

تشخیص تومورهای مغزی با استفاده از ترکیب سیستم استنتاج فازی-عصبی وفقی و خوشه‌بندی سلسله مراتبی

عبدالحسین فتحی^۱، مهدی طاهری^۲ و فردین ابدالی محمدی^۳

چکیده

تشخیص محدوده تومورهای مغزی یک گام مهم و اساسی در سیستم‌های تشخیص و درمان خودکار می‌باشد. در این مقاله یک روش ترکیبی مبتنی بر سیستم استنتاج فازی-عصبی وفقی (ANFIS) و خوشه‌بندی سلسله مراتبی برای تشخیص موقعیت و محدوده تومورهای مغزی ارائه شده است. برای این منظور ابتدا خط مرکزی ناحیه مغز تشخیص داده شده، سپس با بلاک بندی ناحیه دو نیمکره مغز و استخراج ویژگی شدت روشنایی و بافت هر بلاک و نیز با بهره‌گیری از ویژگی تقارن موجود در دو نیم کره مغز، بلاک‌های حاوی بافت‌های توموری با استفاده از دسته بندی کننده ANFIS تشخیص داده می‌شوند. در نهایت با هموارسازی تصویر تصاویر تشدید مغناطیسی (MRI) مغز و با بهره‌گیری از خوشه‌بندی سلسله مراتبی محدوده دقیق تومور مشخص خواهد شد. روش ارائه شده روی تصاویر MRI بانک Harvard ارزیابی شده است. کارایی روش ارائه شده با استفاده از معیار دقت برابر $98/1 \pm 4/7\%$ ، حساسیت برابر $94/1 \pm 3/2\%$ و خاصگی آن برابر $98/7 \pm 4/9\%$ می‌باشد.

کلید واژه‌ها

تشخیص تومور، استنتاج فازی-عصبی، خوشه‌بندی سلسله مراتبی، قطعه‌بندی، تصاویر تشدید مغناطیسی

۱- مقدمه

راه‌هایی که در سال‌های اخیر برای تحلیل تصاویر پزشکی بسیار مورد توجه قرار گرفته، استفاده از سیستم‌های خودکار کامپیوتری می‌باشد. سیستم‌های تشخیص به کمک کامپیوتر (CAD^۱) برای کمک به پزشکان در تشخیص بهتر بیماری‌ها و ناهنجاری‌های موجود در اعضای بدن منجمله مغز روز به روز در حال پیشرفت می‌باشند. در تجزیه و تحلیل تصاویر MRI مغزی محل، اندازه و نوع تومور با استفاده از روش‌های پردازش تصویر و الگوریتم‌های داده کاوی مشخص می‌گردد. در سال‌های اخیر کارهای زیادی در این زمینه صورت گرفته اما به دلیل ماهیت نویزدار تصاویر MRI و همپوشانی توزیع شدت روشنایی و بافت نواحی سالم و توموری و نیز اهمیت و حساسیت ناحیه مغز، دقت روش‌های موجود همچنان نیازمند بهبود می‌باشد. سیستم‌های CAD شامل دو مرحله هستند: مرحله اول پیش پردازش و قطعه‌بندی ناحیه تومور مغزی و مرحله دوم شامل

تومورهای مغزی یکی از مهمترین عوامل مرگ و میر در اکثر کشورها بوده و شیوع آنها در طول زمان رو به افزایش می‌باشد. تشخیص و درمان این تومورها نیازمند تعیین موقعیت و اندازه آنها در تصاویر تشدید مغناطیسی (MRI) گرفته شده از مغز می‌باشد. یکی از

این مقاله در دیماه سال ۱۳۹۵ دریافت، در مردادماه سال ۱۳۹۶ بازنگری و در مهرماه همان سال پذیرفته شد.

^۱ گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه رازی، کرمانشاه

رایانامه: a.fathi@razi.ac.ir

^۲ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر، دانشگاه رازی، کرمانشاه

رایانامه: Mehdi.taheri2049@gmail.com

^۳ گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه رازی، کرمانشاه

رایانامه: fardin.abdali@razi.ac.ir

فعال استفاده شده است [۹]. این روش از الگوریتم ژنتیک (GA^3) به عنوان روش جستجو مرز ناحیه تومور استفاده می‌کند.

در روش‌های مبتنی بر دسته‌بندی کننده‌های بانظارت، ابتدا با استفاده از فرایند تعلیم ویژگی‌های ناحیه مورد نظر به دسته‌بندی کننده آموزش داده شده، سپس از آن برای قطعه‌بندی تصاویر جدید استفاده می‌کنند. یکی از متعارف‌ترین دسته‌بندی کننده‌ها شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN^4) می‌باشد [۱۰] و [۱۱]. روش مبتنی بر دسته‌بندی کننده بیز بخصوص روش مبتنی بر ماکزیمم احتمال رخداد (MAP^5) نیز یکی دیگر از تکنیک‌ها مبتنی بر یادگیری می‌باشد که می‌تواند بافت آسیب دیده را از بافت‌های نرمال جدا کند [۱۲]. استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان (SVM^6) یک تکنیک بسیار مناسب برای قطعه‌بندی تصاویر از جمله تصاویر MRI مغز می‌باشد. بخصوص هنگامی که تعداد نمونه‌های تعلیم کم بوده و ابعاد فضای ویژگی خیلی بزرگ باشند [۱۳]. همچنین ترکیب SVM و الگوریتم ژنتیک نیز برای بهبود کارایی قطعه‌بندی استفاده شده است [۱۴]. همچنین استفاده از درخت تصمیم نیز یکی دیگر از تکنیک‌های مبتنی بر دسته‌بندی کننده‌ها می‌باشد که برای قطعه‌بندی نواحی توموری در تصاویر MRI استفاده شده است [۱۵].

یکی دیگر از روش‌های قطعه‌بندی استفاده از تکنیک مبتنی بر خوشه‌بندی می‌باشد. یکی از مشهورترین روش‌های خوشه‌بندی تکنیک K-Means می‌باشد که پیکسل‌های تصویر را به K کلاس مختلف تخصیص می‌دهد. این روش بطور موفقیت آمیزی در قطعه‌بندی تصاویر MRI مغزی و تشخیص تومورهای مغز استفاده شده است [۱۶]. روش قطعه‌بندی فازی اصلاح شده که یک تکنیک قطعه‌بندی بهبود یافته بر پایه الگوریتم خوشه‌بندی C-میانگین فازی (FCM^7) می‌باشد نیز برای تشخیص نواحی توموری استفاده شده است [۱۷]. همچنین ترکیب شبکه‌های عصبی خود سازمانده سلسله مراتبی و FCM برای افزایش دقت تشخیص تومورهای مغزی و قطعه‌بندی بکار گرفته شده است [۲]. الگوریتم چندی کردن برداری نیز یکی دیگر از روش‌های خوشه‌بندی برای تشخیص توده سرطانی در تصاویر MRI می‌باشد [۱۸].

کارایی روش‌های قطعه‌بندی کننده به شدت به استخراج ویژگی‌های مورد نظر برای نواحی توموری و سالم بستگی دارد. معمولاً استفاده مستقیم از شدت روشنایی نقاط

انتخاب و استخراج ویژگی‌ها و طبقه‌بندی نوع بیماری براساس آنها می‌باشد [۱].

پیش پردازش تصاویر MRI مغزی یکی از مهم ترین مراحل تحلیل تصاویر می‌باشد که سعی در حفظ وضوح مرزها و جزئیات بافت مغز و در عین حال کاهش اثر نویز تصویر با استفاده از تکنیک‌های همچون یکسان سازی هیستوگرام [۲]، اعمال فیلترهای مختلف و آستانه گذاری [۳] و [۴] دارد.

قطعه‌بندی تصویر سعی در تقسیم تصویر به ناحیه‌های پیوسته‌ای دارد که پیکسل‌های درون هر ناحیه با توجه به معیارهای از پیش تعریف شده، متعلق به یک دسته یکسان باشند. معیارهای تعلق مختلفی از قبیل مقدار شدت روشنایی، نوع بافت، رنگ، خط مینا، سطح نرمال و سطح خمش (پیچیدگی) برای هر دسته مورد استفاده قرار گرفته‌است. از این روش‌های مختلفی برای قطعه‌بندی تصاویر MRI مغز ارائه شده است از جمله می‌توان به آستانه گذاری روی شدت روشنایی تصویر [۵] تا [۷]، روش‌های مبتنی بر رشد ناحیه و محدوده‌های فعال [۸] و [۹]، روش‌های مبتنی بر دسته‌بندی کننده‌های بانظارت [۱۰] تا [۱۵] و روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی بدون نظارت [۱۶] تا [۱۸] اشاره کرد.

در روش‌های مبتنی بر آستانه‌گذاری با انتخاب یک آستانه مناسب سعی در تفکیک بین شدت روشنایی نواحی توموری از نواحی سالم دارند. انتخاب مقدار آستانه تاثیر زیادی روی کارایی و دقت تشخیص خواهد گذاشت از این رو بجای استفاده از روش‌های انتخاب آستانه ساده، از تکنیک انتخاب آستانه بر پایه اطلاعات آماری [۵] و یا برپایه نقشه یا اطلس مغز برای افزایش دقت استفاده شده است [۶]. همچنین روش دیگری از اطلاعات کاربردی و وابسته به کالبدشناسی (تشریحی) مغز به نام روش مد دو گانه PET-CT برای قطعه‌بندی تصویر توموری استفاده کرده است [۷]. این روش بصورت همزمان اطلاعات تصاویر PET¹ و CT² را با استفاده از یک فرایند بهینه سازی و اعمال محدودیت‌های خاص ترکیب کرده و قطعه‌بندی دقیق تر و قابل اطمینان تری برای تصاویر PET-CT فراهم می‌کند.

در روش‌های مبتنی بر محدوده‌های فعال یک منحنی برای قطعه‌بندی ناحیه مورد نظر در تصویر تعریف شده و محدوده این منحنی با استفاده از فرایند مینیمم سازی انرژی و با بهره‌گیری از اطلاعات محلی تصویر به مرزهای ناحیه مورد نظر منطبق می‌شود [۸]. همچنین برای افزایش سرعت تشخیص محل تومور از ترکیب الگوریتم ژنتیک با محدوده

³- Genetic Algorithm

⁴- Artificial Neural Network

⁵- Maximum A Posteriori

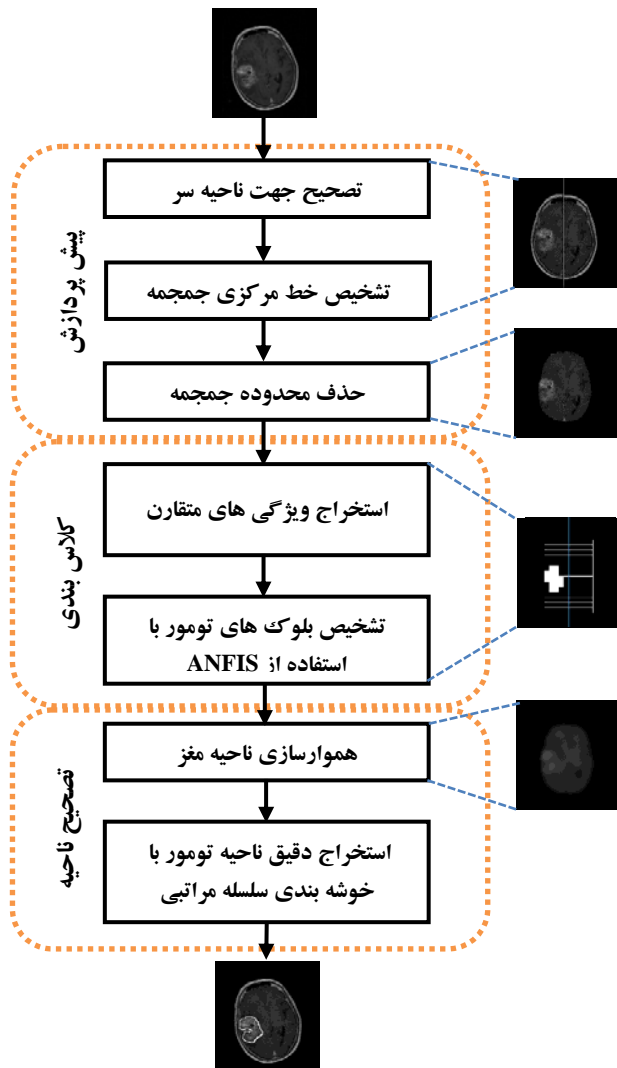
⁶Support Vector Machine

⁷- Fuzzy C-Mean

¹-Positron Emission Tomography

²- Computed Tomography

سر و تصحیح جهت آن، خط مرکزی ناحیه مغز تشخیص داده می‌شود. در گام بعد با بلاک بندی ناحیه دو نیم کره مغز و استخراج ویژگی شدت روشنایی و بافت هر بلاک و نیز با بهره‌گیری از ویژگی تقارن موجود در دو نیم کره مغز، بلاک‌های حاوی بافت‌های توموری با استفاده از سیستم‌های استنتاج فازی-عصبی و فقی (ANFIS^۴) تشخیص داده می‌شوند. در نهایت با هموارسازی تصویر ورودی و با بهره‌گیری از خوشه بندی سلسله مراتبی محدوده دقیق تومور مشخص خواهد شد. فلوجارت روش ارائه شده در شکل ۱ آورده شده و جزئیات هر فاز در ادامه توضیح داده شده است.



شکل ۱ - فلوجارت الگوریتم پیشنهادی

۲-۱- فاز پیش پردازش

پیش پردازش یک گام اساسی در سیستم‌های تشخیص خودکار اشیاء می‌باشد که تاثیر زیادی روی کارایی آنها خواهد گذاشت. بسته به ماهیت تصاویر و کاری که قرار است بر روی تصاویر صورت گیرد، تکنیک‌های مختلفی در

کارایی نسبتاً خوبی را نشان نمی‌دهد. از این رو روش‌های مختلفی برای استخراج اطلاعات مفیدتر از تصاویر MRI ارائه شده است [۲۵-۱۹]. Dubey و همکارانش از روش استخراج ویژگی بافت بر پایه تبدیل موجک و شبکه عصبی خودسازمانده برای بخش بندی و طبقه بندی بافت‌ها در تصاویر MRI مغز استفاده کردند [۱۹]. استفاده از موجک گابور نیز یکی دیگر از تکنیک‌های استخراج ویژگی برای قطعه بندی می‌باشد. Bai و Bagcl در مرجع [۲۰] نشان دادند که ویژگی‌های گابور خیلی کارآمدتر از ویژگی‌های موجک متعامد بوده و نتایج بهتری دارد. استفاده از ترکیب تبدیل بسته موجک و فقی و الگوهای باینری محلی (LBP^۱) یکی دیگر از راه‌های توصیف ویژگی‌های بافت برای قطعه بندی تصاویر مغز می‌باشد [۲۱]. عباسی و تجری پور از ترکیب LBP و هیستوگرام گرایان (HOG^۲) به عنوان ویژگی برای تشخیص ناحیه تومور استفاده کرده‌اند [۲۲]. همچنین از ترکیب تبدیل موجک و آنالیز مولفه‌های اصلی (PCA^۳) نیز به عنوان ویژگی استفاده شده است [۱۰]. استفاده از الگوریتم‌های یادگیری برای انتخاب ویژگی‌های موثرتر در قطعه بندی تصاویر MRI نیز یکی دیگر از راهکارهای استفاده شده می‌باشد [۲۳-۲۵]. مرجع [۲۴] از ترکیب LBP و ANFIS برای دسته بندی نواحی مختلف توموری استفاده کرده است. مراجع [۱۱] و [۲۵] از روش یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنال برای استخراج ویژگی‌های مناسب برای قطعه بندی تصاویر حاوی تومورهای مغزی استفاده کرده‌اند.

ساختار ادامه مقاله به صورت زیر می‌باشد: در بخش دوم روش پیشنهادی توضیح داده خواهد شد. در بخش سوم نتایج آزمایشات آورده شده است و در آخر قسمت نتیجه‌گیری و جمع بندی بیان شده است.

۲- روش پیشنهاد شده

در این مقاله یک الگوریتم ترکیبی برای تشخیص خودکار ناحیه تومور مغزی و محاسبه دقیق اندازه تومور و بدست آوردن مشخصات مکانی آن ارائه شده است. بدین منظور از سیستم‌های استنتاج فازی-عصبی و فقی استفاده شده و تومورهای مغزی نوع آستروسیتوما که شایع‌ترین نوع تومورها هستند در تصاویر تشدید مغناطیسی با وزن T1 مورد مطالعه و تحلیل قرار گرفته است. مراحل روش ارائه شده دارای سه فاز پیش پردازش، دسته بندی و تعیین محدوده می‌باشد که جزئیات این فازها در ادامه آورده شده است. در فاز پیش پردازش ابتدا با تشخیص ناحیه جمجمه

^۱- Local Binary Patterns

^۲-Histogram of Gradient

^۳- Principal Components Analysis

^۴- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

دسته‌بندی نواحی و پیکسل‌های مختلف در تصاویر MRI را افزایش دهد. منطق فازی اولین بار توسط پروفیسور لطفی زاده [۲۸] ارائه شد. این ابزار نه تنها به عنوان یک روش موثر در کنترل بلکه به عنوان یک ابزار مناسب برای پردازش داده‌ها مطرح می‌باشد. در منطق فازی برخلاف منطق دودویی که فقط از مقدارهای صفر و یک استفاده می‌کند، از مقادیر مبهم و فازی که با استفاده از توابع عضویت، عملگرها و قوانین فازی بدست می‌آیند بهره می‌گیرد. با استفاده از توابع عضویت این امکان وجود دارد که وزن هر کدام از ورودی‌ها را در خروجی نهایی تعیین نمود. خروجی نهایی با استفاده از قوانین فازی "if-then" مشخص می‌شود. این قوانین وابستگی‌های موجود بین ورودی‌های مختلف را با استفاده از عملگرهای منطقی فازی توصیف می‌کنند. یکی از مهمترین مسائل در سیستم‌های فازی، تعیین مناسب پارامترهای مختلف آن مثل شکل و موقعیت توابع عضویت و ترکیب قوانین فازی می‌باشد. برای تعیین بهینه این پارامترها، علاوه بر روش سعی و خطا می‌توان از روشهای مبتنی بر یادگیری مثل شبکه‌های عصبی بهره گرفت. سیستم استنتاج فازی-عصبی وفقی (ANFIS) با استفاده از ترکیب سیستم استنتاج فازی و شبکه‌های عصبی برای این منظور بوجود آمده است [۲۹ و ۳۰].

در این مقاله نیز برای تشخیص موقعیت تومور، ابتدا ناحیه مربوط به دو نیمکره مغز به بلاک‌های غیرهمپوشان با ابعاد 10×10 پیکسل قطعه‌بندی شده و سپس برای هر بلاک ۵ ویژگی مختلف محاسبه و استخراج می‌گردد. با اعمال ویژگی‌های هر بلاک به سیستم استنتاج فازی-عصبی وفقی، این سیستم آن بلاک را بصورت نرمال یا غیرنرمال (توموری) دسته‌بندی می‌کند. بلاک بندی تصویر و دسته‌بندی بلاک‌ها امکان استخراج و بکارگیری ویژگی‌های سطح بالاتر مثل بافت را در فاز دسته‌بندی فراهم می‌کند. این ویژگی‌ها باعث کاهش تعداد داده مورد نیاز برای توصیف الگوهای موجود در هر بلاک می‌شود. انتخاب زیر مجموعه‌ای از ویژگی‌های قوی باعث بهبود دقت دسته‌بندی و کاهش پیچیدگی الگوریتم یادگیری و افزایش سرعت قطعه‌بندی تصویر و تشخیص موقعیت اولیه تومور خواهد شد.

با توجه به اینکه اختلاف شدت روشنایی و نیز اختلاف بافت نواحی نرمال یا غیرنرمال یکی از اصلی‌ترین خصیصه‌های تمایز بین آنها می‌باشد، در این مقاله از آنها به عنوان ویژگی هر بلاک برای دسته‌بندی آن توسط ANFIS استفاده شده است. اطلاعات شدت روشنایی با استفاده از میانگین و آنتروپی شدت روشنایی پیکسل‌ها تعریف شده و اطلاعات بافت نیز با استفاده از توابع هارلیک روی ماتریس هم‌رخداد پیکسل‌های تصویر MRI ورودی محاسبه می‌شود [۲۷]. مقدار هر عنصر (i,j) در ماتریس هم‌رخداد $p(i,j)$ برابر تعداد دفعاتی است که پیکسل با شدت روشنایی i در همسایگی با فاصله واحد از پیکسل با شدت روشنایی j در جهات مختلف قرار گرفته است.

فاز پیش‌پردازش به کار گرفته می‌شود. در این مقاله برای بدست آوردن ویژگی‌های دقیق و مناسب از تصاویر، سه گام تصحیح جهت، تشخیص خط مرکزی ناحیه مغز و حذف محدوده مجسمه در تصویر ورودی در فاز پیش‌پردازش انجام می‌شود. برای این منظور ابتدا با اعمال آستانه عمومی بدست آمده از روش Otsu [۲۶] ناحیه سر در تصویر MRI ورودی تشخیص داده می‌شود. سپس از ترکیب عملگرهای مورفولوژیکی و فیلتر وینر دوبعدی با پنجره همسایگی 15×15 پیکسل برای حفره‌های موجود در ناحیه مجسمه و هموار کردن ناحیه بدست آمده استفاده شده است. فیلتر وینر بر پایه تخمین میانگین و انحراف معیار همسایه‌های محلی هر پیکسل $A(x,y)$ بوده و مقدار جدید هموار شده $B(x,y)$ را برای آن پیکسل بصورت زیر محاسبه می‌کند:

$$B(x,y) = \mu + \frac{\sigma^2 - v^2}{\sigma^2} (A(x,y) - \mu) \quad (1)$$

که μ میانگین و σ انحراف معیار پیکسل‌های موجود در پنجره همسایگی با ابعاد 15×15 پیکسل و به مرکز پیکسل جاری در موقعیت (x,y) می‌باشد. همچنین v^2 برابر میانگین کل واریانس‌های پنجره‌های محلی تصویر ورودی می‌باشد. البته فیلتر وینر علاوه بر هموار کردن محدوده باعث بزرگتر شدن این محدوده نیز خواهد شد که در نهایت با اعمال عملگر مورفولوژی مناسب آن را نیز حذف خواهد شد.

برای تشخیص مرکز و جهت دوران ناحیه مجسمه تشخیص داده شده، از محاط کردن یک بیضی روی ناحیه سر استفاده می‌شود. آنگاه مرکز بیضی (C) به عنوان مرکز ناحیه سر و زاویه قطر اصلی آن با محور x ها (θ) به عنوان جهت ناحیه سر استفاده می‌شود. سپس با دوران ناحیه سر به اندازه $(\frac{\pi}{2} - \theta)$ می‌توان جهت آن را بصورت عمودی اصلاح نمود. در نهایت با اعمال عملگر مورفولوژی فرسایش^۱ با کرنل دایره‌ای با شعاع ۲۵ پیکسل علاوه بر محدوده اضافه شده به وسیله فیلتر وینر، محدوده مجسمه را نیز در ناحیه سر حذف کرده و فقط ناحیه مربوط به بافت مغز برای پردازش‌های بعدی انتخاب می‌شود. مراحل مختلف این فاز را در تصاویر شکل ۲ می‌توانید مشاهده کنید.

۲-۲- فاز دسته‌بندی بر اساس سیستم استنتاج فازی-عصبی وفقی (ANFIS)

استفاده از تکنیک‌های دسته‌بندی مبتنی بر یادگیری و ترکیب آن با ابزارهای استنتاجی قوی مثل سیستم استنتاج فازی می‌تواند کارایی

¹ -Erosion

در این مقاله برای هر بلاک ۵ ویژگی میانگین و آنتروپی شدت روشنایی، وضوح بافت، همگن بودن بافت و انرژی بافت تصویر پیکسل‌های هر بلاک بصورت زیر محاسبه و استخراج می‌گردد:

۱- میانگین شدت روشنایی پیکسل‌های بلاک:

$$MI = \frac{1}{|B|} \sum_{x,y \in B} I(x,y) \quad (2)$$

۲- آنتروپی شدت روشنایی پیکسل‌های بلاک [۲۷]:

$$Et = \sum_{x,y \in B} I(x,y) \log_2(I(x,y)) \quad (3)$$

که $I(x,y)$ شدت روشنایی پیکسل موقعیت (x,y) در بلاک B بوده و $|B|$ برابر اندازه بلاک می‌باشد.

۳- وضوح بافت پیکسل‌های بلاک [۲۷]:

$$Ct = \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i,j) \quad (4)$$

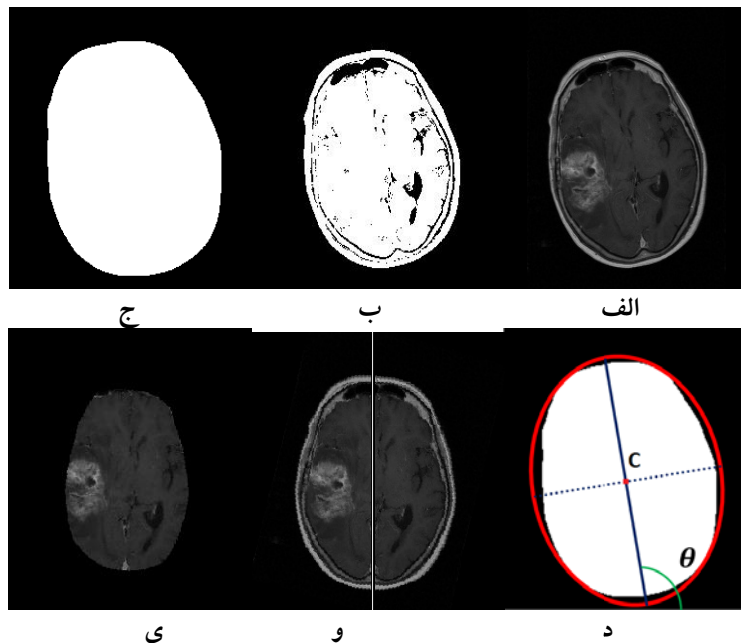
۴- همگن بودن بافت پیکسل‌های بلاک [۲۷]:

$$Hm = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \quad (5)$$

۵- انرژی بافت پیکسل‌های بلاک [۲۷]:

$$En = \sum_{i,j} p(i,j)^2 \quad (6)$$

که $p(i,j)$ مقدار عنصر (i,j) در ماتریس هم‌رخداد بدست آمده از بلاک B می‌باشد.

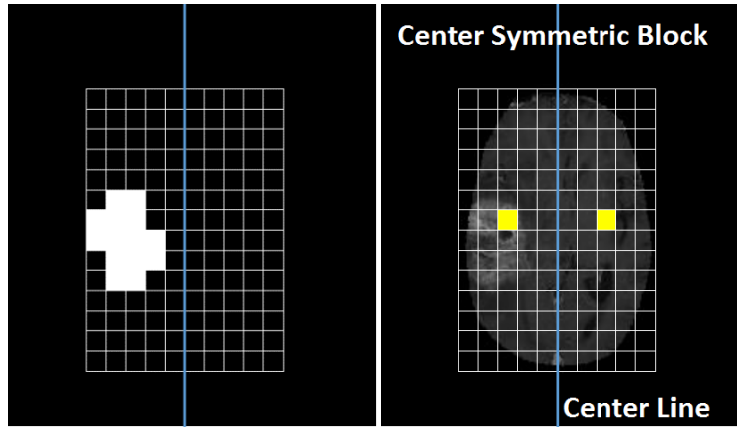


شکل ۲- خروجی مراحل مختلف فاز پیش‌پردازش. الف) تصویر MRI ورودی. ب) اعمال آستانه عمومی برای تشخیص ناحیه سر. ج) هموار سازی محدوده سر با فیلتر وینر و پر کردن حفره‌های داخلی با عملگر مورفولوژی. د) محاط کردن بیضی و تشخیص مرکز ناحیه و جهت آن. و) اصلاح جهت و تخمین خط مرکزی مغز. ی) حذف محدوده مربوط به مجسمه سر در تصویر ورودی.

بردار ویژگی استخراج شده برای هر بلاک به عنوان ورودی به سیستم استنتاج فازی-عصبی وفقی برای تعیین درجه تعلق آن بلاک به بلاک‌های نرمال اعمال می‌شود. هرگاه درجه تعلق بلاک مربوطه به بلاک‌های نرمال بزرگتر مقدار آستانه T باشد، آن را به عنوان نرمال در نظر گرفته و در غیر اینصورت به عنوان بلاک حاوی تومور در نظر گرفته خواهد شد. این آستانه بصورت تجربی برابر 0.6 انتخاب شده است. نمونه ای از خروجی این فاز شامل نحوه بلاک‌بندی و بلاک‌های متناظر و نیز خروجی سیستم استنتاج فازی-عصبی وفقی را در شکل ۳ می‌توانید مشاهده کنید. با تشخیص موقعیت اولیه تومور و با محدود کردن فاز نهایی تشخیص محدوده تومور به بلاک‌های تشخیص داده شده توسط ANFIS، دقت نهایی روش ارائه شده بالاتر خواهد رفت.

برای تشخیص بلاک‌های مربوط به نواحی توموری از خاصیت تقارن و تشابه بین دو نیم کره مغز نیز استفاده می‌شود. چراکه بلاک‌های سالمی که در موقعیت یکسانی نسبت به خط مرکزی مغز قرار دارند دارای شدت روشنایی و بافت تقریباً یکسانی هستند و در صورتیکه مغز دارای تومور باشد این تقارن و تشابه در ناحیه تومور وجود نخواهد داشت. از این رو برای تفکیک بلاک‌های نرمال از بلاک‌های توموری علاوه بر ویژگی‌های هر بلاک (CB) از ویژگی‌های بلاک متناظر یا متقارن آن (Sym) نیز به عنوان بردار ویژگی بلاک مورد نظر (\vec{F}) استفاده خواهد شد.

$$\vec{F} = \{MI_{CB}, Hm_{CB}, Ct_{CB}, En_{CB}, Et_{CB}, MI_{Sym}, Hm_{Sym}, Ct_{Sym}, En_{Sym}, Et_{Sym}\} \quad (7)$$



شکل ۳- خروجی مراحل مختلف فاز دسته‌بندی. شکل سمت راست) بلاک بندی ناحیه مغز در تصویر MRI ورودی به همراه یک نمونه از بلاک‌های متناظر یا متقارن نسبت به خط مرزی دو نیمکره مغز که با رنگ زرد نشان داده شده است. شکل سمت چپ) خروجی دسته بندی بلاک‌های مختلف با استفاده از سیستم استنتاج فازی-عصبی و فقی و نمایش بلاک‌های توموری بصورت بلاک‌های سفید رنگ.

$$EC = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}$$

۲- شباهت یا فاصله بین تمام زوج خوشه‌های موجود (EC) با استفاده از معیار فاصله اقلیدسی بین مرکز خوشه‌های مورد نظر محاسبه می‌شود.

۳- زوج خوشه‌ای که دارای کمترین فاصله (یا بیشترین شباهت) هستند را انتخاب کرده (P_i, P_j) و آنها را به عنوان خوشه جدید P_{ij} ادغام کرده و هر دو خوشه قبلی را حذف می‌کنیم.

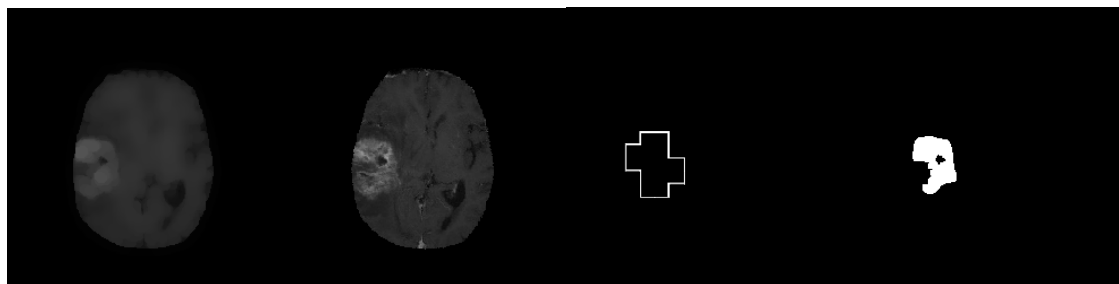
۴- اگر تعداد خوشه‌های موجود بیشتر از E باشد به مرحله ۲ رفته در غیر اینصورت الگوریتم پایان می‌پذیرد.

برای افزایش دقت روش تشخیص تومور ارائه شده، ابتدا ناحیه تشخیص داده شده برای بلاک‌های توموری در تمام جهات به اندازه یک بلاک گسترش داده شده و شدت روشنایی نقاط داخل این بلاک‌ها هموار می‌شود. سرانجام این نقاط هموار شده با توجه تفاوت بین شدت روشنایی نواحی توموری روشن نسبت به نواحی نرمال با استفاده از الگوریتم خوشه بندی سلسله مراتبی به دو دسته نرمال و توموری تقسیم خواهد شد. خروجی این مراحل در شکل ۴ نشان داده شده است.

۲-۳- تعیین محدوده تومور با خوشه‌بندی سلسله مراتبی

برای تشخیص محدوده دقیق تومور از الگوریتم خوشه‌بندی سلسله مراتبی روی پیکسل‌های مربوط به بلاک‌های توموری استفاده می‌شود. خوشه‌بندی سلسله مراتبی پیکسل‌های این بلاک‌ها را با استفاده از یک درخت گروه‌بندی می‌کند [۳۱]. اگر تعداد پیکسل‌های موجود در بلاک‌های توموری برابر m باشد، هرکدام از برگ‌های درخت مربوط به یک پیکسل بوده و به عنوان خوشه تکی در نظر گرفته می‌شود. خوشه‌های بالاتر با استفاده از آنها ساخته خواهند شد. در خوشه‌های سطح بالاتر (سطح h)، هر خوشه جدید شامل اندیس دو خوشه مشابه از سطح قبلی ($h-1$) می‌باشد. بنابراین بنابراین $m-1$ خوشه بالاتر در درخت مربوطه وجود خواهد داشت. این درخت یک مجموعه از خوشه‌های سلسله مراتبی چند سطحی می‌باشد که خوشه‌های هر سطح با هم ادغام شده تا خوشه‌های سطح بعد را ایجاد کنند. برای استفاده از تحلیل خوشه بندی سلسله مراتبی روی پیکسل‌های بلاک‌های توموری تشخیص داده شده در مرحله قبل از رویه زیر استفاده شده است:

۱- تعداد خوشه‌های نهایی مورد نظر را برابر E قرار داده و هرکدام از نقاط موجود در بلاک‌های توموری را به عنوان مرکز خوشه‌های تکی اولیه در نظر می‌گیریم:



شکل ۴- خروجی مراحل مختلف فاز تشخیص محدوده دقیق تومور. الف) محدوده مربوط به مجموعه سر در تصویر MRI ورودی. ب) تصویر هموار شده. ج) محدوده بلاک‌های توموری تشخیص داده شده. د) ناحیه نهایی تومور تشخیص داده شده.

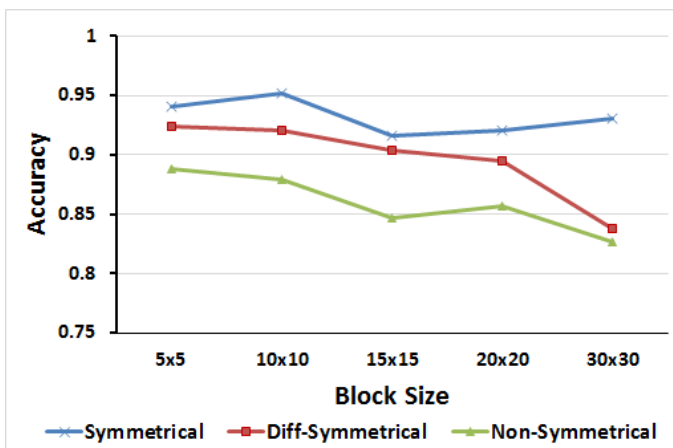
۳- نتایج آزمایشات

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

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (10)$$

$$\text{Jaccard} = \frac{TP}{TP+FP+FN} \quad (11)$$

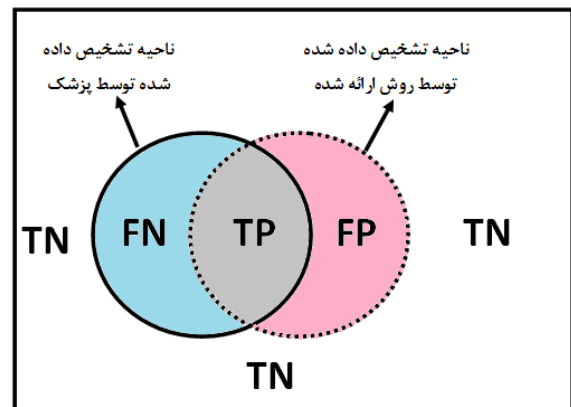
قبل از ارزیابی کارایی روش ارائه شده، ابتدا به بررسی تاثیر پارامترهای مختلف اندازه بلاک‌ها، مقدار آستانه T و نیز وجود خاصیت تقارن روی کارایی سیستم استنتاج فازی-عصبی وفقی با استفاده از ۹ تصویر اول مجموعه تست پرداخته شده است. در ابتدا تاثیر شیوه استخراج ویژگی برای بلاک‌ها روی کارایی کلی ANFIS زمانیکه از بلاک‌های با اندازه مختلف ۳۰×۳۰ و ۲۰×۲۰ و ۱۵×۱۵ و ۱۰×۱۰ و ۵×۵ مقدار آستانه ۰/۶ استفاده شده مورد ارزیابی قرار گرفته است. در این آزمایشات برای هر بلاک سه دسته ویژگی مختلف استخراج شده است: در حالت اول فقط از ویژگی‌های خود بلاک (Non-Symmetrical) استفاده شده، در حالت دوم از ویژگی‌های بلاک به همراه ویژگی‌های بلاک متناظر یا متقارن با آن (Symmetrical) استفاده شده و در حالت آخر از تفاضل بین ویژگی‌های هر بلاک با بلاک متناظر یا متقارن با آن (Diff-Symmetrical) استفاده است. نتایج بدست آمده از این آزمایشات در شکل ۶ نشان داده شده است.



شکل ۶- نتایج ارزیابی کارایی ANFIS با استفاده از بردارهای ویژگی مختلف.

با توجه به نتایج بدست آمده کاملاً مشخص است که استفاده از ویژگی تقارن برای اندازه‌های مختلف بلاک‌ها چه بصورت مستقیم و چه بصورت تفاضلی باعث افزایش کارایی کلی ANFIS می‌شود. این افزایش بخصوص در استفاده مستقیم از ویژگی تقارن برای بلاک‌های با اندازه 30 × 30 بیشتر مشهود می‌باشد. البته استفاده مستقیم از ویژگی تقارن برای بلاک‌های با اندازه 10 × 10 بالاترین کارایی را نشان داده که در ادامه آزمایشات نیز از این حالت استفاده شده است.

روش ارائه شده برای تشخیص تومورهای نوع آستروسیتوما در تصاویر MRI نوع T1 روی ۳۶ تصویر مختلف از بانک Harvard [۳۲] تست شده است. این تصاویر دارای تومورهای مغزی با درجه ۱ تا ۵ بوده و ناحیه دقیق آنها توسط پزشک متخصص نیز برای ارزیابی کارایی روش و برای فاز تعلیم ANFIS مشخص شده است. برای تعلیم ANFIS از ۹ تصویر و برای ارزیابی کارایی از ۲۷ تصویر دیگر استفاده شده است. برای ارزیابی کارایی، ناحیه تشخیص داده شده توسط الگوریتم با ناحیه تشخیص داده شده توسط پزشک مقایسه شده و چهار معیار TP^1 ، FP^2 ، TN^3 و FN^4 برای هر تصویر محاسبه شده است. TP برابر تعداد پیکسل‌های ناحیه توموری است که توسط روش ارائه شده نیز درست تشخیص داده شده است. FP برابر تعداد پیکسل‌های ناحیه غیر تومور در کل تصویر ورودی است که به اشتباه توسط الگوریتم به عنوان تومور تشخیص داده شده است. FN برابر تعداد پیکسل‌های ناحیه توموری است که توسط روش ارائه شده تشخیص داده نشده است. TN برابر تعداد پیکسل‌های ناحیه غیر توموری کل تصویر ورودی می‌باشد که توسط روش ارائه شده نیز درست تشخیص داده شده است. این نواحی در شکل ۵ نیز نشان داده شده اند.



شکل ۵- نحوه محاسبه پارامترهای ارزیابی کارایی.

با استفاده از این مقادیر می‌توان معیارهای با معنی‌تری مثل اندیس Jaccard، حساسیت^۵ (برای تعیین توانایی تشخیص نواحی توموری)، خاصگی^۶ (برای تعیین توانایی تشخیص نواحی نرمال)، دقت^۷ کلی الگوریتم را بصورت زیر محاسبه نمود:

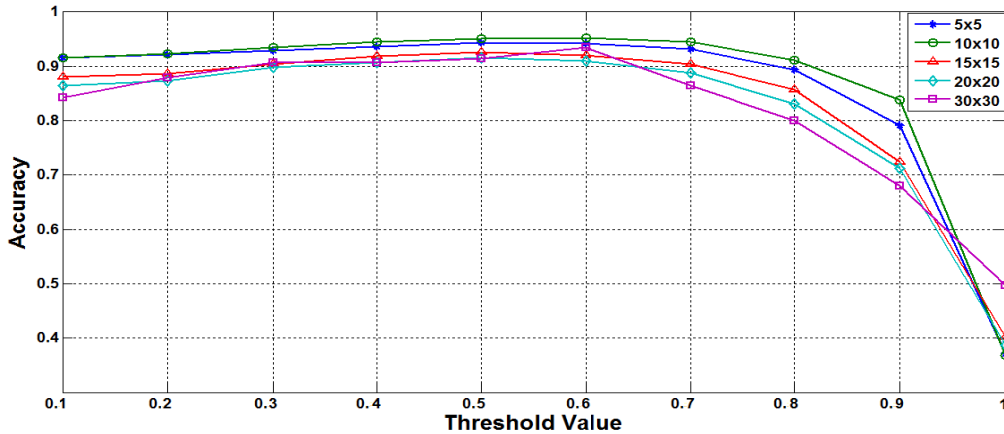
$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (A)$$

- 1- True Positive
- 2- False Positive
- 3- True Negative
- 4- False Negative
- 5- Sensitivity
- 6- Specificity
- 7- Accuracy

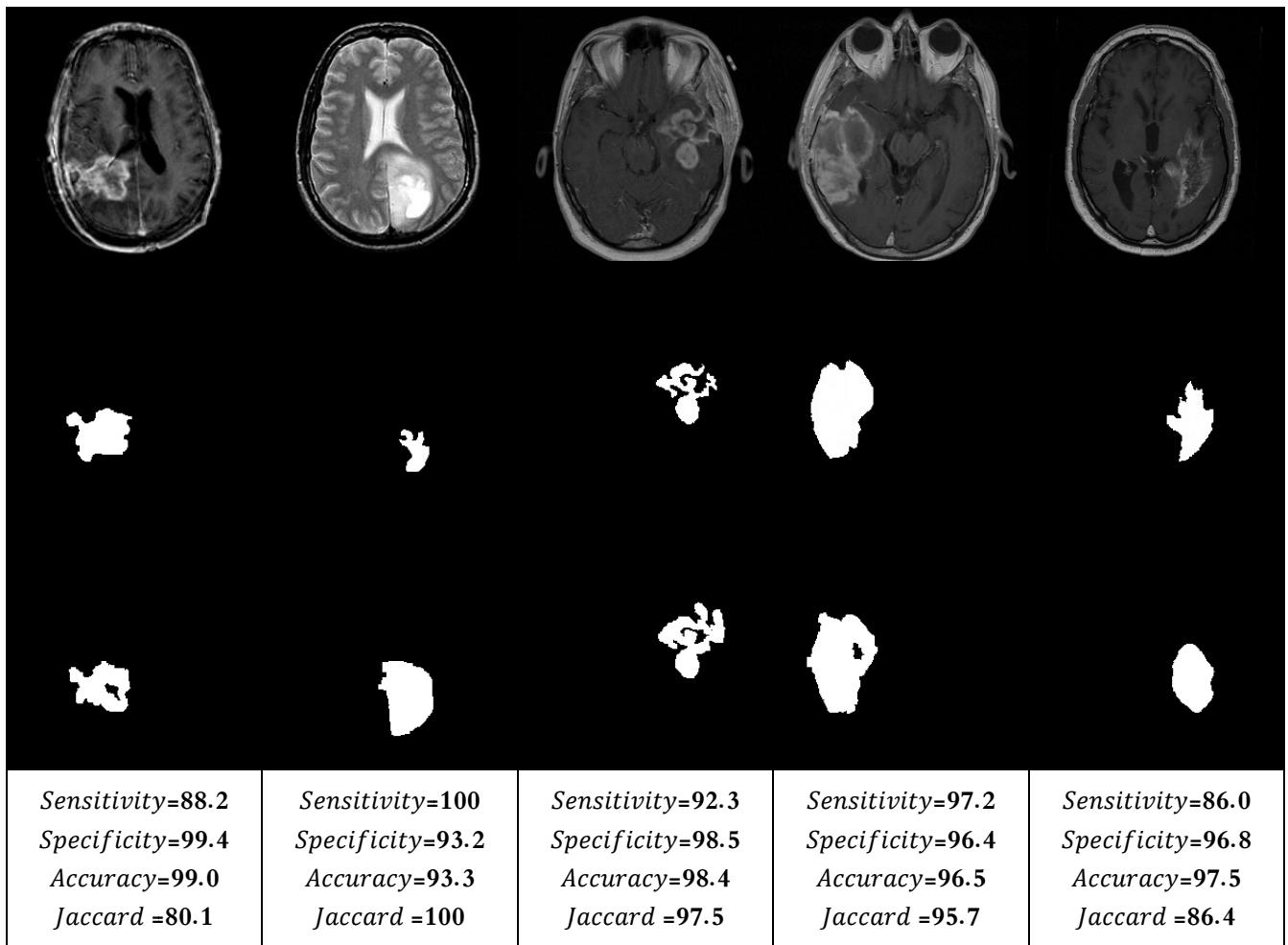
مقادیر آستانه مختلف باعث افزایش کارایی ANFIS شده است. برای منحنی مربوط به بلاک‌های با اندازه 10×10 نیز زمانیکه مقدار آستانه برابر 0.6 انتخاب شده بیشترین مقدار کارایی حاصل شده است. در سیستم نهایی از این مقدار آستانه و اندازه بلاک استفاده شده است.

برای ارزیابی روش نهایی ارائه شده نتایج مربوط به چند تصویر به همراه تشخیص پزشک در شکل ۸ نشان داده شده است.

همچنین کارایی کلی ANFIS برای بلاک‌های با اندازه‌های مختلف 5×5 ، 10×10 ، 15×15 ، 20×20 و 30×30 و با مقادیر آستانه مختلف ارزیابی شده است. در این آزمایشات برای هر حالت مقدار آستانه از 0.1 تا 1 تغییر داده شده و در هر مورد مقدار دقت کلی روش ارائه شده محاسبه و نتایج بدست آمده در شکل ۷ نشان داده شده است. با توجه به نتایج بدست آمده کاملاً مشخص است که استفاده از بلاک‌های با اندازه 10×10 برای



شکل ۷- دقت روش پیشنهادی برای اعمال آستانه‌های مختلف روی بلاک‌های با اندازه مختلف



شکل ۸- نتایج خروجی روش ارائه شده برای تشخیص تومورهای مغزی. ردیف بالا) تصویر MRI ورودی. ردیف وسط) ناحیه توموری تشخیص داده شده توسط پزشک. ردیف پایین) ناحیه توموری تشخیص داده شده توسط الگوریتم ارائه شده.

جدول ۱- نتایج روش‌های مختلف روی تصاویر بانک Harvard

روش	Jaccard	حساسیت	خاصگی	دقت
کارسو و همکاران [۵]	۸۲٪	۸۴/۲٪	۸۰/۱٪	۸۸/۹٪
سندآباد و همکاران [۱۵]	۹۰٪	۸۹/۹٪	۹۷/۵٪	۹۱/۲٪
کیکر و همکاران [۱۸]	-	۷۱/۵٪	-	-
دوبی و همکاران [۱۹]	-	-	-	۹۴٪
روش پیشنهادی	۹۴/۸٪	۹۴/۱٪	۹۸/۷٪	۹۸/۱٪

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش مناسب برای تشخیص موقعیت و محدوده تومورهای مغزی در تصاویر MRI نوع T1 با بهره‌گیری از سیستم استنتاج فازی-عصبی وفقی (ANFIS) به همراه خوشه بندی سلسله مراتبی ارائه شده است. برای این منظور ابتدا جهت چرخش ناحیه سر و خط مرکزی آن در تصویر ورودی تشخیص داده شده، سپس ناحیه دو نیم‌کره مغز به بلاک‌های غیرهمپوشانی بخش بندی شده و ویژگی‌های شدت روشنایی، آنتروپی و بافت هر بلاک استخراج شده است. آنگاه ویژگی‌های هر بلاک به همراه بلاک متناظر با آن نسبت به خط مرکزی بین دو نیم‌کره مغز به عنوان ورودی جهت تفکیک بلاک‌های نرمال از بلاک‌های توموری به ANFIS اعمال شده است. در نهایت محدوده دقیق ناحیه توموری با استفاده از الگوریتم خوشه بندی سلسله مراتبی تشخیص داده شده است. روش ارائه شده روی تصاویر پایگاه اطلاعاتی Harvard اعمال و کارایی آن ارزیابی شده است. حساسیت روش ارائه شده در تشخیص نواحی توموری برابر ۹۴/۱٪ با انحراف معیار ۳/۲٪، خاصگی آن در تشخیص نواحی نرمال برابر ۹۸/۷٪ با انحراف معیار ۴/۹٪ و نیز دقت کلی ۹۸/۱٪ با انحراف معیار ۴/۷٪ می‌باشد. میزان کارایی کلی روش ارائه شده با استفاده از AUC منحنی ROC نیز برابر ۰/۹۷۹۱ بدست آمده که قابل رقابت با بسیاری از بهترین روش‌های موجود می‌باشد.

در کارهای آتی می‌توان از ترکیب تکنیک‌های یادگیری و استخراج ویژگی برای افزایش دقت دسته‌بندی بلاک‌ها و نیز تعیین دقیق‌تر محدوده تومور استفاده نمود.

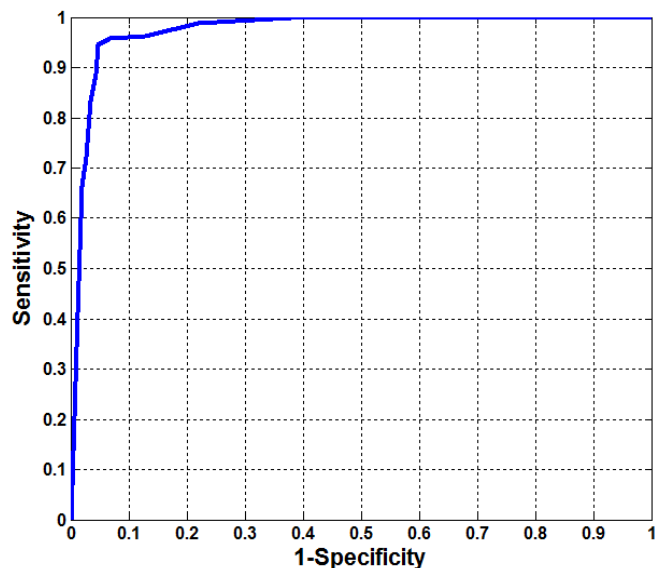
مراجع

- [1] E.A. El-Dahshan, H.M. Mohsen, K. Revett, A.B.M. Salem, "Computer-aided diagnosis of human brain tumor through MRI: A survey and a new algorithm", Expert Systems with Applications, 41 (2014) 5526-5545.
- [2] M.A. Balafar, A.R. Ramli, M.I. Saripan, S. Mashohor, "Review of brain MRI image segmentation methods," Artificial Intelligence Review, 33 (2010) 261-274.
- [3] A. Srivastava, Alankitra, A. Raj, V. Bhateja, "combination of wavelet transform and morphological filtering for enhancement of magnetic resonance images," Digital

در تصاویر شکل ۸ نتایج سیستم ارائه شده در ستون اول از سمت راست دارای همپوشانی کمتری با ناحیه اصلی تومور بوده و به خاطر شدت روشنایی پایین و بافت ناحیه توموری، روش پیشنهادی نتوانسته با دقت بالا کل ناحیه توموری را تشخیص دهد. همچنین در تصویر ستون سوم از راست شکل ۷ نیز ناحیه تشخیص داده شده بسیار بزرگتر از ناحیه اصلی تومور بوده و خطای FP سیستم زیاد می‌باشد. این خطا بیشتر بخاطر شدت روشنایی زیاد بافت اطراف ناحیه توموری بوده که سیستم به اشتباه آن را جزئی از تومور در نظر گرفته است. در سایر تصاویر درصد همپوشانی ناحیه تشخیص داده شده با ناحیه اصلی بسیار بالا می‌باشد.

همچنین ارزیابی کامل کارایی روش ارائه شده با استفاده از منحنی ROC با تغییر مقدار آستانه T با بهره‌گیری مستقیم از ویژگی تقارن در بلاک‌های با اندازه 10×10 روی ۲۷ تصویر تست پیاده‌سازی و نتایج بدست آمده در منحنی شکل ۹ نمایش داده شده است. با توجه به نتایج بدست آمده در حالتیکه آستانه $T=0.6$ بوده حساسیت روش ارائه شده در تشخیص نواحی توموری برابر ۹۴/۱٪ با انحراف معیار ۳/۲٪، خاصگی آن در تشخیص نواحی نرمال برابر ۹۸/۷٪ با انحراف معیار ۴/۹٪ و نیز دقت کلی ۹۸/۱٪ با انحراف معیار ۴/۷٪ می‌باشد. از طرفی در ارزیابی کامل کارایی روش ارائه شده با استفاده از منحنی ROC مساحت زیر منحنی (AUC) به عنوان کارایی کلی روش محاسبه شده که برابر ۰/۹۷۹۱ می‌باشد.

همچنین کارایی روش ارائه شده با چندین روش موجود نیز که از تصاویر بانک Harvard استفاده کرده‌اند مقایسه شده است. نتایج این مقایسه در جدول ۱ آورده شده است. با توجه به جدول ۱، روش ارائه شده از نظر هر سه معیار حساسیت، خاصگی و دقت کلی با تمام روش‌ها قابل رقابت بوده و از نظر کارایی و دقت کلی برتر از سایر روش‌های موجود می‌باشد.



شکل ۹- منحنی ROC روش ارائه شده.

- [16] L.H. Juang, M.N. Wu, "MRI brain lesion image detection based on color-converted K-means clustering segmentation," *Measurement* 43 (2010) 941–949.
- [17] H. Wang, B. Fei, "A modified fuzzy c-means classification method using a multiscale diffusion filtering scheme," *Medical Image Analysis*, 13(2) (2009) 193–202.
- [18] H.B. Kekre et al., "Detection of tumor in MRI using vector quantization segmentation," *International Journal of Engineering Science and Technology*, 2(8) (2010) 3753–3757.
- [19] R.B. Dubey, M. Hanmandlu, S.K. Gupta, "Semi-automatic segmentation of MRI brain tumor," *ICGSTGVIP Journal*, 9(4) (2009) 1–8.
- [20] U. Bagcl, L. Bai, "A comparison of Daubechies and Gabor wavelets for classification of MR images," *IEEE International Conference on Signal Processing and Communications (ICSPC 2007)*, November 2007, Dubai, United Arab Emirates, pp. 24–27.
- [21] J.J. Caban, N. Lee, S. Ebadollahi, A.F. Laine, J.R. Kender, "Concept detection in longitudinal brain MR images using multi-modal cues," *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, 2009, pp. 418–421.
- [22] S. Abbasi, F. Tajeripour, "Detection of brain tumor in 3D MRI images using local binary patterns and histogram orientation gradient," *Neurocomputing*, 219 (2017) 526–535.
- [23] G. Jothi, H. H. Inbarani, "Hybrid tolerance rough set-firefly based supervised feature selection for MRI brain tumor image classification," *Appl. Soft Comput.* J., 46(2016) 639–651.
- [24] P. Thirumurugan, P. Shanthakumar, "Brain tumor detection and diagnosis using ANFIS classifier," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 26 (2) (2016) 157–162.
- [25] K. Kamnitsas, C. Ledig, V.F.J. Newcombe, J.P. Simpson, A.D. Kane, D.K. Menon, D. Rueckert, B. Glocker, "Efficient multi-scale 3D CNN with fully connected CRF for accurate brain lesion segmentation," *Med. Image Anal.* 36 (2017) 61–78.
- [26] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 9 (1) (1979) 62–66.
- [27] R.M. Haarlick "Statistical and structural approaches to texture," *IEEE Proceedings*, 67(1979)786–804.
- [28] L.A. Zadeh, "Fuzzy sets," *Information and Control*, 8 (1965) 338–353.
- [29] J.S.R. Jang, C.T. Sun, "Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence," Prentice Hall, 1997.
- [30] J.S.R. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference systems," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 23 (3) (1993) 665–685.
- Information Processing and Communications: Communications in Computer and Information Science, 188 (2011) 460–474.
- [4] B. Zhang, J.M. Fadili, J.L. Starck, "Wavelets, ridgelets, and curvelets for poisson noise removal," *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(7) (2008) 1093–1108.
- [5] J. J. Corso, E. Sharon, S. Dube, S. El-Saden, U. Sinha, and A. Yuille, "Efficient multilevel brain tumor segmentation with integrated bayesian model classification," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 27(5)(2008) 629–640.
- [6] B. Ballanger, L. Tremblay, V. Sgambato-Faure, M. Beaudoin-Gobert, F. Lavenne, D. Le-Bars, N. Costes, "A multi-atlas based method for automated anatomical Macaca fascicularis brain MRI segmentation and PET kinetic extraction," *NeuroImage*, 77 (2013) 26–43.
- [7] Y. Xia, S. Eberl, L. Wen, M. Fulham, D.D. Feng, "Dual-modality brain PET-CT image segmentation based on adaptive use of functional and anatomical information," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 36 (2012) 47–53.
- [8] Q. Ge, L. Xiao, Z.H. Wei, "Active contour model for simultaneous MR image segmentation and denoising," *Digital Signal Processing*, 23 (2013) 1186–1196.
- [9] U. Maulik, "Medical image segmentation using genetic algorithms," *IEEE Transactions on information technology and biomedicine*, 13(2) (2009) 166–173.
- [10] H. Arimura, C. Tokunaga, Y. Yamashita, J. Kuwazuru, "Magnetic resonance image analysis for brain CAD systems with machine learning," In Kenji Suzuki (Ed.), *Machine learning. Computer-aided diagnosis: Medical imaging intelligence and analysis*, The University of Chicago, IGI global. 2012.01, (2012) 258–296.
- [11] S. Pereira, A. Pinto, V. Alves, C. A. Silva "Brain tumor segmentation using convolutional neural networks in MRI images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35 (5) (2016) 1240–1251.
- [12] A. Zavaljevski, A.P. Dhawan, M. Gaskil, W. Ball, J.D. Johnson, "Multi-level adaptive segmentation of multi-parameter MR brain images," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 24 (2000) 87–98.
- [13] F.G. Zollner, K.E. Emblem, L.R. Schad, "SVM-based glioma grading: optimization by feature reduction analysis," *Zeitschrift für Medizinische Physik*, 22(3) (2012) 205–214.
- [14] A. Kharrat, K. Gasmi, M.B. Messaoud, N. Benamrane, M. Abid, "A hybrid approach for automatic classification of brain MRI using genetic algorithm and support vector machine," *Leonardo Journal of Sciences*, 9(17) (2010) 71–82.
- [15] S. Sandabad, Y.S. Tahri, A. Benba, A. Hammouch, "Novel automatic tumor extraction method based on decision tree classifier," *International Journal of Engineering and Technology*, 8(1)(2016) 75–82.

- [31] T.F. Chan, L.A. Vese, "Active contours without edges," IEEE Transactions on Image Processing, 10 (2) (2001) 266-277.
- [32] Harvard Dataset: (Harvard Medical School, 2014) <http://www.med.harvard.edu/aanlib/home.html>.



عبدالحسین فتیحی فارغ‌التحصیل کارشناسی مهندسی کامپیوتر- سخت افزار از دانشگاه علم و صنعت ایران در سال ۱۳۸۰، کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر-معماری سیستم‌ها از دانشگاه صنعتی شریف در سال ۱۳۸۲ و دکترای مهندسی کامپیوتر-معماری سیستم‌ها از دانشگاه اصفهان در سال ۱۳۹۱ است. ایشان از سال ۱۳۹۱ استادیار گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه رازی می‌باشد. زمینه تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتست از: پردازش سیگنال و تصویر، شناسایی الگو، تحلیل تصاویر پزشکی و فشرده سازی اطلاعات.



مهدی طاهری دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر گرایش معماری سیستم‌ها در دانشگاه رازی است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتست از: پردازش سیگنال و تصویر، سیستم‌های استنتاج فازی و تحلیل تصاویر پزشکی



فردین ابدالی محمدی فارغ‌التحصیل کارشناسی مهندسی نرم‌افزار از دانشگاه صنعتی شریف در سال ۱۳۸۰، کارشناسی ارشد مهندسی نرم‌افزار از دانشگاه صنعتی امیرکبیر در سال ۱۳۸۲ و دکترای مهندسی نرم‌افزار از دانشگاه اصفهان در سال ۱۳۹۱ است. ایشان از سال ۱۳۹۱ استادیار گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه رازی هستند. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتست از: داده‌کاوی، بیومتریک، شناسایی الگو، تحلیل تصاویر پزشکی و یادگیری ماشین.