغناطیسی با زوایای مختلف برای آموزش شبکه استفاده کردند که در مرحله آزمون نتوانستند به جواب های مناسبی برسند، سپس تصاویر با زاویه دیدهای یکسان را در یک گروه قرار دادند که سه گروه داده حاصل شد و هر گروه به طور جداگانه آموزش دید و برای قطعه بندی هر گروه از یک شبکه استفاده شد که نتایج بسیار بهتری را به دست آوردند [۱۳]. وانگ<sup>۱۹</sup> و همکاران یک شبکه دو و نیم بعدی ارائه دادند که هم از مزایای شبکه سه بعدی یعنی استفاده از ویژگی های سه بعدی و هم از مزایای شبکه دو بعدی، مانند حجم محاسباتی پایین بهره مند بود. این

روش های مولد به تولید مدل های احتمالی می پردازند. این مدل های احتمالی با استفاده از شناخت قبلی از ساختار و بافت ظاهری بافت های سالم و تومور به وجود می آیند. البته دستیابی به یک مدل احتمالی دقیق از تومور مغزی کاری سخت و پر چالش می باشد. روش های متمایز کننده با استفاده از استخراج ویژگی از تصاویر، انواع مختلف رده ها را در یک تصویر به دست می آورند، البته این روش ها نیازمند داده های آموزشی برای آموزش مدل می باشند که روش هایی مانند ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم گیری و روش های مبتنی بر یادگیری عمیق از جمله این نوع روش ها هستند [۹].

در بین روش های بالا، روش های مبتنی بر یادگیری عمیق، به ویژه شبکه های عصبی هم آمیختی در سال های اخیر با توجه به عملکرد مناسب در قطعه بندی تومور مغزی توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده اند. شبکه های عصبی هم آمیختی با استفاده از داده های آموزشی ویژگی های مناسب را به صورت خودکار از تصاویر استخراج می کنند و نیازی به دخالت دستی در آنها نمی باشد. هاوائی<sup>۱۶</sup> و همکاران [۱۰] از ترکیب ویژگی های دو بعدی محلی و سراسری تصاویر که توسط شبکه عصبی هم آمیختی استخراج شده بود برای قطعه بندی تومور استفاده کردند. این شبکه دارای دو مسیر بود که در یک مسیر اندازه ورودی شبکه، کوچکتر از اندازه ورودی شبکه در مسیر دیگر بود، به نوعی در یک مسیر تمرکز بیشتر بر روی ویژگی های محلی و در مسیر دیگر تمرکز بیشتر روی ویژگی های سراسری بود. پس از استخراج ویژگی از هر دو تصویر اندازه ویژگی های استخراج شده

17- Isensee  
18-Kamnitsas  
19-Wang

16-Havaei



شکل ۳: عملکرد یک فیلتر با اندازه  $3 \times 3$  در مقایسه با یک فیلتر با اندازه  $1 \times 1$  هنگام هم آمیختن با قسمتی از تصویر که دارای قسمت کوچکی از تومور می باشد.

از تومور می باشد که دارای اندازه بسیار کوچک می باشند و فیلترهایی با اندازه  $3 \times 3$  قادر به تشخیص آن ها نمی باشند که در شکل سه به خوبی نشان داده شده است. با اضافه کردن این فیلتر به شبکه U-Net مشاهده شد که دقت قطعه بندی تومور افزایش یافت و نتایج بهتری به دست آمد. شبکه پیشنهادی دارای یک مسیر کدگذاری<sup>۲۰</sup> و یک مسیر کدگشایی<sup>۲۱</sup> می باشد. هر دو مسیر دارای چهار بلوک می باشد که در مسیر کدگذار اندازه تصویر از  $240 \times 240$  به  $30 \times 30$  میرسد و در عوض تعداد نقشه های ویژگی افزایش پیدا می کند. مسیر کدگشا اندازه آن را به اندازه تصویر اولیه بر می گرداند و تعداد نقشه های ویژگی کم و کم تر می شود تا در نهایت به چهار نقشه و ویژگی که برابر با تعداد رده های موجود می باشد، برسد. هر بلوک شامل دو لایه هم آمیخت است که ابتدا یک هم آمیخت با فیلتری به اندازه  $3 \times 3$  بر روی ورودی اعمال می شود و سپس بر روی خروجی این مرحله یک فیلتر به اندازه  $3 \times 3$  و یک فیلتر به اندازه  $1 \times 1$  (برای استخراج جزئیات کوچک) به صورت موازی اعمال می شود و نتایج حاصل از دو فیلتر به هم چسبانده شده و پس از اعمال حداکثر تجمع<sup>۲۲</sup> با اندازه گام دو به بلوک بعدی فرستاده می شود. در همه بلوک های مسیر کدگذار و کدگشا از تابع فعال ساز واحد های خطی یکسوکننده<sup>۲۳</sup> و نرمال سازی بسته ها<sup>۲۴</sup> استفاده شده است. تنها در انتهای

20-Encoding  
21-Decoding  
22-Max Pooling  
23-Rectified Linear Unit (ReLU)  
24-Batch-Normalization (BN)

روش شامل سه مرحله بود، ابتدا کل تومور توسط W-net تشخیص داده شده و این قسمت تصویر از تصویر اصلی جدا و به عنوان ورودی به شبکه T-net داده می شود تا هسته تومور استخراج شود. پس از استخراج هسته تومور این قسمت تصویر از تصویر کل تومور جدا می شود و به عنوان ورودی به شبکه بعدی (E-net) داده می شود تا قسمت افزایشی تومور در هسته تشخیص داده شود. از مزایای این روش می توان به کاهش تعداد پیکسل هایی که به اشتباه هدف تشخیص داده شوند، اشاره کرد چون در هر مرحله قسمت مشخصی از تصویر جدا شده و به شبکه داده می شود و زمان زیاد برای آموزش شبکه پیشنهادی یکی از معایب اصلی این روش بود [۱۴].

حال در این تحقیق هدف ما این است که روش ارائه دهیم که معایب روش های دیگر مانند حجم محاسباتی بالا، سرعت پردازش کم و دقت کم در استخراج قسمت های ریز تومور را نداشته باشد. به همین دلیل با اضافه کردن یک قسمت به شبکه U-Net در صدد حل این مشکلات می باشیم. جزییات روش پیشنهادی در بخش بعدی آمده است.

#### ۴- روش پیشنهادی

در این تحقیق برای قطعه بندی قسمت های مختلف تومور مغزی از یک شبکه عصبی هم آمیختی استفاده شد. این شبکه ابتدا با داده های آموزشی، تا آنجایی که به دقت مورد نظر برسد آموزش می بیند و سپس وزن های این شبکه آموزش دیده، برای پیش بینی قطعه های تومور داده های آزمون به کار می روند. شبکه پیشنهادی مبتنی بر معماری شبکه U-Net می باشد [۱۵] که در هر لایه فیلتر نیز به صورت موازی به فیلتر قبلی اضافه شده است. ما در این مقاله دو شبکه U-Net با لایه های مختلف را مورد آزمایش قرار دادیم و شبکه ای که لایه های کمتری داشت عملکرد بهتری نشان داد. سپس در هر لایه یک فیلتر با اندازه  $1 \times 1$  به شبکه اضافه کردیم تا عملکرد آن را بهبود ببخشیم. هدف از اضافه کردن این فیلتر به دست آوردن قسمت هایی

جدول ۱: مشخصات و جزئیات لایه‌های شبکه پیشنهادی

گام	لایه سازی ۱	اندازه خروجی	اندازه فیلتر	لایه
(1)	-	۲۴۰*۲۴۰*۴	-	ورودی
(2)	همسان	240*240*64	(3*3, 64)	Conv2D + BN + ReLU
	همسان	240*240*64	(3*3, 64)	Conv2D
	همسان	240*240*64	(1*1, 64)	Conv2D
	-	240*240*128	-	Concatenation
	-	120*120*128	(2*2)	Max-Pooling
(3)	همسان	120*120*128	(3*3, 128)	Conv2D + BN + ReLU
	همسان	120*120*64	(3*3, 64)	Conv2D
	همسان	120*120*64	(1*1, 64)	Conv2D
	-	120*120*128	-	Concatenation
	-	60*60*128	(2*2)	Max-Pooling
(4)	همسان	60*60*256	(3*3, 256)	Conv2D + BN + ReLU
	همسان	60*60*64	(3*3, 64)	Conv2D
	همسان	60*60*64	(1*1, 64)	Conv2D
	-	60*60*128	-	Concatenation
	-	30*30*128	(2*2)	Max-Pooling
(5)	همسان	30*30*512	(3*3, 512)	Conv2D + BN + ReLU
	همسان	30*30*512	(3*3, 512)	Conv2D + BN + ReLU
	-	60*60*256	(3*3, 256)	Conv-Transpose+BN+ReLU
(6)	همسان	60*60*256	(3*3, 256)	Conv2D + BN + ReLU
	همسان	60*60*64	(3*3, 64)	Conv2D
	همسان	60*60*64	(1*1, 64)	Conv2D
	-	60*60*128	-	Concatenation
	-	120*120*128	(2*2)	Conv-Transpose+BN+ReLU
(7)	همسان	120*120*128	(3*3, 128)	Conv2D + BN + ReLU
	همسان	120*120*64	(3*3, 64)	Conv2D
	همسان	120*120*64	(1*1, 64)	Conv2D
	-	120*120*128	-	Concatenation
	-	240*240*128	(2*2)	Conv-Transpose+BN+ReLU
(8)	همسان	240*240*64	(3*3, 64)	Conv2D + BN + ReLU
	همسان	240*240*64	(3*3, 64)	Conv2D
	همسان	240*240*64	(1*1, 64)	Conv2D
	-	240*240*128	-	Concatenation
	-	240*240*8	(3*3, 8)	Conv2D + BN + ReLU
(9)	همسان	240*240*4	(3*3, 4)	Conv2D + Softmax

1- Padding

شبکه پیشنهادی در شکل چهار نشان داده شده است و هم چنین جزئیات شبکه در جدول یک آورده شده است. همان طور که در جدول یک مشخص است لایه‌های یک تا پنج، مسیر کدگذار و استخراج ویژگی‌های تصویر به همراه کاهش اندازه تصویر می‌باشد و لایه‌های شش تا

شبکه و برای به دست آوردن خروجی به جای تابع فعال‌ساز واحدهای خطی یکسوکننده از بیشینه هموار<sup>۲۵</sup> استفاده کردیم. در این شبکه از تابع هزینه کتگوریکال کراس آنترپی<sup>۲۶</sup> و بهینه‌ساز آدام<sup>۲۷</sup> [۱۶] استفاده شد.

25- Soft-Max  
26- Categorical cross entropy  
27- Adam

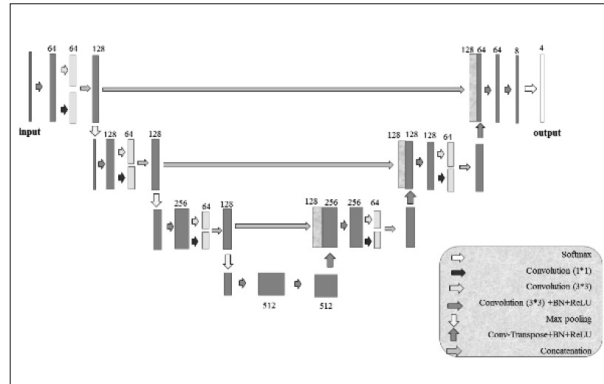


و آموزش شبکه از زبان برنامه‌نویسی پایتون<sup>۲۹</sup> و کتابخانه کراس<sup>۳۰</sup> استفاده کردیم.

## ۵-۲ نتایج

برای آموزش شبکه پیشنهادی، داده‌ها به سه قسمت داده آموزشی (۶۰ درصد داده‌ها)، داده آزمون (۲۰ درصد داده‌ها) و داده ارزیابی (۲۰ درصد داده‌ها) تقسیم شدند. ابتدا شبکه با داده‌های آموزشی، آموزش می‌بیند و پارامترهای آن به دست می‌آید سپس با داده‌های ارزیابی پارامترها را بهبود داده و در انتها از داده آزمون برای بررسی عملکرد شبکه استفاده می‌گردد. در حین آموزش مشاهده کردیم که علیرغم عملکرد خوب شبکه روی داده‌های آموزشی بر روی داده‌های ارزیابی عملکرد مطلوبی مشاهده نمی‌شود که با اضافه کردن یک دراپ اوت<sup>۳۱</sup> برابر با ۰/۲ به لایه هفت این مشکل تقریباً برطرف گردید. در شکل پنج نمودار تابع هزینه برای داده‌های آموزشی و ارزیابی در حین آموزش نشان داده شده است و همان‌گونه که مشخص است شبکه پیشنهادی توانسته به همگرایی مناسبی برسد. همان‌طور که در قسمت قبل اشاره شد ابتدا از شبکه U-Net با یازده لایه استفاده کردیم که نتایج خوبی نداشت. این شبکه در شکل شش نشان داده شده است. سپس تعداد لایه‌های این شبکه را به نه لایه کاهش دادیم و به شبکه‌ای رسیدیم که عملکرد بهتری در تشخیص قسمت‌های مختلف تومور داشت. سپس با اضافه کردن لایه مورد نظر با هم آمیخت  $1 * 1$  به این شبکه که در جهت تشخیص قسمت‌هایی از تومور با اندازه کوچک می‌باشد به شبکه پیشنهادی رسیدیم. این شبکه را آموزش داده و با داده آزمون عملکرد آن بررسی شد. نتایج نشان داد با اضافه کردن این لایه به شبکه U-Net عملکرد شبکه در تشخیص تومور بهبود می‌یابد. نتایج با هر سه شبکه (شبکه یازده لایه، شبکه نه لایه و شبکه پیشنهادی) در ادامه نمایش داده شده‌اند.

29-Python  
30-Keras  
31-Dropout



شکل ۴: شبکه پیشنهادی در این مقاله

نه، مسیر کدگشا و برگرداندن تصویر به اندازه اولیه خود است که در نهایت نیز یک تصویر با اندازه اولیه و دارای چهار بعد که هر کدام نشان‌دهنده یکی از چهار رده مربوط به تصویر می‌باشند، به دست می‌آید. این چهار رده شامل قسمت غیرافزایشی و بافت مرده هسته تومور (رده یک)، تومور افزایشی (رده سه)، بخش ورم کرده تومور (رده دو) و قسمت‌های به غیر از تومور (رده صفر) می‌شود.

## ۵- پیاده‌سازی و نتایج

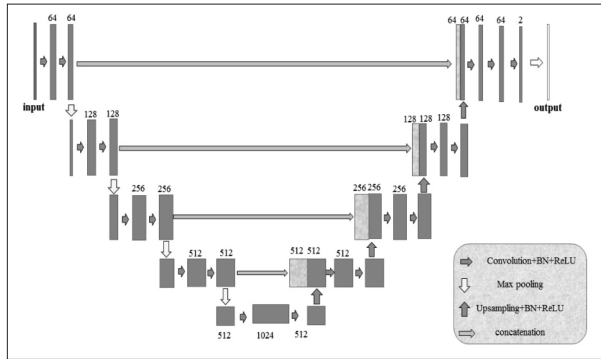
### ۵-۱- داده‌ها

در این تحقیق از داده‌های BRATS2018 که آخرین نسخه در دسترس بود، استفاده کردیم. این داده‌ها هر ساله به روز شده و پس از استخراج تومور توسط کارشناسان در اختیار عموم قرار می‌گیرد. هر ساله بر اساس آن مسابقه‌ای نیز برگزار می‌گردد و به بهترین روش ارائه شده برای استخراج تومور جوایزی اختصاص می‌یابد. در این تحقیق از ۱۰۰ تصویر تومور Glioma با درجه بالای و ۷۵ تصویر تومور Glioma با درجه پایین استفاده کردیم. تصویر مغز هر بیمار دارای اندازه ۲۴۰ در ۲۴۰ می‌باشد که در ۱۵۵ قطعه و هر قطعه از یک جهت خاص تصویربرداری شده است. هر قطعه تصویر نیز دارای چهار مدل T1، T2، T1ce، FLAIR می‌باشد.

در این تحقیق از محیط گوگل کولاب<sup>۲۸</sup> که دارای ۱۲

گیگابایت حافظه می‌باشد، استفاده کردیم. برای پیاده‌سازی

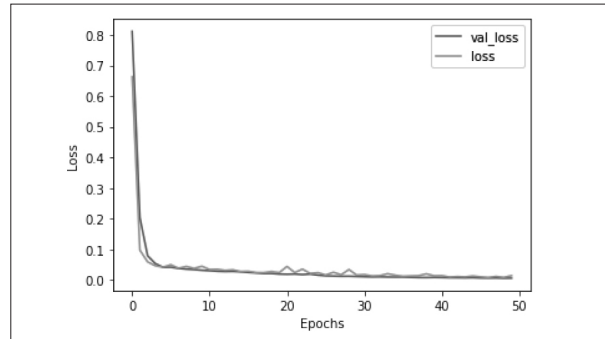
28-Google Colab



شکل ۶: شبکه U-Net با ۱۱ لایه که برای مقایسه با روش پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته است.

IoU برابر با  $0/906$  می‌باشد که مقدار مناسبی است. بعد از شبکه پیشنهادی، روش وون و همکاران با مقدار IoU برابر با  $0/829$  عملکرد بهتری نسبت به دو شبکه U-Net با تعداد لایه‌های نه و یازده دارد. در قسمت تشخیص قسمت غیرافزایشی و بافت مرده هسته تومور دوباره شبکه پیشنهادی با مقدار IoU برابر با  $0/778$  عملکرد بهتری نسبت به شبکه‌های دیگر دارد. در این قسمت شبکه U-Net یازده لایه‌ای با کمترین مقدار IoU کمترین دقت را دارد و روش وون و همکاران توانسته چهار درصد نسبت به شبکه U-Net نه لایه‌ای عملکرد بهتری داشته باشد. شبکه پیشنهادی در تشخیص قسمت افزایشی تومور نیز توانسته به مقادیر خوبی برسد و نسبت به شبکه‌های دیگر عملکرد بهتری را نشان دهد. اگر بخواهیم به‌طور کلی عملکرد چهار شبکه را مورد بررسی قرار دهیم، شبکه پیشنهادی دارای بهترین عملکرد است و شبکه U-Net با ۱۱ لایه بدترین عملکرد را دارد. شبکه پیشنهادی در تشخیص قسمت غیرافزایشی و بافت مرده هسته تومور نسبت به تشخیص دیگر قسمت‌های تومور ضعیف‌تر عمل کرده است. مقادیر بازیابی و دقت نیز برای هر چهار روش در سه قسمت مختلف به دست آمده است که نتایج به دست آمده از IoU را تصدیق می‌کنند.

همان‌طور که در شکل هفت نشان داده شده تومور را با استفاده از هر چهار روش استخراج کردیم. در تصویر مشخص است که شبکه پیشنهادی توانسته برخی



شکل ۵: نمودار تابع هزینه برای داده‌های آموزشی و ارزیابی در ۵۰ تکرار

برای ارزیابی عملکرد شبکه پیشنهادی پس از فرآیند آموزش، از داده‌های آزمون استفاده کردیم، که برای بررسی عملکرد شبکه پارامترهای دقت، بازیابی و IoU به کار گرفته شدند.

$$IoU = \frac{T_p}{T_p + F_N + F_p} \quad (۱)$$

$$Precision = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (۲)$$

$$Recall = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (۳)$$

در معادلات یک، دو و سه  $T_p$  پیکسل‌هایی هستند که به درستی تومور تشخیص داده شده‌اند،  $F_N$  پیکسل‌هایی که به اشتباه غیرتومور تشخیص داده شده‌اند و  $F_p$  پیکسل‌هایی هستند که به اشتباه تومور تشخیص داده شده‌اند.

عملکرد شبکه در تخمین سه قسمت با پارامترهای اشاره شده مورد ارزیابی قرار گرفت: الف- کل تومور، ب- قسمت افزایشی تومور و ج- قسمت غیرافزایشی و بافت مرده هسته تومور که برای هر سه قسمت با روش‌های مختلف پارامترهای IoU، بازیابی و دقت به دست آمدند. علاوه بر سه روش گفته شده از روش وون<sup>۳۲</sup> و همکاران [۱۷] نیز برای مقایسه با روش پیشنهادی استفاده شد. همان‌طور که مشاهده می‌شود نتایج حاصل از چهار روش در جدول دو آورده شده است و این نتایج نشان می‌دهد شبکه پیشنهادی عملکرد به نسبت بهتری به شبکه‌های دیگر دارد. در قسمت تشخیص کل تومور شبکه پیشنهادی دارای



جدول ۲: مقادیر IoU، بازیابی و دقت برای تشخیص قسمت‌های مختلف تومور مغزی با چهار روش مختلف

روش	کل تومور			قسمت غیرافزایشی و بافت مرده هسته تومور			قسمت افزایشی تومور		
	IoU	بازیابی	دقت	IoU	بازیابی	دقت	IoU	بازیابی	دقت
شبکه پیشنهادی	۰/۹۰۶	۰/۹۳۹	۰/۹۶۷	۰/۷۷۸	۰/۸۲۳	۰/۸۸۸	۰/۸۶۷	۰/۹۰۶	۰/۹۵۲
U-Net نه لایه‌ای	۰/۸۲۶	۰/۸۴۰	۰/۹۵۵	۰/۶۴۹	۰/۷۰۱	۰/۸۶۲	۰/۸۰۲	۰/۹۱۷	۰/۸۵۶
U-Net یازده لایه‌ای	۰/۷۴۵	۰/۸۱۲	۰/۷۸۰	۰/۶۰۴	۰/۷۴۲	۰/۷۲۵	۰/۷۴۷	۰/۸۷۶	۰/۸۲۵
Kwon و همکاران	۰/۸۲۹	۰/۸۸۴	۰/۹۲۶	۰/۷۰۷	۰/۷۵۴	۰/۸۶۵	۰/۸۲۰	۰/۸۹۶	۰/۹۰۱

در تصاویر BRATS2018 با قسمت هسته تومور یکی در نظر گرفته شده است. استخراج دستی قسمت غیرافزایشی تومور نیز کار سختی می‌باشد و روش‌هایی که در سال‌های اخیر نیز پیشنهاد شده‌اند عملکرد خوبی در این بخش نداشته‌اند و به همین علت این قسمت در تصاویر استخراجی توسط کارشناسان با قسمت هسته تومور یکی در نظر گرفته شده است. علت دیگر این اتفاق را می‌توان کمبود داده آموزشی در قسمت غیرافزایشی و بافت مرده هسته تومور در نظر گرفت.

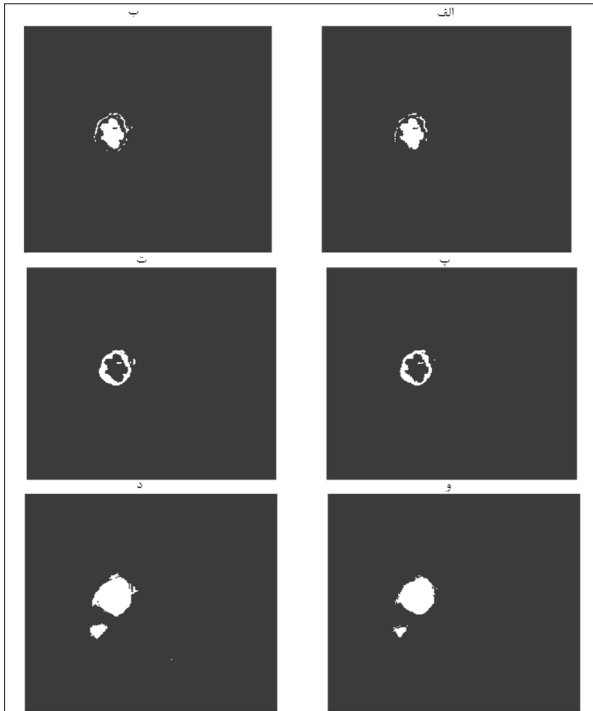
همچنین در این تحقیق میزان زمان لازم برای آموزش هر چهار شبکه و تعداد پارامترهای آن‌ها نیز مورد بررسی قرار گرفته است. شبکه U-Net یازده لایه‌ای در حالی کمترین دقت را در بین روش‌ها داشت که دارای بیشترین تعداد پارامتر بود. تعداد پارامترهای این شبکه حدود ۳۱ میلیون می‌باشد و زمان لازم برای آموزش شبکه در ۵۰ تکرار دو ساعت و ۴۵ دقیقه بود. شبکه پیشنهادی حدوداً دارای سه میلیون و ۵۰۰ هزار پارامتر می‌باشد و زمان آموزش در شبکه پیشنهادی در ۵۰ تکرار حدود ۶۵ دقیقه طول کشید. این اعداد نشان از سرعت بهتر شبکه پیشنهادی در مرحله آموزش و آزمون دارد. پس در این تحقیق توانستیم یک روشی ارائه دهیم که علاوه بر کاهش تعداد پارامترهای مجهول و زمان آموزش و آزمون شبکه، دقت آن را نیز بهبود می‌بخشد.

#### ۶- بحث و نتیجه گیری

در این مقاله ابتدا دو شبکه U-Net با یازده لایه و نه

قسمت‌های ریز تومور را که بقیه روش‌ها قادر به تشخیص آن‌ها نبودند را تشخیص دهد و این نشان می‌دهد که ایده پیشنهادی توانسته اثر خود را روی افزایش دقت تخمین تومور از روی تصاویر تشدید مغناطیسی، اعمال کند. در قسمت الف شکل هفت، تصویر T1ce از تومور نشان داده شده است که بخش سفید موجود در عکس تقریباً شکل هسته تومور را نشان می‌دهد. در بقیه قسمت‌های شکل مشاهده می‌شود که نتیجه حاصل از شبکه ۱۱ لایه‌ای خطای زیادی در خود دارد و قسمت‌های اضافه زیادی را به عنوان تومور تشخیص داده است. شبکه پیشنهادی که در قسمت (و) شکل هفت نشان داده شده است توانسته قسمت‌های مختلف تومور را به خوبی استخراج کند. این شبکه حتی توانسته قسمت کوچکی از تومور افزایشی (رنگ زرد) را که در داخل قسمت غیرافزایشی و بافت مرده هسته تومور (آبی رنگ) قرار دارد را به خوبی تشخیص دهد. در حالی که بقیه روش‌ها این قسمت را بسیار بزرگ از آنچه در تصویر اصلی است استخراج کرده‌اند و دلیل این اتفاق می‌تواند استفاده از فیلتر با اندازه یک در یک باشد که در داخل شبکه پیشنهادی به کار رفته است.

همچنین در شکل هشت تصویر استخراج سه قسمت مورد نظر که در بالا اشاره شد هر کدام به تنهایی آورده شده است. از روی شکل نیز معلوم می‌باشد که شبکه پیشنهادی در بخش تشخیص قسمت غیرافزایشی و بافت مرده هسته تومور عملکرد ضعیف‌تری نسبت به تشخیص کل تومور و قسمت افزایشی تومور دارد. علت این اتفاق می‌تواند در تشخیص قسمت غیرافزایشی تومور باشد که

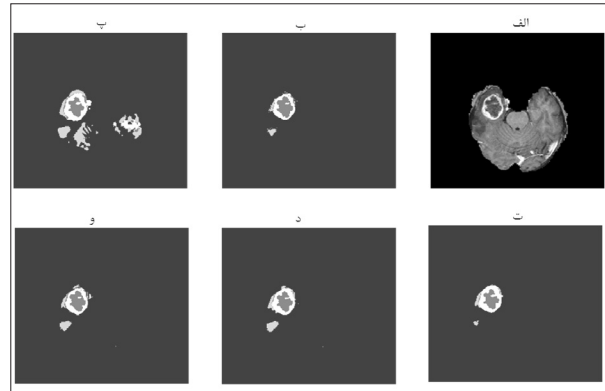


شکل ۸: استخراج قسمت‌های مختلف تومور با روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. در تصویر بالا: الف) تصویر اصلی قسمت غیرافزایشی و بافت مرده هسته تومور، ب) قسمت غیرافزایشی و بافت مرده هسته تومور که با شبکه پیشنهادی استخراج شده است، پ) تصویر اصلی قسمت افزایشی تومور، ت) قسمت افزایشی تومور که با شبکه پیشنهادی استخراج شده است، و) تصویر اصلی کل تومور و د) تصویر استخراجی کل تومور با شبکه پیشنهادی می‌باشند.

می‌تواند در تشخیص خودکار ضایعات مغزی موجود در تصویر تشدید یافته مغناطیسی بیماران در داخل کشور به کار گرفته شود و پزشک و بیمار را در تشخیص روش صحیح درمان آن یاری رساند.

#### منابع

- [1] Bakas, S., Reyes, M., Jakab, A., Bauer, S., Rempfler, M., Alessandro, C., et al. Identifying the best machine learning algorithms for brain tumor segmentation, progression assessment, and overall survival prediction in the BRATS challenge. arXiv [Preprint]. Arxiv: 1811.02629, 2018.
- [2] Zikic, D., Glocker, B., Konukoglu, E., Criminisi, A., Demiralp, C., Shotton, J., et al. "Decision forests for tissue-specific segmentation of high-grade gliomas in multi-channel MR," in International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (Nice), 369–376, 2012.
- [3] Lee, C.-H., Schmidt, M., and Murtha, A. "Segmenting brain tumors with conditional random fields and support vector machines," in International Workshop on Computer Vision for Biomedical Image Applications (Beijing), 469–478, 2005.
- [4] Kamnitsas, K., Ledig, C., Newcombe, V. F. J., Simpson,



شکل ۷: یک تصویر تشدید مغناطیسی از یک بیمار که با چهار روش تومور آن استخراج شده است. در تصویر بالا: الف) تصویر T1ce بیمار، ب) تصویر واقعی تومور که توسط کارشناسان استخراج شده است، پ) تومور استخراجی با شبکه U-Net یازده لایه‌ای، ت) تومور استخراجی با شبکه U-Net نه لایه‌ای، د) تومور استخراجی با روش وون و همکاران و و) تومور استخراجی با روش پیشنهادی در این مقاله می‌باشند.

لایه برای پیش بینی تومور مغزی استفاده گردید و نتایج نشان داد شبکه‌ای که نه لایه دارد عملکرد بهتری دارد. ولی مشکلی که وجود داشت این بود که این شبکه در تشخیص قسمت‌های کوچک تومور خوب عمل نمی‌کرد. به همین دلیل در هر لایه یک فیلتر با اندازه  $1 \times 1$  به شبکه اضافه شد و با این شبکه تصویر قسمت‌های مختلف تومور به دست آمد. نتایج نشان می‌دهد که ایده به کار رفته در این مقاله تا حدود زیادی عملکرد شبکه را در تشخیص قسمت‌های کوچک تومور محقق کرده است. شبکه پیشنهادی با دو شبکه U-Net و روش وون و همکاران مورد مقایسه قرار گرفت و نتایج نشان از برتری عملکرد شبکه پیشنهادی در مقایسه با دیگر شبکه‌ها داشت. البته شبکه پیشنهادی در تشخیص قسمت غیرافزایشی و بافت مرده هسته تومور نسبت به تشخیص قسمت‌های دیگر تومور مغزی عملکرد ضعیف‌تری داشت که در تحقیقات آینده به بررسی این موضوع خواهیم پرداخت. احتمالاً یکی از دلایل این اتفاق می‌تواند کمبود داده آموزشی در این قسمت تومور باشد که با جمع آوری داده‌های بیشتر می‌توان این مشکل را برطرف نمود. در انتها نیز نشان داده شد که شبکه پیشنهادی یک روش بهینه‌ای می‌باشد که همزمان با افزایش دقت استخراج تومور، سرعت پردازش بیشتری نیز نسبت به سه شبکه دیگر دارد. نتایج این تحقیق

CAI Brainlesion Workshop (Granada), 234–244, 2018.

[12] Kamnitsas, K., Bai, W., Ferrante, E., McDonagh, S., Sinclair, M., Pawlowski, N., et al. “Ensembles of multiple models and architectures for robust brain tumour segmentation,” in International MICCAI Brainlesion Workshop (Quebec, QC), 450–462, 2017a.

[13] Zahra Sobhaninia, SafiyehRezaei, AlirezaNoroozi, Mehdi Ahmadi, HamidrezaZarrabi, Nader Karimi, Ali Emami, ShadrokhSamavi. Brain Tumor Segmentation Using DeepLearning by Type Specific Sorting of Images. Computer Vision and Pattern Recognition (cs.CV); arXiv:1809.07786, 2018.

[14] Guotai Wang, Wenqi Li, Sebastien Ourselin, Tom Vercauteren. Automatic Brain Tumor Segmentation Using Cascaded Anisotropic Convolutional Neural Networks. in International MICCAI Brainlesion Workshop (Quebec, QC), 420–432, 2018.

[15] Li, Xiaomeng, et al. “H-DenseUNet: hybrid densely connected UNet for liver and tumor segmentation from CT volumes.” IEEE transactions on medical imaging 37.12: 2663–2674, 2019.

[16] Kingma, D., Ba, J.: Adam: A Method for Stochastic Optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2014.

[17] D. Kwon et al., “Combining generative models for multifocal glioma segmentation and registration,” in Medical Image Computing and Comput.-Assisted Intervention-MICCAI. New York: Springer, 2014, pp. 763–770, 2014.

J. P., Kane, A. D., Menon, D. K., et al. Efficient multi-scale 3D CNN with fully connected CRF for accurate brain lesion segmentation. Med. Image Anal. 36, 61–78, 2017b.

Kadkhodaei, Mahsa, et al. “Automatic segmentation of multimodal brain tumor images based on classification of super-voxels,” IEEE 38th Annual International Conference of the Engineering in

[5] Medicine and Biology Society (EMBC), pp. 5945–5948, 2016.

[6] Stupp R. Malignant glioma: ESMO clinical recommendations for diagnosis, treatment and follow-up. Ann Oncol; 18(Suppl 2):69–70, 2007.

[7] Menze, B. H., Jakab, A., Bauer, S., Kalpathy-Cramer, J., Farahani, K., Kirby, J., et al. The Multimodal Brain Tumor Image Segmentation Benchmark (BRATS). IEEE Trans. Med. Imaging 34, 1993–2024, 2015. doi: 10.1109/TMI.2014. 2377694

[8] Bakas, S., Akbari, H., Sotiras, A., Bilello, M., Rozycki, M., Kirby, J. S., et al. Advancing the cancer genome atlas glioma MRI collections with expert segmentation labels and radiomic features. Nat. Sci. Data 4:170117, 2017b.

[9] Menze, B. H., Van Leemput, K., Lashkari, D., Weber, M.-A., Ayache, N., and Golland, P. “A generative model for brain tumor segmentation in multimodal images,” in International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (Beijing), 151–159, 2010.

[10] Havaei, M., Davy, A., Warde-Farley, D., Biard, A., Courville, A., Bengio, Y., et al. Brain tumor segmentation with deep neural networks. Med. Image Anal. 35, 18–31, 2016.

[11] Isensee, F., Kickingereder, P., Wick, W., Bendszus, M., and Maier-Hein, K. H. “No new-net,” in International MIC-

## جدیدترین کتاب از انتشارات انجمن انفورماتیک ایران منتشر شد!

# کار عمیق

برای تهیه کتاب با دفتر انجمن انفورماتیک ایران

تماس بگیرید ۶۶۴۱۲۸۶۱

## چاپ پنجم

