

تعیین ویژگی‌های مطلوب برای ارائه یک سیستم مبتنی بر طبقه‌بندی کننده‌ها جهت ناحیه‌بندی تصاویر MRI سه بعدی

یلدا امیرمعزی^۱، طیبه شعبانیان*^۲، حسین پارسائی^۳، صبا امیری^۴

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی شیراز، yamirmoezzi@sums.ac.ir

^۲ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی شیراز، tayyebeshabani@sums.ac.ir

^۳ استادیار بخش فیزیک و مهندسی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی شیراز، hparsaei@sums.ac.ir

^۴ دانشجوی دکترای مهندسی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران، Saba.amiri305@gmail.com

چکیده- هدف از این مقاله انتخاب ویژگی‌های مطلوب و بهینه برای ارائه یک سیستم مبتنی بر طبقه‌بندی کننده‌ها جهت جداسازی نواحی سفید، خاکستری و مایع مغزی-نخاعی در یک تصویر MRI سه بعدی است. برای این منظور ۲۱ ویژگی شامل شدت روشنایی و کسل، میانه، میانگین، انحراف استاندارد، انرژی، کنتراست، آنترپی، همبستگی، گشتاور هندسی اول، دوم و سوم برای هر وکسل استخراج و سپس قابلیت این ویژگی‌ها در جداسازی سه ناحیه مورد نظر با استفاده از روش انتخاب متوالی رو به جلو که در آن هدف بهینه کردن خطای یک طبقه‌بندی کننده بود بررسی شد. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که نه تنها فقط چهار ویژگی شدت روشنایی و کسل، میانه، گشتاور هندسی اول و دوم برای ارائه اینچنین سیستم-هایی کافی است، بلکه استفاده از این تعداد ویژگی‌ها باعث بهبود صحت عملکرد سیستم (حدود ۷٪) و افزایش سرعت آن می‌شود.

کلید واژه- تصاویر MRI سه بعدی، استخراج ویژگی، انتخاب متوالی رو به جلو، ناحیه بندی تصاویر مغزی

۱- مقدمه

ناحیه‌بندی تصویر به منظور تفکیک و جداسازی ساختارها و یا بافت‌های متفاوت موجود در تصویر MRI از یکدیگر صورت می‌گیرد.

از نقطه نظر ناحیه‌بندی، ناحیه‌بندی تصاویر MRI مغزی را می‌توان در دو مفهوم کلی در نظر گرفت. در مفهوم اول، ناحیه‌بندی تصاویر مغزی عبارت است از جداسازی مغز از سایر بافت‌های موجود در تصویر. الگوریتم‌های ایجاد شده با این دیدگاه به نام الگوریتم‌های حذف بافت‌های غیرمغزی، استخراج مغز و یا حذف جمجمه شناخته می‌شوند. در بیان مفهوم دوم، ناحیه‌بندی مغز به معنی تفکیک بافت‌های مختلف و یا ساختارهای متفاوت موجود در فضای مغزی از یکدیگر می‌باشد. در تفکیک بافت‌های مغزی، پیکسل (وکسل‌های) موجود در تصاویر دو (سه) بعدی MRI مغزی به سه دسته ماده سفید (WM)، ماده خاکستری (GM) و مایع مغزی-نخاعی (CSF) دسته بندی می‌شوند. نتایج حاصل از این ناحیه‌بندی معمولاً در تشخیص محل تومورها و پاتولوژی‌ها [۲]، اندازه‌گیری حجم بافت‌ها [۳]، مطالعه ساختار

امروزه از تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) در زمینه‌های متفاوتی از مطالعه و تشخیص ساختارها و بافت‌های مغز استفاده می‌شود [۱]. اما تحلیل تصاویر پزشکی کاری پیچیده است، زیرا که آن‌ها هم حجم زیادی از اطلاعات را در بر می‌گیرند و هم در برخی موارد آثار مخربی از قبیل نویز باعث مشکل شدن استخراج اطلاعات مورد نظر از این تصاویر می‌شود. بنابراین، استفاده از روش‌های پردازش تصویر می‌تواند کمک شایانی به کاربران در آنالیز و بررسی تصاویر MRI کند. یکی از این تکنیک‌های پردازش که بطور وسیعی در آنالیز تصاویر MRI استفاده شده است، ناحیه‌بندی تصویر است.

ناحیه‌بندی تصویر عبارت است از تقسیم‌بندی تصویر به تعدادی نواحی مجزا بطوریکه: (۱) از ترکیب این نواحی تصویر اولیه ایجاد شود؛ (۲) نواحی با هم اشتراکی نداشته باشند؛ (۳) پیکسل‌های تشکیل دهنده یک ناحیه همگی با توجه به اثر مشترکی همگون باشند، به عبارتی دیگر در هر ناحیه یک خاصیت خاص صادق باشد. در مورد تصاویر MRI مغز انسان،

آناتومیکی مغز و تبیین روش‌های درمانی استفاده می‌شود [۴-۸]. بطور کلی روش‌های ارائه شده برای ناحیه‌بندی تصاویر مغزی به سه بافت WM، GM و CSF را می‌توان به سه گروه تقسیم کرد: کاربر محور (دستی)، نیمه‌خودکار و خودکار. در روش‌های دستی، ناحیه‌بندی توسط یک کاربر انجام می‌شود. این روش‌ها شامل روش‌هایی چون آستانه‌گذاری، رشد ناحیه‌ای، ترکیب و جداسازی نواحی و تشخیص لبه می‌شوند. ناحیه‌بندی تصاویر با کمک این روش‌ها با چالش‌هایی جدی روبرو است. ناحیه‌بندی دستی تصاویر سه‌بعدی MRI که عموماً با دقت مکانی بالا نیز گرفته می‌شوند، عملی طاقت فرسا و زمانبر می‌باشد که انجام آن برای تعداد زیادی از تصاویر به راحتی امکان پذیر نیست. از طرف دیگر به دلیل پیچیدگی این عمل، میزان خطا در ناحیه بندی دستی می تواند قابل توجه باشد. همچنین، نتیجه ناحیه بندی به شکل دستی وابسته به تجربه شخص بوده و از یک فرد به فرد دیگر و یا حتی در برخی از موارد برای یک فرد هم می‌تواند متغیر باشد. لذا تلاش زیادی جهت ارائه الگوریتم‌هایی که به صورت خودکار عمل ناحیه بندی را انجام دهند شده است.

در روش‌های ناحیه‌بندی نیمه‌خودکار سعی شده است تا حد امکان وابستگی به کاربر کاهش داده شود. از جمله این روش‌ها می‌توان به روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی [۹ و ۱۰]، مدل مارکو [۱۱] و مدل‌های فرو پذیر [۱۱، ۱۲ و ۱۳] اشاره کرد. در این نوع ناحیه‌بندی در واقع برخی از پارامترهای الگوریتم مورد استفاده (بعنوان مثال مرکز اولیه خوشه‌ها در روش‌های مبتنی بر خوشه بندی) توسط کاربر انتخاب شده و نواحی مورد نظر در تصویر توسط الگوریتم انجام می‌شود. عملکرد این روش‌ها بهتر از روش‌های دستی است، ولی همچنان به تنظیم و تعیین پارامترهای الگوریتم مورد استفاده نیاز دارد.

در روش‌های خودکار کلیه مراحل ناحیه بندی توسط الگوریتم بکار برده شده انجام می‌شود و دخالت کاربر به حداقل ممکن کاهش داده می‌شود. در این روش‌ها از اطلاعات سطح بالا مانند اطلاعات پیشین، قوانین تعریف شده توسط متخصص و مدل‌های شکلی استفاده می‌کنند. که می‌توان روش‌هایی از جمله روش‌های مبتنی بر اطلس، روش‌های مبتنی بر طبقه‌بندی کننده‌ها (Classifier)، قوانین تعریف شده توسط متخصص یا استخراج شده از داده‌ها، شبکه‌های عصبی مصنوعی [۱۴] یا مدل‌های شکلی [۱۵] نام برد. از مزایای این روش‌ها نسبت به روش‌های کاربر محور و نیمه‌خودکار می‌توان به سرعت و صحت بالاتر اشاره کرد.

بنابراین، امروزه استفاده از الگوریتم‌ها و سیستم‌های

ناحیه‌بندی خودکار بیشتر مد نظر قرار گرفته است. بطور کلی روش‌های ناحیه‌بندی مبتنی بر طبقه‌بندی کننده‌ها، قوانین تعریف شده یا شبکه‌های عصبی مصنوعی روش‌های پیکسل به پیکسل (وکسل به وکسل) هستند. به عبارت دیگر در این روش‌ها هر پیکسل (وکسل) بررسی شده و گروه (کلاس) مربوطه تعیین می‌شود. بدین معنی که ممکن است تعیین شود که وکسل مورد نظر مربوط به کدام یک از سه بافت مورد نظر مغز (WM، GM یا CSF) است. که در نهایت با تعیین نوع بافت تمام پیکسل‌ها یا وکسل‌های تصویر مورد مطالعه و نواحی مورد نظر در تصویر مشخص و یا به اصطلاح تصویر ناحیه‌بندی می‌شود. یکی از مراحل مهم این نوع ناحیه‌بندی استخراج ویژگی است.

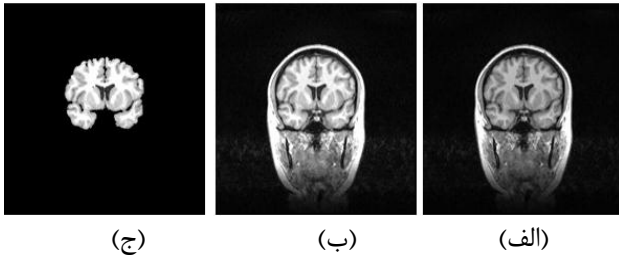
استخراج ویژگی فرایندی است که در آن ویژگی‌های بارز و تعیین‌کننده‌ی هر وکسل برای تعیین گروه آن مشخص می‌شود. این مرحله از مهمترین مراحل ناحیه‌بندی تصویر با استفاده از روش‌های مبتنی بر شناسایی الگو (مانند روش‌هایی بر مبنای خوشه‌بندی یا روش‌های مبنی بر شبکه‌های عصبی) است. تاکنون ویژگی‌های زیادی برای بیان این منظور بیان شده است که بطور کلی می‌توان آن‌ها را به دو نوع ویژگی آماری و غیر آماری تقسیم کرد.

تعداد ویژگی‌ها هرچه بیشتر باشد تمایز بهتری را می‌توان بین وکسل‌ها قایل شد اما به دلیل زیاد شدن ابعاد بردار ویژگی‌ها پیچیدگی مسئله نیز افزایش می‌یابد، سرعت تشخیص کم و هزینه محاسبات افزایش می‌یابد. در بسیاری موارد متعادل نبودن نسبت ویژگی‌های استخراج شده به کل اطلاعات مورد نیاز در مورد هر کلاس باعث کاهش کارایی سیستم می‌شود. بنابراین انتخاب یک زیرمجموعه‌ی مناسب از ورودی‌ها می‌تواند هم در دقت کلاس‌بندی و هم در سرعت آن مثرم ثمر باشد. در این مقاله سعی شده است امکان کاهش تعداد ویژگی‌هایی که برای ناحیه‌بندی تصاویر سه‌بعدی MRI با کمک روش‌های مبتنی بر شناسایی الگو بکار برده شده بررسی شود. جزئیات این تحقیق در زیر آورده شده است.

۲- روش کار

به منظور جداسازی نواحی سفید، خاکستری و مایع مغزی-نخاعی همانطور که در شکل ۱ آورده شده است، لازم است مراحل به ترتیب انجام شود، که در ادامه هر مرحله توضیح داده شده است.

باشد که باعث می‌شود ساختارها و بافت‌های آناتومیکی یکسان در کل تصویر از لحاظ شدت روشنایی مشابه نباشند. که در این مقاله برای اصلاح نایکنواختی شدت روشنایی از نرم افزار FSL استفاده شده است و در نهایت برای بهبود کنتراست تصویر از روش تطبیق هیستوگرام استفاده شده است. در شکل ۲ نتایج حاصل از پیش پردازش نمایش داده شده است.



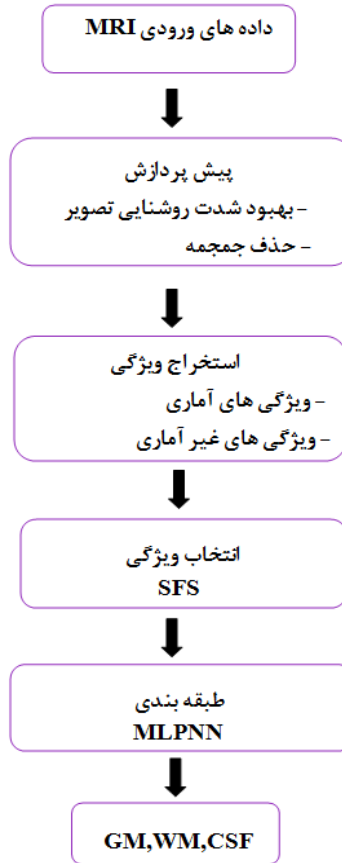
شکل ۲: (الف) تصویری که اصلاح نایکنواختی روی آن انجام شده است (ب) تصویر با بهبود کنتراست، (ج) حذف جمجمه در تصویر (تصاویر برگرفته شده از پایگاه IBSR^۱)

۲-۲ استخراج ویژگی

ویژگی‌ها و خصوصیات شدت روشنایی یک وکسل در این پژوهش براساس این فرضیه استفاده شده‌اند که وکسل‌های هم نوع با همسایگان‌شان خصوصیات بافتی یکسان دارند و لذا می‌توان از این نوع ویژگی‌ها برای تعیین نوع گروه یک وکسل استفاده کرد. ویژگی‌های به کار رفته در این پژوهش شامل شدت روشنایی وکسل، میانه، میانگین، انحراف استاندارد، انرژی، کنتراست، آنترپی، همبستگی، گشتاور هندسی اول، دوم و سوم هستند. در مجموع ۲۱ ویژگی برای هر وکسل انتخاب شد. جزئیات محاسبه و فرمول‌های مربوطه، در [۱۶] آورده شده است.

۳-۲ انتخاب ویژگی

در این قسمت، هدف شناسایی ویژگی‌هایی است که در کار طبقه‌بندی وکسل کمکی نمی‌کنند. به عبارت دیگر، در اینجا هدف پیدا کردن d ویژگی مطلوب از بین ۲۱ ویژگی موجود است؛ بطوریکه تابع هدف بهینه گردد. تابع هدف را می‌توان خطای طبقه‌بندی کننده مورد نظر یا محتوای اطلاعاتی که ویژگی‌ها در بردارند انتخاب کرد [۱۷]. در این مقاله مطابق با شکل ۳ تابع هدف خطای طبقه بندی کننده انتخاب شده است.



شکل ۱: فلوچارت روش پیشنهادی

۱-۲ پیش پردازش

ناحیه‌بندی تصاویر MRI با دقت بالا، به عوامل بسیاری از جمله کنتراست بین بافت‌ها، تفکیک پذیری بین بافت‌ها در تصاویر گرفته شده، نسبت سیگنال به نویز و نایکنواختی شدت روشنایی بافت‌ها بستگی دارد. تغییرات در هر یک از عوامل فوق می‌تواند اثرات قابل توجهی در دقت نتیجه ناحیه‌بندی داشته باشد. عموماً در تصاویر گرفته شده از مغز بافت‌های زائدی حضور دارند که با حذف آنها پیش از انجام عمل ناحیه‌بندی تصویر می‌توان دقت ناحیه‌بندی را افزایش داد. پیش پردازش عملیاتی همچون، حذف تمام بافت‌های غیرمغزی مانند استخوان‌ها، پرده‌های ماهیچه‌ها و چربی از تصویر MRI است. که در این مقاله از روش BET^۱ استفاده شده است

نایکنواختی‌های شدت روشنایی^۲، تغییرات در شدت روشنایی تصویر است که این نایکنواختی‌ها می‌توانند از عدم یکنواختی در کوئل RF، ناهمگنی در میدان مغناطیسی بایاس در سیستم تصویربرداری و یا طرز قرارگیری بیمار در حین تصویربرداری

^۱ Internet Brain Segmentation Repository

^۱ Brain Extraction Tool

^۲ Intensity non-uniformity

۲-۴ انتخاب طبقه بندی کننده

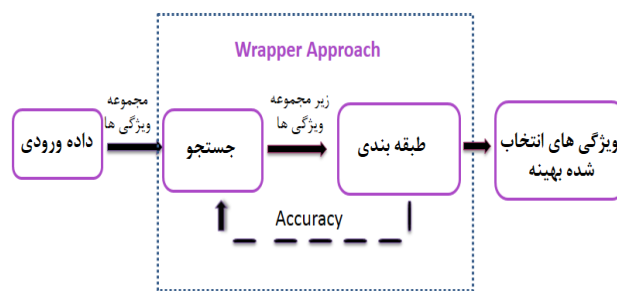
همانطور که در بالا اشاره شد در این مقاله تابع هدف (تابع ارزیابی) خطای طبقه بندی کننده انتخاب شد. لذا یکی از نکات کلیدی در انتخاب ویژگی های موثر و کارا انتخاب طبقه بندی کننده است.

تجربه ما در کارهای انجام شده پیشین [۱۶ و ۱۸]، نشان داده که شبکه های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP^۵) کارایی مناسبی در ناحیه بندی تصاویر MRI دوبعدی و سه بعدی دارند. بنابراین سعی شده است از این طبقه بندی کننده استفاده شود. اما از آنجا که مراحل آموزش این شبکه طولانی است، در استفاده از MLP برای ارزیابی ویژگی های انتخابی با استفاده از الگوریتم SFS با مشکل مواجه شدیم. نتیجه اینکه از طبقه بندی کننده "آنالیز جداساز درجه دو" (QDA^۶) که یک طبقه بندی کننده سریع و ساده است برای این کار استفاده شد [۱۹]. پس از یافتن ویژگی های مناسب، در نهایت برای طراحی سیستم ناحیه بندی نهایی از یک شبکه عصبی پرسپترون سه لایه (MLP) با ۵۰ نرون در لایه مخفی و الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا استفاده شده است.

طبقه بندی کننده QDA جزو طبقه بندی کننده های بیز (Bayes) می باشد که در آن برای طبقه بندی یک داده فاصله مالهالانوبیس^۷ این داده تا مرکز تمام کلاس ها محاسبه و سپس برچسب کلاسی به عنوان گزینه نهایی برای داده، انتخاب می شود که کمترین فاصله را داشته باشد [۱۹].

۳- نتایج و بحث

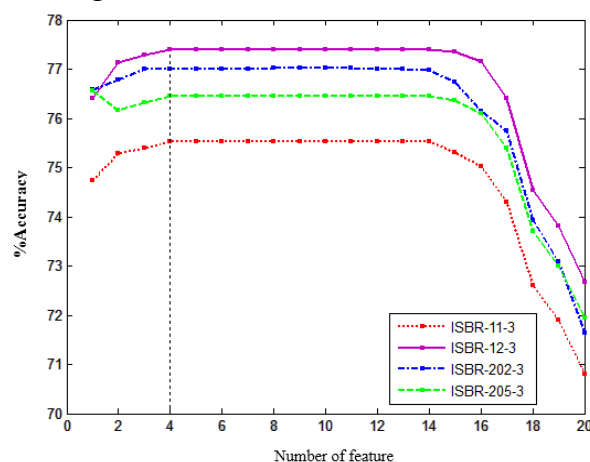
بمنظور ارزیابی کارایی روش ارائه شده، از داده های MRI مغزی از ۲۰ نمونه نرمال فراهم آمده در مرکز تحلیل مورفومتريک در بیمارستان عمومی ماساچست استفاده شد. داده های واقعی MRI مغز و نتایج ناحیه بندی دستی توسط متخصص در این پایگاه داده در دسترس است. همچنین نتایج ارزیابی ۵ روش خودکار ناحیه بندی را فراهم آورده که با کمک آن ها امکان مقایسه نتایج ارزیابی روش ارائه شده با دیگر روش های متداول تسهیل شده است. داده های MRI در پایگاه داده IBSR سطوح مختلفی از دشواری و مشکلات را به ناحیه بندی تحمیل می کند. این دشواری ها مواردی از قبیل کنتراست پایین تصاویر، تصاویر مغزی با حجم نسبتاً کوچک مغز و نیز نایکنواختی شدت روشنایی



شکل ۳: فلوجارت روش Wrapper

از آنجا که تعداد ویژگی های اولیه بالا است (۲۱ ویژگی) برای یافتن d ویژگی مطلوب از روش جستجوی جامع نمی توان استفاده کرد. در روش جستجوی جامع تابع معیار برای تمام زیرمجموعه های d بعدی ممکن محاسبه می شود و سپس زیرمجموعه هایی از ویژگی ها که تابع معیار را بهینه کند بعنوان ویژگی های مطلوب انتخاب می شود. از طرفی، تعداد ویژگی های مطلوب (پارامتر d) نیز در مسئله مورد مطالعه در این مقاله مشخص نیست. لذا می بایست از روش های دیگر که برای کاهش بعد پیشنهاد شده استفاده کرد. در این تحقیق از روش انتخاب متوالی رو به جلو (SFS^۴) استفاده شده است [۱۷].

روش SFS کار خود را با یک مجموعه خالی شروع می کند، سپس در هر تکرار، یک ویژگی با استفاده از تابع ارزیابی مورد استفاده (صحت طبقه بندی کننده)، به مجموعه جواب اضافه می شود. این کار تا زمانی که تعداد ویژگی های لازم انتخاب گردد، تکرار می شود. همانطور که در شکل ۴ نشان داده شده است، در این تحقیق، از آنجا که تعداد ویژگی های مطلوب از قبل مشخص نبوده است، تعداد ویژگی های مطلوب تا زمانی افزایش یافته است که صحت طبقه بندی کننده به کار برده شده، اشباع گردد.



شکل ۴: نمودار تعیین تعداد ویژگی های بهینه بر اساس روش SFS برای

۴عکس نمونه به وسیله ی طبقه بندی کننده QDA

^۴Sequential Forward Selection

^۵Multilayer Perceptron

^۶Quadratic Discriminant Analysis

^۷Mahalanobis Distance

قابل توجهی را در بر می گیرند.

برای ارزیابی عملکرد سیستم ارائه شده از معیار Jaccard استفاده شده است. این معیار که برای ارزیابی شباهت بین تصویر ناحیه بندی شده با استفاده از یک الگوریتم و تصویر ناحیه بندی شده به صورت دستی (گلد استاندارد) به کار می رود بصورت زیر محاسبه می شود [۲۰].

$$J(T, S) = \frac{|T \cap S|}{|T \cup S|} \times 100 = \frac{|TP|}{|TP| + |FP| + |FN|} \times 100 \quad (1)$$

اگر X را مجموعه وکسل های تصویر فرض کنیم، در این رابطه $T \in X$ نتایج ناحیه بندی دستی توسط یک فرد متخصص (گلد استاندارد) و $S \in X$ نتایج بدست آمده با استفاده از الگوریتم مورد نظر است. همچنین در این رابطه، T معیار مثبت واقعی (TP) نشان دهنده تعداد وکسل های انتخاب شده در کلاس مورد نظر که به درستی انتخاب شده اند تعریف می شود و معیار منفی کاذب (FN) نشان دهنده تعداد وکسل هایی است که در غیر از کلاس مورد نظر به اشتباه انتخاب شده اند، معیار مثبت کاذب (TN) نشان دهنده تعداد وکسل هایی می باشد که در کلاس مورد نظر به اشتباه انتخاب شده اند و معیار منفی واقعی (FP) نشان دهنده تعداد وکسل هایی که در غیر از کلاس مورد نظر به درستی انتخاب شده اند.

قبل از اعمال روش و استخراج ویژگی، به منظور کاهش آرتیفکت هایی مانند نویز و نایکنواختی شدت روشنایی و افزایش دقت ناحیه بندی روی تصاویر ورودی پیش پردازش انجام می شود که شامل حذف جمجمه و بهبود شدت روشنایی تصویر می باشد. در این مقاله برای تصحیح نایکنواختی شدت روشنایی از نرم افزار FSL و برای حذف جمجمه از نرم افزار BET استفاده شده است. همچنین برای بهبود کنتراست از روش تطبیق هیستوگرام استفاده شده است.

پس از پیش پردازش تصاویر، ۲۱ ویژگی که در بخش استخراج ویژگی اشاره شد، استخراج و سپس مطابق آنچه که در قسمت قبل گفته شد ویژگی های مطلوب انتخاب گردید. بر اساس نتایج بدست آمده، دقت طبقه بندی کننده مورد استفاده با چهار ویژگی شدت روشنایی وکسل، میانه، گشتاور هندسی اول و دوم به مقدار معین به اشباع رسید. بنابراین تنها این چهار ویژگی برای ناحیه بندی تصاویر MRI سه بعدی کافی است و نیازی به محاسبه ۲۱ ویژگی که تاکنون استفاده می شده نیست. این موضوع در منحنی های شکل ۴ نشان داده شده است؛ که طبق آن صحت سیستم بعد از ۴ ویژگی اشباع شده است. تصاویر در شکل ۵ به خوبی گویای عملکرد مناسب روش پیشنهادی می باشد.

همانطور که اشاره شد، تجربه ما در کارهای انجام شده پیشین [۱۶ و ۱۸] نشان داده که MLP کارایی مناسبی در ناحیه بندی تصاویر MRI دو بعدی و سه بعدی دارند. بنابراین، پس از مشخص کردن ویژگی های مطلوب، یک سیستم با استفاده از این چهار ویژگی وکسل، میانه، گشتاور هندسی اول و دوم برای ناحیه بندی طراحی شد.

در جدول ۱ نتایج بدست آمده از روش ارائه شده در این مقاله با نتایج ناحیه بندی چند روش که تا کنون روی تصاویر MRI مورد استفاده اعمال شده آورده شده است. اعداد ارائه شده در این جدول میانگین مقادیر $J(T, S)$ برای ۲۰ تصویر مورد استفاده در این تحقیق است. انحراف معیار برای روش های ذکر شده در جدول گزارش نشده اما برای روش ارائه شده در این مقاله برای GM و WM به ترتیب برابر است با ۴/۶ و ۲/۸.



جداسازی دستی بخش های WM و GM



جداسازی با روش پیشنهادی بخش های WM و GM

شکل ۵: نتایج حاصل از سگمنت به روش دستی و سگمنت با روش پیشنهادی برای MR image ISBR_110_3

همانطور که در این جدول نشان داده شده، کاهش ویژگی ها کمک شایانی به بهبود سیستم کرده است؛ بطوریکه در مقایسه با MLP با تمام ۲۱ ویژگی کارایی سیستم حدود ۷٪ افزایش یافته است. بعلاوه با توجه با اینکه تعداد ویژگی کمتری لازم است محاسبه شود، سرعت سیستم (چه آموزش MLP و چه ناحیه بندی یک تصویر با کمک شبکه آموزش داده شده) بطور چشمگیری بهبود یافته است.

از آنجا که عملکرد روش های ذکر شده در جدول ۱ برای مایع مغزی-نخاعی (CSF) گزارش نشده، این پارامتر برای

- [2] S.M. Lawrie and S.S. Abukmeil, "Brain abnormality in schizophrenia—a systematic and quantitative review of volumetric magnetic resonance imaging studies," *BJ Psych*, vol. 172, pp. 110–120, 1998.
- [3] B. Mackiewicz, *Intracranial Boundary Detection and Radio Frequency Correction in Magnetic Resonance Images*, 1995.
- [4] D. L. Pham, C. Xu, and J. L. Prince, "A Survey of Current Methods in Medical Image Segmentation," *Annual Review of Biomedical Engineering*, vol. 2, pp. 315–337, 2000.
- [5] P. Taylor, "Computer aids for decision-making in diagnostic radiology—a literature review," *British Journal of Radiology*, vol. 68, pp. 945–957, 1995.
- [6] A. Zijdenbos and B. Dawant, "Brain segmentation and white matter lesion detection in MR images," *Crit Rev Biomed Eng*, vol. 22, pp. 401–465, 1994.
- [7] A. Worth and N. Makris, "Neuroanatomical segmentation in MRI: technological objectives," *Int.J.Patt.Rec.Art.Intel*, vol. 11, pp. 1161–1187, 1997.
- [8] V. S. Khooa, D. P. Dearnaley, D. J. Finnigan, A. Padhani, S. F. Tanner, and M. O. Leach, "Magnetic resonance imaging (MRI): considerations and applications in radiotherapy treatment planning," *Radiotherapy and Oncology*, vol. 42, no. 1, pp. 1–15, Feb. 1997.
- [9] M. Balafar, "Medical image segmentation using Fuzzy C-Mean (FCM) and dominant grey levels of image," *Vis InfEng* 2008.
- [10] J.C. Bezdek, L.O. Hall, L.P. Clarke, "Review of MR image segmentation techniques using pattern recognition," *MedPhys* 1993; 20: 1033-48.
- [11] B.S. Manjunath, R. Chelappa, "Unsupervised texture segmentation using Markov random field models" *IEEE Trans. Pattern AnalMachIntell* 1991; 13:78–82.
- [12] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models". *Int J Comput Vis* 1988; 331: 321-31.
- [13] L. Wang, Y. Chen, X. Pan, X. Hong, D. Xia, "Level set segmentation of brain magnetic resonance images based on local Gaussian distribution fitting energy," *J Neurosci Methods* 2010; 188: 316-25.
- [14] M. Egnont-petersen, D.D. Ridder, H. Handels, "Image processing with neural networks—a review" *Pattern Recognit* 2002; 35: 2279-301.
- [15] D. Withen, Z. Koles, "A review of medical image segmentation: methods and available software." *Int J Bioelectromagn* 2008; 10: 125-48
- [۱۶] صبا امیری " ناحیه بندی تصاویر سه بعدی تشدید مغناطیسی مغز با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی " پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی شیراز، ۱۳۹۲.
- [17] I. Guyon, A. Elisseeff, "An Introduction to Variable and Feature Selection" *Journal of Machine Learning Research* 3 (2003) 1157-1182.
- [18] S. Amiri, M.M. Movahedi, K. Kazemi, H. Parsaei, "An Automated MR Image Segmentation System Using Multi-layer Perceptron Neural Network" *Journal of Biomedical Physics Engineering*, 3(4), 115-122, 2013.
- [19] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork. *Pattern Classification*. John Wiley & Sons, USA, 2nd edition, 2001.
- [20] P. Jaccard, "The Distribution of Flora in the Alpine Zone," *New Phytol*, vol. 11, pp. 37–50, 1912.
- [21] J. Marroquin, B. Vemuri, S. Botello, F. Calderon, A. Fernandez-Bouzas, "An accurate and efficient Bayesian method for automatic segmentation of brain MRI," *IEEE Trans Med Imaging*, vol. 21, pp. 934–945, 2002.
- [22] S. Smith, "Fast robust automated brain extraction," *Human Brain Mapping*, vol. 17, pp. 143–155, 2002.
- [23] S. M. Smith, M. Jenkinson, M. W. Woolrich, C. F. Beckmann, T. E. J. Behrens, H. Johansen-Berg, P. R. Bannister, M. De Luca, I. Drobnjak, D. E. Flitney, R. Niazy, J. Saunders, J. Vickers, Y. Zhang, N. De Stefano, J. M. Brady, and P. M. Matthews, "Advances in Functional and Structural MR Image Analysis and Implementation as FSL," *NeuroImage*, vol. 21, pp. 208–219, 2004.
- [24] K. Kasiri, K. Kazemi, M. J. Dehghani and M. S. Helfroush, "A hybrid hierarchical approach for brain tissue segmentation by combining brain atlas and least square support vector machine." *Journal of medical signals and sensors* vol.3, pp.232-243, 2013

سیستم ارائه شده در این مقاله نیز در جدول گزارش نشده است. اما مقدار متوسط $J(T,S)$ به دست آمده برای CSF به کمک این روش حدود ۲۶.۵٪ بوده است که باز هم نسبت به حالتی که ۲۱ ویژگی استفاده شده است [۱۶] حدود ۳٪ افزایش یافته است. ولی نسبت به حالتی که ترکیب MLP ها استفاده شده، حدود ۲٪ کاهش یافته است. ولی مقایسه این مقادیر با استفاده از آزمون t- test نشان از عدم وجود اختلاف معناداری بین این اعداد است؛ و همانطور که بحث شد، استفاده از ۴ ویژگی باعث افزایش سرعت محاسبات و در نهایت کل سیستم می شود.

جدول ۱. مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با چند روش دیگر بر روی

تصاویر IBRS بر اساس معیار Jaccard

Method	GM	WM
Manual(4 brain averaged over 2 experts)	87.6	83.2
Proposed Method	81.1	72.1
Combined 3-MLP_21 feature [16]	76.0	69.1
MLP_21 feature [16]	74.3	69.5
Adaptive MAP	56.4	56.7
Biased MAP	55.8	56.2
Fuzzy c-means	47.3	56.7
MAP	55.0	55.4
Maximum-Likelihood	53.5	55.1
Tree-structure K- means	47.7	55.7
MPM-MAP[21]	68.3	66.2
FSL-FAST[22-23]	61.1	63.4
Hybrid Hierarchical LS-SVM [24]	64.5	63.9
Hierarchical LS-SVM [24]	62.3	62.5

۴- نتیجه گیری

نظر به اهمیت ناحیه بندی تصاویر MRI در تشخیص و درمان بیماریهای مغزی و همچنین آنالیز بافتها و ساختارهای مغز، ارائه الگوریتمها و سیستمهای با دقت و سرعت بالا برای تفکیک بافت های مغزی یکی از موضوعات مورد توجه محققان بوده و هست. در این مقاله امکان کاهش تعداد ویژگیهایی که برای ارائه یک سیستم ناحیه بندی به کمک الگوریتمهای شناسایی الگو استفاده شده بود، مطالعه و بررسی شد. نتایج بدست آمده نشان می دهد که نه تنها چهار ویژگی شدت روشنایی و کسل، میانه، گشتاور هندسی اول و دوم برای ارائه اینچنین سیستمهایی کافی است بلکه استفاده از این تعداد ویژگیها باعث بهبود عملکرد سیستم (هم از نظر صحت و هم از نظر سرعت) می شود.

۵- مراجع

- [1] D. Weishaupt and B. Marincek, *How Does MRI Work ?*, Springer Science & Business Media, 2008.