

# تشخیص تومور مغزی در تصاویر MRI سه بعدی با اعمال آنروپی کاپور و الگوریتم انباشتن دانه‌ای

مصطفی نظام‌زاده قرا<sup>۱</sup>، وحید مهرداد<sup>۲</sup>

## چکیده

تومور مغزی یکی از عوامل مهم در مرگ و میر است به همین منظور تشخیص به‌موقع و مناسب برای درمان تومور ضروری است. در این پژوهش از تصاویر سه بعدی برای تشخیص تومور استفاده می‌گردد. تصاویر سه بعدی دارای عمق می‌باشند و از این جهت، نقاط کوری که ممکن است در تصاویر دوبعدی پنهان بماند را می‌توان مشاهده نمود. در این مقاله یک روش آستانه‌گیری با استفاده از آنروپی کاپور برای تشخیص تومور مغزی در تصاویر MRI سه بعدی ارائه می‌شود. در روش پیشنهادی ابتدا به منظور متمایز ساختن ناحیه تومور، تصاویر به صورت سه بعدی نرمالیزه می‌گردند که این مزیت را دارد سطح روشنایی تومور نسبت به بقیه نقاط مغز روشن‌تر شود. در مرحله بعد تصویر سه بعدی در سه جهت برش داده شده و به تصاویر دوبعدی تبدیل می‌گردد. با اعمال دو مرحله آنروپی کاپور به تصاویر دوبعدی ناحیه تومور به همراه نقاطی که سطح روشنایی بالاتری نسبت به مقدار آستانه دارند جدا می‌شوند. برای حذف نقاط اضافی ابتدا با روی هم قرار دادن تصاویر دوبعدی، تصویر سه بعدی ساخته شده، سپس با استفاده از فیلتر مورفولوژی سه بعدی و الگوریتم انباشتن دانه‌ای ناحیه تومور به صورت سه بعدی استخراج می‌گردد. از مزایای روش پیشنهادی حذف نواحی زائد با حفظ ناحیه تومور و پوشش تمام زوایای تومور در سه جهت می‌باشد. برای نشان دادن کارآمدی روش پیشنهادی از مجموعه پایگاه داده BRATS استفاده گردید که نتایج ارزیابی برای تشخیص تومور با ارزیابی ضریب تشابه، حساسیت و خاصیت به ترتیب ۰٫۹۴۰۷ و ۰٫۹۲۳۵ و ۰٫۹۹۹ بدست آمد که نسبت به روش‌هایی که ارائه شده دارای عملکرد بهتری است.

## کلیدواژه‌ها

MRI سه بعدی، مورفولوژی سه بعدی، الگوریتم انباشتن دانه‌ای، آنروپی کاپور

## مقدمه

کاربردها، از جمله تشخیص و بخش‌بندی و طبقه‌بندی تومور مغزی نقش اساسی دارد [۱].

در فرآیند تشخیص سرطان، بخش‌بندی سریع با دقت بالا اهمیت زیادی در درمان تومور مغزی دارد. قسمت‌بندی تومور مغزی به صورت دستی، دشوار است، بنابراین نیاز است این کار به صورت خودکار انجام پذیرد [۲]. گلیوما شایع‌ترین نوع تومور مغزی است که با توجه به میزان رشد آن به دو نوع گلیوما درجه بالا (HGG)<sup>۱</sup> و گلیوما درجه پایین (LGG)<sup>۲</sup> تقسیم می‌شود [۳]. با توجه به اینکه تشخیص به موقع تومور گلیوما می‌تواند

در پردازش تصویر یکی از مواردی که به طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرد، تقسیم‌بندی و طبقه‌بندی تصویر است. در بسیاری از

این مقاله در مرداد ماه سال ۱۴۰۰ دریافت، در شهریورماه بازننگری و در مهر ماه همان سال پذیرفته شد.

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری مهندسی برق-الکترونیک، دانشگاه لرستان.

رایانامه: [nezamzadeh.mo@fe.lu.ac.ir](mailto:nezamzadeh.mo@fe.lu.ac.ir)

<sup>۲</sup> گروه مهندسی برق دانشگاه لرستان.

رایانامه: [mehرداد.v@lu.ac.ir](mailto:mehرداد.v@lu.ac.ir)

<sup>۱</sup> High grade glioma

<sup>۲</sup> Low grade glioma

استخراج می‌گردد [۸]. در رویکرد دیگر الگوریتمی که مبتنی بر آنتروپی کاپور<sup>۶</sup> است برای یافتن مرزهای تومور ایجاد ارائه شده که به وسیله جستجوی فاخته بهینه‌سازی می‌شود و پیکسل‌های ناخواسته در تصاویر حذف می‌شوند است. پس از آن فیلترهای بازسازی مورفولوژیکی اعمال می‌شود. از مزایای این روش این است که محل نواحی تومور به سرعت پیدا می‌شود، حتی اگر در شدت تصاویر تغییراتی ایجاد شود و مرزها مشخص نباشد [۹]. Rajinikanth و همکاران یک روش بخش‌بندی با اعمال آستانه چند سطحی با استفاده از آنتروپی تساللیس<sup>۷</sup> و الگوریتم جستجوی فاخته به تصویر ارائه دادند که با اعمال فیلتر و عملکرد مورفولوژیکی تصویر بهبود می‌یابد. نهایتاً، با استفاده از تکنیک تنظیم سطح منظم تقسیم‌بندی صورت می‌گیرد [۱۰]. برای تشخیص تومور از تصاویر MRI سه بعدی نیز روش‌های مختلفی ارائه شده است. یکی از این رویکردها تقسیم خودکار ضایعات مغزی توسط شبکه عصبی کانولوشن<sup>۸</sup> CNN است. از CNN سه بعدی برای تقسیم‌بندی نرم بسیار دقیق استفاده می‌شود [۱۱].

Mlynarski و همکاران نیز از CNN سه بعدی برای بخش‌بندی تومور استفاده نمودند. در روش پیشنهادی یک معماری شبکه با زیر شبکه‌های خاص در مرحله آموزش به منظور غلبه بر مشکل از دست رفتن توالی‌های MR ارائه گردید. برای غلبه بر محدودیت‌های انتخاب‌های خاص معماری شبکه عصبی، یک فرایند تصمیم سلسله مراتبی نیز توصیف شده است [۱۲]. Zhou و همکاران برای تشخیص ناحیه تومور در تصاویر سه بعدی یک روش همجوشی مبتنی بر مکانیسم توجه و قیود زمینه ارائه نمودند. روش پیشنهادی به وسیله دو شبکه U-net و یک شبکه همجوشی مبتنی بر مکانیسم توجه تومور مغزی را بخش‌بندی می‌کند [۱۳].

روشی که در این پژوهش به منظور افزایش دقت تشخیص از تصاویر MRI سه بعدی استفاده می‌شود برش در سه جهت محور مختصاتی می‌باشد. برخلاف برش در یک جهت، برش در سه جهت محور مختصات این امکان را می‌دهد که اطلاعاتی که با برش در یک جهت از بین رفته‌اند در جهت دیگر بازیابی شوند. در روش پیشنهادی به دلیل اینکه ناحیه تومور دارای شدت روشنایی بالاتری می‌باشد، به وسیله آنتروپی کاپور طی دو مرحله آستانه‌گیری انجام می‌گیرد تا ناحیه تومور جداسازی شود. به منظور حذف نواحی اضافی که با آستانه‌گیری بدست می‌آید از مورفولوژی سه بعدی و الگوریتم انباشتن دانه‌ای استفاده می‌شود تا ناحیه تومور بدون تغییر استخراج گردد.

در ادامه در بخش ۲ مروری بر کارهای گذشته مورد اشاره قرار می‌گیرد، در بخش ۳ روش پیشنهادی توضیح داده می‌شود، در بخش ۴ پایگاه داده معرفی، در بخش ۵ نتایج شبیه‌سازی و در بخش ۶ نتیجه‌گیری ارائه می‌گردد.

کمک زیادی به درمان بیماران کند، عمدتاً محققان بر تقسیم‌بندی تومور مغزی تمرکز دارند [۴]. برای تشخیص سرطان مغز از تصاویر سی‌تی‌اسکن (CT-Scan)<sup>۱</sup> و تصاویر تشدید مغناطیسی (MRI)<sup>۲</sup> استفاده می‌شود. تصاویر MRI دقت بالایی دارند و ساختار مغز را نسبت به تصاویر سی‌تی‌اسکن بهتر نشان می‌دهند. در تصاویر MRI، تصویر برداری از خواص مغناطیسی طبیعی بدن برای تهیه تصاویر با دقت بالا در هر بافت از بدن استفاده می‌گردد [۵]. با توجه به اینکه چه دنباله پالسی انتخاب شود، چند روش اسکن برای تصویربرداری MRI وجود دارد. وزن دهی T1<sup>۳</sup> و وزن-دهی T2<sup>۴</sup> و FLAIR<sup>۵</sup> مهم‌ترین روش‌های اسکن می‌باشند. در وزن-دهی T1 بافت آب نسبت به چربی تیره‌تر، در وزن‌دهی T2 چربی نسبت به آب تیره‌تر و در تصاویر FLAIR که بیشتر برای اسکن مغز به کار برده می‌شود ضایعات مغز که در تصاویر T2 پنهان می‌باشد نشان داده می‌شود [۶].

دستگاه تصویربرداری MRI همچنین توانایی عکس‌برداری سه بعدی را داراست. تصاویر دو بعدی از آن جهت که فقط در دو جهت دارای مقدار هستند بخوبی ناحیه مغز را نشان نمی‌دهند و تجسم کاملی از مغز به وجود نمی‌آورند. در تصاویر دو بعدی امکان آن نیز وجود دارد که نتوان نقاط کوری در تصویر مغز وجود داشته باشد را به درستی تشخیص داد. با توجه به اینکه مغز بسیار حساس بوده و باید تشخیص ناحیه تومور با دقت بسیار بالا انجام پذیرد از تصاویر سه بعدی اسکن مغز استفاده می‌شود. تصاویر سه بعدی در سه جهت دارای مقدار می‌باشند و درک کاملی از ناحیه مغز به متخصص برای تشخیص می‌دهد. تجسم و مشاهده تصویر در سه بعد به جای دو بعد این امکان را می‌دهد که تغییرات در شکل بدن و پیش‌بینی حالت آن را بهتر و با دقت بالاتر انجام داد.

روش‌ها و الگوریتم‌های زیادی برای بخش‌بندی و تقسیم تصاویر وجود دارد که با استفاده از این روش‌ها ناحیه تومور تشخیص داده و تقسیم‌بندی می‌شود. یکی از این روش‌ها، استفاده از آستانه‌گذاری برای جداسازی ناحیه تومور است. در روشی که در مرجع [۷] پیشنهاد شده ابتدا با استفاده از عملگرهای مورفولوژی ناحیه مجموعه حذف و با استفاده از آستانه‌گذاری و اعمال به تصویر ناحیه تومور استخراج می‌شود. در نهایت با اعمال فیلتر میانه‌گیر تصویر نهایی تومور بدست می‌آید. روش دیگری که برای بخش‌بندی تصاویر شامل تومور مغزی ارائه شده است روش رشد ناحیه‌ای است. در این روش ابتدا از یک فیلتر انتشار ناهمسانگرد برای حفظ اطلاعات لبه استفاده شده، پس از آن با ارائه یک مدل جدید دو عنصر شیب و واریانس اضافه می‌شوند و یک آستانه بدست می‌آید. در مرحله رشد ناحیه، آستانه به تدریج افزایش یافته و کانتور بدست می‌آید و از طریق بهینه‌سازی مدل ناحیه تومور

<sup>1</sup> computed tomography scan

<sup>2</sup> Magnetic resonance imaging

<sup>3</sup> T1 - weighted

<sup>4</sup> T2-weighted

<sup>5</sup> Fluid Attenuated Inversion Recovery

<sup>6</sup> Kapur's entropy

<sup>7</sup> Tsallis entropy

<sup>8</sup> Convolutional neural networks

## مروری بر کارهای گذشته

برای حذف نویز استفاده نمودند. پس از حذف نویز با استفاده از خوشه‌بندی میانگین شیف‌یافته تصویر تومور تقسیم‌بندی می‌گیرد. سپس تصویر تقسیم شده با استفاده از ماتریس همزمانی سطح خاکستری استخراج ویژگی صورت می‌پذیرد و با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) تشخیص تومور انجام می‌شود [۲۰]. در مقاله‌ای که توسط Devkota و همکاران ارائه شده از بازسازی مورفولوژی ریاضی برای تقسیم‌بندی تومور استفاده شده است. ابتدا با استفاده از فیلتر میانه حذف نویز صورت می‌پذیرد و سپس با استفاده از عملیات مورفولوژی ریاضی تصویر تقسیم‌بندی و ویژگی‌های بافتی و آماری استخراج می‌شود. سپس عملیات کاهش ویژگی بر روی آن اعمال می‌گردد و نهایتاً طبقه بندی توسط ماشین بردار پشتیبان انجام می‌پذیرد [۲۱]. روشی دیگری که توسط Hu و همکاران ارائه شده مبتنی بر شبکه عصبی حلقوی چند آبخاری (MCCNN)<sup>۶</sup> است. از MCCNN برای مراقبت از چندین وابستگی پیکسل محلی و ویژگی‌های چند مقیاس تصاویر MRI سه‌بعدی استفاده شده است و سپس برای تصحیح نتایج به دست آمده، فیلدهای تصادفی شرطی کاملاً متصل را به کار بردند که لبه‌های تومور را نرم و صاف می‌کند. نتایج تجربی در مجموعه داده‌های BRATS مورد بررسی قرار گرفته است [۲۲]. Raja و همکاران روشی مبتنی بر خوشه‌بندی فازی بیزین (BFC)<sup>۷</sup> برای تشخیص تومور ارائه دادند. در روش پیشنهادی ابتدا با استفاده از فیلتر میانگین‌گیر غیرمحلی پیش‌پردازش انجام شده و پس از آن الگوریتم خوشه‌بندی فازی بیزی اعمال می‌گردد. در مرحله بعد با استفاده از روش تبدیل پراکنندگی و آنتروپی تسالیس استخراج ویژگی انجام می‌گیرد. در مرحله آخر با استفاده از یک روش ترکیبی رمزگذار خودکار مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی جایا (JOA)<sup>۸</sup> با رگرسیون سافت‌مکس<sup>۹</sup> طبقه‌بندی تومور صورت می‌پذیرد [۲۳]. Tripathi و همکاران برای تقسیم‌بندی تومور مغزی روش ترکیبی ارائه داده‌اند. این روش از مفهوم آستانه‌گیری اتسو و خوشه‌بندی k-means استفاده می‌کند و تومور را به سه دسته enhancing tumor, necrosis, non-enhancing تقسیم‌بندی می‌کند [۲۴]. در روشی که در مرجع [۲۵] ارائه شده برای قسمت‌بندی ناحیه تومور از خوشه‌بندی فازی سوپرپیکسل (SFC)<sup>۱۰</sup> با به‌کارگیری از روش بولتزمن شبکه‌ای (LB)<sup>۱۱</sup> استفاده شده است. در این روش ابتدا تصویر با استفاده از سوپرپیکسل تقسیم‌بندی می‌شود. سپس هیستوگرام تصویر تقسیم‌بندی شده محاسبه و با استفاده از آن یک عملگر خوشه‌بند فازی تعریف می‌شود. در مرحله بعد رابطه انرژی سطوح با استفاده از الگوریتم گرادیان کاهشی<sup>۱۲</sup> بدست آمده سپس با استفاده از روش بولتزمن

Hossam و همکاران برای تقسیم بندی تومور در تصاویر سه‌بعدی، از الگوریتم K-means استفاده کردند. ابتدا الگوریتم پیشنهادی را بر روی تصاویر دوبعدی اعمال نمودند و تصویر به خوشه‌های مختلف تقسیم گردید و مشخصات هر خوشه و ناحیه تومور استخراج گردید. در نهایت با روی هم قرار دادن تصاویر، تصویر تومور سه‌بعدی را استخراج نمودند [۱۴]. Jiang و همکاران روشی برای تقسیم‌بندی تومور از طریق یادگیری ویژگی‌های خاص بیمار از روی تصاویر MRI و استفاده از برش گراف ارائه داده‌اند. در این روش احتمال اینکه پیکسل مورد نظر مربوط به تومور است یا غیر تومور به وسیله یک طبقه بند آموزش دیده شده تخمین زده می‌شود [۱۵]. رویکرد Abdel-Maksoud و همکاران برای تقسیم‌بندی تومور مغزی با استفاده از خوشه‌بندی K-means یکپارچه شده با الگوریتم FCM<sup>۱</sup> می‌باشد. ابتدا عملیات پیش‌پردازش بر روی تصویر انجام می‌گیرد و پس از آن با استفاده از خوشه‌بندی فازی مراکز خوشه مناسب یافت شده و بر اساس آن الگوریتم k-means اعمال می‌شود و در نهایت تومور استخراج می‌گردد [۱۶]. در تحقیقی که Kanas و همکاران برای تشخیص تومور مغزی انجام داده‌اند از الگوریتم گام تصادفی<sup>۲</sup> استفاده نمودند. در این روش بعد از پیش پردازش بر اساس شدت سطح خاکستری پیکسل بافت غیرطبیعی استخراج می‌شود. این مرحله شامل خوشه‌بندی بدون نظارت، تحلیل هیستوگرام، شدت و محدودیت مکانی است. در مرحله دوم یک چارچوب اصلاح شده الگوریتم گام تصادفی اعمال می‌شود تا قسمت‌های عادی و غیر-عادی بخش بندی شود [۱۷]. در پژوهشی که Bharath و همکاران انجام داده‌اند از الگوریتم جنگل تصادفی (RF)<sup>۳</sup> برای تقسیم‌بندی تومور از روی تصاویر MRI سه‌بعدی استفاده نمودند. این روش شامل دو مرحله است که در مرحله اول ناحیه تومور استخراج شده و در مرحله دوم تومور به سه ناحیه تقسیم می‌شود. این محققین از پایگاه داده BRATS 2017 برای ارزیابی روش خود استفاده کردند [۱۸]. Cabria و همکاران از یک روش ترکیبی بر مبنای قطعه بندی میدان پتانسیل (PFS)<sup>۴</sup> تشخیص تومور مغزی استفاده کردند. در این روش شدت روشنایی هر پیکسل به عنوان توده‌ای در نظر گرفته می‌شود که یک میدان پتانسیل ایجاد می‌کند. برای هر پیکسل میدان پتانسیل محاسبه گردید و اگر کوچکتر از یک آستانه تطبیقی باشد به عنوان ناحیه تومور در نظر گرفته می‌شود. نتایج روش پیشنهادی بر روی داده‌های BRATS مورد ارزیابی قرار گرفته و بیان شده است [۱۹]. Vallabhaneni و همکاران خوشه-بندی شیف‌متوسط را برای تشخیص تومور مغزی به کار بردند. در این رویکرد از روش مجموع متغیر تطبیقی لبه (EATVD)<sup>۵</sup>

<sup>6</sup> multi-cascaded convolutional neural network

<sup>7</sup> Bayesian fuzzy clustering

<sup>8</sup> jaya optimization algorithm

<sup>9</sup> softmax regression

<sup>10</sup> Superpixel Fuzzy Clustering

<sup>11</sup> Lattice Boltzmann

<sup>12</sup> gradient descent

<sup>1</sup> Fuzzy C-means

<sup>2</sup> Random Walker

<sup>3</sup> Random Forest

<sup>4</sup> Potential Field segmentation

<sup>5</sup> Edge Adaptive Total Variation Denoising

دو سطحی برای جداسازی ناحیه تومور استفاده می‌شود نواحی از تومور که بالاترین سطح روشنایی را دارند استخراج می‌شوند و قسمت‌هایی از تومور تشخیص داده نمی‌شود. برای رفع این مشکل نواحی که در مرحله قبل جداسازی شده بود، از تصویر اصلی حذف شده و دوباره آنتروپی کاپور اعمال می‌گردد تا نقاطی از تومور که در مرحله قبل به جا مانده بود استخراج گردد. به همراه این تصاویر دوبعدی نقاطی از مغز که جزء ناحیه تومور نیستند نیز وجود دارد. روش استفاده شده در این پژوهش برای حذف نقاط اضافی استفاده از فیلتر مورفولوژی سه بعدی<sup>۱</sup> و جداسازی نواحی مجزا با استفاده از الگوریتم انباشتن دانه‌ای<sup>۲</sup> است. پس از اینکه دو مرحله مرحله آستانه گیری با استفاده از آنتروپی کاپور انجام شد تصاویر دوبعدی به همراه نقاطی اضافی ادغام شده و تصویر سه بعدی نواحی جدا شده تشکیل می‌گردد. با استفاده از فیلتر مورفولوژی سه بعدی تا حدودی نقاط اضافی حذف شده و سپس با استفاده از الگوریتم انباشتن دانه‌ای نواحی سه بعدی مجزا مشخص شده و بزرگترین ناحیه به عنوان تومور استخراج می‌گردد. حذف نقاط اضافی با این روش این مزیت را دارد که در مقایسه با روش مورفولوژی سایش و گسترش دوبعدی بخشی از ناحیه تومور از دست نمی‌رود. پس از آن تومور استخراج شده در سه جهت برش، با هم جمع می‌شوند و یک تومور متشکل از مجموع سه جهت برش را می‌دهد. با این روش به دلیل اینکه تومور مجموع، همه نواحی استخراج شده از هر سه جهت را داراست، نقاطی که در یک جهت برش پنهان مانده‌اند پوشش داده می‌شود. دیاگرام روش پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده شده است.

### ۱-۳ پیش پردازش

به دلیل اینکه تصاویر پایگاه داده ۱۶ بیتی می‌باشند و سطح روشنایی تصاویر بالاتر از ۲۵۵ می‌باشد، می‌بایست تصاویر پایگاه داده نرمالیزه<sup>۳</sup> شوند. نرمالیزه کردن هم بصورت دوبعدی و سه بعدی انجام می‌گردد. برای نرمالیزه کردن تصاویر دوبعدی هر مقدار سطح روشنایی در تصویر بر مقدار بیشینه سطوح روشنایی کل تصویر تقسیم و سپس در ۲۵۵ ضرب می‌گردد و مقادیر بین ۰ تا ۲۵۵ نرمالیزه می‌گردند.

همانگونه که شکل ۲ الف نشان می‌دهد در نرمالیزه کردن تصاویر دوبعدی مقدار شدت روشنایی بالایی وجود دارد که این شدت روشنایی بالا باعث تشخیص اشتباه می‌گردد. بنابراین برای رفع این مشکل از نرمالیزه سه بعدی استفاده می‌شود. در نرمالیزه سه بعدی مقدار بیشینه سطح روشنایی تصویر سه بعدی مغز محاسبه شده و کل تصویر بر مقدار بیشینه تقسیم شده و در نهایت همه مقادیر در ۲۵۵ ضرب می‌شود که در رابطه ۱ نمایش داده شده است.

شبکه ای این روابط محاسبه شده و در نهایت تصویر تومور قسمت بندی می‌گردد.

با توجه به مطالب ذکر شده یک رویکرد جدید برای استخراج و قسمت بندی ناحیه تومور در تصاویر سه بعدی ارائه شده است. همانطور که قبلاً ذکر شد تصاویر سه بعدی در مقایسه با تصاویر دوبعدی عمق تصویر را به خوبی نمایش می‌دهد و با توجه به حساسیت مغز و نیاز به دقت بالا استفاده از تصاویر سه بعدی برای تعیین ناحیه تومور ضروری می‌باشد. ابتدا تصاویر به صورت سه بعدی نرمالیزه شده تا ناحیه تومور نسبت به سایر نواحی مغز برجسته گردد. این کار باعث می‌شود نواحی تومور روشن تر از بقیه نواحی مغز شده و دقت تشخیص را بهبود بخشد. برای جداسازی ناحیه تومور که برجسته تر از سایر نواحی مغز است، آستانه گیری دو سطحی با استفاده از آنتروپی کاپور پیشنهاد شده است. به دلیل اینکه تصویر تومور دارای شدت روشنایی متفاوتی است، یک مرحله آستانه گیری تمامی نواحی تومور را مشخص نمی‌کند، بنابراین از دو مرحله آستانه گیری استفاده می‌شود تا تمام نواحی تومور شناسایی شود. با توجه به اینکه پس از آستانه گیری نواحی اضافی به همراه تومور در تصویر وجود دارد می‌بایست این نقاط حذف گردد. روشی که برای حذف این نواحی به کار برده شده استفاده از فیلتر مورفولوژی سه بعدی و الگوریتم انباشتن دانه‌ای است که بدون تغییر در شکل تومور نواحی اضافی را حذف می‌کند. در ادامه روش پیشنهادی به طور کامل تشریح می‌گردد.

### روش پیشنهادی

در بیشتر روش‌ها تشخیص تومور در تصاویر سه بعدی با برش این تصاویر در یک جهت و تبدیل آن به تصاویر دوبعدی انجام می‌پذیرد. در این پژوهش از هر سه جهت مختصاتی برای تشخیص تومور استفاده می‌گردد. تشخیص ناحیه تومور در یک جهت برش ممکن است برای همه تصاویر بخوبی انجام نگیرد و برخی اطلاعات تومور در تصویر از دست برود. به همین دلیل برای بهبود تشخیص ناحیه تومور از برش در سه جهت محور مختصات به جای برش در یک جهت به کار برده شد. برش تصویر در سه جهت این امکان را می‌دهد نقاطی که در یک جهت نمایان نشد در جهت دیگر بخوبی نشان داده می‌شود و دقت تشخیص افزایش می‌یابد. در روش پیشنهادی گام اول استانداردسازی صورت می‌گیرد. با توجه به اینکه تصاویر دارای مقادیر شدت روشنایی متفاوتی می‌باشند، می‌بایست مقادیر یکسان سازی شود. به همین منظور برای یکسان نمودن مقادیر شدت روشنایی، از نرمالیزه سه بعدی به جای نرمالیزه دوبعدی استفاده می‌شود تا ناحیه تومور نسبت به سایر نواحی روشن تر شود. در گام بعدی تصویر سه بعدی مغز در اسکن حالت flair، در سه جهت برش داده می‌شود. سپس با استفاده از آنتروپی کاپور آستانه‌ای برای هر تصویر دوبعدی در سه جهت برش بدست می‌آید و نواحی که سطح روشنایی بالاتر از آستانه بدست آمده دارند جداسازی می‌شوند. به دلیل این که از آستانه گیری

<sup>1</sup> 3D morphology

<sup>2</sup> flood-fill algorithm

<sup>3</sup> .Normalize

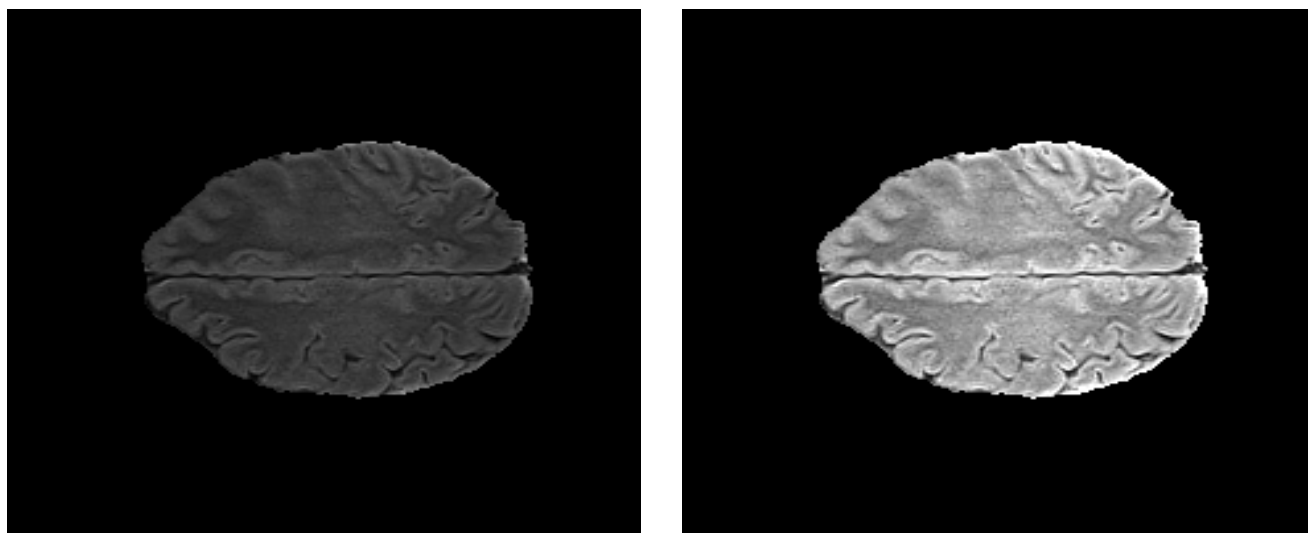


شکل ۱ بلوک دیاگرام روش پیشنهادی.

اساس احتمال سطح روشنایی تصویر انجام می‌گیرد، ناحیه تومور به اشتباه تشخیص داده می‌شود. شکل ۲. ب نیز برش دوبعدی نرمالیزه سه بعدی را نشان می‌دهد. در این تصویر سطح روشنایی کل مغز یکسان بوده و تشخیص اشتباه ناحیه تومور با آستانه‌گیری به حداقل می‌رسد

$$V_{out} = \frac{V}{\max V} \times 255 \quad (1)$$

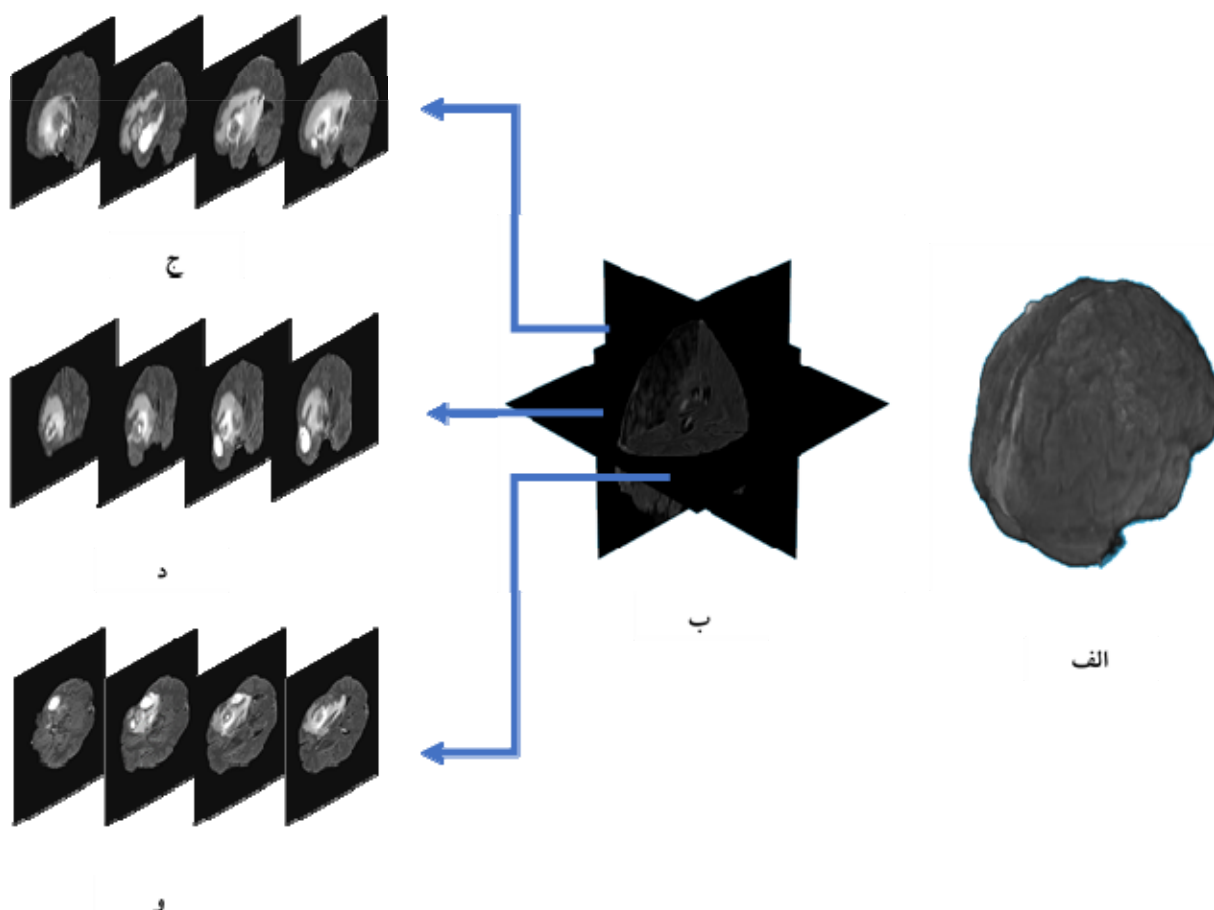
در این رابطه  $V$  تصویر سه بعدی ورودی،  $\max V$  مقدار بیشینه سطح روشنایی تصویر ورودی و  $V_{out}$  تصویر نرمالیزه سه بعدی است. در شکل ۲ تفاوت نرمالیزه دوبعدی و سه بعدی برشی از تصویر نرمالیزه شده سه بعدی نشان داده شده است. همانطور که در شکل ۲ الف مشاهده می‌شود در برش‌هایی از تصویر مغز که تومور وجود ندارد بالاترین میزان روشنایی تصویر برابر ۲۵۵ قرار گیرد و با توجه به اینکه آستانه گذاری و تشخیص خودکار تومور بر



الف

ب

شکل ۲ تفاوت نرمالیزه دو بعدی و سه بعدی. الف) نرمالیزه شده دو بعدی. ب) برشی از تصویر نرمالیزه سه بعدی



شکل ۳ برش تصویر سه بعدی مغز. الف) تصویر سه بعدی مغز. ب) نمایش تصویر مغز در سه جهت محور مختصات. ج) برش تصویر مغز در جهت محور  $x$ . د) برش تصویر سه بعدی مغز در جهت محور  $y$  و برش تصویر سه بعدی مغز در جهت محور  $z$ .

$$P_i = \frac{h_i}{\sum_{i=j}^{L-1} h_i} \quad (2)$$

که در رابطه ذکر شده  $P_i$  احتمال رخداد یک پیکسل و  $h_i$  تعداد پیکسل‌ها با سطح خاکستری  $i$  و  $\sum_{i=0}^{L-1} h_i$  مجموع تعداد پیکسل‌ها در تصویر است. مقدار آنتروپی نیز از رابطه ۳ و ۴ قابل محاسبه است. [۲۶].

$$H_0 = - \sum_{i=0}^{c_f-1} \left( \frac{p_i}{w_0} \right) \ln \left( \frac{p_i}{w_0} \right), w_0 = \sum_{i=0}^{c_f-1} p_i \quad (3)$$

$$H_f = - \sum_{i=c_f}^{c_f+c-1} \left( \frac{p_i}{w_f} \right) \ln \left( \frac{p_i}{w_f} \right), w_f = \sum_{i=c_f}^{c_f+c-1} p_i \quad (4)$$

در روابط بالا  $H_f$  و  $H_0$  بیانگر آنتروپی دو ناحیه،  $w_f$  و  $w_0$  مجموع احتمال رخداد پیکسل‌ها در دو ناحیه می‌باشند. در آستانه-گیری دو سطحی در معیار آنتروپی کاپور،  $f(t)$  در معادله ۵ باید بیشینه شود. به این ترتیب با بیشینه شدن مقدار آنتروپی هر ناحیه یک آستانه بدست می‌آید که مرز بین دو ناحیه را مشخص می‌کند.

$$f(t) = H_0 \mid H_f \quad (5)$$

با توجه به اینکه در تصاویر MRI ناحیه تومور دارای سطح روشنایی بالاتری است با اعمال آنتروپی کاپور و بدست آوردن آستانه تصویر، نواحی که دارای شدت روشنایی بیشتری از مقدار آستانه هستند جدا می‌شوند. آنتروپی کاپور به سه جهت برش اعمال می‌شود و برای هر جهت برش نواحی بالاتر از آستانه جداسازی می‌شود. شکل ۴ الف تصویر دوبعدی مغز در برش جهت z و شکل ۴ ب تومور استخراج شده پس از اعمال آنتروپی کاپور را نشان می‌دهد.

همانگونه که مشاهده می‌شود بعد از آستانه‌گیری اولیه تمامی نواحی تومور بخوبی استخراج نمی‌شود و اطلاعات نقاطی از تومور ازدست می‌رود. به منظور رفع این مشکل نواحی که با آستانه‌گیری استخراج شده‌اند در تصویر دوبعدی مغز حذف می‌گردد و مجدداً آنتروپی کاپور به تصویر اعمال می‌گردد و نواحی که در مرحله قبل جا مانده بود استخراج می‌گردد.

## ۲-۳ برش تصویر سه‌بعدی در سه جهت محور مختصاتی

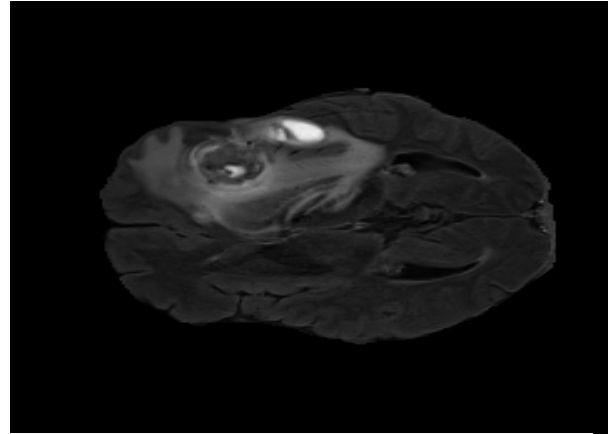
پس از اینکه تصاویر نرمالیزه شدند، برای استخراج تومور نیاز است که تصویر سه‌بعدی مغز به تصاویر دوبعدی تجزیه شود. همانگونه که قبلاً اشاره شد در برش تصویر سه‌بعدی مغز در یک جهت محور مختصاتی ممکن است همه نقاط تومور به خوبی نمایان نشود و برخی اطلاعات تومور ازدست برود. از مزایای استفاده از تصاویر سه‌بعدی در تشخیص تومور دسترسی به سه جهت تصویر مغز می‌باشد که می‌توان اطلاعات کاملی از مغز و تومور مغزی بدست آورد. به منظور بهبود تشخیص تومور در برش تصویر سه‌بعدی مغز در یک جهت، برش در سه جهت پیشنهاد می‌شود. برش در سه جهت به دلیل اینکه همه زوایای مغز را پوشش می‌دهد دقت تشخیص تومور را بالا برده و اگر چنانچه نقاطی از تومور در یک جهت برش پنهان بماند در جهت‌های دیگر پوشش داده شده و تشخیص کامل‌تری از ناحیه تومور بدست آید. همانگونه که در شکل ۳ مشاهده می‌شود در این مرحله هر تصویر سه‌بعدی، در سه جهت برش داده می‌شود. اندازه هر تصویر پایگاه داده  $240 \times 240 \times 155$  است. با برش در جهت محور x،  $240 \times 240 \times 155$  تصویر دوبعدی با اندازه  $240 \times 155$ ، برش در جهت محور y،  $240 \times 240 \times 155$  تصویر دوبعدی با اندازه  $240 \times 155$  و برش در جهت محور z،  $155 \times 240 \times 240$  تصویر دوبعدی با اندازه  $155 \times 240$  بدست می‌آید. شکل ۳ الف تصویر ورودی سه‌بعدی مغز، شکل ۳ ب تصویر مغز در سه جهت صفحه مختصات و شکل ۳ ج برش در جهت محور x، شکل ۳ د برش در جهت محور y و شکل ۳ و برش در جهت محور z را نشان می‌دهد.

## ۳-۳ آنتروپی کاپور

پس از تجزیه تصویر سه‌بعدی برای برای مجزا کردن ناحیه تومور نیاز است یک آستانه‌ای بدست آید و این آستانه به تصویر اعمال شود. یکی از روش‌هایی که برای مشخص کردن مقدار آستانه بهینه در بخش‌بندی تصاویر به کار برده می‌شود معیار آنتروپی کاپور است. آنتروپی طبق تعریف معیاری است که برای مشخص کردن میزان ابهام یا بی‌نظمی یک پدیده به کار برده می‌شود. در آنتروپی کاپور، در یک تصویر که دارای سطح خاکستری باشد احتمال وقوع هر سطح خاکستری از رابطه ۲ بدست می‌آید.



ب



الف

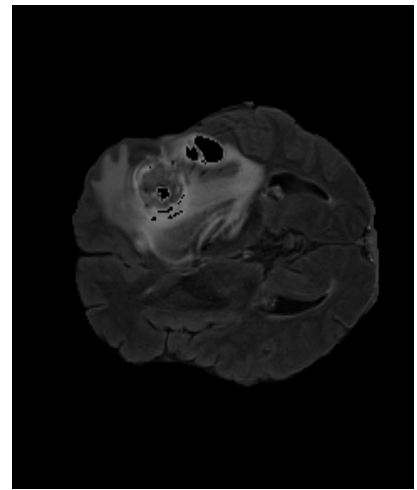
شکل ۴ آستانه گیری با آنتروپی کاپور. الف) تصویر دوبعدی مغز. ب) جداسازی نواحی آستانه گیری شده.



ج



ب



الف

شکل ۵ اعمال مجدد آنتروپی کاپور. الف) حذف نقاط بدست آمده از مرحله اول در تصویر دوبعدی مغز. ب) جداسازی نواحی آستانه-گیری شده با اعمال مجدد آنتروپی کاپور. ج) مجموع نواحی استخراج شده.



ب



الف

شکل ۶ اعمال فیلتر مورفولوژی دوبعدی. الف) تصویر تومور پس از اعمال فیلتر سایش. ب) تصویر تومور بعد از اعمال فیلتر گسترش

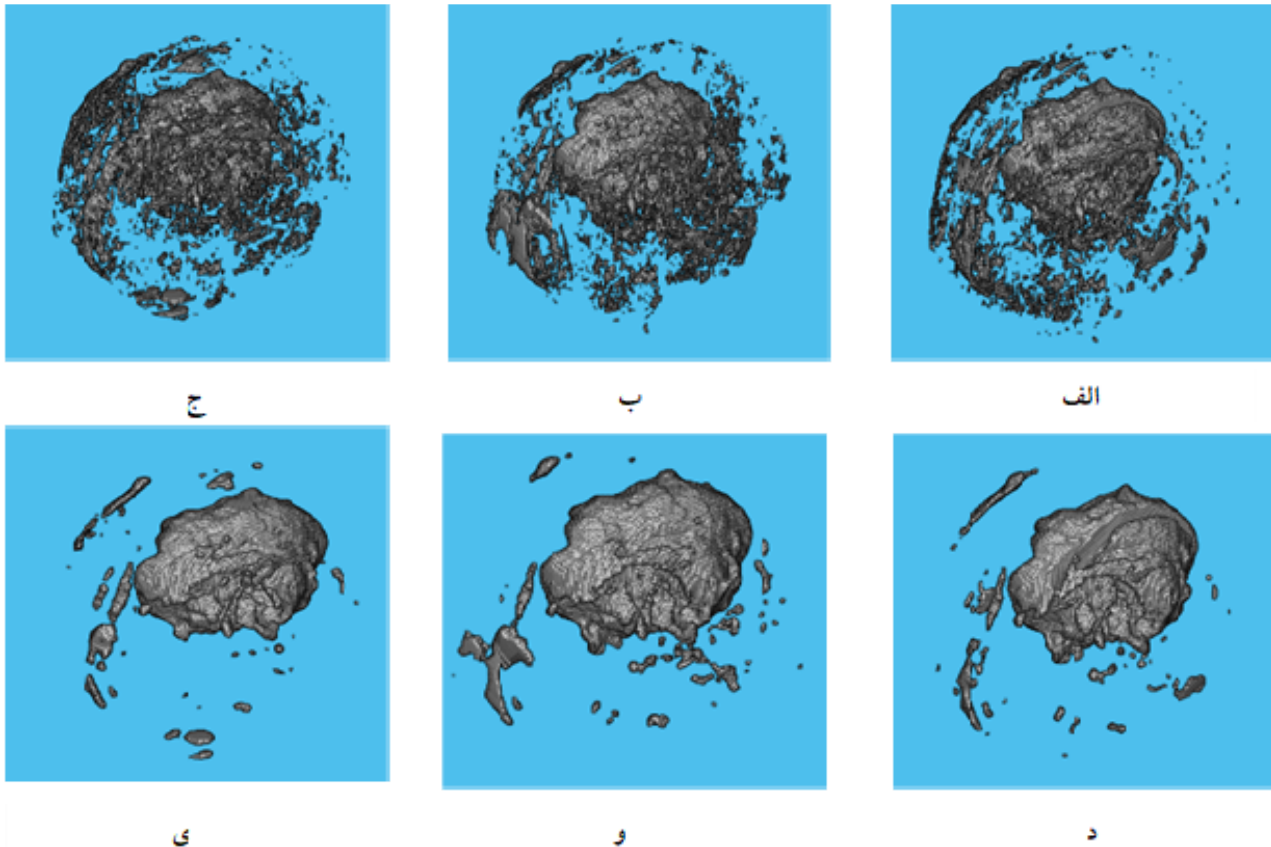


وجود دارند. برای حذف این نواحی اضافه فیلترهای مورفولوژی استفاده می‌گردد. در بخش ۳-۴ فیلترهای مورفولوژی و نحوه بکار بردن برای حذف نقاط اضافی توضیح داده شده است.

#### ۳-۴ فیلتر مورفولوژی

توابع مورفولوژیک در فرایندهای پردازش تصاویر و برای نمایش یا توصیف شکل کلی یک عارضه یا منطقه یا برای آشکارسازی مرزهای تصاویر استفاده می‌شوند. از نظر

شکل ۵. الف حذف نقاط بدست آمده در مرحله اول را نشان می‌دهد. با حذف این نقاط که شدت روشنایی بالاتری نسبت به بقیه نقاط تومور دارند، سایر نواحی با اعمال مجدد آنتروپی کاپور استخراج می‌شود که در شکل ۵. ب نمایش داده شده است. مجموع نواحی بدست آمده در این مرحله و در مرحله قبل و ناحیه تومور را مشخص می‌کند. شکل ۵. ج مجموع نواحی استخراج شده را نشان می‌دهد که ناحیه تومور بدست آمده از این طریق کامل تر از آستانه-گذاری یک مرحله‌ای با آنتروپی کاپور می‌باشد. همانطور که در تصاویر مشخص است به همراه نواحی تومور، نقاط اضافی نیز



شکل ۷ ادغام تصاویر دوبعدی و اعمال فیلتر مورفولوژی سه بعدی. الف) روی هم قرار دادن تصویر در جهت برش محور X. ب) روی هم قرار دادن تصویر در جهت برش محور Y. ج) روی هم قرار دادن تصویر در جهت برش محور Z. د) اعمال فیلتر مورفولوژی سه بعدی در جهت محور X. و) اعمال فیلتر مورفولوژی سه بعدی در جهت محور Y. ی) اعمال فیلتر مورفولوژی سه بعدی در جهت محور Z

در روابط بالا، A تصویر باینری و B ماسک اعمال شده فیلتر مورفولوژی می‌باشد. مراحل حذف نقاط اضافه با استفاده از فیلتر مورفولوژی بدین صورت است که ابتدا با استفاده از عملگر سایش، عمل سایش بر روی تصویر صورت می‌گیرد. شکل ۶. الف تصویر تومور بعد از اعمال فیلتر سایش را نشان می‌دهد. پس از انجام مورفولوژی سایش، عملگر گسترش به تصویر اعمال می‌شود و ناحیه تومور بازسازی می‌شود. در شکل ۶. ب نتیجه اعمال فیلتر گسترش نشان داده شده است. یکی از معایب اصلی این

فیزیکی، الگوریتم‌های مورفولوژی ریاضی مانند اتساع در تحلیل و استخراج ویژگی‌های فرمیک تصویر به کار می‌روند و امکان تحلیل نهایی و ادراک کلی روی شکل تصویر را ممکن می‌کنند [۲۷]. روابط شماره ۶ و ۷ به ترتیب مورفولوژی سایش و گسترش را نشان می‌دهند.

$$A \ominus B = (z | (B) \cap A^c \neq \emptyset) \quad (6)$$

$$A \oplus B = (z | (B) \cap A \neq \emptyset) \quad (7)$$

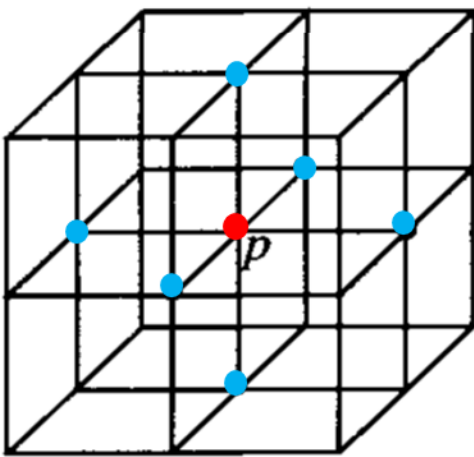
آنتروپی کاپور بر روی تصاویر دوبعدی مغز، تصاویر هر سه جهت برش به همراه نقاط اضافی به همان صورت که برش داده شده بودند ادغام شده و تصویر سه بعدی اولیه ناحیه تومور به همراه نقاط اضافی تشکیل می‌گردد که در شکل ۷ الف تا ج نشان داده شده است. به منظور حذف نقاط اضافی در این پژوهش از روش جداسازی نواحی سه بعدی مجزا استفاده می‌گردد.

همانطور که در شکل ۷ دیده می‌شود تصویر سه بعدی تومور دارای نقاط اضافی زیادی است و می‌بایست این نقاط اضافی تا حدودی کاهش یابد. برای کاهش نقاط اضافی فیلتر مورفولوژی

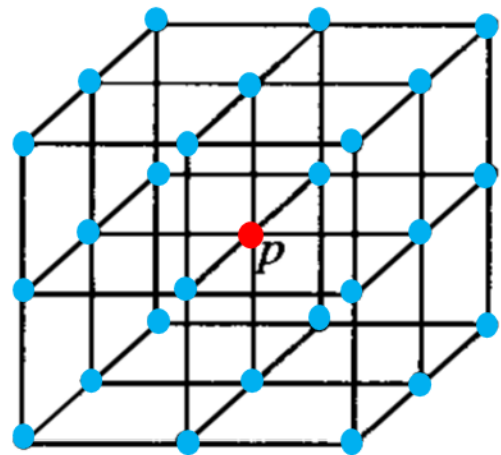
روش این است که در هنگام بازسازی لبه های تومور بطور کامل ساخته نمی‌شود و مقداری از پیکسل های تصویر از دست می‌رود. برای رفع این مشکل به منظور حذف نقاط اضافی، استفاده از فیلتر مورفولوژی سه بعدی و جدا کردن نواحی مجزا سه بعدی پیشنهاد می‌گردد.

### ۵-۱۳ ادغام تصاویر دو بعدی و اعمال مورفولوژی سه بعدی

برای جداسازی ناحیه تومور و حذف نقاط اضافی، شکل سه بعدی تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد. به این صورت که پس از اعمال



شکل ۹ یک وکسل و ۶ همسایگی آن.



شکل ۸ یک وکسل و ۲۶ همسایگی آن.

از الگوریتم انباشتن دانه‌ای برای جداسازی نواحی مجزا استفاده می‌گردد که در بخش ۳-۶ به آن پرداخته شده است [۲۸].

### ۶-۳ جدا کردن نواحی مجزا

در مرحله قبل با استفاده از مورفولوژی سه بعدی نقاط کوچک اضافی حذف گردید و برای اینکه ناحیه تومور بدون تغییر استخراج گردد نیاز است که نواحی مجزا مشخص شوند. برای جدا کردن نواحی مجزا تصویر از الگوریتم یافتن اجزای متصل<sup>۴</sup> استفاده می‌شود [۲۹]. مراحل پیدا کردن و برچسب گذاری نواحی جدا از هم به صورت زیر می‌باشد:

- ۱- پیدا کردن وکسلی که برچسب گذاری نشده.
- ۲- اعمال الگوریتم انباشتن دانه‌ای برای برچسب گذاری بر روی تمام اجزایی که حاوی وکسل مورد نظر باشند.
- ۳- مراحل ۱ و ۲ تا آنجا ادامه پیدا می‌کند که همه وکسل های تصویر برچسب زده شوند.

سه بعدی مورد استفاده قرار می‌گیرد. فیلتر مورفولوژی سه بعدی به کار برده شده، فیلتر اکثریت<sup>۱</sup> می‌باشد. در فیلتر اکثریت همانطور که در شکل ۸ مشاهده می‌شود، اگر وکسل<sup>۲</sup>  $p$  در تصویر سه بعدی باینری<sup>۳</sup> دارای اندازه ۱ باشد، چنانچه از ۲۶ وکسل همسایه آن تعداد وکسل هایی که مقدار ۱ دارند برابر یا بیشتر از ۱۴ باشد، وکسل  $p$  برابر ۱ مقدار دهی می‌شود در غیر این صورت مقدار آن به ۰ تغییر می‌یابد. این فیلتر دو مرحله بر روی کل تصویر سه بعدی تومور اعمال شده و با توجه به اینکه ناحیه تومور بزرگترین ناحیه در تصویر آستانه گیری شده است تغییری نمی‌کند و نواحی کوچک تا حدودی کاهش می‌یابد. تصاویر د، و، ی شکل ۷ نشان می‌دهد که با اعمال فیلتر مورفولوژی اکثریت در تصویر سه بعدی نقاط اضافی کاهش یافته است. پس از کاهش نقاط اضافی برای استخراج تومور می‌بایست سایر نواحی جدا شوند که برای این کار

<sup>1</sup> Majority

<sup>2</sup> Voxel

<sup>3</sup> Binary

<sup>4</sup> Connected components

همسایگی به آن متصل‌اند را برچسب زده می‌شوند. این عمل تا آنجا ادامه پیدا می‌کند که تمام نقاط متصل به پیکسل مورد نظر یافت شوند [۳۰]. در تصاویر باینری سه‌بعدی نیز این الگوریتم نقاط متصل به یک وکسل را پیدا می‌کند. در تصاویر سه‌بعدی باینری اگر نقطه  $p$  دارای مقدار ۱ باشد، ۶ همسایگی برای این وکسل در نظر گرفته می‌شود. شکل ۹، ۶ همسایگی وکسل  $p$  را نشان می‌دهد. در صورتیکه در وکسل  $p$ ، ۲ وجه همسایه به آن متصل باشند و مقدار ۱ داشته باشند بخشی از این ناحیه می‌باشند و برچسب گذاری می‌شوند. برای دو وجهی که برچسب گذاری شده‌اند نیز ۶ وکسل همسایه در ۶ وجه مورد بررسی قرار می‌گیرند. این روند تا آنجا ادامه می‌یابد تا تمام نقاط متصل برچسب گذاری شوند. بدین ترتیب یک ناحیه سه‌بعدی متشکل از نقاط متصل به وکسل مورد نظر بدست می‌آید.

پس از انجام الگوریتم ذکر شده نواحی مجزا در تصویر سه‌بعدی در سه جهت برش داده شده مشخص می‌شوند. جداسازی با این روش این مزیت را دارد که نواحی بدون اینکه تغییری در شکل آن‌ها ایجاد شود شناسایی می‌شوند. این امر در تشخیص ناحیه تومور بسیار مهم است و ناحیه تومور بدون تغییر در ساختار آن از سایر نواحی جداسازی می‌شود و موجب بهبود تشخیص می‌گردد.

### ۱-۶-۳ الگوریتم انباشتن دانه‌ای

الگوریتم انباشتن دانه‌ای در یک آرایه چندبعدی برای تعیین نقاط متصل به یک گره داده شده به کار برده می‌شود. این الگوریتم برای پر کردن نواحی هم‌رنگ و یا پیدا کردن قطعات استفاده می‌شود. در این الگوریتم یک پیکسل را انتخاب شده و پیکسل‌هایی که در



شکل ۱۰ انتخاب بزرگترین ناحیه به عنوان تومور . الف) انتخاب بزرگترین ناحیه در جهت برش X. ب) انتخاب بزرگترین ناحیه در جهت برش Y. ج) انتخاب بزرگترین ناحیه در جهت برش Z

### ۱-۷-۳ انتخاب ناحیه تومور

مختصاتی برش داده شده مشخص گردید، تصویر تومور در سه جهت با هم جمع شده و یک تصویر مجموع را تشکیل می‌دهند. تصویر مجموع، به دلیل اینکه شامل تمام زوایای برش داده می‌باشد کامل‌تر می‌باشد و تفاوت آن با برش در یک جهت این است که در صورتی که نقاطی از تومور در یک جهت برش جا بماند با برش در جهت‌های دیگر پوشش داده می‌شود. با استفاده از این روش دقت تشخیص تومور بالا می‌رود و نسبت به یک جهت برش می‌توان به نتایج بهتری دست یافت.

### ۴ پایگاه داده

در این پژوهش از مجموعه داده RATS2017 که شامل تصاویر MRI سه‌بعدی مغز می‌باشد استفاده شده است. این تصاویر شامل ۴ حالت اسکن الف) native (T1)، ب) پس کنتراست ((T1-weighted (T1Gd)، ج) T2-weighted (T2) و د) بازیابی وارونه تضعیف شده مایع (FLAIR) می‌-

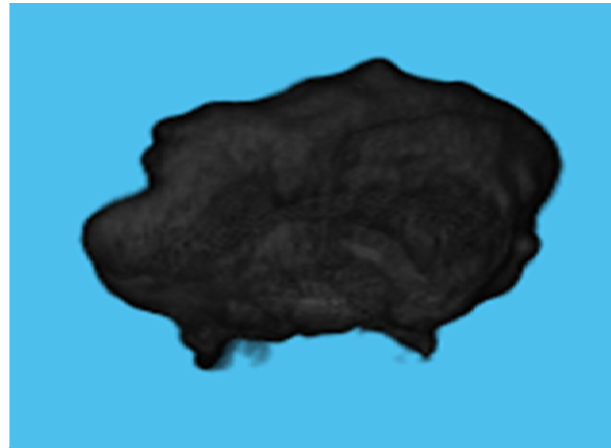
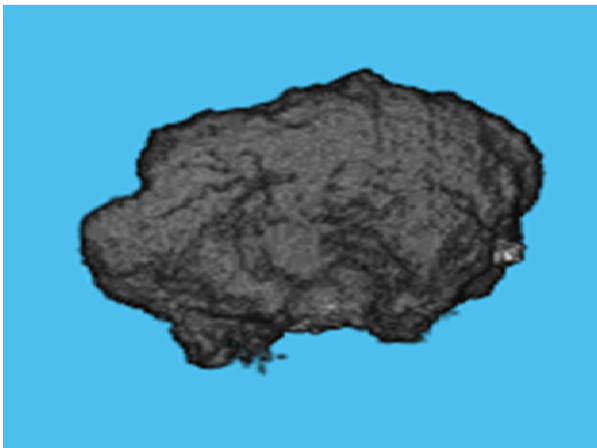
بعد از اینکه هر یک از نواحی مجزا مشخص گردید، می‌بایست ناحیه تومور تشخیص داده شده و استخراج گردد. همانطور که در بخش ۳-۱ توضیح داده شد نرمالیزه کردن سه‌بعدی باعث می‌شود ناحیه تومور نسبت به سایر نواحی مغز دارای سطح روشنایی بالاتری داشته باشند که با آستانه‌گیری به وسیله آنتروپی کاپور جدا می‌گردند. با آستانه‌گیری نقاطی از مغز که دارای سطح روشنایی بالاتر از آستانه می‌باشند جدا می‌شوند. این نواحی بصورت پیوسته در سه جهت نبوده و با اعمال مورفولوژی سه‌بعدی مجزا می‌گردند. با استفاده از الگوریتم انباشتن دانه‌ای حجم هر ناحیه محاسبه می‌گردد. نواحی اضافی به دلیل ناپیوسته بودن حجم کوچکتری نسبت به ناحیه تومور دارند. همان‌گونه که در شکل ۱۰ مشاهده می‌گردد ناحیه تومور به دلیل پیوسته بودن و یکپارچه بودن از سایر نواحی بزرگتر می‌باشد. برای انتخاب ناحیه تومور به شکل خودکار بزرگترین ناحیه مجزا بعنوان ناحیه تومور در هر سه حالت برش انتخاب می‌گردد. پس از اینکه ناحیه تومور در سه جهت محور

اسکن نوع T1gd نیز برای تشخیص ناحیه موثر یا فعال تومور مورد استفاده قرار می‌گیرد. لذا با توجه به هدف روش پیشنهادی که تشخیص کل ناحیه تومور در تصاویر MRI سه بعدی مغز می‌باشد و با توجه به اینکه فقط در اسکن نوع FLAIR کل تومور قابل مشاهده است در این کار از اسکن نوع FLAIR استفاده گردید.

## ۵ نتایج

تعداد ۹ تصویر سه بعدی برچسب گذاری شده در پایگاه داده که در بخش ۴ توضیح داده شده است، برای آزمایش روش پیشنهادی استفاده گردید. از بین داده های انتخاب شده ۶ تصویر از نوع گلیومای درجه بالا (HGG) و ۳ تصویر نیز از نوع گلیومای درجه

باشد که اندازه هر تصویر سه بعدی در این مجموعه (۲۴۰×۲۴۰×۱۵۵) است. تمام تصاویر پایگاه داده به صورت دستی تقسیم بندی شده که توسط رادیولوژیست های عصبی مجرب تایید شده است. قسمت بندی شامل ناحیه فعال تومور (ET-label4)، ناحیه تورم (label2-ED) و ناحیه بافت مرده و غیر موثر (NCR/NET-label 1) است. این مجموعه شامل دو دسته تومور، ۷۵ نفر با گلیومای درجه پایین (LGG) و ۲۱۰ نفر با گلیومای درجه بالا (HGG) است که دارای برچسب برای ناحیه تومور می‌باشند [۳۱]. طبق مطالب مقاله مرجع [۳۲]، که ناحیه تومور را به چند ناحیه قسمت بندی نموده است کل ناحیه تومور توسط اسکن نوع FLAIR قابل مشاهده است. ناحیه مرکز تومور که TC نامگذاری شده است با استفاده از اسکن حالت T2 تشخیص داده می‌شود. از



شکل ۱۱ ناحیه تومور نهایی. الف) مجموع نواحی تومور در سه جهت استخراج شده. ب) ناحیه تومور مشخص شده در پایگاه داده.

### الف

پایین (LGG) می‌باشد. در روش پیشنهادی به منظور استانداردسازی تصاویر از نرمالیزه سه بعدی استفاده گردید که در مقایسه با نرمالیزه دوبعدی ناحیه تومور را بهتر نسبت به سایر نواحی مغز برجسته می‌سازد. پس از نرمالیزه نمودن هر تصویر در سه جهت محور مختصات (x, y, z) تجزیه و به تصاویر دوبعدی تبدیل گردید. اندازه هر تصویر سه بعدی (۲۴۰×۲۴۰×۱۵۵) است که در جهت x، ۲۴۰ تصویر دوبعدی و در جهت y، ۲۴۰ تصویر دوبعدی و در جهت z نیز ۱۵۵ تصویر دوبعدی بدست آمد. پس از تجزیه تصویر سه بعدی به منظور بدست آوردن آستانه مناسب دو مرحله آنژیوپای کاپور به هر تصویر دوبعدی اعمال شد. دو مرحله آنژیوپای کاپور موجب می‌شود که دقت تشخیص تومور بیشتر شود. پس از جداسازی نواحی بدست آمده با آستانه گیری توسط آنژیوپای کاپور، به منظور حذف نقاط اضافی از شکل سه بعدی تصویر استفاده گردید. با روی هم قرار دادن تصاویر دوبعدی در هر جهت برش تصویر سه بعدی شامل تومور و نقاط اضافی بدست آمد که در ابتدا با استفاده از فیلتر مورفولوژی سه بعدی تعداد نواحی مجزا

### ب

کاهش یافت. پس از آن به منظور جداسازی ناحیه تومور از سایر نقاط الگوریتم انباشتن دانه‌ای مورد استفاده قرار گرفت و تصویر به نواحی مجزا تجزیه گردید. با توجه به اینکه ناحیه تومور به صورت یکپارچه است بزرگترین ناحیه به عنوان ناحیه تومور انتخاب گردید. به منظور پوشش نقاطی که ممکن است در یک جهت برش جا مانده باشد مجموع نواحی تومور بدست آمده در سه جهت برش جمع شده و یک ناحیه تومور مجموع بدست آمد. شکل ۱۱ الف ناحیه تومور نهایی با مجموع برش در سه جهت نشان داده شده است. شکل ۱۱ ب ناحیه تومور برچسب گذاری شده در پایگاه داده را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل ۱۱ مشاهده می‌شود تومور استخراج شده توسط روش پیشنهادی شباهت زیادی به ناحیه تومور داده شده در پایگاه داده دارد و این نشان دهنده دقت بالای روش پیشنهادی می‌باشد.

برای ارزیابی نتایج بدست آمده با روش پیشنهادی از معیارهای دقت، حساسیت، خاصیت و تشابه استفاده گردید. رابطه ۸ بیانگر دقت (Accuracy) می‌باشد که معیاری است برای نشان

همانگونه که در شکل ۴ نشان داده شد برخی نقاط تومور ممکن است تشخیص داده نشود. به همین منظور بعد از اعمال مرحله اول آنروپی کاپور و نواحی که آستانه گیری شده در تصویر اصلی حذف می‌گردد و دوباره آنروپی کاپور اعمال می‌گردد تا نواحی تومور با دقت بالاتری استخراج گردد. مجموع نواحی استخراج شده در مرحله اول و دوم اعمال آنروپی کاپور بهتری را نشان داد. جدول ۲ نتایج اعمال دو مرحله آنروپی کاپور را نشان می‌دهد. معیار ارزیابی ضریب تشابه Dice نشان می‌دهد که با اعمال دو مرحله آنروپی کاپور به تصویر تومور نتایج بهتری

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{FP+TN} \quad (9)$$

مشاهده گردید. همانگونه که در جداول ۱ و ۲ مشاهده می‌شود تومور مجموع دقت بالاتری نسبت به استخراج تومور در یک جهت برش دارد. در بعضی از تصاویر یک جهت برش دقت بالاتری را نشان داد که با مقایسه با سایر جهات و تومور مجموع، ناحیه‌ای که دقت بالاتری را در تشخیص تومور داشت به عنوان بهترین تصویر و تومور نهایی انتخاب گردید که این کار باعث افزایش دقت تشخیص تومور در روش پیشنهادی گردید.

در ادامه نتایج ضریب تشابه Dice و Jaccard بدست آمده را با نتایج سایر مراجع بصورت تصاویر دوبعدی مقایسه نموده که در جدول شماره ۳ و ۴ نشان داده شده است.

جدول ۱- مقایسه نتایج ارزیابی ناحیه تومور در جهت‌های مختلف و مجموع با اعمال یک مرحله آنروپی کاپور

جهت برش	خاصیت	حساسیت	دقت	تشابه dice ضریب
X	۰/۹۹۷	۰/۷۱۱	۰/۹۹۴	۰/۷۸
Y	۰/۹۹۹	۰/۸۰۲	۰/۹۹۵	۰/۸۵
Z	۰/۹۹۹	۰/۸۱	۰/۹۹۵	۰/۷۷
مجموع	۰/۹۹۹	۰/۸۵۲	۰/۹۹۶	۰/۸۷۴
بهترین تصویر	۰/۹۹۹	۰/۸۴۲	۰/۹۹۶	۰/۸۷۵

جدول ۲- مقایسه نتایج ارزیابی ناحیه تومور در جهت‌های مختلف و مجموع با اعمال دو مرحله آنروپی کاپور

جهت برش	خاصیت	حساسیت	دقت	ضریب تشابه dice
X	۰/۹۹۹	۰/۸۷۲	۰/۹۹۷	۰/۹۱
Y	۰/۹۹۹	۰/۹۰۵	۰/۹۹۷	۰/۹۳۲
Z	۰/۹۹۹	۰/۹۱۵	۰/۹۹۷	۰/۹۳۲
مجموع	۰/۹۹۹	۰/۹۳۸	۰/۹۹۷	۰/۹۳۸
بهترین تصویر	۰/۹۹۹	۰/۹۲۳	۰/۹۹۷	۰/۹۴

جدول ۳- مقایسه ضریب تشابه Dice پیشنهادی بصورت دوبعدی با سایر مراجع

روش SFCLB	روش VLS مرجع [۳۷]	روش GINC مرجع [۳۶]	روش LINC مرجع [۳۵]	روش LIC مرجع [۳۴]	شناسه تصویر و شماره برش تصویر
روش پیشنهادی [۲۵]	۰/۸۹۸۰	۰/۸۶۹۶	۰/۸۸۰۲	۰/۹۳۲۴	Brats17_CBICA_AAP_1_flair شماره برش: ۸۹
۰/۹۳۹۲	۰/۸۰۳۴	۰/۷۷۰۹	۰/۶۹۲۰	۰/۸۷۴۰	Brats17_TCIA_109_1_flair شماره برش: ۱۱۱

دادن این که نتایج تا چه اندازه درست می‌باشد. رابطه ۹ معیار خاصیت (Specificity) تعریف می‌شود که بیانگر نرخ پاسخ‌های منفی صحیح می‌باشد. رابطه ۱۰ نیز برای نشان دادن نرخ پاسخ‌های مثبت صحیح می‌باشد که حساسیت (Sensitivity) نام دارد. رابطه ۱۱ ضریب تشابه تاس (Dice) نامیده می‌شود که معیاری برای تشابه دو تصویر است. معیار دیگری که برای ارزیابی نتایج مورد استفاده قرار گرفت معیار تشابه (Jaccard) می‌باشد که در رابطه ۱۲ بیان شده است [۳۳].

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (8)$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (10)$$

$$\text{Dice} = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} \quad (11)$$

$$\text{Jaccard} = \frac{\text{Dice}}{2 - \text{Dice}} \quad (12)$$

TP: مجموع تعداد پیکسل‌هایی است که ناحیه تومور بوده و به درستی تشخیص داده شده است.

TN: مجموع تعداد پیکسل‌هایی است که جزء ناحیه تومور نبوده و درست تشخیص داده شده است.

FP: مجموع تعداد پیکسل‌هایی است که جزء ناحیه تومور نبوده ولی به اشتباه ناحیه تومور تشخیص داده شده است.

FN: مجموع تعداد پیکسل‌هایی است که جزء ناحیه تومور بوده ولی به اشتباه تشخیص داده نشده است.

روش پیشنهادی با قابلیت استخراج در سه جهت این امکان را می‌دهد که بهترین تصویر تومور را با توجه به جهت رشد تومور بدست آورد و نسبت به روش‌هایی که در یک جهت استخراج تومور انجام می‌گیرد، می‌توان نتایج بهتری را مشاهده نمود. ابتدا یک مرحله آنروپی کاپور به تصاویر دوبعدی اعمال می‌شود و نتایج با استفاده از معیارهای ارزیابی مورد آزمایش قرار می‌گیرد. جدول ۱ نتایج بدست آمده با اعمال یک مرحله آنروپی کاپور را نشان می‌دهد. در این جدول میانگین نتایج ارزیابی برای ۹ تصویر انتخاب شده محاسبه شده و به‌طور مجزا برای هر سه جهت برش و مجموع و بهترین تصویر آورده شده است. بهترین تصویر مقایسه معیارهای ارزیابی برای هر تصویر در سه جهت و مجموع می‌باشد و تصویر توموری که در مقایسه با سایر تصاویر عملکرد بهتری در معیارهای ارزیابی داشته باشد به عنوان بهترین تصویر انتخاب می‌گردد.

۰/۹۶۱۳	۰/۹۳۷۵	۰,۸۴۱۱	۰,۸۸۶۸	۰,۶۵۸۰	۰,۷۲۴۳	Brats17_CBICA_ABE_1_flair شماره برش: ۱۰۶
۰/۹۶۶۲	۰/۹۵۳۲	۰,۸۸۵۲	۰,۶۹۰۳	۰,۸۷۶۵	۰,۹۴۲۱	Brats17_CBICA_APY_1_flair شماره برش: ۹۶
۰/۹۷۵۳	۰/۹۵۹۷	۰,۸۷۹۴	۰,۸۷۰۷	۰,۸۹۴۵	۰,۹۵۶۱	Brats17_TCIA_419_1_flair شماره برش: ۷۳
۰/۹۶۱۰	۰/۹۲۸۴	۰,۸۸۶۱	۰,۸۲۵۰	۰,۸۷۸۶	۰,۹۱۰۷	Brats17_CBICA_AQO_1_flair شماره برش: ۱۰۲
۰/۹۷۶۹	۰/۹۴۶۹	۰,۹۰۸۳	۰,۸۹۶۹	۰,۹۲۲۰	۰,۹۲۷۹	Brats17_TCIA_419_1_flair شماره برش: ۶۳
۰/۹۷۳۴	۰/۹۶۸۲	۰,۹۳۶۲	۰,۹۳۳۰	۰,۹۵۴۰	۰,۹۶۷۷	Brats17_CBICA_ASV_1_flair شماره برش: ۹۹
۰/۹۸۶۱	۰/۹۷۹۸	۰,۹۴۹۴	۰,۹۲۹۳	۰,۹۷۸۸	۰,۹۷۶۰	Brats17_TCIA_642_1_flair شماره برش: ۱۰۴
۰,۹۷۳۶	۰/۹۰۷۰	۰,۸۵۰۳۴	۰,۷۷۳۷	۰,۸۵۴۳	۰,۹۰۲۸	Brats17_TCIA_175_1_flair شماره برش: ۹۹
۰/۹۵۸۲	۰/۹۱۸۲	۰,۸۰۳۴	۰,۵۳۴۷	۰,۶۹۰۷	۰,۹۰۱۸	Brats17_TCIA_175_1_flair شماره برش: ۱۱۰

جدول ۴- مقایسه ضریب تشابه Jaccard پیشنهادی بصورت دوبعدی با سایر مراجع

روش پیشنهادی	روش SFCLB مرجع [۲۵]	روش VLS مرجع [۳۷]	روش GINC مرجع [۳۶]	روش LINC مرجع [۳۵]	روش LIC مرجع [۳۴]	شناسه تصویر و شماره برش تصویر
۰/۸۸۵۴	۰/۸۹۷۳	۰/۸۱۴۹	۰/۷۶۹۳	۰/۷۸۶۰	۰/۸۷۳۳	Brats17_CBICA_AAP_1_flair شماره برش: ۸۹
۰/۹۰۸۵	۰,۸۱۹۰	۰,۶۷۱۴	۰,۶۲۷۲	۰,۵۲۹۰	۰,۷۷۶۲	Brats17_TCIA_109_1_flair شماره برش: ۱۱۱
۰/۹۲۵۴	۰,۸۸۲۴	۰,۷۲۵۷	۰,۷۹۶۶	۰,۴۹۰۲	۰,۵۶۷۸	Brats17_CBICA_ABE_1_flair شماره برش: ۱۰۶
۰/۹۳۴۶	۰,۹۱۰۶	۰,۷۹۴۲	۰,۶۹۰۳	۰,۷۸۰۱	۰,۸۹۰۴	Brats17_CBICA_APY_1_flair شماره برش: ۹۶
۰/۹۵۱۸	۰,۹۲۲۵	۰,۷۸۴۸	۰,۷۷۱۰	۰,۸۰۹۰	۰,۹۱۵۹	Brats17_TCIA_419_1_flair شماره برش: ۷۳
۰/۹۵۹۶	۰,۹۲۵۰	۰,۷۹۵۵	۰,۷۰۲۱	۰,۷۸۳۵	۰,۸۳۶۱	Brats17_CBICA_AQO_1_flair شماره برش: ۱۰۲
۰/۹۵۴۹	۰,۸۹۹۳	۰,۸۳۲۱	۰,۸۱۳۱	۰,۸۵۵۴	۰,۸۶۵۶	Brats17_TCIA_419_1_flair شماره برش: ۶۳
۰/۹۴۸۱	۰,۹۳۸۳	۰,۸۸۰۰	۰,۸۷۴۵	۰,۹۱۲۱	۰,۹۳۷۴	Brats17_CBICA_ASV_1_flair شماره برش: ۹۹
۰/۹۷۲۶	۰,۹۶۰۵	۰,۹۰۳۷	۰,۸۶۷۹	۰,۹۵۸۵	۰,۹۵۳۱	Brats17_TCIA_642_1_flair شماره برش: ۱۰۴
۰/۹۴۸۶	۰,۸۲۹۹	۰,۷۵۰۱	۰,۶۳۰۹	۰,۷۴۵۶	۰,۸۲۲۸	Brats17_TCIA_175_1_flair شماره برش: ۹۹
۰/۹۱۹۷	۰,۸۴۸۸	۰,۵۹۴۱	۰,۳۶۷۵	۰,۵۲۷۵	۰,۸۲۱۲	Brats17_TCIA_175_1_flair شماره برش: ۱۱۰

جدول ۵- مقایسه نتایج ضریب تشابه Dice با اعمال نوزهای مختلف با سایر مراجع

روش پیشنهادی	روش SFCLB مرجع [۲۵]	روش VLS مرجع [۳۶]	روش GINC مرجع [۳۵]	روش LINC مرجع [۳۴]	روش LIC مرجع [۳۳]	نویز اعمال شده
۰/۹۳۸۴	۰/۹۲۲۰	۰/۵۴۲۰	۰/۹۰۰۴	۰/۸۶۲۷	۰/۸۲۶۰	نویز نمک و فلغل %۱۰
۰/۹۱۶۳	۰/۹۱۷۰	۰/۷۰۲۹	۰/۸۷۲۷	۰/۷۹۹۴	۰/۷۶۳۵	نویز نمک و فلغل %۱۵
۰/۸۹۶۱	۰/۸۹۱۰	۰/۵۹۴۵	۰/۸۵۳۸	۰/۷۵۸۴	۰/۷۱۳۰	نویز نمک و فلغل %۲۰
۰/۸۹۶۱	۰/۸۹۳۵	۰/۶۰۹۲	۰/۷۳۵۳	۰/۶۸۷۶	۰/۶۷۳۵	نویز نمک و فلغل %۲۵

پیشنهادی برای نويز نمک و فلفل نسبت به روش‌های دیگر مقاوم‌تر است.

در جدول ۶ مقایسه نتایج ارزیابی کل ناحیه تومور با روش‌های سایر محققین انجام گرفته را نشان می‌دهد. با استفاده از روابط ۹ و ۱۰ و ۱۱ به ترتیب خاصیت، حساسیت و ضریب تشابه (dice) کل ناحیه تومور محاسبه می‌گردد. روش پیشنهادی به دلیل استفاده از دو مرحله آنتروپی کاپور بصورت کامل نواحی از مغز که تومور در آن قرار دارد تشخیص می‌دهد. نواحی تومور سطح روشنایی بالاتری نسبت به بقیه نقاط مغز دارند، با آستانه‌گیری توسط آنتروپی کاپور این نواحی جدا شدند که طی دو مرحله اعمال آنتروپی نواحی تومور بطور کامل استخراج گردید. علاوه بر این با برش در سه جهت محور مختصات نواحی تومور را بهتر و کامل‌تر پوشش داده شد. برای حذف نقاط اضافی نیز بدون اینکه شکل

آنتروپی کاپور ناحیه تومور گلیوما استخراج گردید که این عمل باعث کامل‌تر شدن تشخیص نواحی تومور گردید و با استفاده از فیلترهای مورفولوژی سه‌بعدی و الگوریتم انباشتن دانه‌ای نقاط اضافی حذف و ناحیه تومور مشخص گردید. مزیت این روش نسبت به روش‌های دیگر این است که تجزیه تصویر در سه جهت مختصات می‌باشد، که با توجه به جهت رشد تومور، برای تصاویر مختلف یک جهت دقت بالاتری دارد و نواحی که در برش جهت‌های دیگر از دست رفته بود در جهت دیگر پوشش داده می‌شود. از مزایای دیگر روش پیشنهادی جداسازی و حذف نقاط اضافی بدون تغییر در شکل تومور با استفاده از فیلتر مورفولوژی سه‌بعدی و الگوریتم انباشتن دانه‌ای می‌باشد که دقت تشخیص ناحیه تومور را افزایش داد. نتایج ارزیابی برای تشخیص تومور با ارزیابی ضریب تشابه Dice، حساسیت و خاصیت به ترتیب ۰,۹۴۰۷، ۰,۹۲۳۵ و ۰,۹۹۹ بدست آمد که نتایج بدست آمده عملکرد بهتر روش پیشنهادی را نسبت به روش‌های دیگر نشان می‌دهد.

## مراجع

- [1] Tiwari, A., Srivastava, S., Pant, M., "Brain tumor segmentation and classification from magnetic resonance images: Review of selected methods from 2014 to 2019," Pattern Recognition Letters, vol. 131, pp. 244-260, 2020.
- [2] Bauer, S., Wiest, R., Nolte, L.-P., Reyes, M., "A survey of MRI-based medical image analysis for brain tumor studies," Physics in Medicine & Biology, vol. 58, pp. R97, 2013.
- [3] Soltaninejad, M. et al., "Supervised learning based multimodal MRI brain tumour segmentation using texture features from supervoxels," Computer methods and programs in biomedicine, vol. 157, pp. 69-84, 2018.

همانگونه که مشاهده می‌شود در برش دوبعدی از تشخیص ناحیه تومور مورد مقایسه قرار گرفته که جز تصویر با شناسه Brats17\_CBICA\_AAP\_1\_flair که کمی پایین‌تر از روش مرجع [۲۵] است در بقیه تصاویر نتایج بهتری بدست آمد. نتایج نشان‌دهنده تشخیص بهتر و دقیق‌تر ناحیه تومور در روش پیشنهادی به دلیل استفاده از دو مرحله آنتروپی کاپور و سه جهت برش برای پوشش بیشتر نواحی تومور است.

در جدول ۵ به بررسی اثر نويز بر روی روش پیشنهادی پرداخته می‌شود. نويز نمک و فلفل ۱۰٪، ۱۵٪، ۲۰٪ و ۲۵٪ درصد به تصویر ورودی اعمال می‌شود و نتایج ضریب تشابه (Dice) محاسبه می‌گردد. همانگونه که در جدول ۶ مشاهده می‌شود، اعمال نويز نمک و فلفل تاثیر ناچیزی در نتیجه ارزیابی می‌گذارد و تنها در نويز فلفل و نمک ۱۵٪ مقداری از نتایج مرجع [۲۵] پایین‌تر می‌باشد. این جدول نشان می‌دهد که روش

جدول ۶-مقایسه نتایج ارزیابی کل ناحیه تومور با سایر مراجع

مرجع	خاصیت	حساسیت	ضریب تشابه Dice
[۳۸]	۰,۱۰۰	۰,۸۳	۰,۸۶
[۳۹]	۰,۹۷	۰,۸۶	۰,۷۳
[۴۰]	۰,۹۹۵	۰,۸۹۱	۰,۸۹
[۴۱]	۰,۹۹۴	۰,۸۷۹	۰,۸۷۷
[۴۲]	۰,۹۹	۰,۸۷	۰,۸۶
[۴۳]	۰,۹۹۵	۰,۸۹۵	۰,۹۰۱
[۲۵]	۰,۹۹۷۲	۰,۹۱۸۳	۰,۹۳۰۴
روش پیشنهادی	۰,۹۹۹	۰,۹۲۳۵	۰,۹۴۰۷

تومور تغییر کند با استفاده از ساختار سه‌بعدی تصویر و فیلتر مورفولوژی سه‌بعدی و با بکارگیری الگوریتم انباشتن دانه‌ای برای جداسازی ناحیه تومور تشخیص بهتری بدست آمد. همانطور که در جدول ۶ مشاهده می‌گردد نتایج ارزیابی حساسیت و ضریب تشابه نسبت به سایر روش‌ها برتری روش پیشنهادی در تشخیص تومور را نشان می‌دهد.

## ۶ بحث و نتیجه‌گیری

تشخیص و شناسایی تومور مغزی یکی از مهم‌ترین مراحل درمان این بیماری می‌باشد. با توجه به حساسیت و پیچیدگی بافت مغز تشخیص به موقع و سریع و با دقت بالا به درمان این بیماری کمک بسیار زیادی می‌کند. این تحقیق به منظور بالا بردن دقت تشخیص تومور در تصاویر MRI مغز انجام شده است. در این پژوهش طی دو مرحله تومور مغزی در تصاویر MRI سه‌بعدی شناسایی و سپس قسمت‌بندی شد. تصاویر سه‌بعدی این ویژگی را دارند که بطور کامل ناحیه مغز را نمایش دهند و در صورتی که در یک زاویه تصویر مبهم باشد با توجه به سه‌بعدی بودن تصویر از زوایای دیگر به ناحیه مبهم دسترسی پیدا کرد. ابتدا پس از پیش پردازش تصویر در جهت‌های مختلف تجزیه گردید و سپس با استفاده از دو مرحله

- brain tumor segmentation based on intensity modeling and 3D Random Walker*, Biomedical Signal Processing and Control, vol. 22, pp. 19–30, 2015.
- [18] Bharath, H. N., Coleman, S., Sima, D. M., Van Huffel, S., "Tumor segmentation from multimodal mri using random forest with superpixel and tensor based feature extraction," Springer, pp. 463–473, 2017.
- [19] Cabria, I., Gondra, I., "MRI segmentation fusion for brain tumor detection," Information Fusion, vol. 36, pp. 1–9, 2017.
- [20] Vallabhaneni, R. B., Rajesh, V., "Brain tumour detection using mean shift clustering and GLCM features with edge adaptive total variation denoising technique," Alexandria engineering journal, vol. 57, pp. 2387–2392, 2018.
- [21] Devkota, B., Alsadoon, A., Prasad, P. W. C., Singh, A. K., Elchouemi, A., "Image segmentation for early stage brain tumor detection using mathematical morphological reconstruction," Procedia Computer Science, vol. 125, pp. 115–123, 2018.
- [22] Hu, K. et al., "Brain tumor segmentation using multi-cascaded convolutional neural networks and conditional random field," IEEE Access, vol. 7, pp. 92615–92629, 2019.
- [23] Raja, P. M. S., "Brain tumor classification using a hybrid deep autoencoder with Bayesian fuzzy clustering-based segmentation approach," Biocybernetics and Biomedical Engineering, vol. 40, pp. 440–453, 2020.
- [24] Tripathi, P., Singh, V. K., Trivedi, M. C., "Brain tumor segmentation in magnetic resonance imaging using OKM approach," Materials Today: Proceedings, vol. 37, pp. 1334–1340, 2021.
- [25] Khosravianian, A., Rahmanimanesh, M., Keshavarzi, P., Mozaffari, S., "Fast level set method for glioma brain tumor segmentation based on Superpixel fuzzy clustering and lattice Boltzmann method," Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 198, pp. 105809, 2021.
- [26] Kapur, J. N., Sahoo, P. K., Wong, A. K. C., "A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram," Computer vision, graphics, and image processing, vol. 29, pp. 273–285, 1985.
- [27] Gonzalez, R. C., *Digital image processing using MATLAB*. 2004.
- [28] Nishio, K., Kabori, K. i., Kutsuwa, T., Nishikawa, Y., "A three-dimensional morphological filter using spatial partitioning representations," Electronics and Communications in Japan (Part II: Electronics), vol. 84, pp. 29–37, 2001.
- [29] Kong, T. Y., Rosenfeld, A., *Topological algorithms for digital image processing*. Elsevier, 1996.
- [30] Khudeev, R., "A new flood-fill algorithm for closed contour," IEEE, pp. 172–176, 2005.
- [4] Wang, Y., Li, C., Zhu, T., Zhang, J., "Multimodal brain tumor image segmentation using WRN-PPNet," Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 75, pp. 56–65, 2019.
- [5] Berger, A., "How does it work?: Magnetic resonance imaging," BMJ: British Medical Journal, vol. 324, pp. 35, 2002.
- [6] Villanueva-Meyer, J. E., Mabray, M. C., Cha, S., "Current clinical brain tumor imaging," Neurosurgery, vol. 81, pp. 397–415, 2017.
- [7] Ilhan, U., Ilhan, A., "Brain tumor segmentation based on a new threshold approach," Procedia computer science, vol. 120, pp. 580–587, 2017.
- [8] Deng, W., Xiao, W., Deng, H., Liu, J., "MRI brain tumor segmentation with region growing method based on the gradients and variances along and inside of the boundary curve," IEEE, vol. 1pp. 393–396, 2010.
- [9] Sumathi, R., Venkatesulu, M., Arjunan, S. P., "Extracting tumor in MR brain and breast image with Kapur's entropy based Cuckoo Search Optimization and morphological reconstruction filters," Biocybernetics and Biomedical Engineering, vol. 38, pp. 918–930, 2018.
- [10] Rajinikanth, V., Fernandes, S. L., Bhushan, B., Sunder, N. R., "Segmentation and analysis of brain tumor using Tsallis entropy and regularised level set," Springer, pp. 313–321, 2018.
- [11] Kamnitsas, K. et al., "Efficient multi-scale 3D CNN with fully connected CRF for accurate brain lesion segmentation," Medical image analysis, vol. 36, pp. 61–78, 2017.
- [12] Mlynarski, P., Delingette, H., Criminisi, A., Ayache, N., "3D convolutional neural networks for tumor segmentation using long-range 2D context," Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 73, pp. 60–72, 2019.
- [13] Zhou, T., Canu, S., Ruan, S., "Fusion based on attention mechanism and context constraint for multi-modal brain tumor segmentation," Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 86, pp. 101811, 2020.
- [14] Hossam, M. M., Hassanien, A. E., Shoman, M., "3D brain tumor segmentation scheme using K-mean clustering and connected component labeling algorithms," IEEE, pp. 320–324, 2010.
- [15] Jiang, J., Wu, Y., Huang, M., Yang, W., Chen, W., Feng, Q., "3D brain tumor segmentation in multimodal MR images based on learning population-and patient-specific feature sets," Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 37, pp. 512–521, 2013.
- [16] Abdel-Maksoud, E., Elmogy, M., Al-Awadi, R., "Brain tumor segmentation based on a hybrid clustering technique," Egyptian Informatics Journal, vol. 16, pp. 71–81, 2015.
- [17] Kanas, V. G., Zacharaki, E. I., Davatzikos, C., Sgarbas, K. N., Megalooikonomou, V., "A low cost approach for





**مصطفی نظام‌زاده قرا** در سال ۱۳۹۰ مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی تکنولوژی الکترونیک از دانشگاه غیرانتفاعی هدف ساری اخذ کرده است. در سال ۱۳۹۹ مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی برق الکترونیک از دانشگاه لرستان اخذ و در همان سال در مقطع دکتری دانشگاه لرستان پذیرفته و هم‌اکنون در حال تحصیل می‌باشد. زمینه‌های مورد علاقه ایشان هوش مصنوعی و پردازش تصویر می‌باشد.



**وحید مهرداد** مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۶ و ۱۳۸۸ در رشته مهندسی برق-الکترونیک از دانشگاه شهید رجایی تهران اخذ کرد. همچنین مدرک دکترای خود را در رشته مهندسی برق-مخابرات سیستم در سال ۱۳۹۴ از دانشگاه صنعتی سهند تبریز دریافت کرد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان پردازش تصویر، پردازش مدل‌های سه‌بعدی، ماشین‌بینایی و شناسایی الگو بوده و در حال حاضر عضو هیئت علمی با مرتبه استادیار در دانشکده فنی مهندسی دانشگاه لرستان است.

- [31] Menze, B. H. *et al.*, "The multimodal brain tumor image segmentation benchmark (BRATS)," IEEE transactions on medical imaging vol. 34, pp. 1993–2024, 2014.
- [32] Bakas, S. (2017). 2017 International MICCAI BraTS Challenge. In Proc. 6th MICCAI BraTS Chall.
- [33] Zhang, Y. J., "A review of recent evaluation methods for image segmentation," IEEE, vol. 1, pp. 148–151, 2001.
- [34] Li, C., Huang, R., Ding, Z., Gatenby, J. C., Metaxas, D. N., Gore, J. C., "A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI," IEEE transactions on image processing vol. 20, pp. 2007–2016, 2011.
- [35] Feng, C., Zhao, D., Huang, M., "Image segmentation and bias correction using local inhomogeneous iNtensity clustering (LINC): a region-based level set method," Neurocomputing vol. 219, pp. 107–129, 2017.
- [36] Feng, C., Yang, J., Lou, C., Li, W., Yu, K., Zhao, D., "A global inhomogeneous intensity clustering-(GINC-) based active contour model for image segmentation and bias correction," Computational and mathematical methods in medicine, vol. 2020, pp. 2020.
- [37] Ali, H., Rada, L., Badshah, N., "Image segmentation for intensity inhomogeneity in presence of high noise," IEEE Transactions on Image Processing vol. 27, pp. 3729–3738, 2018.
- [38] Soltaninejad, M., Zhang, L., Lambrou, T., Yang, G., Allinson, N., Ye, X., "MRI brain tumor segmentation using random forests and fully convolutional networks," arXiv preprint arXiv:1909.06337, 2019.
- [39] Lopez, M. M. , Ventura, J., "Dilated convolutions for brain tumor segmentation in mri scans," Springer, pp. 253–262, 2017.
- [40] Prasanna, P., Karnawat, A., Ismail, M., Madabhushi, A., Tiwari, P., "Radiomics-based convolutional neural network for brain tumor segmentation on multiparametric magnetic resonance imaging," Journal of Medical Imaging vol. 6, pp. 024005, 2019.
- [41] Catà, M., Casamitjana Díaz, A., Sanchez Muriana, I., Combalia, M., Vilaplana Besler, V., "Masked V-Net: an approach to brain tumor segmentation," pp. 42–49, 2017.
- [42] Castillo, L. S., Daza, L. A., Rivera, L. C., Arbeláez, P., "Volumetric multimodality neural network for brain tumor segmentation," International Society for Optics and Photonics, vol. 10572, 105720E, 2017.
- [43] Kamnitsas, K. *et al.*, "Ensembles of multiple models and architectures for robust brain tumour segmentation," Springer, pp. 450–462, 2017.