



دانشگاه آزاد اسلامی

واحد بین المللی ماکو

دانشکده فنی و مهندسی گروه کامپیوتر

ارشد کارشناسی درجه دریافت برای نامه پایان

رشته و گرایش (مهندسی نرم افزار)

عنوان

استخراج غیرنظارتی تو موورهای مغزی در ام آر آی چندکاناله

استاد راهنما

دکتر سید امین سیدی

استاد مشاور

دکتر سعید مرادی

نگارش

خالد سلام پور

پاییز ۹۸

بسم الله الرحمن الرحيم



دانشگاه آزاد اسلامی

واحد بین المللی ماکو

دانشکده فنی و مهندسی گروه کامپیوتر

ارشد کارشناسی درجه دریافت برای نامه پایان

رشته و گرایش (مهندسی نرم افزار)

عنوان

استخراج غیرنظارتی تو مو رهای مغزی در ام آر آی چند کاناله

استاد راهنما

دکتر سید امین سیدی

استاد مشاور

دکتر سعید مرادی

نگارش

خالد سلام پور

پاییز ۹۸

فهرست مطالب

۱۱	چکیده:.....
۱۴	فصل اول کلیات تحقیق.....
۱۵	۱-۱ بیان مسأله و ضرورت آن.....
۱۶	۱-۲ سئوالات تحقیق.....
۱۶	۱-۳ فرضیه تحقیق.....
۱۶	۱-۴ ساختار پایان نامه.....
۱۷	فصل دوم مفاهیم اولیه.....
۱۹	۲-۱ آشنایی با سرطان و تومور.....
۲۱	۲-۲ عوامل تومورهای مغزی ثانویه یا متاستاتیک:.....
۲۱	۲-۲-۱ عوامل خطرناک:.....
۲۲	۲-۲-۲ عوارض و راهکارهای آن.....
۲۴	۲-۲-۳ روش های درمانی.....
۲۵	۲-۲-۳-۱ پرتو درمانی.....
۲۵	۲-۲-۳-۲ جراحی رادیویی:.....
۲۵	۲-۲-۳-۳ درمان جراحی رادیویی سایبرنایف.....
۲۸	۲-۲-۳-۴ شیمی درمانی:.....
۲۸	۳-۲ مراحل اساسی درپردازش تصویر:.....

- ۲-۳-۱ بهینه سازی و پیش پردازش ۳۰
- ۲-۳-۲ بهبود کیفیت تصویر ۳۰
- ۲-۳-۳ بخش بندی ۳۱
- ۲-۳-۳-۱ تصویر تک رنگ ۳۱
- ۲-۳-۳-۲ بخش بندی تصاویر تک رنگ ۳۲
- ۲-۳-۴ لبه یابی ۳۲
- ۲-۳-۵ ناحیه بندی ۳۲
- ۶-۲ نتیجه گیری ۳۴
- فصل سوم پیشینه تحقیق ۳۵
- ۳-۱ روش های بخش بندی ۳۶
- ۳-۱-۱ بخش بندی دستی ۳۶
- ۳-۱-۲ بخش بندی شبه خودکار ۳۷
- ۳-۱-۳ بخش بندی خودکار ۳۹
- ۲-۳ روشهای نظارتی و غیر نظارتی ۴۰
- ۳-۲-۱ الگوریتمهای غیر نظارتی ۴۱
- ۳-۳ طبقه بندی روشهای ارائه شده ۴۳
- ۳-۳-۱ روشهای بر مبنای آستانه ۴۴
- ۳-۳-۲ روشهای بر مبنای ناحیه ۴۶

۳-۳-۳	روشهای بر مبنای پیکسل	۵۰
۳-۴	نتیجه گیری	۵۵
فصل چهارم	الگوریتم پیشنهادی بخش بندی	۵۶
۴-۱	الگوریتم پیشنهادی	۵۷
۴-۱-۱	وزنهای MRI استفاده شده	۵۸
۴-۱-۲	حذف مجموعه	۵۹
۴-۱-۳	ویژگی های مکانی مرتبه اول	۶۰
۴-۱-۴	فیلتر گابور	۶۰
۴-۱-۵	الگوریتم k-medoids	۶۱
۴-۲	گام های الگوریتم پیشنهادی	۶۴
۳-۴	خلاصه فصل	۶۵
فصل پنجم: بحث و نتیجه گیری		۶۶
۵-۱	مجموعه داده	۶۷
۵-۲	مقیاس های اندازه گیری	۶۸
۵-۳	تاثیر اندازه همسایگی بر نتایج	۶۹
۵-۴	تاثیر سطح و تعداد زوایای مجموعه فیلترهای گابور بر روی خروجی	۷۰
۵-۵	نتایج مقایسه با تعدادی از روش های ارائه شده قبلی	۷۱
۵-۶	نتیجه گیری	۷۴

فهرست اشکال

- شکل ۱-۲: تصویری از یک تومور مغزی..... ۲۰
- شکل ۲-۲: بلوک دیاگرام پردازش تصویر..... ۲۹
- شکل ۲-۳: تصویر گرفته شده با دستگاه MRI از یک تومور مغزی..... ۳۱
- شکل ۲-۴: مراحل کلی پردازش تصویر..... ۳۳
- شکل ۴-۱: الگوریتم پیشنهادی برای تفکیک تومورهای مغزی از داده چندکاناله..... ۵۸
- شکل ۴-۲: یک نمونه از اعضای مجموعه داده: (الف) MR-T2 (ب) MR-PD..... ۵۹
- شکل ۳-۴: یک نمونه از تصاویر مجموعه داده قبل و بعد از حذف مجموعه (الف) قبل از حذف مجموعه (ب) پس از حذف مجموعه..... ۶۰
- شکل ۴-۴: نتایج حاصل از اعمال فیلترهای گابور استفاده شده برای استخراج ویژگی بر روی یکی از اعضای مجموعه داده..... ۶۴
- شکل ۱-۵: یک نمونه از تصاویر مربوط به هر یک از انواع تومورهای موجود در مجموعه داده: (ردیف اول) وزن MR-T2 (ردیف دوم) وزن MR-PD..... ۶۸
- شکل ۲-۵: مفاهیم اولیه برای ارزیابی روش های بخش بندی..... ۶۹
- شکل ۳-۵: نتایج حاصل از بخش بندی باهمسایگی هایی با ابعاد مختلف..... ۷۰
- شکل ۴-۵: نتایج حاصل از اعمال مجموعه فیلترهای گابور به یکی از اعضای مجموعه داده..... ۷۱
- شکل ۵-۵: نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی و روش های دیگر بر روی یک نمونه از اعضای مجموعه داده (الف) MR-T2 (ب) MR-PD (ج) بخش بندی دستی (د) color-k-means (ه) ECM (خ) GMM+SVM (ل) SWT-SOM (م) multichannelFCM (ز) RFCM (ک) روش پیشنهادی..... ۷۳

شکل ۶-۵: نمودار نتایج حاصل از اعمال روش های مختلف بر روی مجموعه داده (الف) ژاکارد (ب)

دایس (ج) حساسیت (د) ویژگی ۷۵

فهرست جداول

جدول ۵-۱ روش های استفاده شده برای مقایسه نتایج حاصل از روش پیشنهادی ۷۲

جدول ۵-۲ میانگین مقیاس های کمی بر روی مجموعه داده حاصل شده با استفاده از روش های مختلف

..... ۷۳

چکیده:

تومورهای مغزی یکی از شایعترین عوامل مرگ و میر در سالهای اخیر به شمار میروند. تصاویر ام آر آی به دلیل ماهیت غیرتهاجمی و فراهم کردن اطلاعات دقیق، مهمترین ابزار تشخیص تومورها هستند. تفکیک تومورها از تصاویر ام آر آی معمولا به صورت دستی انجام میشود که کاری زمانبر و مستعد بروز خطاهای انسانی است. از این رو، ایجاد روش های هوشمند برای تفکیک دقیق تومورهای مغزی، توجه محققان بسیاری را به خود جلب کرده است. استفاده از داده های کانال های مختلف ام آر آی، میتواند دقت تفکیک تومور را افزایش دهد. بدین منظور در این پژوهش، روشی غیرنظارتی برای تفکیک تومورها از داده های چندکاناله با استفاده از ویژگی های مکانی مرتبه اول و دوم تصویر پیشنهاد شده است. برای این مقصود، در ابتدا پس از انجام پیش پردازشهای لازم بر روی تصاویر ام آر آی، ویژگی های مکانی مرتبه اول و دوم از پیکسلهای نظیر در تمام وزنها استخراج میشوند. در ادامه از این بردار ویژگی و روشهای غیرنظارتی برای تفکیک تومور از بافت سالم استفاده میشود. برچسب گذاری خوشه ها، تصویر نهایی را حاصل میکند. ارزیابی نتایج حاصل، با استفاده از تصاویری که توسط پزشک متخصص به صورت دستی بخش بندی شده اند، و بر مبنای معیارهای کمی انجام میشود.

کلمات کلیدی: تومورهای مغزی، ام آر آی چندکاناله، ویژگی های مکانی مرتبه اول، فیلتر گابور

، خوشه بندی

تقدیم به:

پدر، مادر و همسر عزیزم

و به تمام آزاد مردانی که نیک می اندیشند و عقل و منطق را پیشه خود نموده و جز رضای الهی

و پیشرفت و سعادت جامعه، هدفی ندارند.

دانشمندان، بزرگان، و جوانمردانی که جان و مال خود را در حفظ و اعتلای این مرز و بوم فدا

نموده و مینمایند.

سپاسگذاری:

سپاس خدای بزرگ را که مرا یاری رساند تا بتوانم این مقطع تحصیلی را به پایان رسانده و گامی در راستای اعتلای علم بر دارم. از استاد راهنمای گرانقدرم جناب آقای دکتر سیدامین سیدی که وجودشان همیشه قوتی برای انجام کارهایم بوده است و بدون شک انجام این پایانامه بدون کمک و راهنمایی‌های ارزنده آنها امکان پذیر نبوده است، کمال تشکر را دارم. از استاد گرامی جناب آقای دکتر سعید مرادی که زحمت مشاوره این رساله را داشتند نیز سپاسگزارم.

تشکر از تمامی معلمان اساتیدی که توفیق دانش آموزی و دانشجویی در محضرشان را داشتم.

و در پایان از تمامی عزیزانی که در طول انجام این پروژه مرا یاری کرده‌اند کمال تشکر و قدردانی را ابراز می‌نمایم.

فصل اول کلیات تحقیق

۱-۱ بیان مسأله و ضرورت آن

جدا کردن بافت های مختلف تومور مانند تومور فعال و غیرفعال، خون ریزی و بافت مرده از بخش های سالم مغز، هدف از بخش بندی تومورهای مغزیست. در مطالعات مربوط به تومورهای مغزی، شناسایی بافت های آسیب دیده در بیشتر موارد کاری آسان است اما شناسایی دقیق و جداسازی درست نواحی آسیب دیده فرآیندی دشوار به شمار میرود. به دلیل کنتراست بالا و ماهیت غیر تهاجمی تصاویر تشدید مغناطیسی، روش های جداسازی تومور با استفاده از این نوع تصاویر در سالهای گذشته، توجه بسیاری از محققان را به خود جلب نموده اند. در حال حاضر، استفاده از روش های هوشمند برای جداسازی تومور در کاربردهای کلینیکی بسیار متداول است. روش های هوشمند طبقه بندی به دو دسته نظارتی و غیر نظارتی تقسیم میشوند. در روش های نظارتی فرآیند کار شامل دو مرحله آموزش و آزمون است و دانش اولیه برای آموزش طبقه بندی مورد نیاز است در حالی که روش های غیر نظارتی فاقد مرحله آموزش و در نتیجه نیاز به دانش انسانی هستند.

در هر یک از وزنهای تصاویر ام آر آی، اطلاعات متفاوتی درمورد تومورها وجود دارد. استفاده همزمان از چند وزن مختلف میتواند دقت روش در تفکیک ضایعه از بافت سالم را افزایش دهد. در این رساله، هدف، ارائه روشی برای تفکیک تومورهای مغزی با استفاده از تصاویر وزنهای مختلف ام آر آی است. بدین منظور، پس از حذف مجموعه از تصاویر و تثبیت آنها بر روی یک وزن، ابتدا ویژگی های مکانی مرتبه اول به همراه نتایج حاصل از اعمال فیلترهای گابور برای هر پیکسل محاسبه می شوند. و برای تفکیک ضایعات از روشهای خوشه بندی استفاده می کنیم. عملکرد روش با مقایسه تصویر حاصل با تصویر بخشبندی شده توسط پزشک بررسی میگردد.

۱-۲ سئوالات تحقیق

- ۱- آیا میتوان با استفاده از تبدیل گابور، مرزهای تومور را به درستی تعیین کرد؟
- ۲- چه ویژگی های مرتبه اولی میتوانند بافت تومور را به خوبی توصیف کنند؟
- ۳- چگونه میتوان با استفاده از شیوه های غیرنظارتی، دقت تفکیک تومور را افزایش داد؟

۱-۳ فرضیه تحقیق

- ۱- با استفاده از فیلترهای گابور میتوان لبه های تومور و بافت آن را به خوبی توصیف کرد.
- ۲- ویژگی های مکانی مرتبه اول میتوانند برای توصیف بافت تومور استفاده شوند.
- ۳- با استفاده از خوشه بندی میتوان تومور را به خوبی از بافت سالم جدا کرد.

۱-۴ ساختار پایان نامه

پایان نامه در پنج فصل تدوین شده است. در فصل دوم به بررسی سرطان و تومور مغز و انواع بیماریهای مغز و سپس روشهای درمان این بیماریها و لزوم پردازش آن می پردازیم. در فصل سوم به بررسی روش های موجود روشهای موجود بخش بندی پرداخته و در فصل چهارم الگوریتم پیشنهادی بخش بندی تومر مغزی مطرح می گردد. و در فصل آخر به بررسی و ارزیابی روش پیشنهادی و کارهای آتی پرداخته می شود.

فصل دوم مفاهیم اولیه

امروزه تصاویر مرتبط با هریک از علوم از مهم‌ترین انواع داده‌های در دسترس برای محققان می‌باشند و پردازش تصویر یکی از پراهمیت‌ترین بخش‌های تحقیقاتی در علوم مهندسی به‌شمار می‌رود. پردازش تصویر به مفهوم تبدیل یک تصویر آنالوگ به شکل دیجیتال و اجرای برخی عملیات بر روی آن به‌منظور بهبود کیفیت و یا استخراج اطلاعات مفید از آن است. آشکارسازی، بازسازی، اندازه‌گیری و شناسایی از جمله اهدافی‌اند که به هنگام پردازش تصویر مدنظر قرار می‌گیرند. این فرآیند ابزار مهمی در بسیاری از شاخه‌های علوم نظیر علوم کامپیوتر، مهندسی برق، رباتیک و علوم پزشکی و زیستی به محققان ارائه می‌دهد.

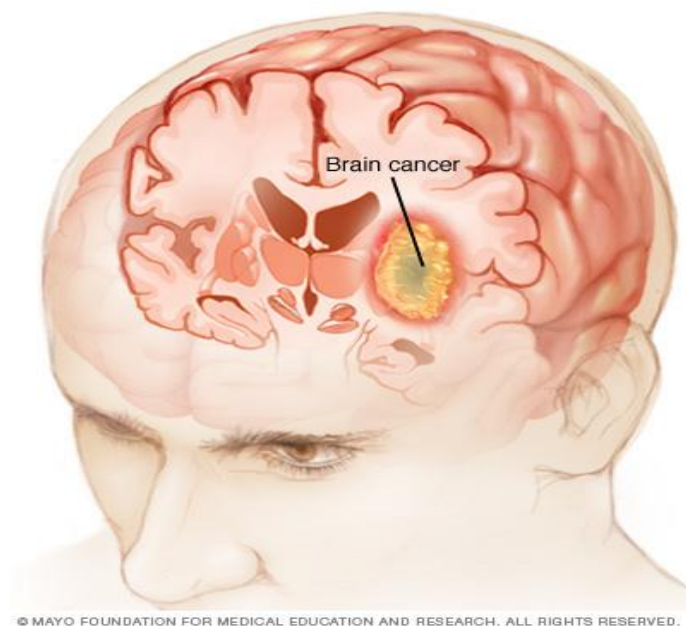
تصاویر پزشکی، در حال حاضر، جزء جدانشدنی فرآیند تشخیص و درمان بیماری‌ها به‌شمار می‌روند. با توجه به افزایش استفاده از سیستم‌های تصویربرداری دیجیتال در علوم پزشکی و برای تشخیص بهتر بیماری، پردازش تصاویر پزشکی به همین مقصود مورد استفاده قرار می‌گیرد. این زمینه تحقیقاتی به دلیل پیشرفت سریع سیستم‌های تصویربرداری دیجیتال و ایجاد روش‌های جدید برای آنالیز و طراحی سیستم‌های تشخیصی هوشمند به یکی از مهم‌ترین زمینه‌های تحقیقاتی در علم پردازش تصویر تبدیل شده است. علاوه بر سیستم‌های تصویربرداری با ماهیت دیجیتال مثل ام‌آر‌آی و سی‌تی، سیستم‌های آنالوگ مثل رادیوگرافی نیز دارای حس‌گرهای دیجیتال هستند. تصویر خروجی سیستم‌ها به‌شکل مجموعه‌ای از پیکسل‌هاست که یک مقدار عددی بیانگر رنگ و یا شدت روشنایی برای هریک تعیین شده است. چالش اصلی پیش روی محققان پردازش و آنالیز این مقادیر برای استخراج، کمی‌سازی و تفسیر اطلاعات برای درک ساختار و رفتار بافت‌هایی است که در درون تصویر موجودند. هدف کلی از پردازش تصاویر، استخراج اطلاعات و کاربردی کردن آن‌ها در تشخیص و درمان است.

امروزه تشخیص بسیاری از بیماری‌ها از جمله بیماری‌های مغزی با استفاده از پردازش تصویر صورت می‌گیرد. با توجه به اهمیت بیماری‌های مغزی، بررسی‌های زیادی بر روی بیماری‌های مغزی

انجام گرفته است. ناهنجاری‌های مغزی، چه ژنتیکی و چه اکتسابی، از دسته بیماری‌هایی هستند که بسیاری از توانایی‌های فرد را دچار اختلال نموده و باعث ایجاد ناتوانی‌های دائمی می‌شوند.

۲-۱ آشنایی با سرطان و تومور

سرطان، نامی است که به مجموعه بیماری‌هایی اطلاق می‌شود که از تکثیر مهارنشده سلول‌ها پدید می‌آیند (Hadad, 2016). عوامل ایجاد کننده سرطان تا حد زیادی ناشناخته اند اما زن‌ها، سیگار، عفونت‌های میکروبی و ویروسی و رژیم غذایی، عواملی هستند که تاثیر آنها در ایجاد سرطان‌های مختلف ثابت شده است (Stewart, 2014). احتمال بروز سرطان در سنین مختلف وجود دارد ولی احتمال بروز سرطان با افزایش سن زیادتر می‌شود (Balducci, 2000). گفته می‌شود ۷۰ درصد مرگ‌های ناشی از سرطان در کشورهای در حال توسعه رخ می‌دهد و این در حالی است که مرگ و میر در کشورهای پیشرفته و توسعه یافته که روند افزایشی را طی کرده‌اند به خوبی تحت کنترل درآمده است (Bray et al, 2018). یک تومور مغزی، مجموعه‌ای از سلول‌های غیرطبیعی در مغز است. تومورها به دو دسته خوش‌خیم و بدخیم تقسیم می‌شوند. تومورهای خوش‌خیم دارای ساختار یکنواخت و فاقد سلول‌های فعال سرطانی اند. در حالی که در تومورهای بدخیم ساختار تومور یکنواخت نبوده و سلول‌های سرطانی فعال در محدوده آسیب دیده توسط تومور یافت می‌شوند (Bray et al, 2018). تومورهای مغزی با توجه به بخش درگیر مغز، نشانه‌های متفاوتی از خود بروز می‌دهند اما نشانه‌هایی مثل سردرد، تشنج، تهوع یا استفراغ بی دلیل و مشکلات بینایی در اکثر آنها وجود دارد. نمونه‌ای از تومور مغزی در شکل ۲-۱ نشان داده شده است.



شکل ۱-۲: تصویری از یک تومور مغزی

تومور مغزی اولیه در مغز و یا در بافت های نزدیک به آن، از جمله در غشاهای پوشش مغز (مننژ)، اعصاب جمجمه ای، غده هیپوفیز یا غده پینه آل به خودی خود بوجود می آید. وقتی که سلول های طبیعی شروع به جهش در DNA کند، این جهش ها باعث افزایش مقدار، رشد و پخش سلول های غیر طبیعی میشود. این سلول های غیر طبیعی به زندگی ادامه می دهند. با از بین رفتن سلول های سالم یک توده از سلول های غیر طبیعی باقی می ماند که منجر به تشکیل تومور می گردد.

سرطان در تومورهای مغزی اولیه بسیار زودتر از تومورهای مغزی ثانویه که به جاهای دیگر و مغز گسترش می یابد آغاز می شود انواع مختلف تومورهای مغزی اولیه عبارتند از:

- نوروام آکوستیک (شوانوما)
- استروسیتوما، همچنین به عنوان گلیوم نیز شناخته شده ، که شامل آناپلاستیک استروسیتوما و گلیوبلاستوما می باشد.
- اپنایموما
- اپنایموبلاستوما

- تومور ژرم سل
- مدولوبلاستوما
- مننژیوم
- اولیگودندروگلیوما
- پینیو بلاستوما

۲-۲ عوامل تومورهای مغزی ثانویه یا متاستاتیک :

تومورهای مغزی ثانویه (متاستاتیک) تومورهایی هستند که در جای دیگر از بدن شروع می شوند و سپس به مغز گسترش می یابند (متاستاز). تومورهای مغزی ثانویه اغلب در افرادی رخ می دهد که سابقه ی سرطان دارند. تومورهای مغزی ثانویه به مراتب شایع تر از تومورهای مغزی اولیه است. هر سرطان می تواند به مغز گسترش یابد. اما رایج ترین آنها عبارتند از:

- سرطان سینه
- سرطان روده بزرگ
- سرطان کلیه
- سرطان ریه
- ملانوم (سرطان پوستی)

۲-۲-۱ عوامل خطرناک :

اگرچه پزشکان مطمئن نیستند که چه عواملی باعث جهش های ژنتیکی است که می تواند منجر به تومورهای مغزی اولیه شود، اما عواملی را شناسایی کرده اند که ممکن است خطر ابتلا به تومور مغزی

را افزایش دهد. عوامل خطرناک عبارتند از: (Mazzara et al, 2004)

۱-نژاد .به طور کلی، تومورهای مغزی اغلب در سفید پوستان بیشتر از نژادهای دیگر رخ می دهد.

۲-سن .خطر ابتلا به تومور مغزی با بالا رفتن سن افزایش می یابد. تومورهای مغزی بیشتر در افراد مسن مشاهده می گردد. با این حال، تومور مغزی می تواند در هر سنی رخ دهد. و برخی از انواع تومورهای مغزی، مانند مدولوبلاستوم، تقریباً به طور انحصاری در کودکان رخ می دهد.

۳-قرار گرفتن در معرض تابش اشعه. افرادی که در معرض یک نوع اشعه بنام اشعه یونیزان قرار گیرند، خطر ابتلا به تومور مغزی در آنها افزایش می یابد. نمونه هایی از اشعه یونیزان عبارتند از استفاده پرتو درمانی برای درمان سرطان و قرار گرفتن در معرض تشعشع بمب اتمی.هنوز به اثبات نرسیده که اشکال شایع تر از اشعه، مانند میدان های الکترومغناطیسی از خطوط برق و تابش فرکانس رادیویی از تلفن همراه و اجاق های مایکروویو، باعث تومور مغزی می شود.

۴-قرار گرفتن در معرض مواد شیمیایی در محل کار .افراد مشغول به کار در صنایع خاص ممکن است در معرض ابتلا به تومور مغزی باشند.

۵-سابقه خانوادگی تومور مغزی .یک بخش کوچک از تومورهای مغزی در افراد با سابقه خانوادگی تومور و یا یک سابقه خانوادگی از سندرم های ژنتیکی مغزی رخ می دهد.

۲-۲-۲ عوارض و راهکارهای آن

یک تومور مغزی می تواند باعث عوارضی که وابسته به بخشی از مغز که تحت تاثیر قرار گرفته، شود. این عوارض می تواند شامل موارد زیر باشد:

- **ضعف** .یک تومور مغزی می تواند به هر بخشی از مغز آسیب برساند. اما اگر بخشی از مغز را که شامل کنترل قدرت و یا حرکت بازو و یا ساق پارا درگیر کند ، می تواند باعث ضعف در آن

قسمتها از بدن شود. ضعف ناشی از یک تومور مغزی می تواند بسیار شبیه به عوامل ناشی از سکته مغزی باشد.

- **تغییر دید.** یک تومور مغزی میتواند باعث آسیب رسیدن به اعصاب مربوط به به چشم و یا بخشی از مغز که اطلاعات بصری (قشر بینایی) را پردازش می کند شود که منجر به مشکلات بینایی می گردد، مانند دوبینی یا کاهش میدان دید.

- **سر درد.** یک تومور مغزی که باعث افزایش فشار در داخل مغز می شود میتواند باعث سردرد شود. این سر دردها می تواند شدید و بی امان شود و ممکن است با تهوع و استفراغ همراه باشد. سردرد می تواند ناشی از خود تومور، و یا از مایع درون مغز (هیدروسفالی) باشد. همه سر دردها دلیل وجود تومور مغزی نیستند.

- **تغییرات شخصیتی.** تومورها در مناطق خاصی از مغز ممکن است باعث تغییرات شخصیتی و یا تغییر در رفتار شود.

- **افت شنوایی.** تومورهای مغزی که اعصاب شنوایی مخصوصا نورینوم آکوستیک را تحت تاثیر قرار می دهد ممکن است باعث افت شنوایی شود.

- **تشنج.** تومور مغزی می تواند باعث تحریکات مغزی شود که ممکن است منجر به تشنج گردد. در صورت مشاهده هر گونه علائم و نشانه ی نگران کننده به پزشک مراجعه باید کرد. اگر

تشخیص پزشک تومور مغزی بود، ممکن است نیاز به مراجعه به یک متخصص باشد، مانند:

- متخصص اختلالات مغزی (نورولوژیست)
- متخصص درمان سرطان (انکولوژیست)
- پزشکی که از اشعه برای درمان سرطان استفاده می کند (انکولوژیست اشعه)
- متخصص سرطان سیستم عصبی (انکولوژیست عصبی)

- جراح
- متخصص توانبخشی

۲-۲-۳ روش های درمانی

درمان تومور مغزی به نوع، اندازه و محل تومور، و همچنین سلامت کلی بیمار بستگی دارد. پزشک می تواند درمانی به تناسب وضعیت خاص بیمار انجام دهد. اگر تومور مغزی در یک محل در دسترس برای عمل جراحی واقع شده باشد، جراح اقدام به برداشتن تومور تا آن اندازه که در دسترس است می کند. در برخی موارد، تومورهای کوچک و آسان برای جدا شدن از اطراف بافت مغز، بطور کامل توسط جراح برداشته می شود. در موارد دیگر که تومورها نمی توانند از بافت اطراف جدا شوند و یا در نزدیکی مناطق حساس در مغز هستند، عمل جراحی خطرناک می باشد. در این شرایط پزشک سعی می کند تا آنجا که صدمه ای به بیمار نرزد اقدام به برداشتن تومور نماید. حتی از بین بردن بخشی از تومور مغزی ممکن است به کاهش نشانه ها و علائم کمک کند.

جراحی برای برداشتن تومور مغزی حامل خطرانی مانند عفونت و خونریزی می باشد. خطرات دیگر ممکن است بستگی به بخشی از مغز که تومور در آن واقع شده داشته باشد. به عنوان مثال، جراحی یک تومور در نزدیکی اعصاب متصل به چشم، ممکن است باعث از دست دادن بینایی بیمار شود.

در اینجا میتوان گفت که هرچقدر محل و اندازه تومور را برای جراح بهتر نشان داده شود، نتیجه جراحی بهتر خواهد بود و در اینجا نقش اصلی پردازش تصویر در بحث جراحی های مغز و بخصوص با توجه به موضوع رساله که مربوط به تومور ها مغزی است، نمایان می شود.

۱-۳-۲ پرتو درمانی

پرتو درمانی با استفاده از پرتوهایی با انرژی بالا، مانند اشعه X-یا پروتون، برای از بین بردن سلول های تومور انجام می شود. پرتو درمانی می تواند از یک دستگاه در خارج از بدن بیمار (پرتو خارجی) و یا در موارد بسیار نادر، اشعه می تواند در داخل بدن بیمار نزدیک به تومور مغزی (برای تراپی) انجام گیرد.

تابش پرتو خارجی می تواند بر منطقه ای از مغز که تومور آنجا قرار گرفته و یا به سرتاسر مغز (تابش کل مغز) متمرکز باشد. اغلب برای درمان سرطانی که از برخی از قسمت های دیگر بدن به مغز گسترش یافته تابش کل مغز استفاده می شود. عوارض جانبی پرتو درمانی بستگی به نوع و میزان اشعه ای که بیمار دریافت می کند دارد. به طور کلی می تواند باعث خستگی، سردرد و سوزش پوست سر شود .

۲-۳-۲ جراحی رادیویی :

رادیوسرجری استریوتاکتیک یک عمل جراحی به مفهوم سنتی نمی باشد. رادیوسرجری پرتوهای متعدد را به یک شکل بسیار متمرکز اشعه درمانی برای کشتن سلولهای تومور در یک منطقه بسیار کوچک انجام می دهد. هر پرتو تابش به تنهایی قدرتمند نیست، اما نقطه ای که همه پرتوها در تومور مغزی متمرکز می شوند دوز بسیار زیادی از تابش را برای کشتن سلولهای تومور دریافت می کند . رادیوسرجری به طور معمول در یک جلسه درمانی انجام می گیرد و در اکثر موارد بیمار می تواند به خانه باز گردد. عوارض جانبی ممکن است شامل خستگی، سردرد و تهوع باشد.

۳-۳-۲ درمان جراحی رادیویی سایبرنایف

سیستم رادیوسرجری رباتیک سایبرنایف جدید ترین روش درمان تومورهای سرطانی است . این درمان به صورت جراحی بسته و جایگزینی برای عمل جراحی باز میباشد. سایبرنایف به پزشک امکان

رسیدن به سطح بالایی از دقت و صحت در یک روش غیر تهاجمی را می دهد و اجازه می دهد تا بیمار به صورت سرپایی درمان شود. سیستم سایبرنایف می تواند به محل دقیق تومور با استفاده از تصاویر اشعه X در طول درمان سرطان مغز به ساختارهای استخوانی منحصر به سر یک بیمار تابانده می شود. سیستم سایبرنایف دارای سابقه قوی اثر بالینی اثبات شده است. این روش درمان یا به صورت مستقل و یا با درمان های دیگر سرطان مغز، مانند شیمی درمانی، جراحی یا پرتو درمانی تمام مغز صورت می گیرد. درمان سایبرنایف یک روش تیمی است، که چندین متخصص در آن شرکت می کنند. این گروه ممکن است شامل متخصصین زیر باشد:

- جراح مغز و اعصاب
- انکولوژیست اشعه
- متخصص فیزیک پزشکی
- رادیو تراپیست
- دیگر کارکنان پشتیبانی پزشکی

هنگامی که تیم تشکیل شد، آماده سازی برای درمان سایبرنایف آغاز می شود. به طور کلی سه مرحله وجود دارد:

- تنظیم و تصویربرداری
- برنامه درمان
- درمان سایبرنایف

بر خلاف سیستم های دیگر رادیوسرجری مانند گامانایف، در سیستم سایبرنایف بیماران نیازی به بیهوشی سخت و قالب سر ندارند. در واقع رادیو تراپیست یک ماسک مش نرم که به اندازه صورت بیمار است می سازد. این ماسک راحت و غیر تهاجمی به بیمار در نگه داشتن سر و یا گردن در طول درمان کمک می کند. در حالی که با پوشیدن ماسک، سی تی اسکن انجام خواهد شد. اطلاعات سی تی اسکن

توسط تیم سایبرنایف برای تعیین اندازه، شکل و محل دقیق تومور مورد استفاده قرار می گیرد Kilby et al; 2010).

MRI، PET اسکن و یا آنژیوگرام نیز ممکن است برای دیده شدن تومور به طور کامل لازم باشد. پس از تصویربرداری، ماسک صورت تا زمانی که درمان سایبرنایف آغاز شود برداشته می شود. سپس یک متخصص فیزیک پزشکی و نیز پزشک بیمار از اطلاعات برای طرح برنامه درمانی بیمار استفاده می کنند. در این مرحله حضور بیمار الزامی نیست.

در طول مرحله برنامه ریزی اطلاعات CT، MRI و PET اسکن درون نرم افزار برنامه ریزی سیستم سایبرنایف داندلود خواهد شد. تیم پزشکی اندازه منطقه که باید توسط تابش و دوز اشعه مورد هدف قرار گیرد را مشخص می کنند. آنها همچنین ساختارهای بحرانی که در آن تابش باید به حداقل برسد را شناسایی می کند. با استفاده از این اطلاعات، سیستم سایبرنایف طرح تحویل بهینه پرتو برای درمان تومور را محاسبه می کند. طرح درمان به مانور بر حد اکثر قابلیت سیستم سایبرنایف پرداخته و درمان ایمن تر و دقیق تری را انجام می دهد. بعد از طرح درمان سرطان مغز، بیمار به مرکز سایبرنایف برای درمان باز می گردد. پزشکان ممکن است تصمیم بگیرند که درمان را در یک جلسه ارائه دهند و یا آن را در بیش از چند روز مرحله بندی کنند. به طور معمول، درمان سرطان مغز در عرض پنج روز به پایان می رسد. برای بسیاری از بیماران، درمان سایبرنایف کاملاً بدون درد است.

در طول درمان بیمار روی میز در حالی که ماسک خود را به صورت گذاشته دراز می کشد. سیستم کامپیوتر کنترل ربات سایبرنایف در اطراف بدن بیمار حرکت خواهد کرد و به تومور اشعه داده می شود. پس از اتمام درمان سایبرنایف، اغلب بیماران به سرعت می توانند به فعالیت های طبیعی خود بپردازند و به روال روزانه برگردند. عوارض جانبی برای هر بیمار متفاوت است. قبل از درمان، پزشک با بیمار در مورد تمام عوارض احتمالی صحبت می کند. پزشک همچنین ممکن است دارو برای کنترل هر گونه عوارض جانبی تجویز کند. پس از اتمام درمان رادیو سرجری سایبرنایف، برنامه بیمار و ادامه ملاقات ها مهم است.

آنها همچنین باید در ذهن داشته باشند که تومور آنها به طور ناگهانی ناپدید نمی شود. پاسخ به درمان در هر بیمار متفاوت است. تجارب بالینی نشان داده که برای بیشتر بیماران درمان سایبرنایف بسیار خوب پاسخ می دهد.

۴-۳-۲-۲ شیمی درمانی :

شیمی درمانی از داروها برای کشتن سلولهای تومور استفاده می کند . داروهای شیمی درمانی می تواند به صورت خوراکی به شکل قرص مصرف و یا داخل رگ (درون وریدی) تزریق شود. داروی شیمی درمانی تموزولومید (Temodar) اغلب برای درمان تومورهای مغزی استفاده می شود که به صورت قرص مصرف می شود. بسیاری داروهای شیمی درمانی دیگر وجود دارد و ممکن است بسته به نوع سرطان مورد استفاده قرار گیرد. نوع دیگری از شیمی درمانی می تواند در حین عمل جراحی انجام گیرد. هنگام از بین بردن تمام یا بخشی از تومور مغز، جراح ممکن است یک یا چند دیسک به شکل ویفر در فضای سمت چپ تومور قرار دهد. این ویفر به آرامی در طول چند روز آینده داروی شیمی درمانی را آزاد می کند. عوارض جانبی شیمی درمانی به نوع و دوز از داروهایی که بیمار دریافت می کند بستگی دارد. شیمی درمانی می تواند باعث تهوع، استفراغ و ریزش مو شود (Leventhal, et al; 1989).

۳-۲-۳-۲ مراحل اساسی در پردازش تصویر :

پردازش تصویر دیجیتال دانش جدیدی است که در سال های اخیر پیشرفت های زیادی داشته است و در بسیاری از علوم و صنایع به کار برده شده است. یک نمونه از این کاربردها، تشخیص تومور است.

هدف از پردازش تصاویر به شرح زیر می باشد (Nguyen; 1996):

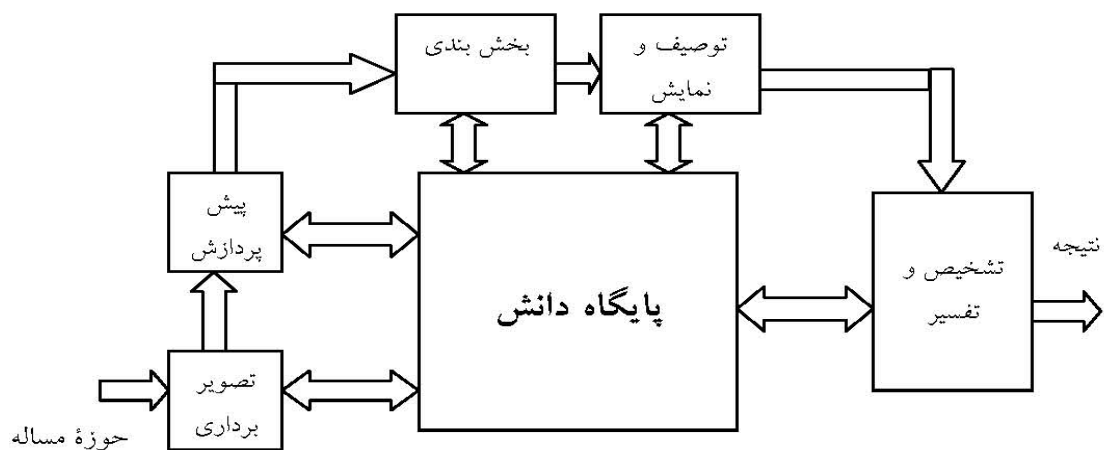
۱- بهبود اطلاعات تصویر برای استفاده انسان. مانند : رنگ آمیزی تصاویر رادیولوژی یا برجستگی ها.

۲-پردازش داده های تصویر برای ادراک ماشین . مانند : سیستم خودکار تشخیص دست نوشته یا سیستم های بیومتریک خودکار.

در اینجا هدف ما استفاده از پردازش تصویر مورد دوم می باشد که برای این مهم از بلوک دیگرام ۲-۲ برای پردازش تصویر استفاده خواهیم کرد . که شامل مراحل زیر می باشد:

- پیش پردازش : بهبود تصویر و حذف نویز
- بخش بندی : تقسیم تصویر به اجزاء تشکیل دهنده
- توصیف : برجسته کردن ویژگیهای مورد علاقه
- تشخیص و تفسیر : انتساب یک بر چسب به هر شیء

در حقیقت از لحاظ مفهومی ، بر حسب تعریف و اهداف سیستم های بیومتریک ، ما در پی ساخت یک سیستم بیومتریک برای شناسایی تومور های متاستاتیک مغز هستیم .



شکل ۲-۲ : بلوک دیگرام پردازش تصویر

۱-۳-۲ بهینه سازی و پیش پردازش

طبق شکل ۲-۲، پس از تصویربرداری (به دست آوردن ماتریس تصویر) که توسط حسگر مناسب و مبدل آنالوگ به دیجیتال انجام می شود، پیش پردازش انجام می شود. هدف اصلی پیش پردازش بهبود تصویر است تا امکان توفیق سایر پردازش ها را افزایش دهد. تصویر دیجیتال را می توان ماتریسی دو بعدی در نظر گرفت که هر زوج از اندیس های سطری و ستونی آن یک نقطه تصویر را مشخص می کند. عناصر این ماتریس «پیکسل» نامیده می شوند.

مقادیر پیکسل ها را بین ۰ تا ۲۵۵ مقدار دهی می شوند، که ۰ به معنای سیاه مطلق و ۲۵۵ به معنای سفید مطلق هست. علت تبدیل عکس به یک عکس خاکستری، تحلیل هیستوگرامی و انجام آسانتر و سریعتر مراحل بعدی شکل ۲-۲ و رسیدن به جواب نهایی است.

۲-۳-۲ بهبود کیفیت تصویر :

هدف اصلی روشهای بهبود، به گونه ای که تصویر حاصل برای یک کاربرد خاص نسبت به تصویر اولیه مناسبتر باشد. کلمه «خاص» نشان می دهد که روش های بهبود تصویر وابسته به نوع مساله اند. (Problem Oriented) به عنوان مثال روشی که برای بهبود تصویر رادیولوژی بسیار مناسب است ممکن است برای بهبود تصویر سونوگرافی و یا عکس CBCT مفید نباشد. روشهای بهبود کیفیت تصویر به صورت زیر تقسیم بندی می شوند:

• حوزه مکانی (با پیکسل های تصویر سر و کار دارند)

✓ تعدیل هیستوگرام

✓ تفریق تصویر

✓ متوسط گیری

• حوزه فرکانس (مبتنی بر تبدیل فوریه، موجک، گابور و ...)

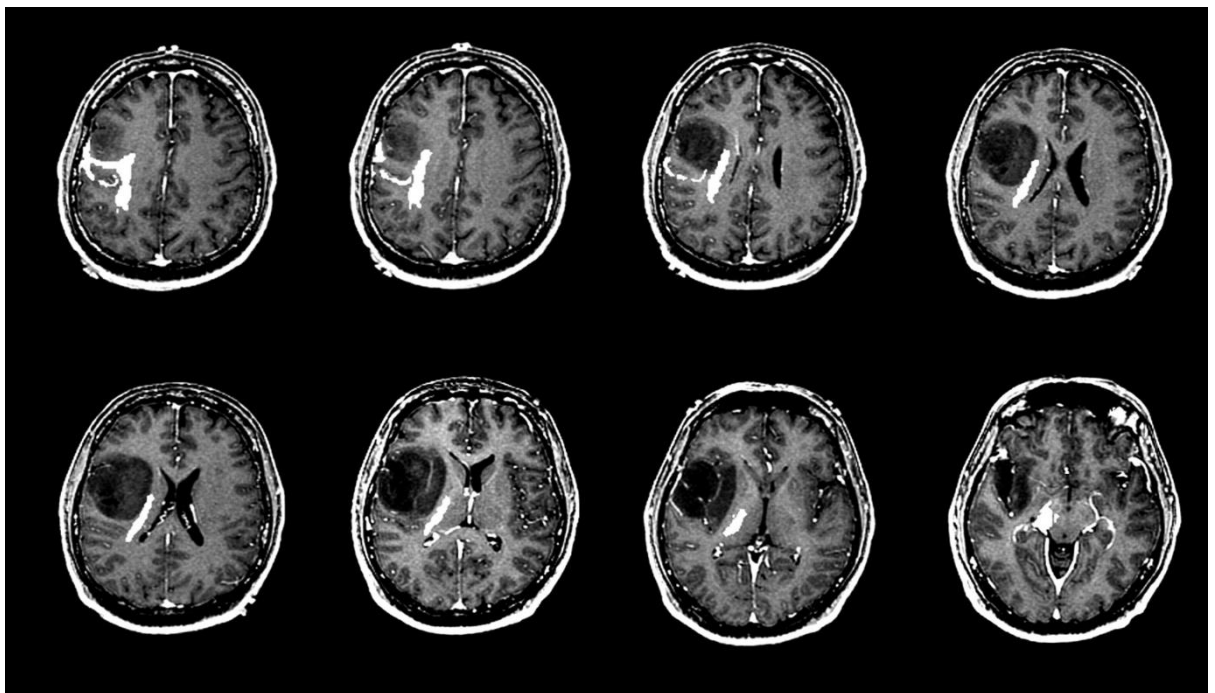
✓ فیلتر کردن تصویر

۲-۳-۳ بخش بندی :

با عمل بخش بندی، تصویر به قسمت های تشکیل دهنده اش تقسیم می شود. اجزا تصویر با توجه به نوع کاربرد مشخص می شوند.

۲-۳-۳-۱ تصویر تک رنگ :

تصویر تک رنگ، در واقع یک تابع شدت روشنایی $f(x,y)$ است که x, y بیانگر مختصات مکانی است و مقدار در هر نقطه (x,y) متناسب با روشنایی تصویر در آن نقطه است. در تصویر دیجیتال، $f(x,y)$ هم در مختصات مکانی و هم در اندازه شدت روشنایی گسسته شده است. شکل ۲-۳ نمونه ای از تصاویر تک رنگ تومر مغزی را نشان می دهد.



شکل ۲-۳: تصویر گرفته شده با دستگاه MRI از یک تومور مغزی

۲-۳-۳-۲ بخش بندی تصاویر تک رنگ

الگوریتمهای بخش بندی تصاویر تک رنگ بر یکی از دو خاصیت زیر استوار است:

۱- ناپیوستگی سطوح خاکستری: تصویر بر اساس تغییرات سریع سطح خاکستری بخش بندی

می شود که برای آشکار سازی نقاط منفرد یا لبه های تصویر به کار می رود

۲- شباهت سطوح خاکستری: تصویر با آستانه گذاری، رشد ناحیه (Region Growing) و

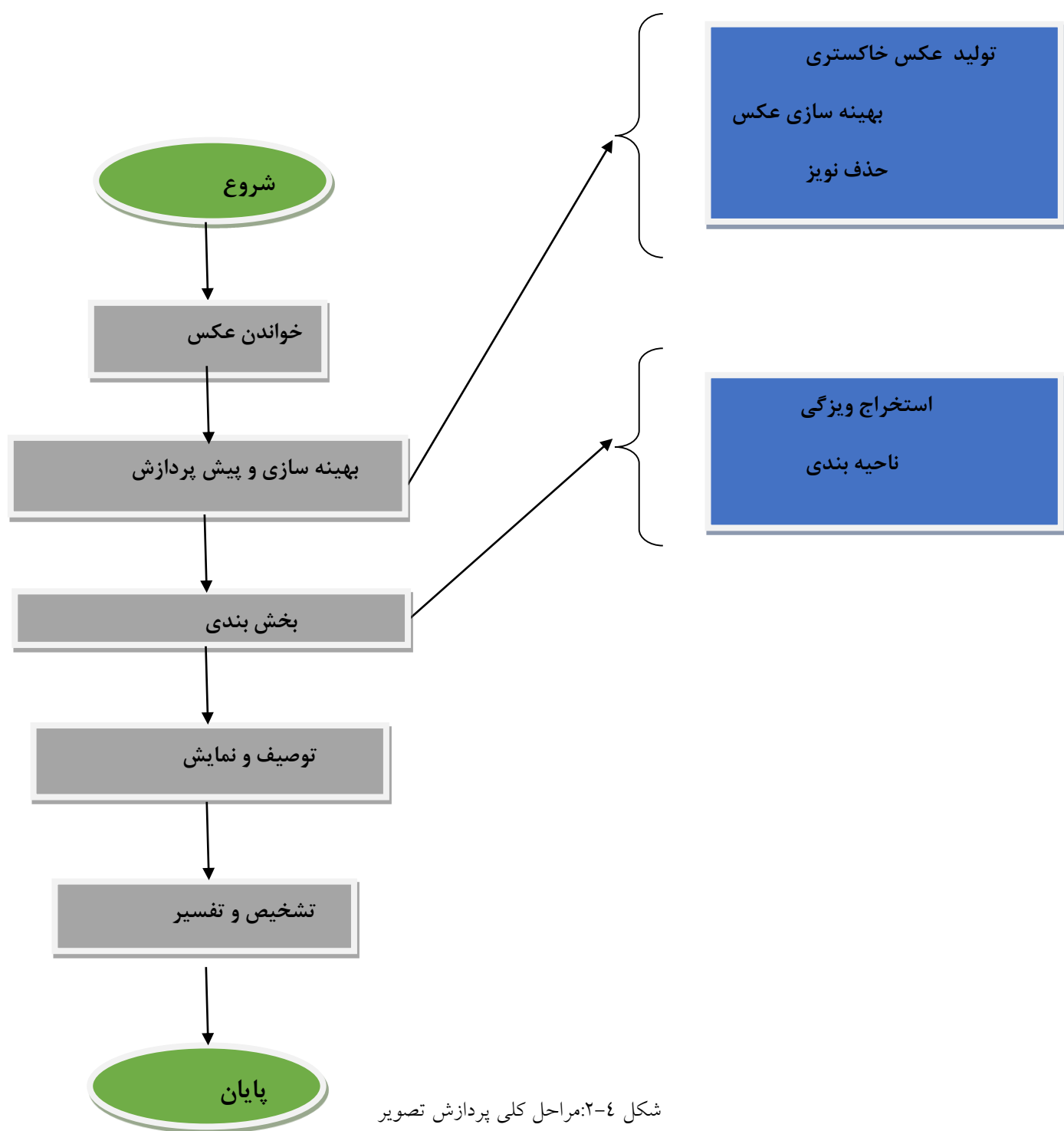
ادغام نواحی بخش بندی می شود.

۲-۳-۴ لبه یابی

آشکار سازی لبه در تصاویر پزشکی یکی از مهمترین و حساس ترین مراحل است، که با اعمال هر روشی، بخشی از اطلاعات تصویر حذف و بخشی دیگر از اطلاعات تصویر نمایان تر میشوند و این مهم برای پردازش های نرم افزاری و نیز تحلیل ها و تصمیم گیری پزشکان خیلی مهم است. روش های مختلف لبه یابی در دامنه های مکانی و فرکانسی وجود دارد که بعداً به آنها اشاره خواهد شد.

۲-۳-۵ ناحیه بندی

بعد از انجام تمام مراحل قبل، برای رسیدن به هدف باید از ناحیه بندی برای جداسازی بخش های مورد نظر از بقیه قسمت های تصویر، استفاده کنیم. مراحل کلی پردازش اشاره شده در شکل ۲-۴ نشان داده شده است.



شکل ۴-۲: مراحل کلی پردازش تصویر

۲-۶ نتیجه‌گیری

در این فصل ابتدا به معرفی مفهوم سرطان، عوامل موثر و مکانیسم های درمانی آنها پرداخته شد و اهمیت تشخیص زود هنگام این نوع بیماریها مطرح گردید. در ادامه به بررسی مفهوم پردازش تصویر و مراحل مربوط به آن اشاره نمودیم. در ادامه ی این پایان نامه، با استفاده از مفاهیمی که در این بخش معرفی شد، به بررسی روش های مختلف موجود جهت آشکارسازی و بخش بندی تومر جهت تشخیص بیماریها خواهیم پرداخت.

فصل سوم پیشینه تحقیق

در سالهای گذشته، محققان بسیاری در شاخه‌های تصویر برداری پزشکی و محاسبات نرم، پیشرفت‌های زیادی در زمینه بخش‌بندی ضایعات مغز به وجود آورده‌اند. روش‌های شبه‌خودکار و تمام خودکار زیادی معرفی شده‌اند. پذیرش روش‌های مختلف توسط پزشکان نیاز به سادگی محاسبات و میزان نظارت انسانی دارد. روش‌های شبه‌خودکار، در عمل بر روش‌های دیگر برتری دارند. دلیل این امر، غیرقابل قبول بودن خطاهای ناشی از تفسیر اشتباه تحت هر شرایطی است. در ادامه این فصل به معرفی انواع طبقه‌بندی‌های انجام شده برای بخش‌بندی تصاویر مغز می‌پردازیم. این روش‌ها در گروه‌های زیر طبقه‌بندی می‌شوند:

۱. روش‌های خودکار، شبه‌خودکار و دستی.
۲. روش‌های نظارتی و غیرنظارتی.
۳. گروه بندی روش‌های متداول: بر مبنای آستانه، بر مبنای ناحیه، بر مبنای پیکسل و بر مبنای مدل

۱-۳ روش‌های بخش بندی

با توجه به توضیحات فو در (Foo, 2006) روش‌های بخش‌بندی تصاویر مغزی با توجه به میزان نظارت انسانی به سه دسته تقسیم می‌شوند: دستی، شبه خودکار و خودکار. در ادامه به مروری بر این روش‌ها و معرفی مزایا و معایب هر کدام می‌پردازیم.

۱-۱-۳ بخش‌بندی دستی

بخش‌بندی تصاویر پزشکی به روش دستی با رسم خطوط تفکیک کننده ناحیه به طور دستی و یا رنگ آمیزی نواحی انجام می‌شود. در بخش‌بندی به روش دستی، متخصص مربوطه (رادیولوژیست، آناتومیست و یا تکنسین دوره دیده) از اطلاعات موجود در تصویر و از دانش قبلی خود راجع به آناتومی بافت استفاده می‌کند. بخش‌بندی دستی نیازمند نرم‌افزارهای خاصی با ظاهر گرافیکی پیچیده است تا فرآیند رسم مرزهای دلخواه و نمایش تصویر را فراهم کند. در عمل، انتخاب ناحیه بافت آسیب دیده، که به نام

ROI نیز شناخته می‌شود کاری بسیار خسته‌کننده، وقت‌گیر است و نیاز به تجربه بیشتری دارد. سیستمهای MR مجموعه تصاویری از مقطع‌های بافت به صورت پشت سرهم تهیه می‌کنند. برای انتخاب بهترین تصویری که ناحیه آسیب‌دیده موردنظر به خوبی در آن مشخص شده باشد، متخصص مربوطه باید تمام این مجموعه تصاویر را بررسی کند (Wong, 2005). بخش بندی دستی تصویر معمولاً به کمک یک تصویر بهبود یافته که با کمک تزریق یک ماده حاجب تهیه شده، انجام می‌شود. با این وجود در صورتی که فرد بخش‌بندی کننده تصویر دارای دانش آناتومی کافی راجع به بافت نباشد، نتایج بخش بندی دارای دقت و قابلیت اطمینان کافی نخواهد بود و همچنین نتایج بدست آمده تحت تاثیر وضعیت روحی و روانی فرد بخش‌بندی کننده در لحظه تشخیص می‌باشد. (Prastawe et al, 2003)

فرآیند تفکیک بافت‌های بیمار در هر تصویر باعث ایجاد محدودیت در دید متخصص شده و در نتیجه گاهی تصاویر بخش‌بندی شده با کیفیت پایین حاصل می‌شوند. علاوه بر این، فرآیند تعیین ROI به شکل دستی، به نحوه نگرش متخصص مسئول بخش‌بندی نیز بستگی دارد و بنابراین نوسانات فراوانی در نتایج مشاهده می‌شود (White, 1999).

با وجود همه مشکلات ذکر شده، بخش بندی دستی به عنوان روشی برای تعیین ground truth برای روش‌های شبه‌خودکار و تمام خودکار مورد استفاده قرار می‌گیرد که در آنها، نتایج بخش‌بندی با مقایسه با تصویر بخش بندی شده به صورت دستی ارزیابی می‌شود. روش‌های بخش‌بندی شبه‌خودکار و تمام خودکار برتری زیادی در مقایسه با روش دستی دارند. اما، با این وجود، بخش‌بندی دستی در حال حاضر در بسیاری از کاربردهای کلینیکی، به ویژه هنگامی که دانش انسانی مورد نیاز است، مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۲-۱-۳ بخش‌بندی شبه خودکار

در بخش‌بندی شبه‌خودکار نظر کاربر انسانی برای شروع فرآیند بخش‌بندی، بررسی صحت نتیجه

و اصلاح دستی فرآیند، ضروری به نظر می‌رسد. هدف بسیاری از تحقیقات فعلی، ایجاد روش‌های جدیدی برای بخش‌بندی تصاویر پزشکی به صورت شبه‌خودکار با حداقل دخالت و خطای انسانی است.

اجزای اصلی یک شیوه بخش‌بندی تعاملی یا شبه‌خودکار (Olabarriaga, 2001) شامل بخش محاسباتی، بخش تعاملی و بخش رابط انسانی است. بخش محاسباتی شامل یک یا چندین برنامه است که می‌توانند توصیفی از مرزهای تومور را با استفاده از پارامترهای برنامه تعیین کنند. بخش تعاملی وظیفه انتقال اطلاعات بین بخش محاسباتی و کاربر را برعهده دارد. وظیفه بخش تعاملی درواقع، تبدیل نتایج حاصل از بخش محاسباتی به تصویر قابل استفاده برای کاربر و داده‌های ورودی توسط کاربر به پارامترهای قابل درک برای برنامه است. ارتباط بین رایانه و کاربر با استفاده از ابزارهای ورودی و خروجی که توسط بخش رابط انسانی کنترل می‌شوند، برقرار می‌شود. کاربر اطلاعات موجود بر صفحه نمایش را آنالیز کرده و با توجه به آن، فیدبک‌های لازم برای تصحیح خطاهای موجود را برای برنامه فراهم می‌کند.

بخش رابط انسانی (تعاملی) (Foo, 2006) به سه گروه: مقداردهی اولیه، دخالت انسانی یا پاسخ فیدبک و ارزیابی طبقه‌بندی شده است. بیشتر روش‌ها شامل یک یا چند روش از فعل و انفعالات ذکرشده اند و می‌توانند به شرح زیر خلاصه شوند:

- مقداردهی اولیه

در این مرحله ورود آرگومان‌ها و یا پارامترها، پیش‌پردازش‌های انجام شده برای افزایش کیفیت داده، ارزیابی پیچیدگی داده برای بهتر کردن تصمیم‌گیری، انتخاب هدف از اولین تصویر موجود در مجموعه داده توسط کاربر انجام می‌شوند.

- دخالت انسانی

هدایت پاسخ به صورت تدریجی به سمت یک پاسخ دلخواه، فراهم کردن پاسخ به فیدبک حاصل از فرآیند، متوقف کردن فرآیند به هنگامی که نتایج اشتباه حاصل می‌شوند و تصحیح آنها و شروع دوباره فرآیند در این مرحله انجام می‌شود

• ارزیابی

ارزیابی نتایج نهایی فرآیند و بررسی صحت و دقت آنها، در صورت عدم صحت نتایج، آرگومان‌ها و پارامترها تغییر می‌یابند و فرآیند تکرار می‌شود. در گاهی مواقع نتایج رد می‌شوند.

از آنجایی که روش‌های شبه‌خودکار استراتژی‌های متفاوتی را برای ترکیب دانش انسانی و روش‌های محاسباتی استفاده می‌کنند، بنابراین نتایج روش به دو عامل فوق وابسته است. این استراتژی‌ها می‌تواند شامل دخالت انسان در آغاز فرآیند بخش‌بندی، نقش انسان در کنترل فرآیند و یا اعمال روش‌هایی برای کاهش نقش انسان در طول فرآیند باشد. استفاده از این استراتژی‌ها می‌تواند در ایجاد روش‌های مفیدی برای بخش‌بندی شبه‌خودکار تصاویر مغز به کار گرفته‌شود. با این وجود، روشهای شبه‌خودکار نیز مانند روش‌های دستی بسیار وابسته به متخصصان و کاربرانی هستند که دانش و وضعیت روحی آنان در فرآیند دخیل است.

۳-۱-۳ بخش‌بندی خودکار

در روش‌های تمام خودکار، بخش‌بندی بافت تماماً توسط کامپیوتر و بدون دخالت دانش انسانی انجام می‌شود. روش‌های تمام خودکار معمولاً از دانش انسانی در الگوریتم استفاده می‌کنند و معمولاً با استفاده از روش‌های محاسبات نرم و یا بر مبنای مدل کار می‌کنند. روش‌های تمام خودکار بخش‌بندی بافت، یک زمینه تحقیقاتی جالب در مباحث مربوط به شناسایی الگو و ماشین یادگیریه شمار می‌رود. چرا که مساله‌ای را بیان می‌کند که انسان‌ها به هنگام آموزش کافی می‌توانند آن را به راحتی حل کنند. اما ایجاد روش‌هایی برای بخش‌بندی تمام خودکار در حال حاضر به شکل زمینه‌ای برای پژوهش باقی مانده است. دلیل این امر، نیاز به پردازش سطح بالای اطلاعات مشاهده شده برای کاربر و تبدیل آن به شکل قابل فهم برای رایانه و استفاده از دانش انسانی در اجرای برنامه‌ها است (Prastawe, 2003). در نتیجه، توسعه برنامه‌هایی برای بخش‌بندی تمام خودکار کاری بسیار دشوار به شمار می‌رود. این نکته در مورد بسیاری

از مسائل مربوط به بینایی ماشین و شناسایی الگو صحیح است. اما در هنگام بررسی تصاویر پزشکی مربوط به مغز، این تصاویر ویژگی‌هایی دارند که برتری انسانها را در مقابل ماشین‌ها کمرنگ می‌کنند. قابل پیش‌بینی بودن شکل ظاهری سر در تصاویر MR، مشخص بودن شکل سر در تصاویر و مشخص بودن رفتار بخش‌های مختلف بافت در تصاویر پزشکی نمونه‌هایی از این ویژگی‌ها هستند. دلیل دیگر عدم برتری متخصصان به هنگام بخش‌بندی تصاویر پزشکی، استفاده متخصصان از داده‌های دو بعدی است در حالی که به هنگام انجام کار توسط ماشین‌ها، امکان استفاده از داده‌های سه بعدی فراهم می‌شود. در هنگام بخش‌بندی تصاویر مغزی، استفاده از دانش آناتومیک، برای ایجاد روش تمام خودکار حائز اهمیت است. در هنگام بخش‌بندی خودکار، وجود مدلی برای توصیف اندازه، شکل و محل بافت، با قابلیت ایجاد تغییرات کوچک ضروری است.

در حال حاضر، روش‌های تمام خودکار تنها در موارد تحقیقاتی و به هنگام پردازش مجموعه وسیعی از داده استفاده می‌شوند. این روش‌ها هنوز برای متخصصان برای استفاده در عمل قابل قبول نیستند. دلایل این امر عدم شفافیت و عدم امکان تفسیر روش اند که این دو ویژگی نقش مهمی در ایجاد پذیرش روش برای کاربرد کلینیکی ایفا می‌کنند.

۲-۳ روش‌های نظارتی و غیر نظارتی

همان‌گونه که قبلاً ذکر شد، هدف اصلی بخش‌بندی تقسیم تصویر به نواحی دو به دو ناسازگار است به طوری که نقاط داخل هر ناحیه با توجه به ویژگی‌های از پیش تعیین شده یکسان باشند. به هنگام بخش‌بندی تصاویر پزشکی یک معیار اندازه‌گیری جامع مورد نیاز است تا بتوان با آن همگنی هر بافت را تعیین کرد. دو دسته از روش‌ها برای به دست آوردن این معیار موجود اند. این دو دسته به نام روش‌های نظارتی و غیرنظارتی شناخته می‌شوند. تفاوت این دو دسته روش در این است که روش‌های غیرنظارتی به داده‌های از پیش آموزش داده که به صورت دستی برچسب گذاری شده‌اند نیازمند نیستند. در حالی که

این نوع داده‌ها در اجرای روش‌های نظارتی نقش اساسی بر عهده دارند. در روش‌های غیرنظارتی تعداد کلاس‌ها به طور خودکار با استفاده از الگوریتمی تعیین می‌شود که پیکسل‌های مشابه را خود دسته بندی می‌کند.

۱-۲-۳ الگوریتم‌های غیر نظارتی

هنگامی که داده‌های حاصل از تصویر برچسب گذاری نشده باشند، تصویر می‌تواند با استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی، بخش‌بندی شود. در این حالت، دانش انسانی در پیدا کردن و برچسب گذاری داده‌های آموزشی دخیل نیست. تمام مجموعه به عنوان ورودی به یک الگوریتم خوشه بندی معرفی شده و خوشه ها با کمک الگوریتم تعیین می‌شوند. علاوه بر این، پس از خوشه‌بندی، اعضای هر خوشه باید برچسب گذاری شده و به شکل قابل فهم در بیایند. (Bezdek, 1992). بخش بندی غیر نظارتی می‌تواند برای دو هدف انجام شود: برای هدف آناتومیک که در آن تلاش می‌شود تا تصویر به نواحی همگنی با ویژگی‌های آناتومیک یکسان تقسیم شود. هدف دوم از بخش بندی تصاویر پزشکی تقسیم خود تصویر به نواحی همگنی است که بافت و شدت روشنایی یکسانی دارند.

در روش‌های بخش‌بندی بافت که در آنها هدف، از نوع آناتومیک است، باید تصویر به حداقل دو ناحیه بامفهوم از لحاظ آناتومیک تقسیم شود که یکی از این نواحی بافت بیمار است. بیشتر این روش‌ها تنها بر روی بخش‌بندی بافت‌های بهبودیافته ضایعه متمرکز اند. در نتیجه دارای کاربرد محدودی اند. دلیل این محدودیت، سختی انتقال دانش تخصصی و دانش حاصل از بررسی چشمی به برنامه کامپیوتری است. در روش‌های بخش‌بندی که بر مبنای ویژگی‌های تصویر کار می‌کنند، بر خلاف روش‌های با هدف آناتومیک، هدف تقسیم تصویر به نواحی همگنی است که دارای بافت یکسان و شدت روشنایی نقاط یکسان باشند.

روش‌های غیرنظارتی دارای معایبی هستند که کاربرد آنها را به هنگام استفاده در بخش‌بندی بر

مبنای ویژگی‌های تصویر دشوار می‌کند: تعداد نواحی باید از قبل تعریف شده باشند، بافت‌های بیمار می‌توانند به چند ناحیه تقسیم شوند و همچنین روشنایی بافت بیمار تفاوت زیادی با بافت سالم نداشته و مرز بین بافت‌های سالم و بیمار قابل تشخیص نباشد. روش‌هایی مثل افزایش کنتراست و تصحیح غیر یکنواختی بافت و همچنین حذف ساختار مجمله می‌توانند خطاهای ناشی از معایب ذکرشده را کاهش دهند. (Capelle et al, 2004; Madabhushi, 2005)

۲-۲-۳ الگوریتم‌های نظارتی

در الگوریتم‌های نظارتی بخش‌بندی تصاویر، از داده‌های کلاس بندی شده توسط کاربر برای آموزش اولیه الگوریتم و سپس بخش‌بندی تصاویر استفاده می‌شود. بخش‌بندی نظارتی شامل دو مرحله استفاده از داده کلاس‌بندی شده برای آموزش یک مدل و سپس تست مدل به دست آمده برای ارزیابی عملکرد آن با استفاده از داده‌های کلاس‌بندی نشده است. در روش‌های نظارتی، داده‌های استفاده شده برای آموزش مدل نقش حیاتی دارند چون مجموعه داده‌های مختلف به نتایج مختلف و حتی نادرست منجر می‌شوند. در روش‌های نظارتی، تعیین تعداد کلاس داده‌ها بر عهده کاربر است.

به هنگام بخش‌بندی تصاویر پزشکی با استفاده از روش‌های نظارتی، یک راه ساده تقسیم تصویر به دو کلاس بافت سالم و بافت بیمار و استفاده از شدت روشنایی نقاط به عنوان ویژگی است. در این حالت مرحله آموزش شامل استفاده از شدت روشنایی تصویر برای تفکیک بافت سالم و بیمار است. در مرحله تست، مدل آموزش دیده برای تفکیک داده‌های کلاس بندی نشده به دو بخش سالم و بیمار استفاده می‌شود.

منابع داده‌های آموزش و تست، نقش اساسی در کارایی یک روش نظارتی دارند. منابع اصلی داده‌های آموزش و تست به دو صورت مختص بیمار و بین بیمار تقسیم می‌شوند. در حالت مختص بیمار، داده‌های آموزشی از تصاویری انتخاب می‌شوند که باید بخش‌بندی شوند. در حالت بین بیمار، آموزش و

تست بر روی تصاویر به دست آمده از بیماران مختلف انجام می‌شود.

مزیت عمده روش‌های نظارتی در امکان انجام کارهای متفاوت با تغییر مجموعه داده آموزش است. به هنگام استفاده از ویژگی‌های مناسب و الگوریتم بخش‌بندی صحیح در روش‌های نظارتی حجم کار دستی لازم برای فرآیند بخش‌بندی کاهش می‌یابد. اشکال عمده روش‌های نظارتی در نیاز به داده‌های مختص بیمار است. کلاس‌بندیهای متفاوت داده‌های آموزش نیز می‌تواند یک اشکال دیگر روشهای نظارتی به شمار آید.

۳-۳ طبقه بندی روش‌های ارائه شده

شناسایی، تعیین محل، تشخیص، تعیین مرحله بیماری و بررسی سیر درمان بیماری، فرآیندهای حیاتی در پزشکی و بخصوص آنکولوژی به شمار می‌روند. تشخیص بیماری در مراحل اولیه و شناخت محدوده صحیح ناحیه آسیب دیده می‌تواند به تغییراتی در فرآیند درمان منجر شود که در نهایت نتایج حاصل از درمان را تغییر دهد. تعیین محدوده درست ناحیه آسیب دیده وابسته به دقت روش بخش بندی استفاده شده برای تعیین ناحیه است.

روش‌های متعددی برای بخش‌بندی تصاویر پزشکی ارائه شده است. با این وجود، روش استاندارد برای بخش‌بندی ارائه نشده است که بتواند برای همه کاربردهای بخش‌بندی قابل استفاده باشد. بیشتر این روش‌ها به طوری طراحی شده‌اند که برای تصاویر پزشکی قابل استفاده باشند. با توجه به (Wang, 2005) روش‌های بخش بندی به چهارگروه عمده تقسیم می‌شوند:

۱- روش‌های بر مبنای آستانه

۲- روش‌های بر مبنای ناحیه

۳- روش‌های طبقه بندی پیکسل

تحقیقات زیادی بر روی روش‌های بخش‌بندی انجام شده است. در ادامه مروری بر هریک از

انواع روش‌ها خواهیم داشت.

۳-۳-۱ روش های برمبنای آستانه

آستانه گذاری یک روش ساده و موثر برای بخش بندی نواحی است که در آن، بخش های مختلف تصویر، با مقایسه مقدار آنها با یک یا چند آستانه روشنایی تفکیک می شوند. این آستانه ها میتوانند محلی^۱ یا کلی^۲ باشند. اگر هیستوگرام یک تصویر، بیانگر وجود یک الگوی دوبخشی باشد، میتوان با استفاده از تنها یک آستانه، یا همان آستانه کلی، تصویر را تفکیک کرد. در صورتی که تصویر دارای بیش از دو ناحیه باشد، بخش بندی بایستی با استفاده از آستانه های محلی یا روش های مبتنی بر آستانه های چندگانه انجام شود.

• آستانه کلی

شدت روشنایی، ساده ترین ویژگی است که پیکسل های موجود در یک ناحیه در آن مشترک اند. بنابراین، آستانه گذاری ساده ترین راه ممکن برای تفکیک ناحیه است. آستانه گذاری تصاویر خاکستری، تصاویر سیاه و سفید ایجاد میکند. برای این کار، مقادیر زیر آستانه مورد با مقدار صفر، و مقادیر بالای آستانه یا^۳ ROI مقدار یک را میگیرند.

اشکال اصلی آستانه گذاری در این است که فقط شدت روشنایی برای تصمیم گیری در نظر گرفته شده و به روابط بین پیکسل ها توجه نمیشود. تضمینی برای پیوستگی ناحیه وجود ندارد و در برخی موارد، پیکسل های درون ناحیه به صورت اشتباه طبقه بندی می شوند. با افزایش میزان نویز، این خطاها نیز افزایش میابند. عدم یکنواختی شدت روشنایی در بخش های مختلف تصویر مشکل دیگر در سر راه استفاده از این روش هاست.

آستانه گذاری کلی در شرایطی خوب عمل میکند که روشنایی داخل نواحی به صورت همگن

^۱local

^۲global

^۳Region of interest

بوده و کنتراست بین نواحی بالا باشد. با این وجود به عنوان یک روش تمام خودکار قابل استفاده نیست و در شرایطی که نواحی مورد نظر، دارای توزیع روشنایی های مشابهی باشند احتمال بروز خطا در آن بالا می‌رود. با افزایش تعداد نواحی و یا سطح نویز، و در شرایطی که کنتراست تصویر پایین است، انتخاب آستانه سخت تر می شود.

علاوه بر آستانه گذاری کلی، روش های زیادی وجود دارند که از آستانه گذاری محلی استفاده میکنند. در این روش ها، مقدار آستانه، به صورت تطبیقی در یک ناحیه اطراف پیکسل مورد نظر انتخاب می شود. این شیوه ها، در شرایطی که انتخاب یک آستانه برای کل تصویر نتایج دلخواه را فراهم نمیکند، به کار می روند. آستانه گذاری محلی می تواند با تخمین آستانه های محلی برای نواحی مختلف از روی هیستوگرام تصویر انجام شود. این مقادیر معمولاً با توجه به اطلاعات قبلی انتخاب می شوند (Yao, 2006). آستانه های محلی همچنین میتوانند با استفاده از روش های آماری نظیر متوسط گیری بر روی ناحیه های خاص انتخاب شوند (Shanthi et al, 2007) استفاده از حجم در یک محدوده مشخص در وزن های MR-T2 و MR-PD، راه دیگری برای تعیین آستانه های محلی است (Sung et al, 2000). توزیع های گوسی نیز در (Standlbauer, 2004) برای تعیین مقادیر محلی آستانه به کار رفته اند.

در حالت کلی، روش های مبتنی بر آستانه نمیتوانند تمام اطلاعات موجود در تصاویر MRI را استخراج کنند و از این رو، به عنوان گام اول در فرآیند بخشبندی به کار می‌روند.

در روش پیشنهادی در (Natarajan, 2012) بخشبندی اولیه با استفاده از آستانه گذاری انجام شده و در ادامه برای بهبود نتایج از عملگرهای مورفولوژیک استفاده شده است. در (Nasor, 2018)، ابتدا فیلترهای مورفولوژیک برای شناسایی محدوده تومور در داخل تصاویر استفاده شده اند. سپس با استفاده از آستانه گذاری محلی و تجمع نتایج بدست آمده، بخش بندی نهایی انجام شده است. آستانه گذاری چندسطحی به همراه الگوریتم Level-set در (Dawngliana, 2015) استخراج تومورها به کار رفته است. برای رسیدن به این هدف، ابتدا آستانه گذاری با استفاده از مجموعه های فازی نوع دو

انجام میگیرد. در ادامه، ویژگی های مورد نظر با استفاده از عملگرهای مورفولوژیک استخراج می شوند و با استفاده از level-set تومور از بافت سالم جدا می شود. در روش پیشنهادی در (Abdulraheeb et al, 2018) ابتدا با استفاده از ضرایب استخراج شده از هیستوگرام، مقدار آستانه محاسبه شده و تصویر به حالت باینری درمیآید و در ادامه، با محاسبه تعداد پیکسلهای پیوسته در همسایگی، تومور تفکیک می شود. در (Murthy, 2014) نیز پس از پیش پردازشهای انجام شده، با استفاده از آستانه کلی، تومور تفکیک شده و سپس عملگرهای مورفولوژیک برای بهبود نتایج بدست آمده به کار می روند. در (Salwe et al, 2016) آستانه گذاری در فضای فرکانس انجام میشود. برای این کار، ابتدا تصویر با استفاده از تبدیل موجک در دو سطح تجزیه شده و در بالاترین سطح جزئیات با استفاده از هیستوگرام و مینیمم محلی مقدار آستانه به صورت محلی محاسبه میشود. پس از آستانه گذاری باند فرکانس بالا، تصویر بازسازی شده با اعمال عکس تبدیل ساخته شده و در نهایت با استفاده از تصمیم گیری در همسایگی، پیکسل های اشتباه حذف می شوند. در روش پیشنهادی در (Ilhan, 2017) پس از حذف مجموعه با استفاده از عملگرهای مورفولوژیک، مقدار آستانه با استفاده از هیستوگرام تصویر تعیین میگردد. با استفاده از این آستانه، تومور از باقی تصویر جدا شده و در نهایت فیلتر میانه برای حذف پیکسل های نویز و بهبود نتایج به کار می رود.

۲-۳-۳ روش های بر مبنای ناحیه

روش های بر مبنای ناحیه، با بررسی پیکسل های موجود در یک ناحیه و ترکیب آنها با استفاده از ویژگی های خاص و معیار شباهت از پیش تعیین شده، نواحی گسسته تشکیل می دهند (Wong, 2005). روش های رشد ناحیه و تبدیل watershed هر دو بخشی از بخش بندی بر مبنای ناحیه هستند (Yao, 2006) و در بخش بندی تومورهای مغزی کاربرد فراوانی دارند.

• رشد ناحیه

ساده ترین شیوه بخش بندی بر مبنای ناحیه، روش رشد ناحیه است که برای استخراج یک ناحیه بهم پیوسته از پیکسل های مشابه موجود در درون تصویر به کار می رود (Admas, 1994). روش رشد ناحیه با استفاده از یک هسته به شکل دلخواه آغاز می شود. پیکسل های اطراف همسایگی به صورت پیوسته بررسی شده و پیکسل هایی که در شرط شباهت صدق میکنند به همسایگی اضافه میشوند. شرط شباهت با استفاده از شدت روشنایی پیکسل ها و یا معیارهای دیگر انتخاب میگردند. هسته ها می توانند به صورت دستی یا با استفاده از شیوه های خودکار انتخاب شوند. فرآیند تا زمانی که هیچ پیکسلی به ناحیه اضافه نشود ادامه می یابد. مزایای این روش در به دست آوردن نواحی پیوسته با ویژگی های یکسان است.

در (Kaus, 2001) روشی برای بخش بندی تومورهای مغزی در تصاویر MRI با استفاده از روش رشد ناحیه پیشنهاد شده است. در این روش، با استفاده از شیوه های آماری به صورت تکراری، تصویر به نواحی مختلف تقسیم شده و سپس روش های مورفولوژیک برای تفکیک تومورها در نواحی مورد نظر به کار میروند. مطالعات دیگر (Salman, 2005, 2006; Chong, 2004; Sato, 2000) ثابت کرده اند که روش رشد ناحیه، یک روش کارآمد با حجم محاسباتی کمتر در مقایسه با بسیاری از روشهای دیگر است. ضعف اصلی روش رشد ناحیه در اثر حجم جزیی است که باعث کاهش دقت میشود (Lakave, 2000). اثر حجم جزیی باعث کدر شدن مرزهای بین بافت ها در نواحی مختلف می گردد چون هر وکسل میتواند شامل بیش از یک نوع بافت باشد.

در (Lakave, 2000) روشی برای حذف اثر حجم جزیی و بهبود روش رشد ناحیه پیشنهاد شده است. در روش پیشنهادی، اطلاعات گرادینان برای بهبود نتایج در نواحی مرزی و پرکردن حفره های حاصل از بخش بندی به کار میرود. در (Salman, 2009) روش پیشنهادی (Lakave, 2000) با روش های رشد ناحیه متداول برای بخش بندی تومور مغزی در MRI سه بعدی مقایسه شده و برتری

روش (Lakave, 2000) ثابت شده است.

روش رشد ناحیه، در بسیاری از الگوریتم های پیشنهادی دیگر به عنوان ابزاری برای پس برداشش و بهبود نتایج بدست آمده به کار رفته است. برای مثال در (Dou, 2007) پس از بخش بندی تصاویر سه وزن (T_1 , T_2 و PD) با استفاده از ادغام اطلاعات در سطح تصمیم، روش رشد ناحیه فازی برای تصحیح نتایج استفاده شده است. در (Rexilius, 2007) سه وزن T_1 , T_2 و $FLAIR$ با استفاده از یک مدل احتمالاتی بخش بندی شده و نواحی اولیه استخراج میشوند. روش رشد ناحیه برای تصحیح و بهبود نتایج اولیه به کار میرود. در مرحله بهبود نتایج، اطلاعات احتمالاتی و فاصله برای استفاده در رشد ناحیه به کار میرود. رشد ناحیه تطبیقی با استفاده از گرادیان و واریانس در امتداد خم های مرزی در (Deng, 2010) برای تفکیک تومورهای مغزی پیشنهاد شده است. در این روش، از فیلترهای AD برای حفظ اطلاعات لبه استفاده شده و در ادامه مدل جدیدی پیشنهاد شده است که در آن متوسط واریانس داخل خم مرزی، به عنوان مقیاس رشد ناحیه به کار میرود. در (Kole, 2012) ابتدا تصویر با استفاده از یک روش خوشه بندی پویا بر مبنای الگوریتم ژنتیک بخش بندی شده و سپس خوشه هایی با بالاترین میزان متوسط شدت برای انتخاب هسته رشد ناحیه بررسی میشوند. تومور با استفاده از این هسته ها و روش رشد ناحیه استخراج می گردد. در (Hsieh, 2011) پس از بخش بندی اولیه با استفاده از FCM ، نقاط اشتباه با استفاده از روش رشد ناحیه حذف می شوند. ویژگی های فازی در به همراه رشد ناحیه در (Lin, 2012) برای تفکیک تومورها از تصاویر MRI چند طیفی به کار می روند. برای این منظور، ابتدا ویژگی های استخراج شده از روابط بین طیف های مختلف MRI به عنوان ورودی به الگوریتم رشد ناحیه اعمال می گردند. در نهایت با استفاده از یک تابع هدف، نتایج حاصل از رشد ناحیه ترکیب شده و تصویر بخش بندی شده نهایی حاصل می گردد.

• تبدیل watershed

ایده تبدیل watershed با استفاده از رفتار آب در سطح زمین توصیف میشود. به هنگام بارش باران، قطره های آب در سطح نواحی مختلف حرکت کرده و در نهایت در دره های موجود در سطح زمین جمع میشوند. در هر دره، نقطه ای وجود دارد که تمام آب در آن جاری می شود. به عبارت دیگر، در هر دره، یک حوزه آبریز وجود داشته و هر نقطه فقط به یک حوزه آبریز تعلق دارد. سدها در حوزه های آبریز ساخته می شوند. و حوزه آبریز با استفاده از سدها یا خطوط watershed به نواحی مختلف تقسیم میشوند. با استفاده از این شیوه، تصویر به کانتورهای غیر متصل تقسیم می شود.

تبدیل watershed به صورت گسترده در بخش بندی تومورهای مغزی به کار می رود. برای مثال، در (Letteboer, 2001) و (Dam, 2004) تبدیل watershed چند مقیاسی برای تفکیک تومورهای مغزی مورد استفاده قرار گرفته است. در (Cates, 2005) تبدیل watershed به صورت سلسله مراتبی برای بخش بندی تصاویر MRI به کار رفته است. در روش پیشنهادی در (Bhattacharya, 2008) از ترکیب تبدیل watershed با دانش قبلی راجع به تصاویر تست برای تفکیک تومورها استفاده شده است. روش رشد ناحیه، ابزار به کار رفته برای تهیه ناحیه های مورد نظر است. در (Dhage, 2015) بخش بندی اولیه با استفاده از تبدیل watershed و تعیین نهایی نواحی آسیب دیده از تومور با استفاده از برچسب گذاری اجزای پیوسته انجام میشود. یک الگوریتم دو مرحله ای در (Jemimma, 2018) برای تفکیک تومورهای مغزی ارائه شده است. برای این کار، ابتدا با استفاده از تبدیل watershed به نواحی مختلف تقسیم شده و ویژگی های بافت استخراج می گردد. در ادامه از شبکه های convolutional برای تقسیم نواحی به دو دسته تومور و غیر تومور استفاده می شود. استفاده از ویژگی های فضای رنگ، اساس روش پیشنهادی در (Maiti, 2012) است. در این روش، پس از انتقال تصویر از فضای RGB به

فضای HSV^۶ بخش بندی بر روی هر یک از اجزای H و S و V با استفاده از تبدیل watershed انجام می پذیرد و در نهایت، با تجمیع نتایج به دست آمده، تومور از بافت سالم جدا می شود.

اشکال اصلی تبدیل watershed در فرابخشبنندی تصاویر است. هر ماکزیمم محلی، یک مرز در تصاویر ایجاد می کند و احتمال فرابخشبنندی افزایش میابد. نویز موجود در تصاویر نیز عامل دیگری برای افزایش احتمال فرابخشبنندی است. برای رفع این مشکل، استفاده از شیوه های پیش و پس پردازش ضروری به نظر می رسد (Bleau, 2000; Gies, 2004)

۳-۳-۳ روش های بر مبنای پیکسل

یک مجموعه دیگر از روش های بخش بندی، بر مبنای طبقه بندی ویژگی های آماری پیکسل استوار است. پیکسل های موجود در هر تصویر می توانند با استفاده از یک سری ویژگی ها مانند شدت روشنایی و یا اجزای مختلف پیکسل در هر فضای نمایش رنگ، تعریف شوند. در تصاویر تک کاناله، طبقه بندی بر مبنای ویژگی های فضای خاکستری و در فضای یک بعدی انجام می شود. در حالی که در فضای چند کاناله یا تصاویر چند طیفی، فضای ویژگی نیز چندبعدی است. به هنگام بخش بندی تصاویر پزشکی، این روش ها تنها به استفاده از ویژگی های پیکسل برای الگوریتم های نظارتی و غیرنظارتی خوشه بندی محدود اند. اساس الگوریتم های خوشه بندی بر مقیاس شباهت بین دو پیکسل استوار است. نرم اقلیدسی و حاصل ضرب داخلی نرمالیزه از متداول ترین مقیاس های تعیین شباهت بین دو پیکسل اند. هر خوشه به وسیله مرکز و واریانس آن نمایش داده می شود. روش های خوشه بندی زیادی در عمل تعریف شده اند. روش FCM، الگوریتم های احتمالاتی نظیر مدل های ترکیبی گوسی (GMM) و مدل های مخفی مارکف (HMM) از روش های غیرنظارتی و روش های بر مبنای شبکه های عصبی از جمله روش های نظارتی

^۶Hue- saturation- value

^۷Fuzzy c-means clustering

^۸Gaussian mixture models

^۹Hidden markov models

بخش‌بندی اند.

در بسیاری از موارد تعیین دقیق ناحیه مورد نظر کاری غیرممکن است. در این موارد استفاده از مفاهیم منطق فازی می‌تواند بسیار راهگشا باشد. یکی از متداول‌ترین روش‌های بخش‌بندی با استفاده از مفاهیم منطق فازی، روش FCM است. در حوزه بخش‌بندی تصاویر پزشکی، این روش یکی از متداول‌ترین الگوریتم‌های مورد استفاده است (Supot et al, 2007). به هنگام استفاده از FCM، گام اول، انتخاب کلاس بافت هاست. سپس تعدادی ضریب عضویت برای هر پیکسل تعیین می‌شود. توابع عضویت فازی، مقادیری بین صفر و یک دارند و بیانگر میزان شباهت بین داده در یک محل خاص و داده مرکزی کلاس‌های مختلف اند. اگر تعیین مقادیر اولیه به شکل صحیح انجام شود، الگوریتم سریع‌تر همگرا می‌شود. در (Fletcher-Heath, 2001) یک روش مبتنی بر استنتاج فازی به همراه اجزای متصل سه بعدی، برای تفکیک تومور از داده‌های چندکاناله و بهبود نتایج حاصل از بخش‌بندی اولیه به کار رفته است. مورفولوژی ریاضی به همراه FCM در (Veloz, 2007) برای تعیین نقاط هسته مورد نیاز برای اجرای الگوریتم رشد ناحیه مورد استفاده قرار گرفته است تا الگوریتم رشد ناحیه برای تفکیک نهایی تومور اجرا شود. بهبود دادن نوع احتمالاتی الگوریتم C-means در (Ji, 2011) برای استخراج تومورهای مغزی به کار رفته است. در این شیوه، ابتدا یک الگوریتم تطبیقی برای تعیین وزن‌ها استفاده شده و در ادامه کمینه‌سازی بر اساس نوع تغییر یافته تابع هدف انجام شده است که در این تابع هدف، اطلاعات مکانی به فرمول اصلی اضافه شده اند.

بسیاری پژوهشگران معتقدند که FCM استاندارد برای بخش‌بندی تصاویر MRI به تنهایی کافی نیست. چون نمیتوان در آن از روابط بین پیکسل‌های همسایگی موجود در تصاویر MRI استفاده کرد. در نتیجه حساسیت به نویز افزایش میابد. راه حل‌های زیادی برای رفع این مشکل پیشنهاد شده است (Kannan, 2008). بسیاری از این شیوه‌ها، شامل لحاظ کردن اطلاعات مکانی در تابع هدف است (Forouzanfar, 2010). در (Chaira, 2011) نویسندگان از الگوریتم ژنتیک و الگوریتم توده ذرات

برای تعیین میزان مشارکت اطلاعات همسایگی در خوشه بندی نهایی استفاده می شود. برای بهبود ضعف های الگوریتم FCM مجموعه های فازی یا گر به کار رفته است. در (Ji, 2014) با استفاده از دانش بدست آمده توسط مدل های گوسی، بخش هایی به تابع هدف FCM اضافه شده است تا تاثیر اطلاعات مکانی نیز در تابع هدف و فرآیند خوشه بندی لحاظ شود. ترکیب level-set و خوشه بندی فازی بهبود یافته برای بخش بندی تصاویر پزشکی، پیشنهاد ارائه شده در (Li, 2011) است. در این شیوه، ابتدا الگوریتم FCM با تغییر نحوه تعیین مراکز خوشه ها بهبود میابد و سپس از Level-set برای بهبود نتایج بدست آمده از مرحله قبلی استفاده می شود. استفاده از نوع احتمالاتی الگوریتم FCM سخت شلیوه به کار رفته در (Sarkar, 2016) برای استخراج تومورهای مغزی است. در این روش، ترکیب ست های فازی سخت برای بهبود مقادیر فازی و بخش های احتمالاتی برای مقابله با داده نویز، به منظور بهبود عملکرد FCM به کار رفته اند. در (Juang, 2010) الگوریتم $k\text{-means}$ به همراه ویژگی های استخراج شده از فضای رنگ، برای بخش بندی تصاویر MRI استفاده شده است. در (Abdel-Maksoud, 2015) فرمول جدیدی برای محاسبه مرکز خوشه ها با استفاده از نقاط قوت الگوریتم های $C\text{-means}$ و $K\text{-means}$ به کار رفته است. با استفاده از این فرمول بخش بندی اولیه انجام شده و نتایج با استفاده از level-set بهبود میابند. الگوریتم FCM به دلیل تکراری بودن، زمان بر است. برای برطرف کردن این ضعف نیز، روش های متعددی توصیه شده است [۷۰].

بسیاری از شیوه های بخش بندی اطلاعات مکانی و ارتباط بین پیکسل ها در تصویر را لحاظ نمیکنند. میدان های تصادفی مارکف (MRF) شیوه ای برای ادغام اطلاعات مکانی در فرآیند خوشه بندی ایجاد میکند. در بسیاری از موارد، این کار، به کاهش اثر نویز و همچنین برهمهیی خوشه ها می انجامد (Chen, 2004). در زمینه بخش بندی تومورهای مغزی، اگر یک پیکسل، با احتمال زیاد به عنوان

¹Rough fuzzy c-means

²Markov random fields

تومور (یا بافت سالم) طبقه بندی شود، پیکسل های مجاور آن نیز به احتمال زیاد دارای همان برچسب خواهند بود. با در نظر گرفتن این نکته محققان بسیاری از MRF و میدان های تصادفی شرطی (CRF) برای بخش بندی تومورهای مغزی استفاده کرده اند. MRF و CRF می توانند روابط پیچیده بین اجزای مختلف مجموعه داده را توصیف کنند و دقت نتایج را بالا ببرند.

در (Gering, 2002) ساختار MRF چندلایه برای بخش بندی به کار رفته است. شدت روشنایی، مختصات نقاط و انسجام ساختاری، ملاک های مختلف استفاده شده در لایه ها اند. روش ترکیبی از MRF وزن دار و الگوریتم EM در (Nie, 2009) برای تفکیک تومورها از وزن های MR-T2 و PD استفاده شده است. مدل سازی تومور با استفاده از MRF اساس شیوه پیشنهادی در (Bauer, 2011) است. در این شیوه، رشد تومور با استفاده از بیشینه سازی انرژی مدل MRF شبیه سازی شده و تومور از تصاویر MRI سه بعدی، استخراج گردیده است. در (Bauer, 2011) از ترکیب ماشین های بردار پشتیبان SVM^{۱۳} و مدل های مارکف برای استخراج تومورهای مغزی از داده های چندکاناله استفاده شده است. برای این کار، ابتدا تصاویر با استفاده از SVM نرم بخش بندی میشوند و در ادامه مدل های مارکف برای بهبود نتایج به کار میروند. در (Wu, 2014) برای تفکیک تومورها از ویژگی های گابور استخراج شده در چندین سطح به همراه CRF استفاده شده است.

حجم محاسبات زیاد، اشکال عمده MRF است. برای رفع این مشکل می توان از شیوه های تخمین استفاده کرد. نسخه های تغییر یافته CRF نظیر میدان های تصادفی تفکیک کننده^۴ (DRF) و ماشین های بردار پشتیبان در ترکیب با ویژگی های مبتنی بردانش برای رفع این مشکل به کار رفته اند (Ortiz, 2013). با وجود اشکالات MRF، این شیوه نه تنها به طور گسترده برای بخش بندی مورد

^۱Conditional random fields

^۲Support vector machine

^۳Discriminative random fields

استفاده قرار گرفته است، بلکه در مدل کردن بافت تصاویر نیز کاربرد فراوانی دارد.

شبکه های عصبی، یک دسته روش های طبقه بندی نظارتی هستند. در این دسته روش ها، یک دسته ویژگی از طریق تعدادی گره به مجموعه تصمیم گیر اعمال می شود. در این گره ها، تعدادی عملیات ریاضی انجام شده و طبقه بندی نهایی در گره های خروجی انجام می شود. آموزش در این دسته از روش ها، به معنی تعیین مقدار پارامترهای دخیل در اعمال ریاضی درون شبکه است به نحوی که خطای ایجاد شده در خروجی کمینه شود. روش های مبتنی بر شبکه های عصبی، شیوه های غیرپارامتری هستند. علاوه بر این، وجود لایه های مخفی، امکان مدل کردن روابط غیرخطی بین ویژگی ها را فراهم میکند. با وجود دشواری های آموزش شبکه های عصبی، قابلیت مدل کردن توزیعات غیربدیهی^۵ باعث استفاده فراوان از این دسته شیوه ها در کاربردهای مختلف شده است.

در روش پیشنهادی در (Ozkanm, 1999) شبکه عصبی برای تفکیک تومورها با استفاده از آموزش بیمار محور، به کار رفته است. در این شیوه، تصویر یک برش از مغز، به عنوان داده آموزشی و تصویر برش کناری آن برای تست شبکه به کار رفته است. سپس، پیکسل هایی که در هر دو برش برچسب تومور خورده اند به عنوان ROI برای آموزش دوباره شبکه به کار رفته اند. در (Dickson, 1۹۹۷) بر خلاف روش (Ozkanm, 1999) آموزش به صورت بیمار محور انجام نشده است. در این شیوه، برش یکسان مغز در پنجاه بیمار، به عنوان داده آموزشی به کار رفته و شبکه آموزش دیده توانست در باقی تصاویر تومورها را به خوبی تفکیک کند.

آموزش شبکه های عصبی برای استخراج تومورهای مغزی، کاری پیچیده و زمان بر است: شبکه های بسیار بزرگ با تعداد تصاویر زیاد مورد نیازند که این امر، زمان محاسبات را به شدت افزایش میدهد. شیوه هایی نظیر استفاده از الگوریتم های نوروفازی برای حل این مشکل پیشنهاد شده اند. شبکه های

^۵Non-trivial

خودترتیب^۴ (SOM) یکی از انواع شبکه های عصبی است که بر خلاف شبکه های عصبی دیگر، ساختاری مشابه به کورتکس مغز دارد (Yin, 2008). کورتکس مغز به نحوی سازمان یافته است که در آن، نورون های نزدیک به هم، به محرک یکسانی پاسخ می دهند. آموزش SOM بر مبنای شیوه های آموزش رقابتی انجام میشود که نوعی آموزش غیرنظارتی شبکه های عصبی است. در (Tian, 2007) روشی برای بخش بندی و درجه بندی تومور به طور همزمان با استفاده از شبکه های SOM توصیه شده است. روش پیشنهادی در (Islam, 2013) از این نوع شبکه به همراه ویژگی های فراکتالی برای تفکیک تومورها استفاده می کند. در روش پیشنهادی در (Ortiz, 2013) از نقاط قوت FCM و SOM به صورت همزمان برای تفکیک تومورهای مغزی در MR-T1 استفاده شده است.

۳-۴ نتیجه گیری

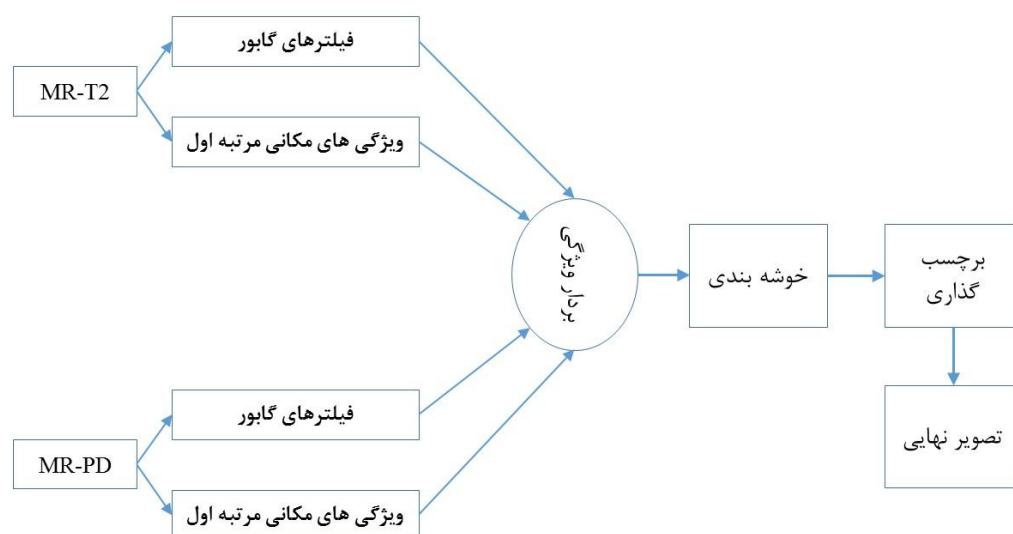
در این فصل به بررسی روش های بخش بندی پرداخت شد و الگوریتم هایی که در رویکردهای مختلف ارائه شده، مورد بحث و گفتگو قرار گرفت.

فصل چهارم الگویت‌م پیشنهادی بخش بندی

همانگونه که در فصل های قبل ذکر شد، تعیین محدوده تومورهای مغزی، نقش اساسی در فرآیند درمانی آنها ایفا میکند و از این رو حائز اهمیت است. این کار، معمولاً به صورت دستی انجام میگردد و در نتیجه زمان بر بوده و احتمال بروز خطا در آن افزایش میابد. در این رساله، هدف، ارائه روش جدیدی برای تفکیک خودکار تومورهای مغزی از تصاویر MRI چندکاناله است. در این فصل به بررسی روش پیشنهادی می پردازیم. در ابتدا فرآیند کلی را بررسی می کنیم و سپس به معرفی بخش های مختلف الگوریتم پیشنهادی می پردازیم.

۱-۴ الگوریتم پیشنهادی

شمای کلی الگوریتم پیشنهادی در شکل ۱-۴ نشان داده شده است. در این فرآیند، پس از انجام پیش پردازشهای لازم و تثبیت تصاویر، ابتدا ویژگی های مکانی مرتبه اول 3×3 استخراج می شوند. ضریب های گابور برای هر پیکسل نیز با کمک اعمال مجموعه ای از فیلترهای گابور به هر تصویر بدست می آیند. از این مقادیر برای تشکیل بردار ویژگی مربوط به هر پیکسل استفاده می شود. بردارهای ویژگی پیکسل های مختلف به الگوریتم خوشه بندی k-medoid اعمال می شوند تا تصویر به سه کلاس پشت زمینه، تومور و بافت سالم تفکیک شود. برچسب گذاری این کلاس ها، تصویر نهایی را حاصل می کند.



شکل ۱-۴: الگوریتم پیشنهادی برای تفکیک تومورهای مغزی از داده چندکاناله

۱-۱-۴ وزن‌های MRI استفاده شده

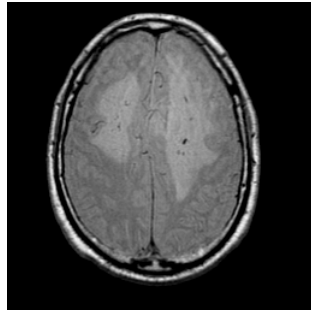
وزن‌های مختلف MRI با توجه به پارامترهای اخذ، کنتراست بیشتری راجع به بافت‌های مختلف فراهم میکنند. از این رو استفاده از چند نوع آنها به طور همزمان می‌تواند ما را در تفکیک بهتر بافت‌ها به خصوص در نواحی مرزی بین تومور و بافت سالم و افزایش دقت یاری کند. در این پژوهش وزن‌های MR-T2، MR-PD و MR-Gd به کار رفته اند که در ادامه به معرفی آنها میپردازیم.

• تصاویر MR-T2

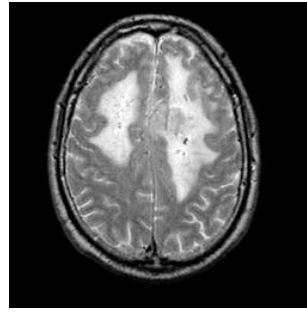
تصاویر MRI بر وزن T2، به دلیل حساس بودن به تجمع مایعات، از مهم ترین انواع تصاویر ام آر آی هستند. بسیاری از بافت‌ها دارای تعداد زیادی از مویرگ‌ها هستند و حجم زیادی از مایعات در آنها انباشته شده است، از این رو، تصاویر بر وزن T2 میتوانند نتایج معاینات اولیه را تایید کرده و میزان گسترش بیماری را تعیین کنند.

• تصاویر MR-PD

. چگالی پروتون (PD) یک ویژگی مهم بافت هاست و میزان آب موجود در بافتها را نشان میدهد. از این رو در بافت‌های مختلف تفاوت زیادی ندارد. ۷۵-۸۵ درصد اکثر بافت‌های بدن از آب تشکیل شده اند. از این رو تصاویر تولید شده توسط این ویژگی حالت خاکستری دارد. به دلیل قابلیت تفکیک بالای مایعات، می‌توانند ماده سفید مغز (محل بروز اکثر تومورهای مغزی) را به خوبی نشان دهند. یک نمونه از اعضای مجموعه داده در شکل ۲-۴ آورده شده اند.



(ب)



(الف)

شکل ۲-۴ یک نمونه از اعضای مجموعه داده: (الف) MR-T2 (ب) MR-PD

۲-۱-۴ حذف جمجمه

برای آماده سازی تصاویر برای پردازش نهایی، برخی پیش پردازشها بایستی بر روی تصاویر انجام شود و حذف جمجمه و استخراج بافت نرم، یکی از اینهاست. در این پژوهش، از ویژگی های ناحیه و آستانه گذاری، برای حذف جمجمه استفاده شده است. گام های طی شده برای حذف جمجمه عبارتند از:

۱- باینری کردن تصویر به کمک آستانه گذاری

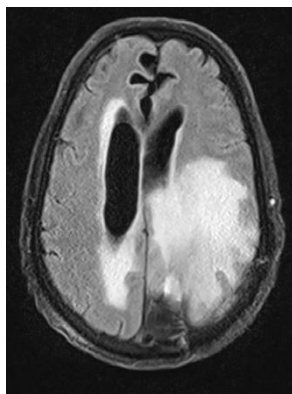
۲- یافتن درصد پر شدگی ناحیه در تصویر

۳- برچسب گذاری این ناحیه و استخراج ماسک

۴- ضرب کردن ماسک استخراج شده در تصویر اصلی و حذف جمجمه

۵- تهیه ماسک بافت نرم از تصویر حاصل شده، برای حذف جمجمه وزن های دیگر

یک نمونه از تصاویر مجموعه داده قبل و بعد از حذف جمجمه در شکل ۳-۴ آورده شده اند.



(ب)

(الف)

شکل ۳- ۴ یک نمونه از تصاویر مجموعه داده قبل و بعد از حذف مجموعه (الف) قبل از حذف مجموعه (ب) پس از حذف مجموعه

۳-۱-۴ ویژگی های مکانی مرتبه اول

در این پژوهش، از سه ویژگی مکانی: شدت، متوسط و واریانس استفاده میکنیم که طبق روابط زیر حساب می شوند:

$$mean = \frac{1}{N} \sum_N i(x, y) \quad (۴-۱)$$

در این رابطه، N تعداد اعضای موجود در همسایگی و $i(x, y)$ شدت پیکسل های موجود در همسایگی را نشان میدهد.

$$variance = \frac{1}{N} \sum_N (i(x, y) - \mu)^2 \quad (۴-۲)$$

در این رابطه N بیانگر تعداد اعضای موجود در همسایگی، $i(x, y)$ شدت پیکسل های موجود در همسایگی و μ نشان دهنده متوسط شدت روشنایی پیکسل های موجود در همسایگی است.

۴-۱-۴ فیلتر گابور

در پردازش تصاویر، فیلتر گابور، یک فیلتر خطی است که برای آنالیز بافت به کار میرود. بدین معنا که با استفاده از این فیلتر، می توان دریافت که محتوای فرکانسی خاصی در جهت های معین در تصویر وجود دارند یا نه. نمایش جهت و فرکانس توسط فیلترهای گابور، شباهت زیادی به نحوه نمایش این اطلاعات توسط سیستم بینایی انسان دارد و بنابراین، برای نمایش بافت تصویر بسیار کاراست. برخی پژوهشگران معتقدند که سلول های موجود در سیستم بینایی پستانداران را میتوان با توابع گابور مدل

کرد (Daugman, 1985). از این رو آنالیز تصاویر با فیلتر گابور، شباهت زیادی به ادراک و آنالیز تصاویر توسط سیستم بینایی انسان دارد. فیلتر گابور، به صورت یک تابع گوسی سوار^۸ بر یک تابع سینوسی تعریف می‌شود و بهترین نسبت بین مکان در حوزه مکان و حوزه فرکانس را حاصل می‌کند. فیلترهای گابور طبق معادلات زیر تعریف می‌گردند (Li et al, 2014):

$$g(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x\sigma_y} \exp\left[\frac{-x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{-y^2}{2\sigma_y^2}\right] \times \exp[j\omega(x\cos(\theta) + y\sin(\theta))] \quad (4-3)$$

$$g_e(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x\sigma_y} \exp\left[\frac{-x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{-y^2}{2\sigma_y^2}\right] \times \cos[\omega(x\cos(\theta) + y\sin(\theta))] \quad (4-4)$$

$$g_o(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x\sigma_y} \exp\left[\frac{-x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{-y^2}{2\sigma_y^2}\right] \times \sin[\omega(x\cos(\theta) + y\sin(\theta))] \quad (4-5)$$

که در آن، σ_x و σ_y انحراف معیار پوش گوسی^۹ در جهت های x و y را نشان می‌دهند و میزان گستردگی مکانی پوش گوسی را بیان می‌کنند. θ بیانگر زاویه چرخش است و جهت فیلتر با کمک آن تعیین می‌شود. معادلات (۴-۴) و (۴-۵) بخش های زوج و فرد فیلتر را نشان می‌دهند. نتایج حاصل از اعمال فیلتر گابور در جهت ها و مقیاس های مختلف بر روی یک نمونه از اعضای مجموعه داده در شکل ۴-۴ نشان داده شده است. d بیانگر زاویه فیلتر به درجه و s بیانگر مقیاس است.

۴-۱-۵ الگوریتم k-medoids

ضعف عمده الگوریتم k-means در حساسیت به داده های پرت است و یک داده پرت با مقادیر بزرگ میتواند نتایج را دچار اختلال کند. برای رفع این مشکل، به جای استفاده از مقدار متوسط اعضای یک خوشه، یک medoid به عنوان نقطه مرجع استفاده می‌شود. یک medoid، مرکزی ترین عضو هر خوشه است. بنابراین، عملیات خوشه بندی، میتواند بر مبنای کمینه سازی مجموع فاصله بین هر عضو

^۸modulated

^۹envelope

فضای داده و نقطه مرجع مربوطه انجام شود. این نکته، اساس الگوریتم خوشه بندی k -medoids را تشکیل می دهد (Jin X, Han J, 2010). استراتژی اصلی الگوریتم k -medoids، بر یافتن k خوشه در مجموعه داده استوار است و برای این منظور، ابتدا یک عوض نماینده هر خوشه (medoid) به صورت تصادفی انتخاب می شود. هر عضو دیگر مجموعه داده، با توجه به شباهت آن با medoid های مختلف به یکی از خوشه ها تعلق می گیرد. الگوریتم k -medoids، به جای استفاده از متوسط اعضای هر خوشه به عنوان نقطه مرجع خوشه، از یک عضو آن به عنوان مرکز استفاده می کند. الگوریتم دارای دو ورودی است: n یعنی تعداد اعضای مجموعه ای که باید به خوشه های مختلف تقسیم شوند، و k یعنی تعداد خوشه ها. الگوریتم خوشه بندی k -medoids شامل گام های زیر است:

- ورودی

k : تعداد خوشه ها

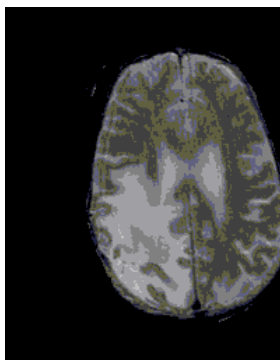
D : مجموعه داده شامل n عضو

- خروجی

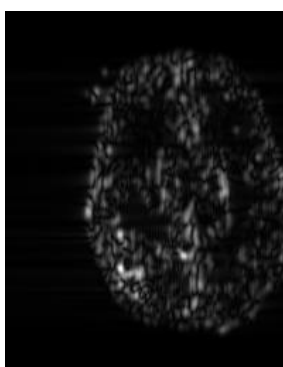
مجموعه ای از k خوشه که شباهت اعضای تک تک هر یک از آنها با نزدیک ترین medoid بیشینه است. در ابتدا k عضو از مجموعه D به صورت تصادفی به عنوان medoid ها مورد استفاده قرار می گیرند.

- هر تکرار

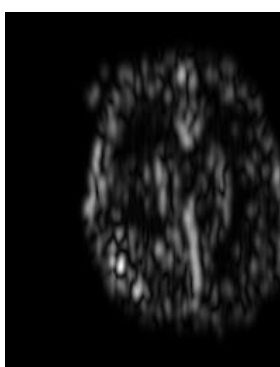
هر عضو باقیمانده به خوشه با نزدیک ترین medoid تعلق می گیرد. به صورت تصادفی، یک عضو غیر medoid انتخاب می شود (O_{random}). و فاصله نقاط از نقطه مرکزی (S) خوشه (O_i) سنجیده می شود. اگر $S < 0$ باشد، O_i جای خود را به O_{random} میدهد و مجموعه جدیدی شکل می گیرد. این تکرار تا زمانی که تغییری رخ ندهد انجام می شود. در واقع، پس از انتخاب اولیه medoid ها، فرآیند به صورت تکراری، برای یافتن medoid های بهتر داخل مجموعه داده جستجو می کند.



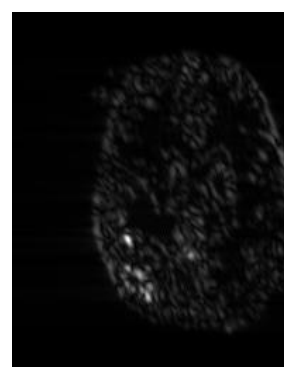
(تصویر اصلی)



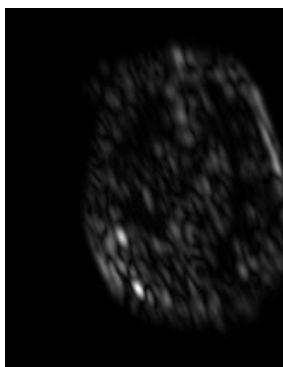
$s=2, d=0$



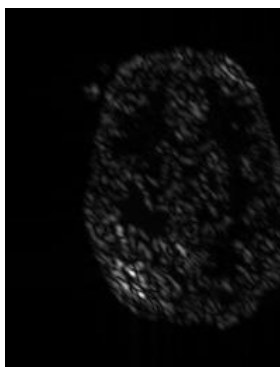
$s=2, d=22.5$



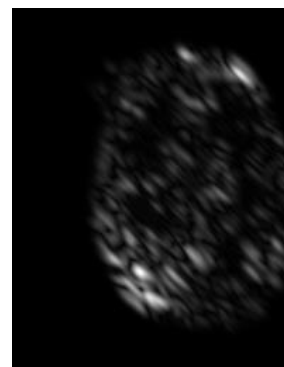
$s=2, d=45$



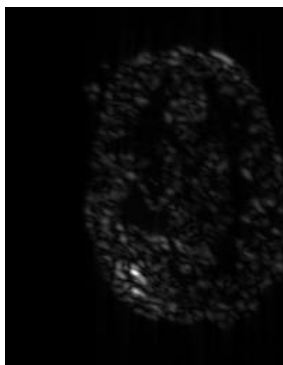
$s=2, d=67.5$



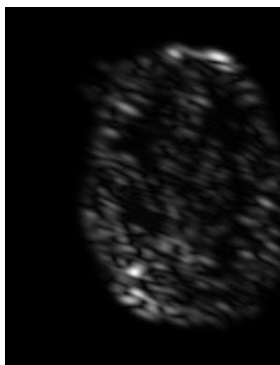
$s=2, d=90$



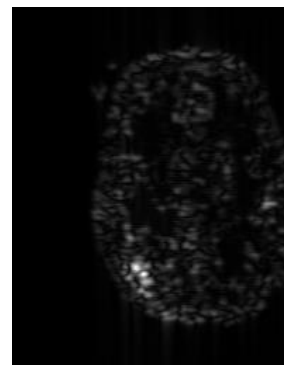
$s=2, d=112.5$



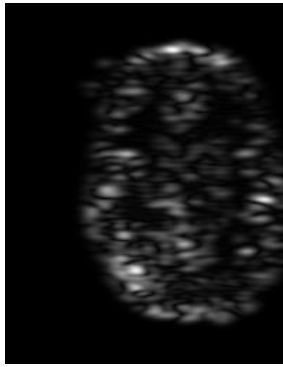
$s=2, d=135$



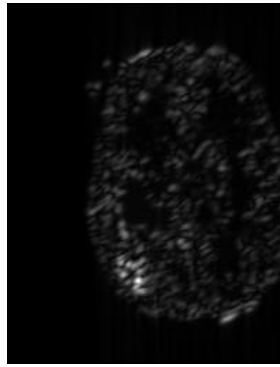
$s=2, d=157.5$



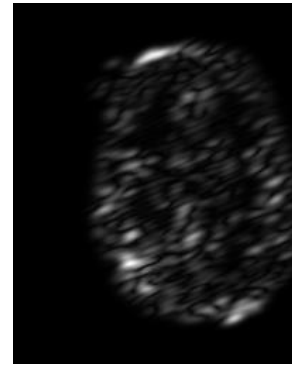
$s=2, d=180$



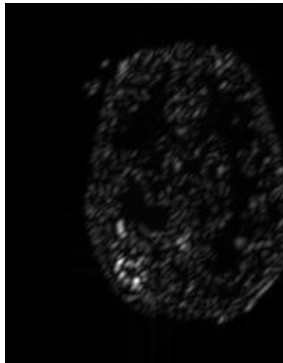
$s=4, d=0$



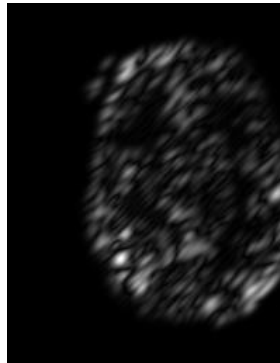
$s=4, d=22.5$



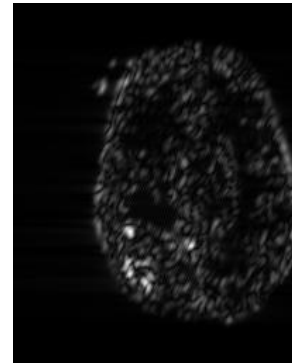
$s=4, d=45$



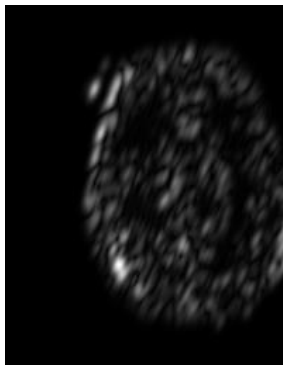
$s=4, d=67.5$



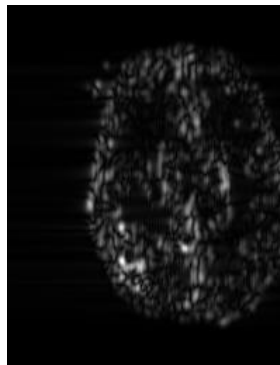
$s=4, d=90$



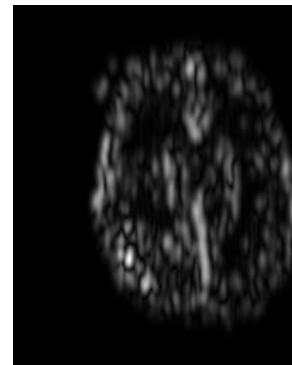
$s=4, d=112.5$



$s=4, d=135$



$s=4, d=157.5$



$s=4, d=180$

شکل ۴- ۱ نتایج حاصل از اعمال فیلترهای گابور استفاده شده برای استخراج ویژگی بر روی یکی از اعضای مجموعه داده

۲-۴ گام های الگوریتم پیشنهادی

برای تفکیک تومورهای مغزی با استفاده از داده های چندکاناله، گام های زیر طی می شود:

ورودی: تصاویر سه وزن MR-T2، MR-PD و MR-Gd

خروجی: تصویر بخش بندی شده.

گام اول: مجموعه با کمک ماسک های باینری از تصاویر حذف شده و با استفاده از نرم افزار متلب تثبیت می شوند.

گام دوم: ویژگی های مکانی مرتبه اول با استفاده از یک همسایگی 3×3 استخراج می گردند.

گام سوم: فیلترهای گابور در هشت جهت و دو مقیاس به هر کدام از تصاویر اعمال میگردند.

گام چهارم: با استفاده از ویژگی های استخراج شده در مراحل قبل، بردار ویژگی تشکیل میگردد.

برای هر تصویر هجده ویژگی گابور و سه ویژگی مکانی و در مجموع بیست و یک ویژگی استخراج میگردد. در نتیجه به علت داشتن دو تصویر، بردار ویژگی هر نقطه، شامل ۴۲ ویژگی است

گام پنجم: این ویژگی ها و الگوریتم خوشه بندی k-medoids برای تفکیک داده ها به سه دسته پشت زمینه، بافت سالم و بافت آسیب دیده به کار میروند.

گام ششم: برچسب گذاری نتایج و بازآرایی آنها، تصویر بخش بندی شده را حاصل میکند.

۳-۴ خلاصه فصل

در این فصل روش پیشنهادی برای تفکیک تومورهای مغزی، از داده های چندکاناله معرفی و نمودار فرآیند مطرح شد. در ادامه اجزای مختلف آن بررسی گردیده و در نهایت الگوریتم به صورت گام به گام توضیح داده شده است.

فصل پنجم: بحث و نتیجه گیری

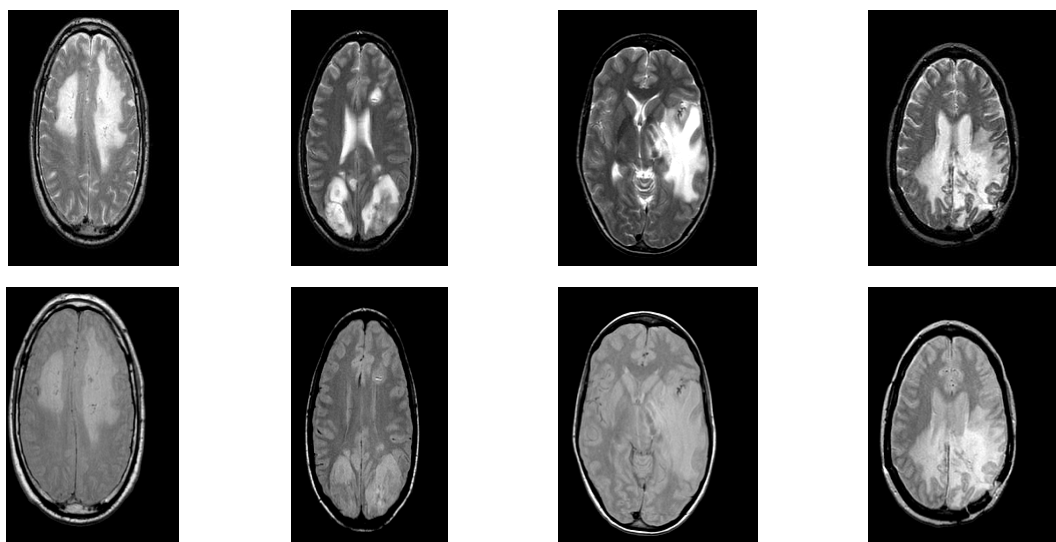
در این فصل به بررسی نتایج حاصل از روش پیشنهادی و مقایسه آن با تعدادی از روش های دیگر موجود می پردازیم. در ابتدا مجموعه داده و مقیاس های مقایسه را بررسی می کنیم. در ادامه نتایج حاصل از روش پیشنهادی را ارائه خواهیم کرد و در انتها نتایج حاصل را با نتایج حاصل از اعمال تصاویر مجموعه داده به تعدادی از روش های موجود مقایسه می کنیم.

۱-۵ مجموعه داده

مجموعه داده استفاده شده در این پژوهش، شامل چهل زوج تصویر MRI از وزن های T2 و PD انتخاب شده از اطلس مغز هاروارد هستند. تصاویر از داده های مربوط به بیماری های سارکوما، مننژیوما، سارکومای متاستازیک و گلیوما انتخاب شده اند. ابعاد هر یک از تصاویر 256×256 و به صورت تصاویر سطوح خاکستری هستند. تومورها هم در وزن T2 و در هم وزن PD به صورت نواحی درخشان تر از بقیه جاهای تصویر ظاهر می شوند. استفاده از ترکیب دو تصویر میتواند پژوهش گران را در تعیین مرزهای دقیق نواحی آسیب دیده به خصوص برای تعیین برنامه رادیوتراپی یاری کند (

Metcalfe,2013; Pereira, 2015; Schmidt, 2015)

یک نمونه از تصاویر اخذ شده از هر یک از تومورها در شکل ۱-۵ آورده شده است



شکل ۵-۱) یک نمونه از تصاویر مربوط به هر یک از انواع تومورهای موجود در مجموعه داده: (ردیف اول) وزن -MR

T2 (ردیف دوم) وزن MR-PD

(از راست به چپ) گلیوما، سارکوما، سارکوما متاستازیک، منژیوما

۵-۲ مقیاس های اندازه گیری

مقیاس های زیادی برای بررسی عملکرد روش های بخش بندی وجود دارند که در این پژوهش،

چهار مقیاس دایس، ژاکارد، دقت و حساسیت به کار می روند. به منظور آشنایی به تعاریف این مقیاس ها،

ابتدا مفاهیم اولیه را که در شکل ۵-۲ نیز نشان داده شده است، بررسی می کنیم (Zhang, 2008).

۱) مثبت صحیح^۱(TP): پیکسل های ضایعه که الگوریتم به درستی تشخیص داده است.

۲) منفی صحیح^۱(TN): پیکسل های سالمی که الگوریتم به درستی تشخیص داده است.

۳) مثبت کاذب^۲(FP): پیکسل های سالمی که الگوریتم به اشتباه، ضایعه تشخیص داده است.

۴) منفی کاذب^۳(FN): پیکسل های ضایعه که الگوریتم به اشتباه، سالم تشخیص داده است.

۵) ویژگی یا درصد منفی صحیح^۴(SPE):

$$SPE = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 \quad (5-1)$$

• حساسیت یا درصد برآورد صحیح^۵(PCE):

$$PCE = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (5-2)$$

• ضریب تشابه دایس^۶(DSC):

^۱True Positive

^۲True Negative

^۳False Positive

^۴False Negative

^۵Specificity or Percentage of True Negative

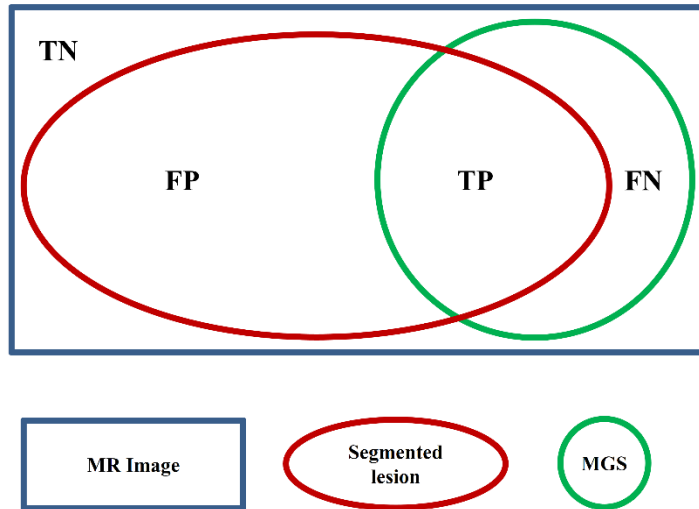
^۶Sensitivity or Percentage of Correct Estimation

^۷F₁ Score or Dice Similarity Coefficient

$$DSC = \frac{TP}{TP + FP + FN} \times 100 \quad (5-3)$$

• ضریب تشابه جاکارد^۷ (JSI):

$$JSI = \frac{TP}{TP + FP + FN} \times 100 \quad (5-4)$$



شکل ۵-۲ مفاهیم اولیه برای ارزیابی روش های بخش بندی

۵-۳ تاثیر اندازه همسایگی بر نتایج

در این بخش تاثیر اندازه پنجره های استفاده شده برای محاسبه میزان واریانس و متوسط را بر روی نتایج بررسی میکنیم. دو اندازه 3×3 و 5×5 برای پنجره ها مورد استفاده قرار گرفته اند. در

شکل ۵-۳ نتایج حاصل بر روی یک نمونه از اعضای مجموعه داده آورده شده اند



متوسط : 3×3 ، انحراف معیار



متوسط : 3×3 ، انحراف معیار



متوسط 5×5 ، انحراف معیار



متوسط 5×5 ، انحراف معیار

شکل ۳-۵ نتایج حاصل از بخش بندی با همسایگی هایی با ابعاد مختلف 3×3 و 5×5

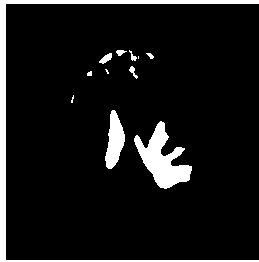
همانگونه از شکل ۳-۵ قابل مشاهده است، به هنگام استفاده از پنجره هایی با ابعاد کوچکتر، به دلیل تاثیر کم پیکسل های مجاور، تصمیم گیری در مورد پیکسل های نویزی و همچنین پیکسل هایی در نواحی غیر از ROI با خطا مواجه شده و در نتیجه نقاط دیگری غیر از تومور نیز به عنوان تومور شناسایی می شوند. از این رو، در ادامه، همسایگی با ابعاد 5×5 برای استخراج ویژگی ها به کار می رود.

۵-۴ تاثیر سطح و تعداد زوایای مجموعه فیلترهای گابور بر روی خروجی

در این بخش، نتایج حاصل از اعمال تبدیل گابور با تعداد زوایا و مقیاس های مختلف بر روی تصاویر خروجی بررسی می شود تا ترکیب بهینه انتخاب شود. تبدیل گابور در سه ترکیب مقیاس ۲،

$[2, 3, 4]$ ، به همراه مجموعه زوایا با گام های $\frac{\pi}{4}$ ، $\frac{\pi}{8}$ و $\frac{\pi}{16}$ به تصاویر با پارامترهای تعیین شده در

مرحله قبل اعمال می شوند. نتایج در شکل ۴-۵ آورده شده اند.



$$\theta = \frac{\pi}{7}, \text{مقیاس} = 7$$



$$\theta = \frac{\pi}{8}, \text{مقیاس} = 8$$



$$\theta = \frac{\pi}{16}, \text{مقیاس} = 16$$



$$\theta = \frac{\pi}{7}, [2, 3] = \text{مقیاس}$$



$$\theta = \frac{\pi}{8}, [2, 3] = \text{مقیاس}$$



$$\theta = \frac{\pi}{16}, [2, 3] = \text{مقیاس}$$



$$\theta = \frac{\pi}{7}, [2, 3, 4] = \text{مقیاس}$$



$$\theta = \frac{\pi}{8}, [2, 3, 4] = \text{مقیاس}$$



$$\theta = \frac{\pi}{16}, [2, 3, 4] = \text{مقیاس}$$

شکل ۴-۵ نتایج حاصل از اعمال مجموعه فیلترهای گابور به یکی از اعضای مجموعه داده

همانگونه که در شکل ۴-۵ می بینیم، با افزایش تعداد زوایای به کار رفته (کاهش گام فیلتر) استخراج ویژگی ها با دقت بیشتری انجام می شود و در نتیجه، نواحی کمتری به اشتباه جز ROI انتخاب می شوند. از طرف دیگر، به دلیل وجود بیشتر اطلاعات هر دو وزن در تخمین، با افزایش مقیاس ها، میزان اطلاعات تخمین کمتر شده و در نتیجه نقاط بیشتری به اشتباه به عنوان تومور برچسب میخورند. از این رو، در ادامه کار گام $\frac{\pi}{16}$ برای زاویه، و مقدار ۲ برای مقیاس فیلترهای گابور انتخاب شده است.

۵-۵ نتایج مقایسه با تعدادی از روش های ارائه شده قبلی

در این بخش نتایج روش پیشنهادی، با نتایج تعدادی از روش های ارائه شده در گذشته مقایسه

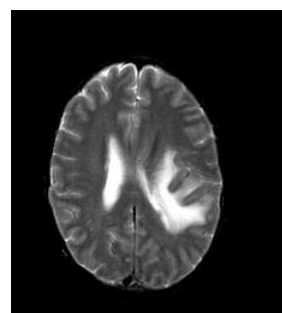
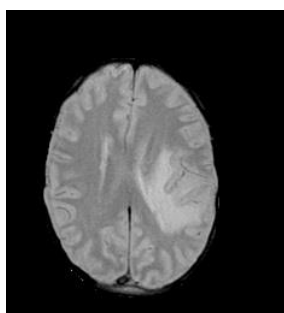
شده اند. این روش ها، شامل مجموعه ای از روش های نظارتی و غیرنظارتی با استفاده از ویژگی های مختلفند. روش ها در محیط متلب ۲۰۱۷ شبیه سازی شده اند و بخش بندی دستی انجام شده توسط متخصص رادیولوژی، برای ارزیابی آنها به کار رفته است. نتایج حاصل از روش پیشنهادی، با نتایج حاصل از روش های زیر مقایسه شده اند:

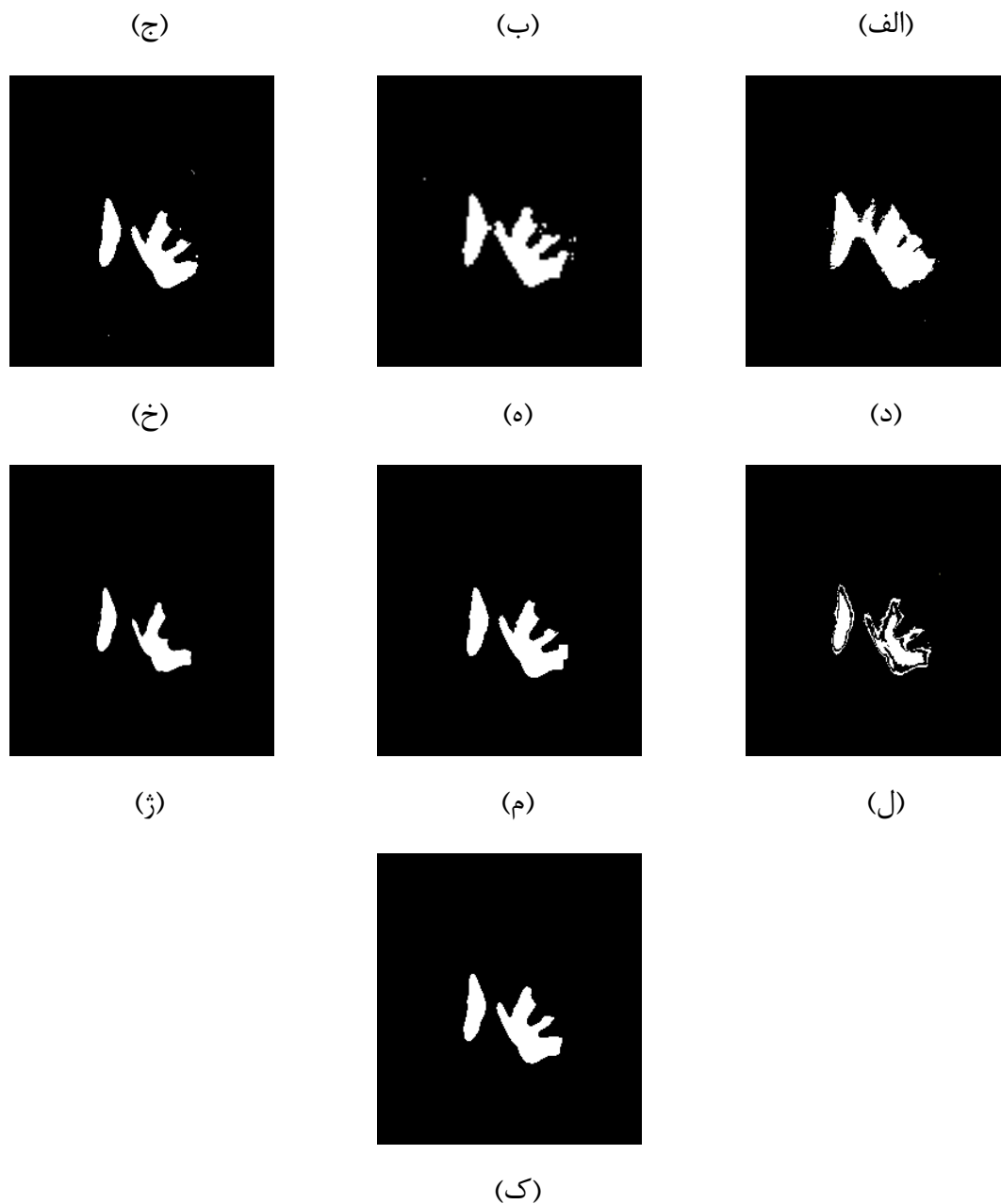
SWT- ECM(Masson, 2008), colork-means(Juang, 2010)
 SOM(Demirhan, 2014), GMM+SVM(Chaddad, 2015)
 multichannelFCM(Akbarpur, 2017) و RFCM(Maji, 2015). خلاصه نتایج استفاده شده در جدول ۱-۵ موجودند.

جدول ۱-۵ روش های استفاده شده برای مقایسه نتایج حاصل از روش پیشنهادی

روش	خلاصه روش
colork-means	انتقال تصویر به فضای رنگ و تفکیک تصویر با استفاده از ویژگی های
ECM	نوع بهبود یافته FCM به منظور مقابله با داده های پرت
SWT-SOM	ویژگی های مکانی به همراه ویژگی های تبدیل SWT در ترکیب با SOM
GMM+SVM	ویژگی های استخراج شده از مدل های گوسی به همراه SVM
multichannelFCM	ویژگی های مکانی به همراه ویژگی های تبدیل SWT در ترکیب با FCM
RFCM	ویژگی های استخراج شده از تبدیل DWT به همراه نوع تغییر یافته

نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی به همراه سایر روشها بر روی یکی از اعضای مجموعه داده در شکل ۵-۵ و نتایج کمی در جدول ۲-۵ نشان داده شده اند.





شکل ۵-۵ نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی و روش های دیگر بر روی یک نمونه از اعضای مجموعه داده (الف) MR-T2 (ب) MR-PD (ج) بخش بندی دستی (د) colork-means (ه) ECM (و) SWT-SOM (ز) RFCM (ک) روش پیشنهادی

جدول ۵-۲ میانگین مقیاس های کمی بر روی مجموعه داده حاصل شده با استفاده از روش های مختلف

ویژگی	حساسیت	دایس	ژاکارد	
۰,۷۹۶	۰,۸۰۶	۰,۸۹۷	۰,۸۳۵	colork-means
۰,۹۸۵	۰,۸۵۷	۰,۹۷۹	۰,۹۶۰	ECM
۰,۹۹۳	۰,۷۷۹	۰,۹۸۴	۰,۹۶۱	SWT-SOM

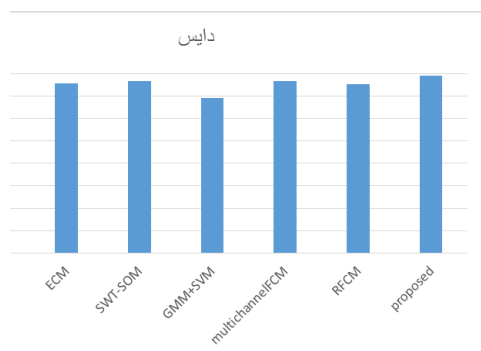
GMM+SVM	۰,۹۳۴	۰,۹۴۶	۰,۶۱۵	۰,۷۰۰
multichannelFC	۰,۹۶۸	۰,۹۸۴	۰,۷۹۰	۰,۹۹۲
RFCM	۰,۹۵۹	۰,۹۷۲	۰,۸۶۰	۰,۹۹۲
proposed	۰,۹۹۱	۰,۹۹۵	۰,۹۰۹	۰,۹۹۹

همانگونه که از جدول می بینیم، تمام روش های پیشنهادی دارای برهمنهی زیادی با بخش بندی دستی هستند. اما با این وجود، بیشترین میزان برهمنهی با استفاده از روش پیشنهادی حاصل شده است. برهمنهی به میزان ۲,۴٪ افزایش یافته است.

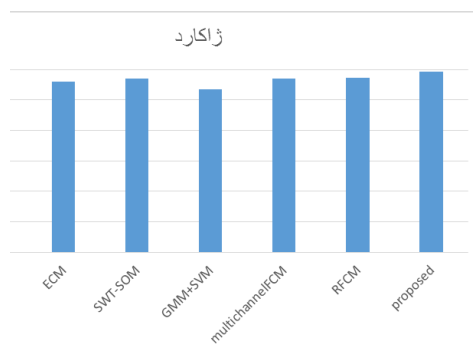
با توجه به مقدار حساسیت حاصل شده از روش های مختلف می بینیم که روش پیشنهادی توانسته است نقاط آسیب دیده را به بیشترین میزان شناسایی کند. از این رو میتواند در فرآیندهای درمانی مانند پرتودرمانی و جراحی استفاده شود تا بتوان با استفاده از آن، بیشترین نقاط آسیب دیده را تحت درمان قرار داد. همچنین بیشتر نقاط سالم نیز توسط روش پیشنهادی به درستی تفکیک شده اند. در نتیجه، به هنگام استفاده از این روش در درمان، نقاط سالم به طور اشتباه به عنوان بیمار انتخاب نشده و در نتیجه بافت های سالم آسیب کمتری می بینند. قابلیت روش برای استفاده در فرآیندهای درمانی برای دومین بار اثبات می گردد. در شکل ۶-۵، مقادیر کمی، به صورت نمودارهای میله ای آورده شده اند.

۶-۵ نتیجه گیری

در این فصل، نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی و تعدادی از روش های پیشنهاد شده گذشته بر روی مجموعه داده اخذ شده از اطلس مغز دانشگاه هاروارد بررسی شد. با توجه به نتایج بدست آمده، روش پیشنهادی دارای بیشترین برهمنهی با بخش بندی دستی انجام شده توسط پزشک متخصص است. همچنین به خوبی توانسته نقاط سالم و آسیب دیده را به درستی تفکیک کند. از این رو میتوان از روش پیشنهادی در فرآیند پرتودرمانی و جراحی استفاده کرد.



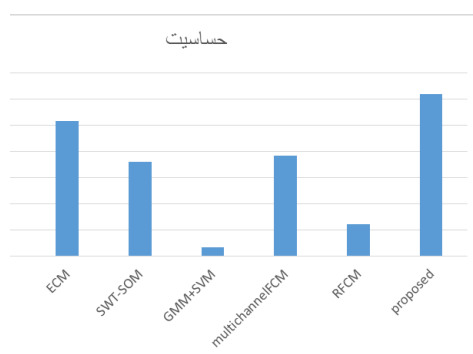
(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۵-۶: نمودار نتایج حاصل از اعمال روش های مختلف بر روی مجموعه داده (الف) ژاکارد (ب) دایس (ج) حساسیت (د) ویژگی

فهرست منابع

- Haddad LH: This is cancer : everything you need to know, from the waiting room to the bedroom; 2016.
- Stewart B, Wild CP: World cancer report 2014. 2014.
- Balducci L, Extermann M: Cancer and aging: an evolving panorama. Hematology/oncology clinics of North America 2000, 14(1):1-16.
- Bray F, Ferlay J, Soerjomataram I, Siegel RL, Torre LA, Jemal A: Global cancer statistics ۲۰۱۸: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for ۳۶ cancers in 185 countries. CA: a cancer journal for clinicians 2018, 68(6):394-4۲۴.
- Bahadure NB, Ray AK, Thethi HP: Image analysis for MRI based brain tumor detection and feature extraction using biologically inspired BWT and SVM. International journal of biomedical imaging 2017, 2017.
- Georgiadis P, Cavouras D, Kalatzis I, Glotsos D, Athanasiadis E, Kostopoulos S, Sifaki K, Malamas M, Nikiforidis G, Solomou E: Enhancing the discrimination accuracy between metastases, gliomas and meningiomas on brain MRI by volumetric textural features and ensemble pattern recognition methods. Magnetic resonance imaging ۲۰۰۹, ۲۷(۱):۱۲۰-۱۳۰.
- Hasan A, Meziane F, Aspin R, Jalab H: Segmentation of brain tumors in MRI images using three-dimensional active contour without edge. Symmetry 2016, 8(11):132.

- Mazzara GP, Velthuisen RP, Pearlman JL, Greenberg HM, Wagner H: Brain tumor target volume determination for radiation treatment planning through automated MRI segmentation. *International Journal of Radiation Oncology* Biology* Physics* 2004, ۵۹(۱):۳۰۰-۳۱۲.
- Isambert A, Dhermain F, Bidault F, Commowick O, Bondiau P-Y, Malandain G, Lefkopoulos D: Evaluation of an atlas-based automatic segmentation software for the delineation of brain organs at risk in a radiation therapy clinical context. *Radiotherapy and oncology* 2008, 87(1):93-99.
- Devic S: MRI simulation for radiotherapy treatment planning. *Medical physics* 2012, ۳۹(۱۱):۶۷۰۱-۶۷۱۱.
- Ben Rabeh A, Benzarti F, Amiri H: Segmentation of brain MRI using active contour model. *International Journal of Imaging Systems and Technology* 2017, 27(1):3-11.
- Angulakshmi M, Priya GL: Brain tumour segmentation from MRI using superpixels based spectral clustering. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences* 2018.
- Foo JL: A survey of user interaction and automation in medical image segmentation methods. Iowa State University, Human Computer Interaction Technical Report ISU-HCI-2006-02 2006.
- Wong K-P: Medical image segmentation: methods and applications in functional imaging. In: *Handbook of biomedical image analysis*. Springer; 2005: 111-182.
- Prastawa M, Bullitt E, Moon N, Van Leemput K, Gerig G: Automatic brain tumor segmentation by subject specific modification of atlas priors 1. *Academic radiology* ۲۰۰۳, ۱۰(۱۲):۱۳۴۱-۱۳۴۸.
- White DR, Houston AS, Sampson WF, Wilkins GP: Intra-and interoperator variations in region-of-interest drawing and their effect on the measurement of glomerular filtration rates. *Clinical nuclear medicine* 1999, 24(3):177-181.
- Olabarriaga SD, Smeulders AW: Interaction in the segmentation of medical images: A survey. *Medical image analysis* 2001, 5(2):127-142.
- Bezdek JC, Hall L, Clarke LP: Review of MR image segmentation techniques using pattern recognition. *Medical physics* 1992, 20(4):1033-1048.
- Capelle A-S, Colot O, Fernandez-Maloigne C: Evidential segmentation scheme of multi-echo MR images for the detection of brain tumors using neighborhood information. *Information Fusion* 2004, 5(3):203-216.
- Madabhushi A, Udupa JK: Interplay between intensity standardization and inhomogeneity correction in MR image processing. *Medical Imaging, IEEE Transactions on* 2005, ۲۴(۵):۵۶۱-۵۷۶.
- Yao J: Image Processing in Tumor Imaging, *New Techniques in Oncologic Imaging*. Zhang, F, & Hancock, ER Zhang(2010) New Riemannian techniques for directional and tensorial image data *Pattern Recognition* 2006, 43(4):1590-1606.
- Shanthi K, Kumar MS: Skull stripping and automatic segmentation of brain MRI using seed growth and threshold techniques. In: *2007 International conference on intelligent and advanced systems: 2007*. IEEE: 422-426.
- Sung Y-C, Han K-S, Song C-J, Noh S-M, Park J-W: Threshold estimation for region segmentation on MR image of brain having the partial volume artifact. In: *WCC ۲۰۰۰-ICSP ۲۰۰۰ ۵th International Conference on Signal Processing Proceedings 16th World Computer Congress 2000: 2000*. IEEE: 1000-1009.
- Stadlbauer A, Moser E, Gruber S, Buslei R, Nimsky C, Fahlbusch R, Ganslandt O: Improved delineation of brain tumors: an automated method for segmentation based on pathologic changes of 1H-MRSI metabolites in gliomas. *Neuroimage* 2004, ۲۳(۲):۴۵۴-۴۶۱.

- Natarajan P, Krishnan N, Kenkre NS, Nancy S, Singh BP: Tumor detection using threshold operation in MRI brain images. In: 2012 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research: 2012. IEEE: 1-4.
- Nasor M, Obaid W: MRI Tumor Detection and Localization by Multiple Threshold Object Counting Technique. In: 2018 International Conference on Computer and Applications (ICCA): 2018. IEEE: 158-161.
- Dawngliana M, Deb D, Handique M, Roy S: Automatic brain tumor segmentation in MRI: Hybridized multilevel thresholding and level set. In: 2015 International Symposium on Advanced Computing and Communication (ISACC): 2015. IEEE: 219-223.
- Abdulraqueeb A, Al-haidri W, Sushkova L: A novel segmentation algorithm for MRI brain tumor images. In: 2018 Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT): 2018. IEEE: 1-4.
- Murthy TD, Sadashivappa G: Brain tumor segmentation using thresholding, morphological operations and extraction of features of tumor. In: 2014 International Conference on Advances in Electronics Computers and Communications: 2014. IEEE: 1-6.
- Salwe S, Raut R, Hajare P: Brain tumor pixels detection using adaptive wavelet based histogram thresholding and fine windowing. In: 2016 International Conference on Information Technology (InCITE)-The Next Generation IT Summit on the Theme- Internet of Things: Connect your Worlds: 2016. IEEE: 256-260.
- Ilhan U, Ilhan A: Brain tumor segmentation based on a new threshold approach. *Procedia computer science* 2017, 120:580-587.
- Adams R, Bischof L: Seeded region growing. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 1994, 16(6):641-647.
- Kaus MR, Warfield SK, Nabavi A, Black PM, Jolesz FA, Kikinis R: Automated segmentation of MR images of brain tumors. *Radiology* 2001, 218(2):586-591.
- Salman Y, Badawi A, Assal M, Alian S: New automatic technique for tracking brain tumor response. In: International Conference on Biological and Medical Physics, UAE: ۲۰۰۵.
- Chong VF, Zhou J-Y, Khoo JB, Huang J, Lim T-K: Tongue carcinoma: tumor volume measurement. *International Journal of Radiation Oncology* Biology* Physics* 2004, ۵۹(۱):۵۹-۶۶.
- Salman Y, Assal M, Badawi A, Alian S, El-Bayome ME-M: Validation techniques for quantitative brain tumors measurements. In: 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference: 2006. IEEE: 7048-7051.
- Sato M, Lakare S, Wan M, Kaufman A, Nakajima M: A gradient magnitude based region growing algorithm for accurate segmentation. In: Proceedings 2000 International Conference on Image Processing (Cat No 00CH37101): 2000. IEEE: 448-451.
- Lakare S, Kaufman A: 3D segmentation techniques for medical volumes. Center for Visual Computing, Department of Computer Science, State University of New York ۲۰۰۰:۵۹-۶۸.
- Salman YM: Modified technique for volumetric brain tumor measurements. *Journal of Biomedical Science and Engineering* 2009, 2(01):16.
- Dou W, Ruan S, Chen Y, Bloyet D, Constans J-M: A framework of fuzzy information fusion for the segmentation of brain tumor tissues on MR images. *Image and vision Computing* 2007, 25(2):164-171.
- Rexilius J, Hahn HK, Klein J, Lentschig MG, Peitgen H-O: **Multispectral brain tumor segmentation based on histogram model adaptation**. In: *Medical Imaging 2007: Computer-Aided Diagnosis: 2007*. International Society for Optics and Photonics: ۲۰۱۴:۷.
- 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.** In: *2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics: 2010*. IEEE: 393-396.
- Kole DK, Halder A: **Automatic brain tumor detection and isolation of tumor cells from MRI images.** *International journal of computer applications* 2012, 39(16):26-30.
- Hsieh TM, Liu Y-M, Liao C-C, Xiao F, Chiang I-J, Wong J-M: **Automatic segmentation of meningioma from non-contrasted brain MRI integrating fuzzy clustering and region growing.** *BMC medical informatics and decision making* 2011, 11(1):54.
- Lin G-C, Wang W-J, Kang C-C, Wang C-M: **Multispectral MR images segmentation based on fuzzy knowledge and modified seeded region growing.** *Magnetic resonance imaging* 2012, 30(2):230-246.
- Letteboer M, Niessen W, Willems P, Dam EB, Viergever M: **Interactive multi-scale watershed segmentation of tumors in MR brain images.** In: *Proc of the IMIVA workshop of MICCAI: 2001*.
- Dam E, Loog M, Letteboer M: **Integrating automatic and interactive brain tumor segmentation.** In: *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004 ICPR 2004: 2004*. IEEE: 790-793.
- Cates JE, Whitaker RT, Jones GM: **Case study: an evaluation of user-assisted hierarchical watershed segmentation.** *Medical Image Analysis* 2005, 9(6):566-578.
- Bhattacharya M, Das A: **A study on seeded region based improved watershed transformation for brain tumor segmentation.** *The XXIX General Assembly of the Int Union of Radio Science* 2008.
- Dhage P, Phegade M, Shah S: **Watershed segmentation brain tumor detection.** In: *2015 International Conference on Pervasive Computing (ICPC): 2015*. IEEE: 1-5.
- Jemimma T, Vetharaj YJ: **Watershed Algorithm based DAPP features for Brain Tumor Segmentation and Classification.** In: *2018 International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT): 2018*. IEEE: 155-158.
- Maiti I, Chakraborty M: **A new method for brain tumor segmentation based on watershed and edge detection algorithms in HSV colour model.** In: *2012 NATIONAL CONFERENCE ON COMPUTING AND COMMUNICATION SYSTEMS: 2012*. IEEE: 1-5.
- Bleau A, Leon LJ: **Watershed-based segmentation and region merging.** *Computer Vision and Image Understanding* 2000, 77(3):317-370.
- Gies V, Bernard TM: **Statistical solution to watershed over-segmentation.** In: *2004 International Conference on Image Processing, 2004 ICIP'04: 2004*. IEEE: 1863-1866.
- Kong J, Wang J, Lu Y, Zhang J, Li Y, Zhang B: **A novel approach for segmentation of MRI brain images.** In: *MELECON 2006-2006 IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference: 2006*. IEEE: 525-528.
- Supot S, Thanapong C, Chuchart P, Manas S: **Segmentation of magnetic resonance images using discrete curve evolution and fuzzy clustering.** In: *2007 IEEE International Conference on Integration Technology: 2007*. IEEE: 697-700.
- Fletcher-Heath LM, Hall LO, Goldgof DB, Murtagh FR: **Automatic segmentation of non-enhancing brain tumors in magnetic resonance images.** *Artificial intelligence in medicine* 2001, 21(1-3):43-63.
- Veloz A, Chabert S, Salas R, Orellana A, Vielma J: **Fuzzy spatial growing for glioblastoma multiforme segmentation on brain magnetic resonance imaging.** In: *Iberoamerican Congress on Pattern Recognition: 2007*. Springer: 861-870.

- Ji Z-X, Sun Q-S, Xia D-S: A modified possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm for bias field estimation and segmentation of brain MR image. *Computerized Medical Imaging and Graphics* 2011, 35(5):383-397.
- Siyal MY, Yu L: An intelligent modified fuzzy c-means based algorithm for bias estimation and segmentation of brain MRI. *Pattern recognition letters* 2005, 26(13):2052-2062.
- Kannan S: A new segmentation system for brain MR images based on fuzzy techniques. *Applied soft computing* 2008, 8(4):1599-1606.
- Szilágyi L, Szilágyi SM, Benyó Z: A modified fuzzy c-means algorithm for MR brain image segmentation. In: *International Conference Image Analysis and Recognition*: 2007. Springer: 866-877.
- Forouzanfar M, Forghani N, Teshnehlab M: Parameter optimization of improved fuzzy c-means clustering algorithm for brain MR image segmentation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 2010, 23(2):160-168.
- Chaira T: **A novel intuitionistic fuzzy C means clustering algorithm and its application to medical images.** *Applied Soft Computing* 2011, 11(2):1711-1717.
- Ji Z, Liu J, Cao G, Sun Q, Chen Q: Robust spatially constrained fuzzy c-means algorithm for brain MR image segmentation. *Pattern recognition* 2014, 47(7):2454-2466.
- Li BN, Chui CK, Chang S, Ong SH: Integrating spatial fuzzy clustering with level set methods for automated medical image segmentation. *Computers in biology and medicine* 2011, 41(1):1-10.
- Sarkar JP, Saha I, Maulik U: Rough Possibilistic Type-2 Fuzzy C-Means clustering for MR brain image segmentation. *Applied Soft Computing* 2016, 46:527-536.
- Juang L-H, Wu M-N: MRI brain lesion image detection based on color-converted K-means clustering segmentation. *Measurement* 2010, 43(7):941-949.
- Abdel-Maksoud E, Elmogy M, Al-Awadi R: Brain tumor segmentation based on a hybrid clustering technique. *Egyptian Informatics Journal* 2015, 16(1):71-81.
- Chen S, Zhang D: Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 2004, 34(4):1907-1916.
- Tran TN, Wehrens R, Buydens LM: Clustering multispectral images: a tutorial. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 2005, 77(1-2):3-17.
- Gering DT, Grimson WEL, Kikinis R: Recognizing deviations from normalcy for brain tumor segmentation. In: *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*: 2002. Springer: 388-395.
- Nie J, Xue Z, Liu T, Young GS, Setayesh K, Guo L, Wong ST: Automated brain tumor segmentation using spatial accuracy-weighted hidden Markov Random Field. *Computerized Medical Imaging and Graphics* 2009, 33(6):431-441.
- Bauer S, Nolte L-P, Reyes M: Segmentation of brain tumor images based on atlas-registration combined with a Markov-Random-Field lesion growth model. In: *2011 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*: 2011. IEEE: 2018-2021.
- Bauer S, Nolte L-P, Reyes M: Fully automatic segmentation of brain tumor images using support vector machine classification in combination with hierarchical conditional random field regularization. In: *international conference on medical image computing and computer-assisted intervention*: 2011. Springer: 354-361.
- Wu W, Chen AY, Zhao L, Corso JJ: **Brain tumor detection and segmentation in a CRF (conditional random fields) framework with pixel-pairwise affinity and superpixel-level features.** *International journal of computer assisted radiology and surgery* 2014, 9(2):241-253.

- Ozkan M, Dawant BM, Maciunas RJ: Neural-network-based segmentation of multi-modal medical images: a comparative and prospective study. *IEEE transactions on Medical Imaging* 1993, 12(3):534-544.
- Dickson S, Thomas BT, Goddard P: Using neural networks to automatically detect brain tumours in MR images. *International Journal of Neural Systems* 1997, 8(01):91-99.
- Hemanth DJ, Vijila CKS, Anitha J: Application of neuro-fuzzy model for mr brain tumor image classification. *International Journal of Biomedical Soft Computing and Human Sciences: the official journal of the Biomedical Fuzzy Systems Association* ۲۰۱۱, ۱۶(۱):۹۵-۱۰۲.
- Yin H: The self-organizing maps: background, theories, extensions and applications. In: *Computational intelligence: A compendium*. Springer; 2008: 715-762.
- Tian D, Fan L: A brain MR images segmentation method based on SOM neural network. In: ۲۰۰۷ 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering: ۲۰۰۷. IEEE: ۶۸۶-۶۸۹.
- Islam A, Reza SM, Iftekharuddin KM: Multifractal texture estimation for detection and segmentation of brain tumors. *IEEE transactions on biomedical engineering* 2013, ۶۰(۱۱):۳۲۰۴-۳۲۱۵.
- Ortiz A, #xe9, Palacio AA, #xf3, rriz JM, Ram, #xed, rez J, Salas-Gonz, #xe1 et al: Segmentation of Brain MRI Using SOM-FCM-Based Method and 3D Statistical Descriptors. *Computational and Mathematical Methods in Medicine* 2013, 2013:12.
- Daugman JG: Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters. *JOSA A* 1985, 2(7):1160-1169.
- Liu S-l, Niu Z-d, Sun G, Chen Z-p: Gabor filter-based edge detection: a note. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics* 2014, 125(15):4120-4123.
- Jin X, Han J: K-Medoids Clustering. In: *Encyclopedia of Machine Learning*. Edited by Sammut C, Webb GI. Boston, MA: Springer US; 2010: 564-565.
- Velmurugan T, Santhanam T: Computational complexity between K-means and K-medoids clustering algorithms for normal and uniform distributions of data points. *Journal of computer science* 2010, 6(3):363.
- Harvard whole brain atlas*. Available: <http://www.med.harvard.edu/AANLIB/home.html>
- P. Metcalfe, G. Liney, L. Holloway, A. Walker, M. Barton, G. Delaney, *et al.*, "The potential for an enhanced role for MRI in radiation-therapy treatment planning," *Technology in cancer research & treatment*, vol. 12, pp. 429-446, 2013.
- G. C. Pereira, M. Traugher, and R. F. Muzic, "The role of imaging in radiation therapy planning: past, present, and future," *BioMed research international*, vol. 2014, 2014.
- M .A. Schmidt and G. S. Payne, "Radiotherapy planning using MRI," *Physics in Medicine & Biology*, vol. 60, p. R323, 2015.
- H. Zhang, J. E. Fritts, and S. A. Goldman, "Image segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods," *computer vision and image understanding*, vol. 110, pp. ۲۶۰-۲۸۰, ۲۰۰۸.
- L.-H. Juang and M.-N. Wu, "MRI brain lesion image detection based on color-converted K-means clustering segmentation," *Measurement*, vol. 43, pp. 941-949, 2010.
- M.-H. Masson and T. Denoeux, "ECM: An evidential version of the fuzzy c-means algorithm," *Pattern Recognition*, vol. 41, pp. 1384-1397, 2008.
- A. Demirhan, M. Törü, and I. Güler, "Segmentation of tumor and edema along with healthy tissues of brain using wavelets and neural networks," *IEEE journal of biomedical and health informatics*, vol. 19, pp. 1451-1458, 2014.
- A. Chaddad, "Automated feature extraction in brain tumor by magnetic resonance imaging using gaussian mixture models," *Journal of Biomedical Imaging*, vol. 2015, p. 8, ۲۰۱۵.

- T. Akbarpour, M. Shamsi, S. Daneshvar, and M. Pooreisa, "Unsupervised Multimodal Magnetic Resonance Images Segmentation and Multiple Sclerosis Lesions Extraction based on Edge and Texture Features," *Applied Medical Informatics*, vol. ۳۹, pp. ۳۰-۴۰, ۲۰۱۷.
- P. Maji and S. Roy, "Rough-fuzzy clustering and unsupervised feature selection for wavelet based MR image segmentation," *PloS one*, vol. 10, p. e0123677, 2015.



Islamic Azad university
Maku International Unit

Department of computer engineering

Thesis for the Degree of M.Sc. in Software Engineering

Title

Unsupervised brain tumor segmentation via multichannel MRI

Supervisor

Dr. Seyed Amin Seyyedi

Advisor

Dr. Saeed Moradi

By

Khaled salampoor

autumn 98

Brain tumors have been one of the most common causes of death in recent years. MRI images are the most important tool for diagnosing tumors because of their noninvasive nature and providing accurate information. Tumor separation from MRI images is usually done manually, which is time consuming and prone to human error. Therefore, the development of smart methods to accurately distinguish brain tumors has attracted the attention of many researchers. Using different MRI channel data can increase the accuracy of tumor resolution. In this study, a non-observational method for separating tumors from multichannel data using first and second order image properties is proposed. For this purpose, after first processing the MRI images, first and second order spatial features are extracted from the same pixels at all weights. This feature vector and non-observational methods are used to separate the tumor from healthy tissue. Labeling the clusters produces the final image. Evaluation of the results is performed using images that are manually segmented by a specialist physician, based on quantitative criteria.