

## آشکارسازی ناحیه تومور مغزی با استفاده از بخش‌بندی دو مرحله‌ای تصاویر MRI

سینا توسن<sup>۱</sup>، ناصر مهرشاد<sup>۲</sup> و کاظم قائمی<sup>۳</sup>

### چکیده

آشکارسازی دقیق و به‌موقع ناحیه تومور مغزی در انتخاب نوع درمان، میزان موفقیت آن و دنبال کردن روند بیماری در طول درمان تأثیر بسیار بالایی دارد. الگوریتم‌های موجود برای تشخیص تومور مغزی از نظر عملکرد خوب روی تصاویر مغزی متنوع با کیفیت‌های مختلف، حساسیت پایین نتایج به پارامترهای معرفی شده در الگوریتم و نیز تشخیص مطمئن تومورها در مراحل اولیه شکل‌گیری با مشکلاتی مواجه هستند. در این تحقیق یک روش بخش‌بندی دو مرحله‌ای برای آشکارسازی دقیق ناحیه تومور در تصاویر تشدید مغناطیسی مغز ارائه شده است. در مرحله اول پس از انجام پیش‌پردازش‌های لازم روی تصویر، موقعیت تومور با استفاده از یک روش بخش‌بندی مبتنی بر آستانه مکان‌یابی می‌شود و در مرحله دوم، به‌عنوان نشان‌گر در یک روش بخش‌بندی حوضچه‌مبتنی بر نشان‌گر مورد استفاده قرار می‌گیرد. با توجه به اینکه در مرحله اول تأکید زیادی بر آشکارسازی دقیق ناحیه تومور نیست، انتخاب مقادیر آستانه در بازه بزرگی از مقادیر، در نتایج نهایی تأثیری نخواهد داشت. در مرحله دوم، استفاده از روش بخش‌بندی حوضچه‌مبتنی بر نشان‌گر، آشکارسازی دقیق ناحیه تومور را به‌دنبال خواهد داشت. نتایج پیاده‌سازی‌ها نشان می‌دهند که روش پیشنهاد شده برای آشکارسازی دقیق ناحیه تومور در بازه بزرگی از تغییرات پارامترهای ورودی نتایج یکسان و دقیقی را به‌دنبال دارد.

### کلیدواژه‌ها

تومور مغزی، تصویر MRI، بخش‌بندی دو مرحله‌ای، تبدیل حوضچه

### ۱ مقدمه

تومور، به مجموعه‌ای از عوامل مانند نوع، محل، اندازه، عمر و نحوه گسترش و توسعه آن بستگی دارد.

مغز به‌طور کامل توسط جمجمه پوشانیده شده است. این امر تشخیص سریع و زودرس تومور مغزی را تنها در صورت موجود بودن ابزار پاراکلینیکی و وسایل تشخیصی مناسب برای بررسی وضعیت حفره داخل جمجمه در زمان‌های اولیه شکل‌گیری تومور امکان‌پذیر می‌سازد. حتی با وجود این ابزارها، تشخیص دقیق تومورهای مغزی به‌دلیل گوناگونی شکل، اندازه و ظاهر آن‌ها بسیار دشوار است. علاوه بر این، در بیشتر موارد تومور مغزی در مراحل پیشرفته بیماری و هنگامی تشخیص داده می‌شود که وجود آن موجب بروز علائم و نشانه‌های غیر قابل توضیحی در بیمار شده باشد.

برای تجسم جزئیات ساختار داخلی بدن به‌طور معمول از تصویربرداری تشدید مغناطیسی استفاده می‌شود. در این روش

تومور مغزی نوعی نئوپلاسم سخت و توپُر در داخل مغز و یا کانال مرکزی نخاع است. به‌عبارت ساده‌تر، تومور مغزی یک توده غیرطبیعی در مغز است که امکان دارد ماهیت سرطانی (بدخیم) یا غیرسرطانی (خوش‌خیم) داشته باشد. میزان تهدیدکنندگی یک

این مقاله در بهمن‌ماه سال ۱۳۹۴ دریافت، در تیرماه ۱۳۹۵ بازنگری و در دی‌ماه همان سال پذیرفته شد.

<sup>۱</sup> کارشناسی ارشد مهندسی برق الکترونیک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران. رایانامه: [sinatosan@gmail.com](mailto:sinatosan@gmail.com)

<sup>۲</sup> دانشکده مهندسی پزشکی بیوالکترونیک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران. رایانامه: [nasser.mehrshad@yahoo.com](mailto:nasser.mehrshad@yahoo.com)

<sup>۳</sup> دانشیار جراحی مغز و اعصاب، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی بیرجند، بیرجند، ایران. رایانامه: [kazemghaemi@yahoo.com](mailto:kazemghaemi@yahoo.com)

پارامتر ارتباط  $(\beta)$ ، آستانه‌ها  $(\theta)$ ، ثابت‌های زمان محو شدن  $(\alpha\theta)$  و ماتریس‌های اتصال داخلی  $M$  و  $W$  وابسته است که ممکن است کاربرد ذهنیتی از مقدار مناسب پارامترهای مورد استفاده در این روش نداشته باشد.

در این مقاله الگوریتم دوحله‌ای مؤثری برای بخش بندی دقیق ناحیه تومور مغزی در تصاویر تشدید مغناطیسی ارائه شده است. روش بخش بندی دو مرحله‌ای ارائه شده به گونه‌ای سازمان دهی شده است که در مرحله اول قابلیت کم کردن حساسیت نتایج الگوریتم به انتخاب پارامترها و در نتیجه بزرگ کردن بازه اعداد قابل انتخاب برای پارامترها فراهم باشد و مرحله دوم قابلیت بهبود نتایج بخش بندی تومور را فراهم کند. در مرحله اول از یک روش بخش بندی مبتنی بر آستانه برای پیدا کردن محل تومور و در مرحله دوم از یک روش بخش بندی حوضچه مبتنی بر نشانگر برای تشخیص دقیق شکل تومور استفاده شده است. نتایج حاصل از پیاده سازی نشان داده است که روش دوحله‌ای ارائه شده روی بازه بزرگی از مقادیر پارامترهای انتخاب شده ورودی و روی طیف وسیعی از تصاویر تشدید مغناطیسی مغز عملکرد دقیقی در تشخیص تومور داشته است.

پیکربندی مقاله به این صورت است که در بخش دوم، کارهای مشابه در این زمینه مرور شده‌اند. در بخش سوم، مراحل مختلف روش بخش بندی دوحله‌ای پیشنهادی بیان شده‌اند. در بخش چهارم، نحوه پیاده سازی روش پیشنهادی و نتایج حاصل از آن ارائه شده‌اند. بخش پنجم نیز حاوی نتیجه گیری می باشد.

## ۲ مرور کارهای انجام شده

بخش بندی تصویر به وسیله روش های مختلفی انجام می شود. خوشه بندی یکی از روش های مرسوم در این حوزه است. در مرجع [۲] یک سیستم مبتنی بر خوشه بندی ترکیبی ارائه شده است که شامل سه مرحله اصلی پیش پردازش، خوشه بندی و استخراج کانتور است. تصویر به دست آمده از مرحله پیش پردازش، توسط تکنیک خوشه بندی K-means که با الگوریتم Fuzzy C-means ادغام شده، خوشه بندی شده سپس توسط روش آستانه گذاری خوشه، ناحیه تومور استخراج و یا به عبارتی مکان یابی اولیه می شود. در مرحله آخر الگوریتم سطح تراز بروی تصویر اعمال شده و یک بخش بندی دقیق تر را ارائه می دهد. وابستگی خروجی به پارامترها از جمله تعداد خوشه، ماکزیمم تکرار و پارامتر خاتمه از معایب این روش است.

در مرجع [۳] ویدا هراتی و همکاران یک روش مبتنی بر الگوریتم ارتباط فازی بهبود یافته برای بخش بندی تومور مغزی ارائه کرده‌اند.

تصویربرداری، از تفاوت خواص مغناطیسی بافت‌ها برای تشکیل تصویر استفاده می‌شود. ممان مغناطیسی هسته بعضی از عناصر در معرض میدان مغناطیسی قوی با آن هم‌راستا می‌شوند. دامنه سیگنال دریافتی در تصویربرداری تشدید مغناطیسی به دو عامل دانسیته پروتون‌ها و زمان‌های استراحت T1 و T2 بستگی دارد. زمان استراحت T1 مدت زمانی است که ۶۳٪ ممان مغناطیسی طولی یک پروتون پس از برانگیختگی از راستای عمود بر میدان به راستای موازی میدان بازمی‌گردد. زمان استراحت T2 نیز مدت زمانی است که ممان مغناطیسی عرضی یک پروتون پس از برانگیختگی به ۳۷٪ مقدار اولیه خود تنزل می‌یابد. فرآیندهای پاتولوژیک موجب افزایش زمان‌های استراحت T1 و T2 می‌شوند و در مقایسه با بافت‌های طبیعی اطرافشان در تصاویر T1-Wighted دامنه سیگنال کمتر (تصویر تیره‌تر) و در تصاویر T2-Wighted دامنه سیگنال بیشتر (تصویر روشن‌تر) ایجاد می‌کنند.

با توجه به مطالب گفته شده، تشخیص تومور مغزی با بخش بندی تصویر، از نظر معیار یکنواختی شدت روشنایی، امکان پذیر است. مجزا کردن دستی ناحیه تومور در تصاویر تشدید مغناطیسی مغز یک فرآیند وقت گیر و کاملاً دشوار است. امروزه با پیشرفت الگوریتم‌های بخش بندی تصویر امکان تشخیص تومور مغزی به صورت خودکار نیز فراهم شده است. روش‌های خودکار تشخیص تومور مغزی علیرغم اینکه کار اپراتور و خطاهای انسانی را کاهش می‌دهند امکان ذخیره سازی وضعیت رشد تومور در طول مدت درمان را نیز به سادگی فراهم می‌کنند [۱]. اما به دلیل گوناگونی در شکل، اندازه و ظاهر تومورها رسیدن به دقت بالا در تشخیص تومور در طیف وسیعی از تصاویر بسیار دشوار می‌باشد. همچنین عملکرد مناسب بسیاری از الگوریتم‌های ارائه شده برای بخش بندی تصاویر تشدید مغناطیسی مغز، به انتخاب مناسب پارامترهای ورودی الگوریتم وابسته است به عنوان نمونه تعیین مناسب مقادیر اولیه تعداد خوشه، ماکزیمم تکرار و پارامتر خاتمه در روش KIFCM<sup>۱</sup> که در [۲] ارائه شده است، نقش مهمی در بخش بندی دقیق تومور در تصاویر تشدید مغناطیسی مغز دارد. علاوه بر این، برای انتخاب مقادیر پارامترهای ورودی، بازه بزرگی از مقادیر توسط کاربر قابل انتخاب نیست به عنوان نمونه در مرجع [۳] با توجه به طیف گسترده تصاویر، برای انتخاب یک مقدار آستانه مناسب برای الگوریتم بخش بندی اتصال فازی<sup>۲</sup> نمی‌توان بازه بزرگی از مقادیر را لحاظ کرد و حتی ممکن است کاربرد ذهنیتی از مقدار مناسب پارامتر مورد استفاده در الگوریتم نداشته باشد و در مرجع [۴] به گفته نویسنده موفقیت استفاده از روش PCNN<sup>۳</sup> جهت بخش بندی به تنظیم مناسب پارامترهای مختلف شبکه مانند

<sup>4</sup> Linking Parameter

<sup>5</sup> Thresholds

<sup>6</sup> Decay Time Constants

<sup>7</sup> Interconnection Matrices

<sup>1</sup> K-means Integrated with Fuzzy C-means

<sup>2</sup> Fuzzy Connectedness Algorithm

<sup>3</sup> Pulse-Coupled Neural Network

الگوریتم با استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر هیستوگرام به تعیین مجموعه اولیه از بخش‌های مغز می‌پردازد و سپس با اعمال الگوریتم مبتنی بر بهینه‌سازی گرانشی به کاهش تعداد بخش‌ها به تعداد مورد نظر کاربر و در نهایت با استفاده از آستانه‌گذاری به شناسایی ضایعات تومور و یا سگته مغزی اقدام می‌کند. تعیین مناسب پارامترهای ورودی از جمله انتخاب تعداد بخش‌های مورد نظر مغز، تعداد نسل اولیه، تعداد تکرار و مانند این‌ها از مشکلات این روش است.

همچنین در [۷] ترکیب تجزیه موجک و FCM اصلاح شده (MFCCM) برای بخش‌بندی تومور پیشنهاد شده است. در این سیستم ابتدا حذف مجموعه توسط روش آستانه‌گذاری و حفظ بزرگترین جزء متصل انجام می‌شود، در مرحله بعد خصوصیات بافت توسط اعمال تبدیل موجک گسسته آشکار می‌گردد. در قسمت بعد از تعداد قله‌های موجود در هیستوگرام ناحیه مغز جهت تشخیص وجود تومور در تصاویر MRI استفاده می‌شود. سپس تصویر حاوی تومور به چهار بخش  $WM^1$ ،  $GM^2$ ،  $CSF^3$  و غیرنرمال، به وسیله الگوریتم MFCCM خوشه‌بندی شده و خوشه‌ای با بیشترین مقدار مرکز خوشه به عنوان ناحیه غیرنرمال انتخاب می‌شود. در مرحله آخر هم از تعداد قله‌های موجود در هیستوگرام ناحیه غیرنرمال برای تعیین وجود ناحیه متورم همراه تومور استفاده می‌شود. در صورت وجود ناحیه متورم، ناحیه غیرنرمال توسط الگوریتم MFCCM به دو خوشه تومور و ناحیه متورم خوشه‌بندی می‌شود. این تحقیق به دنبال یک روش کاملاً خودکار با حساسیت کم به پارامترهای ورودی است که قادر به آشکارسازی دقیق ناحیه تومور باشد.

### ۳ روش پیشنهادی آشکارسازی تومور مغزی

مراحل کلی روش پیشنهادی برای آشکارسازی دقیق تومور مغزی در شکل ۱ نشان داده شده است.

#### ۳-۱ جزئیات پیاده‌سازی روش پیشنهادی

روش پیشنهادی شامل چهار مرحله پیش‌پردازش اولیه، حذف مجموعه، تعیین موقعیت نشان‌گرها با استفاده از روش بخش‌بندی مبتنی بر آستانه‌گذاری و در نهایت تبدیل حوضچه مبتنی بر نشان‌گر است. در این بخش علاوه بر معرفی مجموعه داده مورد استفاده، جزئیات پیاده‌سازی هر کدام از این مراحل بیان شده است.

##### ۳-۱-۱-۱ مجموعه داده

در این مقاله از سه مجموعه داده مجزا برای بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است. اولین مجموعه مورد

در این روش ابتدا یک نقطه بذری<sup>۱</sup> از داخل تومور به صورت خودکار انتخاب می‌شود. برای پیکسل‌های مجاور مقدار شدت روشنایی بر اساس مجموع میانگین شدت در یک محدوده مشخص در تصویر اصلی و مشتق تصویر اصلی اصلاح می‌شود تا عملکرد الگوریتم ارتباط فازی در مرزهای ضعیف بهبود یابد. در مرحله بعد میزان ارتباط فازی برای هر پیکسل جدید بر اساس مقایسه شباهت آن پیکسل با ویژگی‌های ناحیه تومور محاسبه می‌شود. در نهایت ناحیه تومور از طریق آستانه‌گذاری استخراج می‌شود. شاخص شباهت برای این روش ۹۲/۸۹ درصد در نظر گرفته شده است.

در مرجع [۴] از بازخورد شبکه عصبی با کوپلاژ پالسی (FPCNN) برای تعریف ناحیه مورد نظر<sup>۲</sup> از طریق بخش‌بندی تصاویر MRI مغزی استفاده شده است. بازخورد شبکه عصبی با کوپلاژ پالسی از سه قسمت اصلی حوزه‌های پذیرنده، مدولاسیون و تولید پالس تشکیل شده است. تفاوت اصلی این مدل با PCNN در آن است که ورودی داده شده با محرک ورودی و بازخورد خروجی جایگزین می‌گردد تا ورودی اصلاح شود. به گفته نویسنده، موفقیت استفاده از روش FPCNN جهت بخش‌بندی به تنظیم مناسب پارامترهای مختلف شبکه مانند پارامتر ارتباط  $(\beta)$ ، آستانه‌ها  $(\theta)$ ، ثابت‌های زمان محو شدن  $(\alpha\theta)$  و ماتریس‌های اتصال داخلی  $M$  و  $W$  وابسته است.

در مرجع [۵] از یک مدل مرز فعال مبتنی بر محتوا برای بخش‌بندی تومور استفاده شده است. در این سیستم ابتدا کانتور اولیه توسط رادیولوژیست در منطقه تومور نشانه‌گذاری شده و سپس خصوصیات بافت و شدت آن تخمین زده می‌شود و با استفاده از آن نقشه لبه تومور ایجاد می‌گردد که از آن جهت تولید میدان حرکتی ایستا<sup>۳</sup> و تشکیل بخشی از هدایت انرژی خارجی تغییر شکل کانتور استفاده می‌شود. در مرحله بعد میدان حرکتی ایستا و میدان حرکتی پویا<sup>۴</sup> برای هدایت مکرر کانتور به سمت مرزهای تومور تولید می‌شوند. تغییر شکل کانتور با محدود کردن تعداد تکرار و یا رسیدن به معیارهای ثابت متوقف می‌شود. کاملاً خودکار نبودن، از مشکلات این روش است.

بخش‌بندی و تشخیص ضایعات تومور و سگته مغزی به وسیله الگوریتم‌های بهینه‌سازی نیز پیاده‌سازی شده است. در مرجع [۶] نوشین نبی‌زاده و همکاران از یک الگوریتم بهینه‌سازی گرانشی مبتنی بر هیستوگرام<sup>۵</sup> استفاده کرده‌اند. این الگوریتم به دو بخش مجزا شامل "الگوریتم بخش‌بندی مغز مبتنی بر هیستوگرام" و "الگوریتم بهینه‌سازی گرانشی  $n$  بعدی" تقسیم می‌شود. این

<sup>1</sup> Seed Point

<sup>2</sup> Regions of Interest (ROI)

<sup>3</sup> Static Motion Field (SMF)

<sup>4</sup> Dynamic Motion Field (DMF)

<sup>5</sup> Histogram-Based Gravitational Optimization Algorithm (HGOA)

<sup>6</sup> White Matter

<sup>7</sup> Gray Matter

<sup>8</sup> Cerebrospinal Fluid

بخش بندی اشتباه شوند و یا حداقل زمان پردازش را افزایش دهند، بنابراین لازم است که حذف شوند. در این سیستم حذف مجموعه به وسیله روشی مبتنی بر اندازه گیری خصوصیات مناطق تصویر انجام شده است.

این روش بدین گونه عمل می کند که در ابتدا میانگین شدت روشنایی تصویر محاسبه شده و یک سیستم فازی مقدار آستانه را برای تصویر مشخص می کند. با اعمال این مقدار آستانه روی تصویر، بافت تومور و مجموعه (به صورت دو مؤلفه متصل) مشخص می شوند. سپس مجموعه ای از خصوصیات مختلف برای هر مؤلفه متصل (شیء) در تصویر باینری شده محاسبه می شود و براساس این خصوصیات، یک مؤلفه متصل به عنوان مؤلفه ی مجموعه انتخاب می شود. به عبارت دیگر هر مؤلفه ی متصل در تصویر که دارای خصوصیات مشخصی باشد به عنوان مجموعه شناخته شده و حذف می شود. به عنوان نمونه تعداد پیکسل های هر مؤلفه، خصوصیت "صلبی"<sup>۳</sup> که درصد توپر بودن یک منطقه را نشان می دهد، برای مؤلفه ی مجموعه مقدار کمی خواهد داشت. بنابراین می توان بزرگترین ناحیه ای را که دارای صلبیت پایین است به عنوان مؤلفه ی مجموعه در نظر گرفت.

### ۳-۱-۴- بخش بندی مبتنی بر آستانه گذاری

آستانه گذاری یک تکنیک ساده ولی موثر برای تقسیم بندی تصویر است. تکنیک آستانه گذاری بر اساس تقسیم بندی تصویر به مناطقی مجزا (شیء و پس زمینه) به گونه ای است که یک بخش، شامل پیکسل هایی با مقدار شدت بیشتر و یا برابر با مقدار آستانه تعیین شده و بخش دیگر شامل پیکسل هایی با مقدار شدت کمتر از آن مقدار خواهد بود. پیدا کردن یک مقدار آستانه مناسب برای تفکیک شیء دلخواه از پس زمینه، یک گام مهم در پردازش تصویر و بینایی ماشین است [۱۳].

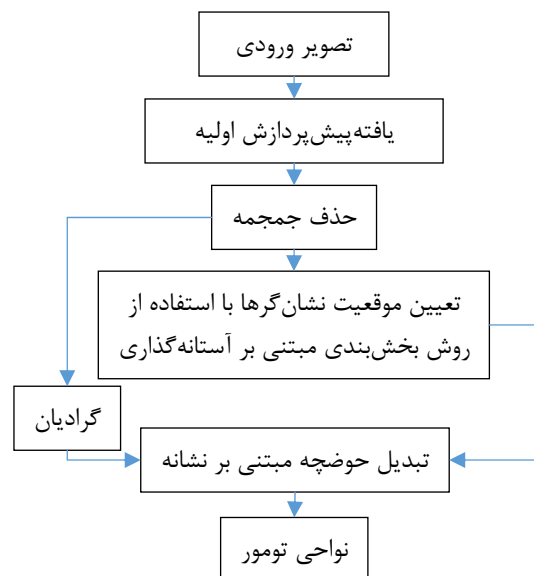
اگر  $T$  مقدار آستانه و  $f(x, y)$  شدت روشنایی نقطه  $(x, y)$  در تصویر خاکستری باشد، تصویر آستانه گذاری شده به این صورت محاسبه می شود.

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & f(x, y) \geq T \\ 0 & f(x, y) < T \end{cases} \quad (1)$$

به منظور انجام یک آستانه گذاری دقیق و به دست آوردن تصویر باینری که شامل جزئیات مورد نظر باشد از یک آستانه گذاری موازی استفاده شده است. این تکنیک از دو روش آستانه گذاری فازی و آستانه گذاری تطبیقی به صورت موازی استفاده می کند.

در روش اول مقدار آستانه از طریق یک سیستم فازی، متناسب با شدت تصویر انتخاب می شود، در روش بعد و به موازات آن آستانه گیری تطبیقی روی تصویر اعمال می شود و در نهایت اشتراک این دو روش به عنوان خروجی در نظر گرفته می شود.

استفاده، مجموعه تصاویر MRI-T1C مغزی با ابعاد  $96 \times 96$  انتخاب شده از فضای اینترنت برای بیست بیمار مختلف است. مجموعه تصاویر انتخاب شده به گونه ای است که پراکنندگی خوبی در داده ها از نظر نوع تصویر، نوع تومور، موقعیت تومور و زاویه قرارگیری مغز ایجاد شود. دومین مجموعه داده تصاویر MRI-T1C مغزی است که به صورت اختصاصی از بیمارستان سجاد مشهد تهیه شده است. تعداد این تصاویر پنج عدد و با ابعاد  $256 \times 256$  است. عملکرد روش پیشنهادی روی مجموعه داده استاندارد BRATS2012<sup>۱</sup> نیز مورد آزمایش قرار گرفته است [۸]. این مجموعه داده دارای تصاویر T1، T2، FLAIR و T1C برای هر بیمار و همچنین دارای تصاویر مرجع<sup>۲</sup> برای ارزیابی نتایج الگوریتم پیشنهادی است. این دیتابیس شامل تصاویر MRI از ۸۰ بیمار است.



شکل ۱) روندنمای روش پیشنهادی برای آشکارسازی ناحیه تومور مغزی

### ۳-۱-۲- پیش پردازش اولیه

مرحله پیش پردازش اولیه شامل بهنجارسازی تصویر از نظر اندازه و مقادیر شدت روشنایی، حذف نویز و تیز کردن تصویر می باشد. در این مرحله تصویر MRI ورودی ابتدا به تصویر سطح خاکستری تبدیل شده، مقادیر شدت روشنایی بین صفر و یک نرمالیزه شده و ابعاد تصویر به  $250 \times 250$  تغییر می کند. حذف نویز با استفاده از فیلتر میانه انجام می شود. برای ترمیم جزئیات از بین رفته در مرحله حذف نویز و تیز شدن تصویر مغز، جزئیات تصویر با استفاده از یک فیلتر بالاگذر استخراج و به تصویر اصلی اضافه می شود.

### ۳-۱-۳- حذف مجموعه

مجموعه، پوست و دیگر بافت های غیر مغزی در بعضی از روش ها به علت شدت شباهت با ساختار مغز ممکن است باعث

<sup>1</sup> Brain Tumor Segmentation 2012

<sup>2</sup> Ground Truth

<sup>3</sup> Solidity

چراکه خروجی مرحله آستانه‌گذاری موازی به‌عنوان نشانگر برای الگوریتم تبدیل حوضچه در مرحله آخر مورد استفاده قرار می‌گیرد. در واقع عامل ایجاد اشتباه در این مرحله، بخش‌بندی ناحیه تومور بزرگتر از اندازه واقعی است زیرا موجب اشتباه الگوریتم تبدیل حوضچه خواهد شد و بخش‌بندی کوچکتر ناحیه تومور مشکلی در خروجی نهایی ایجاد نمی‌کند. به‌عبارت دیگر پیاده‌سازی این مرحله با هدف کاهش وابستگی الگوریتم به انتخاب پارامترهای ورودی (از جمله مقدار آستانه) انجام شده و دقت در این مرحله در اولویت قرار ندارد. استفاده از روش بخش‌بندی حوضچه مبتنی بر نشانگر در مرحله بعد، آشکارسازی دقیق ناحیه تومور را به همراه خواهد داشت.

### ۳-۱-۵- تبدیل حوضچه مبتنی بر نشانگر

الگوریتم تبدیل حوضچه یک روش بخش‌بندی مبتنی بر ناحیه است که براساس یکنواختی شدت تصویر عمل بخش‌بندی انجام می‌دهد. ایده بصری این روش از جغرافیا گرفته شده است و از طریق تصور کردن یک تصویر به‌صورت یک نقشه سه‌بعدی و غرق کردن این نقشه در دریاچه‌ای از آب به‌صورتی که در مینیمم‌های محلی این نقشه سوراخ‌هایی تعبیه شده باشد، پیاده‌سازی می‌شود. آب در حوضچه‌های مختلف با نرخ افزایش یکسان بالا آمده و در نقاطی به هم می‌رسند. برای جلوگیری از به هم پیوستن آب حوضچه‌ها در این نقاط سدهای عمودی قرار می‌گیرند. بعد از غرق شدن مرتفع‌ترین نقطه‌ی نقشه در آب، سدها نقشه را به نواحی مجزا تقسیم می‌کنند. این سدها در حقیقت همان خطوط حوضچه هستند [۱۱، ۱۲].

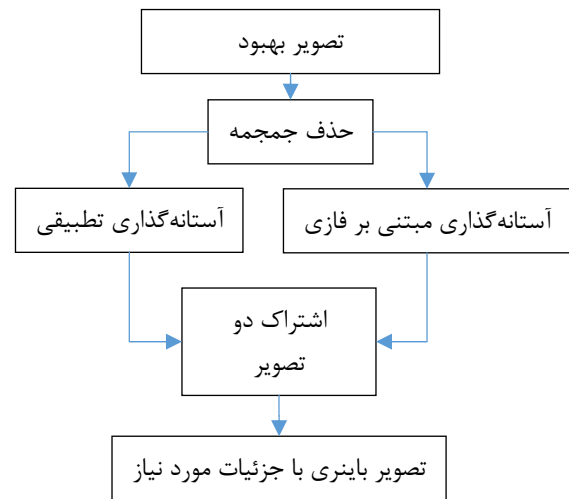
برای ناحیه‌بندی تصویر با استفاده از تبدیل حوضچه ابتدا مقدار گرادیان شدت روشنایی تصویر محاسبه شده و سپس تبدیل حوضچه روی آن اعمال می‌شود. در تصویر گرادیان شدت روشنایی، مقادیر مربوط به نقاط لبه نسبت به مقادیر مربوط به سایر نقاط بیشتر است. بنابراین خطوط حوضچه در محل لبه‌ها قرار می‌گیرند. این امر برای ناحیه‌بندی تصویر مناسب است.

الگوریتم تبدیل حوضچه علاوه بر تمام مزیت‌هایی که دارد از یک مشکل اساسی نواحی اضافی بخش‌بندی<sup>۱</sup> رنج می‌برد که بدلیل وجود تعداد زیاد مینیمم‌های محلی رخ می‌دهد و باعث می‌شود تعداد نواحی تشخیص داده شده از تعداد اشیای موجود در تصویر بسیار بیشتر باشد. در سیستم پیشنهادی جهت حذف اثر بیش ناحیه‌بندی، روش بخش‌بندی تبدیل حوضچه مبتنی بر نشانگر پیشنهاد شده است. ناحیه‌ی تومور مکان‌یابی شده در مرحله آستانه‌گذاری موازی با اعمال یک سری عملیات کوچک‌سازی به عنوان نشانگرهای داخلی (تومور) تعیین می‌شود. مناطق سیاه نیز به عنوان پس‌زمینه در نظر گرفته می‌شود، اما در حالت ایده‌آل نمی‌خواهیم نشانگرهای پس‌زمینه به لبه‌های اشیایی که در تلاش

در روش آستانه‌گذاری موازی، یک سیستم فازی با سه تابع عضویت دوزنقه‌ای برای حالت‌های کم، متوسط و زیاد، مقدار میانگین شدت روشنایی تصویر را به‌عنوان ورودی دریافت کرده و مقدار آستانه را به‌عنوان خروجی می‌دهد. قوانین فازی مورد استفاده به‌گونه‌ای است که مقدار آستانه بسته به مقدار متوسط تصویر که کم، متوسط و یا زیاد باشد، به‌ترتیب از مقادیر کم، متوسط و زیاد در نظر گرفته شده برای مقدار آستانه انتخاب می‌شود [۹]. آستانه‌گذاری تطبیقی نیز بر اساس مقدار متوسط و نیز واریانس تصویر مطابق معادله ۲ روی تصویر اعمال می‌شود [۱۲].

$$f_{Th}(x, y) = \frac{1}{e^{\frac{(f(x, y) - \text{Mean}(f(x, y)))^2}{\text{Var}(f(x, y))}}} \quad (2)$$

در نهایت اشتراک این دو روش به‌عنوان خروجی در نظر گرفته می‌شود (شکل ۲ را ببینید).

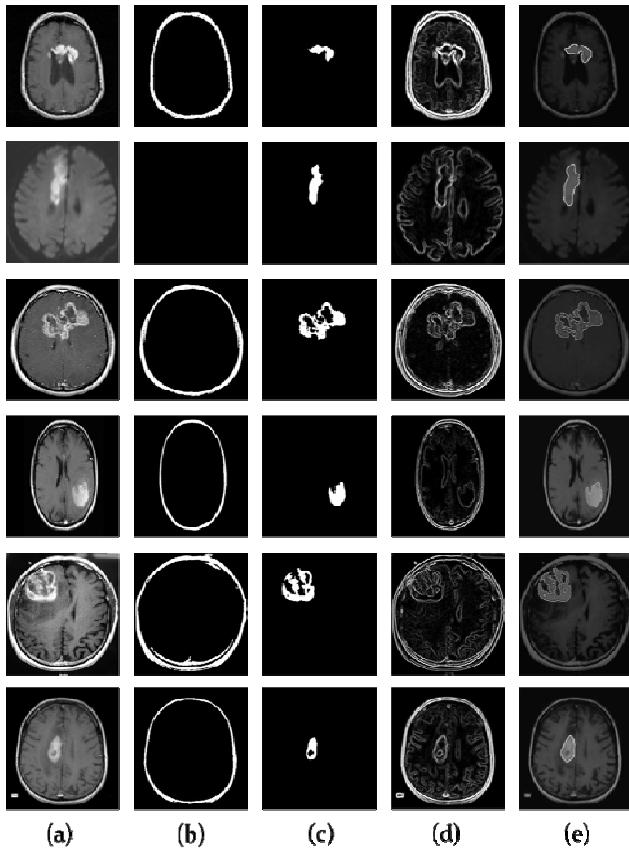


شکل ۲) بلوک دیاگرام روش آستانه‌گیری موازی

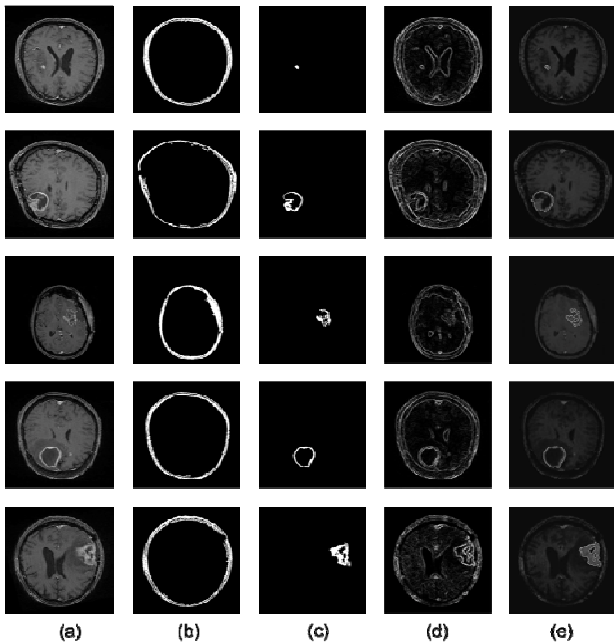
در دو روش گفته شده مقدار آستانه به‌صورت خودکار تعیین شده و از دل تصویر به‌دست می‌آید. یک مزیت استفاده از تکنیک آستانه‌گذاری موازی این است که در صورت تعیین نادرست مقدار آستانه و در نتیجه نامناسب بودن تصویر بخش‌بندی شده، روش دیگر با استفاده از اشتراک‌گیری، تصویر نهایی را اصلاح می‌کند. اما خود این اصلاح شامل دو حالت است: حالت اول زمانی رخ می‌دهد که به‌عنوان مثال روش اول در تعیین مقدار آستانه مناسب ناتوان عمل کرده و ناحیه تومور را بزرگتر از اندازه واقعی آن بخش‌بندی کرده است، در این حالت با فرض اینکه روش دوم به درستی عمل کرده، با اشتراک‌گیری دو تصویر، تصویر خروجی اصلاح می‌شود.

اما در حالت دوم اگر ناحیه تومور کوچک‌تر از اندازه واقعی آن بخش‌بندی شده باشد، در تصویر خروجی نیز اندازه تومور کوچک‌تر خواهد بود، در این حالت بدلیل استفاده از الگوریتم تبدیل حوضچه و تعیین این تصویر خروجی به‌عنوان نشانگر برای این الگوریتم، خللی در جواب نهایی ایجاد نخواهد شد.

<sup>1</sup> Over Segmentation



شکل ۳) نتایج پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر روی مجموعه تصاویر موجود در اینترنت (a) تصویر اصلی (b) حذف جمجمه (c) خروجی آستانه‌گذاری موازی به همراه پردازش مورفولوژیکی (d) گردایان تصویر اصلی (e) ناحیه مربوط به تومور



شکل ۴) نتایج پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر روی مجموعه تصاویر اختصاصی بیمارستان سجاد مشهد (a) تصویر اصلی (b) حذف جمجمه (c) خروجی آستانه‌گذاری موازی به همراه پردازش مورفولوژیکی (d) گردایان تصویر اصلی (e) ناحیه مربوط به تومور

برای بخش‌بندی آنها هستیم (نشانگرهای داخلی) خیلی نزدیک شود. این کار با نازک‌سازی پس‌زمینه به وسیله محاسبه SKIZ<sup>1</sup> از پیش‌زمینه تصویر باینری انجام خواهد شد.

#### ۴ نتایج پیاده‌سازی

همانطور که در بخش قبل بیان شد، پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی روی سه مجموعه داده مجزا انجام شده است. در ابتدا یک ارزیابی دیداری از عملکرد الگوریتم با استفاده از مجموعه تصاویر MRI مغزی انتخاب شده از فضای اینترنت برای بیست بیمار مختلف انجام شده است. در ادامه برای اطمینان از عملکرد الگوریتم روی تصاویر خروجی دستگاه تصویربرداری تشدید مغناطیسی که پس‌پردازشی روی آنها انجام نشده، سیستم پیشنهادی بروی مجموعه تصاویر MRI مغزی از بیمارستان سجاد مشهد پیاده‌سازی شد. در انتها روش پیشنهادی بروی مجموعه داده BRATS2012 پیاده‌سازی شد و مورد ارزیابی کمی قرار گرفت.

#### ۴-۱ ارزیابی کیفی

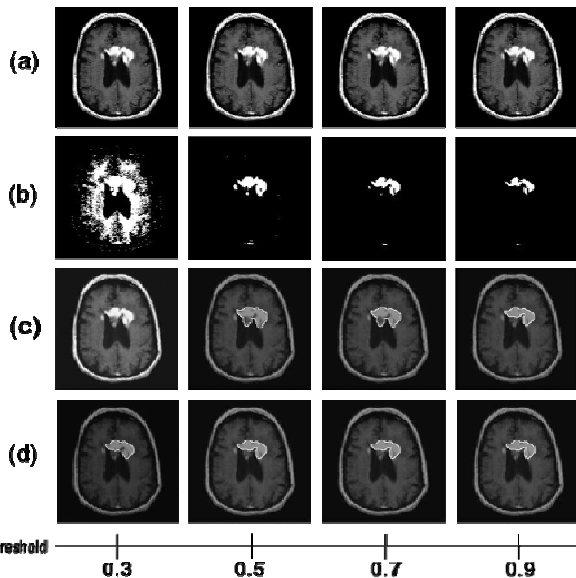
همانطور که قبلاً نیز گفته شد، در ابتدا جهت بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی روی انواع مختلف تومورها و تصاویر از مجموعه تصاویر MRI مغزی بیست بیمار که در فضای اینترنت موجود بود، استفاده گردید. شکل ۳ نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی بروی تعدادی از تصاویر این مجموعه را نشان می‌دهد. در مرحله بعد برای اطمینان از عملکرد مناسب الگوریتم روی تصاویر خروجی دستگاه تصویربرداری تشدید مغناطیسی مغز که پس‌پردازشی روی آنها انجام نشده، سیستم پیشنهادی بروی مجموعه تصاویر MRI مغزی شامل پنج بیمار از بیمارستان سجاد مشهد نیز پیاده‌سازی شد. (شکل ۴ را ببینید).

در این مقاله مقدار آستانه و مقدار  $\sigma$  در مرحله محاسبه گردایان به‌عنوان پارامترهای ورودی در نظر گرفته شده‌اند و تاثیر تغییرات این پارامترها بر روی نتایج خروجی بررسی شده است. نتایج الگوریتم پیشنهادی با اعمال مقادیر آستانه متفاوت در شکل ۵ نشان داده شده است.

در این سیستم، انتخاب مقدار آستانه در مرحله آستانه‌گذاری موازی به‌صورت کاملاً خودکار بوده اما برای ارزیابی سیستم و بررسی حساسیت نتایج الگوریتم به پارامترهای ورودی، مقدار آستانه در مرحله آستانه‌گذاری موازی به‌صورت دستی و در یک بازه نسبتاً بزرگ بین  $0/3$  تا  $0/9$  انتخاب شده است. همانطور که مشاهده می‌شود با تغییر این پارامتر در یک بازه نسبتاً بزرگ و خروجی نامناسب مرحله آستانه‌گذاری موازی، خروجی الگوریتم پیشنهادی کمترین تغییر را داشته و همچنان به‌صورت دقیق عمل بخش‌بندی ناحیه‌ی تومور را انجام می‌دهد.

<sup>1</sup> Skeleton by influence zones

بخش بندی دقیق تر است [۱۳]. همچنین مقدار یک برای شاخص تشابه جاکارد<sup>۱</sup> [۱۴] وجود تشابه کامل بین دو مجموعه را نشان می دهد و مقدار صفر نشان دهنده عدم تشابه بین دو مجموعه است. دو معیار نمره شباهت دایس و شاخص تشابه جاکارد، هر دو درجه همپوشانی بین تومور واقعی و تومور استخراج شده را نشان می دهند. شکل ۷ نتایج این پیاده سازی را نشان می دهد. عملکرد الگوریتم پیشنهادی در بخش بندی تومور مغزی بروی مجموعه داده BRATS2012 در جدول ۱ نشان داده شده است.



شکل ۵) نتایج الگوریتم پیشنهادی با اعمال مقادیر آستانه متفاوت. (a) تصویر اصلی. (b) خروجی مرحله آستانه گذاری. (c) نتایج الگوریتم حوضچه مبتنی بر نشانگر تنها. (d) نتایج الگوریتم پیشنهادی

جدول ۱) نتایج بخش بندی تومور به وسیله الگوریتم پیشنهادی بروی تصاویر نشان داده شده در شکل ۷ مربوط به مجموعه داده

BRATS2012

شماره تصویر	Accuracy	Specificity	Sensitivity	DSS	JSI
۱	۹۹/۷۰	۹۹/۸۹	۹۴/۸۵	۹۵/۸۳	۹۲/۰۰
۲	۹۹/۷۹	۹۹/۸۲	۹۸/۹۱	۹۶/۲۲	۹۲/۷۲
۳	۹۹/۸۹	۹۹/۹۱	۹۶/۷۷	۹۰/۶۸	۹۱/۰۸
۴	۹۹/۸۹	۹۹/۹۲	۹۶/۸۲	۹۴/۵۳	۸۹/۶۳
۵	۹۹/۷۸	۹۹/۸۱	۹۸/۰۰	۹۳/۸۹	۸۸/۴۸
۶	۹۹/۸۴	۹۹/۸۸	۹۷/۵۳	۹۵/۲۲	۹۰/۸۸

همانطور که در شکل ۷ و جدول ۱ مشخص است، برای تصاویر مختلف این مجموعه داده نیز روش پیشنهادی ناحیه مربوط به تومور را به طور دقیق استخراج کرده است.

## ۵ نتیجه گیری

الگوریتم بخش بندی دو مرحله ای پیشنهاد شده در این مقاله، ترکیبی از دو روش بخش بندی مبتنی بر آستانه و روش بخش بندی حوضچه

همچنین برای تقریب گرادیان تصویر، از کانولوشن تصویر با یک فیلتر مشتق گوسی استفاده شده است. در این فیلتر دوبعدی متقارن، پارامتر  $\sigma$  انحراف معیار تابع گوسی است.  $\sigma$  عرض گوسی را تعیین می کند و افزایش آن باعث حذف جزئیات بیشتر تصویر می شود. بطور مشابه تاثیر تغییرات این پارامتر نیز روی نتایج خروجی بررسی شده است. نتایج الگوریتم پیشنهادی با اعمال مقادیر  $\sigma$  مختلف در شکل ۶ نشان داده شده است.

به طور مشابه مقدار پارامتر  $\sigma$  در مرحله محاسبه گرادیان تصویر، در بازه ۰/۵ تا ۳ که بازه بزرگی از مقادیر برای پارامتر  $\sigma$  می باشد، تغییر داده شده است تا اثر تغییرات این پارامتر روی نتایج خروجی بررسی شود. مشاهده می شود که با تغییرات  $\sigma$  نتایج خروجی الگوریتم پیشنهادی کمترین تغییر را داشته و همچنان بخش بندی ناحیه ی تومور به نحو مناسبی انجام شده است.

## ۴-۲ ارزیابی کمی

برای اطمینان بیشتر از کارایی مناسب الگوریتم پیشنهادی، ارزیابی کمی روی نتایج حاصل از الگوریتم برای مجموعه داده استاندارد نیز انجام شده است. به منظور ارزیابی کمی عملکرد روش پیشنهادی، از تصاویر T1C مجموعه داده BRATS2012 و تصاویر مرجع آن استفاده شده است. برای مقایسه کمی موقعیت تومور استخراج شده و موقعیت آن در تصاویر مرجع که بصورت دودویی ذخیره شده اند، از پنج معیار زیر استفاده شد.

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \times 100 \quad (۳)$$

$$\text{Dice Similarity Score} = \frac{2(TP)}{2(TP) + FN + FP} \times 100$$

$$\text{Jaccard Similarity Index} = \frac{TP}{TP + FN + FP} \times 100$$

در معادله بالا  $TP^1$ ،  $TN^2$ ،  $FP^3$  و  $FN^4$  به ترتیب نشان دهنده تعداد پیکسل هایی که به درستی به عنوان بخشی از تومور شناسایی شده اند، تعداد پیکسل هایی که به درستی به عنوان بافت سالم شناسایی شده اند، تعداد پیکسل هایی که به اشتباه به عنوان بخشی از تومور شناسایی شده اند و تعداد پیکسل هایی که به اشتباه به عنوان بافت سالم شناسایی شده اند می باشند.

نمره شباهت دایس<sup>۵</sup> در واقع نسبت نواحی توموری که به درستی بخش بندی شده اند به مساحت کل نواحی تومور در هر دو تصویر مرجع و بخش بندی شده را اندازه گیری می کند. مقادیر DSS در بازه صفر تا یک قرار می گیرند و نزدیکی این مقدار به یک نشان دهنده

<sup>1</sup> True Positives

<sup>2</sup> True Negatives

<sup>3</sup> False Positives

<sup>4</sup> False Negatives

<sup>5</sup> Dice Similarity Score(DSS)

<sup>6</sup> Jaccard Similarity Index(JSI)

نتایج حاصل از روش بخش بندی مبتنی بر آستانه به میزان زیادی به انتخاب پارامترهای ورودی وابسته است و برای هر تصویر به یک مقدار آستانه متفاوت از تصویر دیگر نیاز است و به عبارتی روش خودکار نیست. بخش بندی حوضچه نیز مشکل ایجاد نواحی اضافی را دارد.

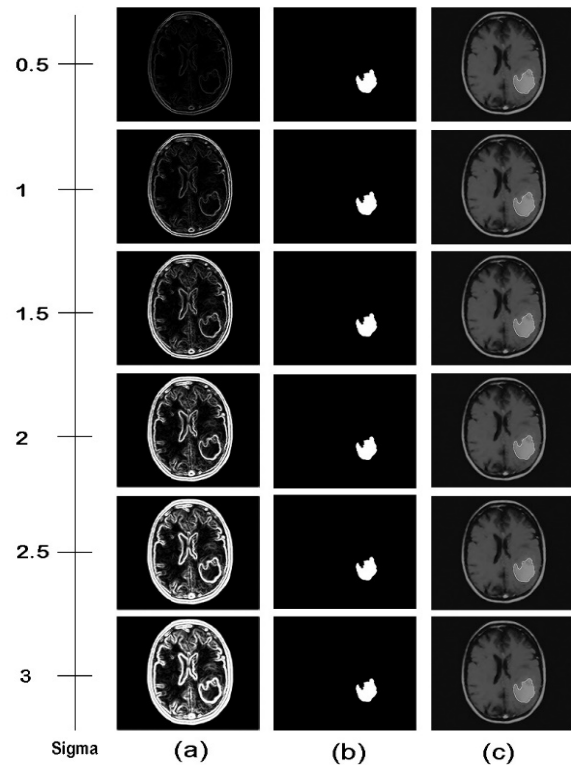
با این حال دلیل انتخاب این دو روش این است که قادرند ضعف یکدیگر را پوشش دهند. بخش بندی مبتنی بر آستانه مشکل نواحی اضافی بخش بندی حوضچه و بخش بندی حوضچه مشکل دقت پایین بخش بندی مبتنی بر آستانه را پوشش می دهند. علاوه بر این، چون در روش بخش بندی مبتنی بر آستانه هدف مکان یابی ناحیه تومور است و نه آشکارسازی دقیق آن، پارامترهای ورودی این مرحله را می توان در بازه بزرگی از مقادیر انتخاب کرد.

همچنین الگوریتم پیشنهادی قادر بوده برای تومورهای دارای شکل، اندازه و ظاهر متفاوت موجود در تصاویر متنوع خروجی دقیق بدهد. این در حالی است که پارامترهای ورودی الگوریتم برای تمامی تصاویر مقدار ثابتی بوده است. پیاده سازی ها نشان می دهد که الگوریتم ترکیبی پیشنهادی علاوه بر خودکار بودن، روی طیف وسیعی از تصاویر به نتایج دقیقی منجر شده است.

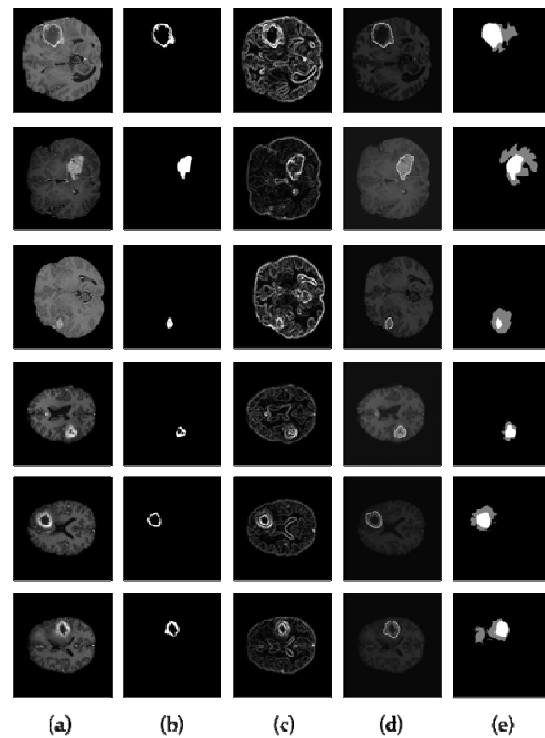
## مراجع

- [1] Faisal, A., Parveen, S., Badsha, S., Sarwar, H., and Reza, A. W., "Computer assisted diagnostic system in tumor radiography," J. Med. Syst., vol. 37, no. 3, pp. 1-10, 2013.
- [2] Abdel-Maksoud, E., Elmogy, M., and Al-Awadi, R., "Brain tumor segmentation based on a hybrid clustering technique," Egypt. Informatics J., 2015.
- [3] Harati, V., Khayati, R., and Farzan, A., "Fully automated tumor segmentation based on improved fuzzy connectedness algorithm in brain MR images," Comput. Biol. Med., vol. 41, no. 7, pp. 483-492, 2011.
- [4] El-Dahshan, E. S. a., Mohsen, H. M., Revett, K., and Salem, A. B. M., "Computer-aided diagnosis of human brain tumor through MRI: A survey and a new algorithm," Expert Syst. Appl., vol. 41, no. 11, pp. 5526-5545, Sep. 2014.
- [5] Sachdeva, J., Kumar, V., Gupta, I., Khandelwal, N., and Ahuja, C. K., "A novel content-based active contour model for brain tumor segmentation," Magn. Reson. Imaging, vol. 30, no. 5, pp. 694-715, 2012.
- [6] Nabizadeh, N., John, N., and Wright, C., "Histogram-based gravitational optimization algorithm on single MR modality for automatic brain lesion detection and segmentation," Expert Syst. Appl., vol. 41, no. 17, pp. 7820-7836, Dec. 2014.
- [7] Arakeri, M. P. and Reddy, G. R. M., "Computer-aided diagnosis system for tissue characterization of brain tumor on magnetic resonance images," Signal, Image Video Process., Apr. 2013.

مبتنی بر نشانگر است. هر کدام از این روش ها به تنهایی از یک نقطه ضعف برخوردار هستند.



شکل ۶) نتایج الگوریتم پیشنهادی با اعمال مقادیر  $\sigma$  متفاوت. (a) گرادیان تصویر. (b) تصویر خروجی مرحله آستانه گذاری. (c) نتایج الگوریتم پیشنهادی



شکل ۷) نتایج پیاده سازی روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده BRATS2012 (a) تصویر اصلی (b) خروجی آستانه گذاری موازی به همراه پردازش مورفولوژیکی (c) گرادیان تصویر اصلی (d) ناحیه مربوط به تومور (e) تصویر مرجع





سینا توسن کاردانی مهندسی برق را در سال ۱۳۸۹ از دانشکده فنی امام علی کردکوی و کارشناسی مهندسی برق را در سال ۱۳۹۱ از مؤسسه میرداماد گرگان دریافت کرد. در سال ۱۳۹۴ موفق به دریافت مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق الکترونیک از دانشگاه بیرجند شد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه وی عبارتند از پردازش سیگنال، پردازش تصویر، بازشناسی الگو و سیستم‌های تصمیم‌یار پزشکی.



ناصر مهرشاد کارشناسی مهندسی برق را در سال ۱۳۷۴ از دانشگاه فردوسی مشهد و کارشناسی ارشد و دکتری خود در رشته مهندسی پزشکی بیوالکترونیک را به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۷ و ۱۳۸۴ از دانشگاه تربیت مدرس تهران دریافت کرد و در سال ۱۳۸۴ در گروه الکترونیک دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه بیرجند استخدام شده و هم‌اکنون به‌عنوان دانشیار این گروه مشغول به کار می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه وی عبارتند از پردازش سیگنال، پردازش تصویر بازشناسی الگو و سیستم‌های تصمیم‌یار پزشکی.



کاظم قائمی مدرک پزشکی عمومی و مدرک تخصص جراحی مغز و اعصاب را به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۰ و ۱۳۷۵ از دانشگاه شهیدبهشتی تهران دریافت کرد. در فاصله سال‌های ۱۳۸۴ تا ۱۳۸۶ فلوشیپ جراحی استریوتاکسی را نیز در این دانشگاه به اتمام رساند. او همچنین این دوره را در بازه ژوئن سال ۲۰۰۷ میلادی تا ژوئن سال ۲۰۰۸ میلادی در دانشگاه هانور آلمان نیز گذراند و از آگوست همان سال فلوشیپ جراحی صرع در دانشگاه بیلفیلد را در مدت یک سال به پایان رساند.

- [8] Multimodal Brain Tumor Segmentation Challenge, Web: data available at <http://www2.imm.dtu.dk/projects/BRATS2012/>
- [9] Ain, Q., Jaffar, M. A., and Choi, T. S., "Fuzzy anisotropic diffusion based segmentation and texture based ensemble classification of brain tumor," Appl. Soft Comput., vol. 21, no. 2014, pp. 330–340, Aug. 2014.
- [10] Guo, X., Tang, C., Zhang, H., and Chang, Z., "Automatic thresholding for defect detection," ICIC Express Lett., vol. 6, no. 1, pp. 159–164, 2012.
- [11] Roerdink, J. and Meijster, A., "The Watershed Transform: Definitions, Algorithms and Parallelization Strategies," Fundam. Informaticae, vol. 41, no. 1–2, pp. 187–228, 2000.
- [۱۲] مهرشاد، ناصر، قاسمیان، حسن، "ناحیه‌بندی تصویر با استفاده از ادغام ویژگی‌های لبه و بافت" نشریه علمی پژوهشی انجمن کامپیوتر ایران، جلد ۳، شماره ۱ (الف)، ص ۱ تا ۷، بهار ۱۳۸۴.
- [13] A. P. Zijdenbos, B. M. Dawant, R. A. Margolin, and A. C. Palmer, "Morphometric analysis of white matter lesions in MR images: method and validation.," IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 13, no. 4, pp. 716–24, 1994.
- [14] P. Jaccard, "The distribution of the flora in the alpine zone," New Phytol., vol. XI, no. 2, pp. 37–50, 1912.