تقطیع و تفکیک تومور مغزی بر اساس ایجاد فضای ویژگی به کمک تبدیل گابور

حسین خالقی بیزکی[۱]، سیده مهناز حسینی[۲]

[۱] دانشگاه صنعتی مالک اشتر، مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر، تهران، ایران. bizaki@gmail.com

[۲] دانشگاه آزاد واحد دماوند، دانشکده فنی و مهندسی، فیروزکوه، ایران. mahnaz_5495@yahoo.com

چکیده: تقطیع تصویر در حوزه‌ی پزشکی برای تشخیص بهتر و کمک به پزشک از اهمیت خاصی در حوزه پردازش تصویر برخوردار است. یکی از موارد مهم در این زمینه تقطیع تومورهای مغزی است که به دلیل مشابهت تومور با سایر بافتهای مغزی، امکان این‌که بتوان محدوده آن را به‌صورت مشخصی نشان داد، مشکل است. ازاین‌رو نیاز است که بتوان محدوده‌ی تومور و نوع آن را به کمک روش‌های پردازش تصویر تشخیص داد. در این مقاله، با استفاده از ویژگی‌های استخراج‌شده از تبدیل گابور و با در نظر گرفتن آستانه‌ی مناسب، تقطیع قابل قبولی بر روی تصویر MRI تومور مغزی انجام و سپس دسته‌بندی بین دو نوع تومور مغزی انجام شده است. برای این منظور، در ابتدا فضای ویژگی جدیدی بر مبنای تبدیل گابور بر روی دو نوع تومور مغزی گلیومولتی بلاستوفرم و الیگوندرگیلیوم ایجاد شده سپس با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و تابع کرنل‌های مختلف، تفکیک این دو تومور انجام شده است. نتایج شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی نشان می‌دهد که با استفاده از روش جداسازی بر اساس تبدیل گابور و سطح آستانه‌ی مناسب، درصد تفکیکی بین ۸۷ تا ۹۶ درصد به دست می‌آید. به‌منظور افزایش دقت تفکیک از ماشین بردار پشتیبان (SVM) استفاده شده است که به‌طوری‌که با استفاده از کرنل RBF دقت تفکیک به ۹۷،۵ درصد افزایش یافته است.

کلیدواژه‌ها: *تقطیع تصاویر **MRI**، ماشین بردار پشتیبان، تبدیل گابور، فضای ویژگی.*

۱- مقدمه

تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) یکی از روش‌های تصویربرداری پزشکی است که با توجه به ویژگی منحصربه‌فرد خود، اطلاعات مفیدی را از بافت‌های نرم (به‌عنوان‌مثال رباط، غضروف، چشم، مغز و قلب) در اختیار پزشکان قرار می‌دهد. همچنین، تصویربرداری MRI به دلیل قدرت تفکیک مکانی- زمانی بالا، اطلاعات ارزشمندی را در مورد بافت مغز ارائه می‌دهد[۱]. یکی دیگر از مزایای MRI تولید تصاویر متعدد از یک منطقه با کنتراست متفاوت است که با استفاده از پروتکل‌ها و پارامترهای مختلف تهیه تصویر قابل حصول می‌باشد[۲]. این تصاویر متعدد، اطلاعات اضافی مفیدی را در مورد منطقه‌ی همان بافت فراهم می‌کنند. اطلاعات تکمیلی از کنتراست‌های مختلف به محققان برای بررسی دقیق‌تر پاتولوژی مغز کمک می‌کند. یکی از مشکلات چالش‌برانگیز در تصاویر MRI، ناحیه بندی[۱] برخی سلول‌ها و بافت‌های خاص از بقیه تصویر است که به فرایند تقطیع[۲] نیز معروف می‌باشد[۳]. در این روش هدف این است که تصویر را به واحدهای جدا از هم و یکتا بر اساس شدت و بافت تصویر پزشکی تبدیل شود. تقطیع تصویر درواقع فرآیندی است که یک تصویر دوبعدی و یا سه‌بعدی را به مجموعه‌ای از گروه‌ها تبدیل می‌کند که تمام اجزای این گروه دارای خاصیت یکسانی هستند بطوری‌که این خاصیتِ یکسان بیانگر تعلق به بافت و یا عضو خاصی می‌باشد.

در تقطیع دستی، مناطق تومور به‌صورت دستی در تمام تکه‌های به‌هم‌پیوسته قرارگرفته‌اند که تومور وجود دارد[۴]. اما این روش

[۱] Partition

[۲] Segmentation

گران‌قیمت، وقت‌گیر و خسته‌کننده است. علاوه بر این، این روش منوط به تخصص و تجربه افراد و قضاوت‌های ذهنی آنان بوده و سبب می‌شود تا ناظران در مورد وجود یا عدم وجود تومور به نتیجه‌گیری‌های متفاوت رسیده یا حتی یک ناظر مشخص در شرایط متفاوت به نتیجه‌گیری‌های مختلف برسید [۵]. واضح است که برای رفع این مشکلات، روش تقطیع تومور مغزی خودکار مورد نیاز است.

اگرچه چندین روش تقطیع کلی از قبیل آستانه [۶]، ناحیه در حال رشد [۷]، و خوشه‌بندی[۸]، وجود دارند اما به‌راحتی قابل‌اجرا به حوزه شناسایی تومور مغزی نیستند. دلیل این امر آن است که شباهت شدت بین تومورهای مغزی و برخی از بافت‌های سالم می‌تواند در درونِ الگوریتم، سردرگمی ایجاد کند. برای مثال در T1-weighted تصاویر MRI، یک تومور به‌شدت شبیه به ماده خاکستری (GM[۱]) و یا مایع مغزی نخاعی (CSF[۲]) [۴] است. همچنین مشخصه‌ی تومور می‌تواند با توجه به بافت آن متفاوت باشد. به همین دلیل این‌که چه ویژگی برای توصیف منطقه موردعلاقه و یا مناطق شبه همگن از روی تصویر استخراج شود حائز اهمیت است[۹]. محل، اندازه شکل و نوع بافتِ تومور، استخراج ویژگی را به کار پیچیده‌ای تبدیل کرده است. در تصاویر MR مغزی به دلیل پیچیدگی ساختار بافت-های مختلف ازجمله ماده خاکستری، ماده سفید و مایع مغزی نخاعی و همچنین شباهت این بافت‌ها با تومور مغزی، فرآیند جداسازی را با مشکل روبرو کرده است.

درگذشته بسیاری از الگوریتم‌های جداسازی بافت‌ها در تصاویر MRI استفاده‌شده‌اند. در بین آن‌ها روش‌های جداسازی بر اساس روش آستانه، ناحیه، لبه و طبقه‌بندی کننده‌ها بیشتر موردتوجه محققین بوده است[۱۰-۱۲]. درروش آستانه، سطح آستانه موردنظر بر اساس هیستوگرام تصویر خاکستری تصویر مغزی تعیین می‌شود. به دلیل این‌که توزیع روشنایی در تصاویر پزشکی، مخصوصاً در تصاویر MRI، از سطوح پیچیده‌ای تشکیل شده است و همچنین عدم تعیین نقطه بهینه سبب شده است که این روش در اکثر موارد با شکست روبرو شود. علاوه‌براین، روش آستانه بر اساس شدت روشنایی به دلیل عدم قطعیت مکانی (نادیده گرفتن اطلاعات محلی پیکسل‌ها) دارای نقطه‌ضعف است [۱۳]. در روش لبه، در ابتدا محدوده‌ای (کانتوری) اطراف شی موردنظر با استفاده از الگوریتم‌های لبه-یابی تشکیل می‌شود. سپس این کانتور ها بر اساس برخی شباهت‌ها برای تشخیص ناحیه موردنظر به یکدیگر متصل می‌شوند. از معایب این روش این است که دارای هزینه محاسباتی پردازشی زیادی برای مشخص کردن حفره‌های داخل اشیا می‌باشد. روش‌های رشد، ناحیه‌ی سطح آستانه را با استفاده از یکپارچه‌سازی شباهت شدت روشنایی در پیکسل‌ها گسترش می‌دهند. این روش با یک پیکسل برای هر منطقه در طی رشد نواحی شروع شده و پیکسل‌های همسایه با توجه به معیار همگن بودن به یکدیگر ملحق می‌شوند که نتیجه‌ی آن چند ناحیه همگن است. بااین‌حال این روش نیز به‌شدت به نویز حساس بوده [۱۴] که این امر استفاده ازاین‌روش را برای جداسازی تصاویر پزشکی کاهش می‌دهد.

در این مقاله با استفاده از روشی خودکار بر اساس ویژگی استخراج‌شده‌ی برمبنای تبدیل گابور به جداسازی بافت‌های سرطانی پرداخته می‌شود. تبدیل گابور به دلیل استخراج ویژگی (هم در حوزه فرکانس و هم در جهت) می‌تواند ویژگیِ چند رزولوشنی از تصویر را استخراج کند. بر مبنای مشاهدات صورت گرفته، بنیادی‌ترین اطلاعات مربوط به بافت، عمدتاً در نواحی با فرکانس میانی متمرکز شده است. بنابراین با استفاده از موجک گابور، یک تجزیه‌ی انعطاف‌پذیرتر در تمام باند فرکانسی قابل‌دستیابی است که منجر به قابلیت بالایی در جداسازی اطلاعات بافت از یکدیگر می‌گردد. مزیت این روش از دیدگاه مکان– فرکانس در بیشینه‌سازی تمرکز هم‌زمان انرژی در هر دو حوزه‌ی مکان و فرکانس می‌باشد[۱۵]. تبدیل موجک گابور دارای خواصی است که می‌تواند قسمت اعظم اطلاعات بافت را استخراج نماید. همچنین موجک گابور از جمله توابعی است که می‌تواند حد تئوری دقت تفکیک توأم اطلاعات در هر دو حوزه‌ی مکانی و زمانی را فراهم نماید[۱۶]. پس از استخراج ویژگی به کمک موجک گابور، با استفاده از انتخاب سطح آستانه‌ی مناسب جداسازی تومور مغزی انجام می‌شود. نتایج شبیه‌سازی مقاله حاضر نشان می‌دهد که این روش قابلیت جداسازی با دقت ۸۷ تا ۹۶ درصد برای تصاویر مختلف را دارا می‌باشد.

برای این‌که بتوان تومورهای مغزی را دسته‌بندی کرد نیاز است با استفاده از تشکیل فضای ویژگی اطلاعات مربوط به هر تومور

[۱] Gray Matter(GM)

[۲] CerebroSpinal Fluid(CSF)

را استخراج نموده و سپس با استفاده از این اطلاعات، جداسازی مطلوب را انجام داد. در این مقاله دسته‌بندی بر روی دو تومور گلیومولتی بلاستوفرم[۱](GBM) و الیگوندرگیلیوما[۲](OGG) با استفاده از روش ماشین بردار پشتیان (SVM) به‌صورت خودکار انجام می‌شود. برای این منظور، ابتدا فضای ویژگی بر اساس تبدیل گابور بر روی تصاویر تومور مغزی ایجاد شده و سپس با استفاده از این فضای ویژگی، تفکیکی با دقت ۹۷,۵ درصد با استفاده از تابع کرنل RBF ماشین بردار پشتیبان بر روی این دو تومور به‌دست آمده است.

ساختار مقاله به‌صورت زیر می‌باشد: در بخش اول ویژگی‌های مورداستفاده در جداسازی بافت در دو دسته آماری و تبدیل گابور موردبررسی قرار می‌گیرند. در بخش دوم فیلتر گابور مطرح می‌شود. در بخش سوم روش پیشنهادی برای جداسازی تومور مغزی با استفاده از ویژگی‌های مبتنی بر تبدیل گابور ارائه می‌شود. همچنین انتخاب ویژگی مناسب در این بخش موردبررسی قرار می‌گیرد. در بخش چهارم فضای ویژگی برای دسته‌بندی دو نوع تومور گلیومولتی بلاستوفرم و الیگوندرگیلیوم مطرح شده و ماشین بردار پشتیبان بر اساس این فضای ویژگی آموزش داده می‌شود. در قسمت پنجم شبیه‌سازی به‌منظور دسته‌بندی دو نوع تومور مغزی بر روی تصاویر افراد بیمار انجام می‌شود. در انتها نتیجه‌گیری کار ارائه می‌گردد.

۲- استخراج ویژگی

برای تقطیع تصویر MRI مغزی نیاز است که با استفاده از ویژگی مناسب، تفکیک قابل قبولی را برای بافت تومور استخراج نمود. روش‌هایی که در زمینه استخراج ویژگی ارائه شده‌اند به دو دسته‌ی کلی تقسیم می‌شوند ۱. ویژگی‌های مبتنی بر روش‌های آماری ۲. ویژگی‌های مبتنی بر تبدیل گابور.

۲-۱ ویژگی‌های آماری[۳]

در [۱۷] تجزیه و تحلیل بر اساس هیستوگرام[۴] مطرح شده است. ویژگی استخراج‌شده در این روش شامل میانگین میزان شدت نور[۵]، میانگین کنتراست[۶] تصویر، صافی[۷] تصویر، آنتروپی[۸] تصویر می‌باشد. در [۱۸،۱۹] تجزیه‌وتحلیل بر اساس هیستوگرام جهتِ گرادیان[۹] ارائه شده است. برای یافتن هیستوگرام جهتِ گرادیان نیاز است که هیستوگرام سلول از هر پیکسل وزن دهی شود. به‌منظور محاسبه روشنایی و کنتراست باید گرادیان به‌صورت محلی نرمالیزه شود. در این روش از ۹ سلول مستطیلی که در هرکدام آن‌ها ۹ شاخه از هیستوگرام وجود دارد استفاده می‌شود. این موضوع بردار ویژگی به‌اندازه ۸۱ تولید می‌کند. در [۲۰] از هیستوگرام مرتبه اول[۱۰] به‌عنوان روش استخراج ویژگی استفاده شده است. این روش بر اساس استخراج ویژگی‌های میانگین، واریانس، میانه[۱۱] ، شدت انرژی[۱۲] ،آنتروپی ،چولگی[۱۳]، درجه اوج در یک نمودار آماری[۱۴] می‌باشد. در [۲۱] ویژگی GLCM[۱۵] یا ویژگی هارالیک[۱۶] عنوان شده است. استفاده از این ویژگی در جهت‌های $\theta = 0°, 45°, 90°, 135°$، که در هر جهت ۲۰ ویژگی وجود دارد، منجر به تولید برداری به اندازه ۸۰ می‌شود که ویژگی‌های تصویر را مبتنی بر این روش استخراج کرده است. در [۲۲] از ویژگی GLRLM[۱۷] استفاده شده است. این ویژگی متغیرهای تأکید کوتاه‌مدت[۱۸]، تأکید بلندمدت[۱۹]، توزیع سطح خاکستری[۲۰]، توزیع طول اجرا[۲۱] و درصد اجرا[۲۲] را در ۴ جهت $\theta = 0°, 45°, 90°, 135°$ استخراج می‌کند.

۲-۲- ویژگی بر اساس تبدیل گابور

فیلتر گابور یک فیلتر خطی و محلی است. هسته کانولوشن فیلتر گابور حاصل‌ضرب یک تابع نمایی مختلط و گوسین است. فیلترهای گابور درصورتی‌که به‌طور مناسب و دقیق تنظیم شوند، عملکرد بسیار مناسبی در تشخیص ویژگی‌های بافت و

[۱] Glioblastoma Multiform (GBM)
[۲] Oligodendroglioma (OGG)
[3] Statistical features
[4] Histogram Analysis
[5] Average Intensity level
[6] Average contrast
[7] Smoothness
[8] Entropy
[9] Histogram Oriented Gradient (HOG)
[10] First-order histogram-based
[11] Median
[12] Intensity energy
[13] Skewness
[14] Kurtosis
[15] Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)
[16] Haralick
[17] Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)
[18] Short Run Emphasis (SRE)
[19] Long Run Emphasis (LRE)
[20] Gray Level Distribution (GLD)
[21] Run Length Distribution (RLD)
[22] Run Percentage (RP)

لبه بافت دارند. ویژگی دیگر فیلترهای گابور درجه تفکیک مشترک بالای آن‌ها است. این بدان معنی است که پاسخ آن‌ها هم در حوزه مکان و هم در حوزه فرکانس کاملاً محلی و قابل تنظیم کردن است. برای اعمال فیلتر گابور به تصویر، گابور با اندازه s و جهت o به‌صورت رابطه (۲) در سطح پیکسل، به تصویر ورودی اعمال می‌شود.

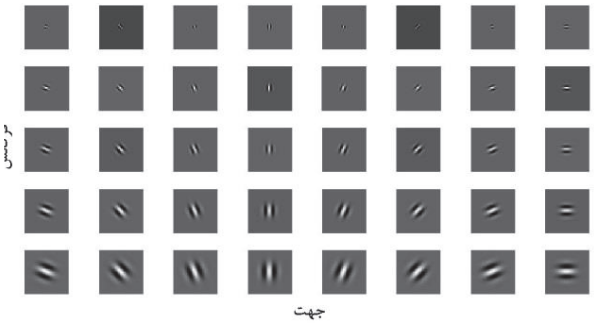
$$G_{s,o}(x,y) = I(x,y) * k_{s,o}(x,y) \qquad (۲)$$

به‌طوری‌که x و y (مختصات) پیکسل موردنظر، $*$ عملگر کانولوشن و $k_{s,o}$ هسته‌ی گابور می‌باشد که در رابطه (۳) نشان داده شده است. در این روابط، $\|\cdot\|$ عملگر نُرم، $k_s = \frac{k_{\max}}{f^s}$، $\phi_o = \pi_0/8$، k_{max} فرکانس بیشینه و f تعداد بازه‌ها در حوزه فرکانسی می‌باشد.

$$k_{s,o}(z) = \frac{\|k_{s,o}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{\|k_{s,o}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}} \left(e^{ik_{s,o}z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right);\ k_{s,o} = k_s e^{i\phi_0},\ z = (x,y) \qquad (۳)$$

از تبدیل گابور برای استخراج ویژگی‌ها به این صورت استفاده می‌شود که برای ۵ فرکانس متفاوت و ۸ جهت مختلف تبدیل گابور به‌صورت یک بانک فیلتر گابور (شکل ۱) استخراج‌شده و هر تصویر در این تبدیل کانولوشن می‌شود. در این مقاله از پاسخ دامنه، قسمت حقیقی، میانگین و واریانس، تبدیل فوریه و انرژی تصاویر خروجی فیلتر نیز به‌عنوان ویژگی‌های مرتبط با تبدیل گابور استفاده شده است. همچنین از تابع غیرخطی (۴) به‌عنوان ویژگی استفاده شده است. مقدار ۰,۲۵ =α به‌صورت تجربی برای این مقاله در نظر گرفته شده و به‌صورتی به‌دست‌آمده است که به اشباع سریع‌تری می‌رسد.

$$\psi(t) = \tanh(\alpha t) = \frac{1 - e^{-2\alpha t}}{1 + e^{-2\alpha t}} \qquad (۴)$$



شکل (۱) فیلتر گابور در جهات و فرکانس‌های مختلف

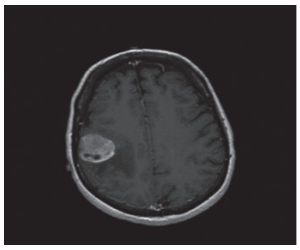
۳- روش پیشنهادی

۳-۱- یافتن ویژگی مناسب برای تقطیع

در این مقاله برای تقطیع تصویر در ابتدا بانک فیلتر گابور بر روی تصویر اعمال شده و سپس ویژگی‌های مختلفی که در قسمت ۱ بر اساس تبدیل گابور مطرح شد بر روی تصویر خروجی اعمال می‌شود. درنهایت با در نظر گرفتن سطح آستانه‌ی مناسب تقطیع نهایی بر روی تصویر انجام می‌شود. برای این‌که بتوان تقطیع مناسب را انجام داد از فیلترهای مختلف گابور در فرکانس و جهات مختلف بهره می‌بریم. به‌این‌ترتیب که مقادیر فیلتر گابور را به‌گونه‌ای انتخاب می‌کنیم که بتوان با استفاده از سطح آستانه مناسب محدوده‌ی تومور را مشخص کرد.

در شکل (۲) یک تصویر MRI مربوط به تومور مغزی GBM با عکس‌برداری T1 در جهت axis نشان داده شده است. درشکل‌های (۳ تا ۵) فیلتر گابور در مقیاس مشخص و در جهت مشخص به تصویر شکل (۲) اعمال شده و پاسخ دامنه آن استخراج‌شده است. این مرحله باید به‌گونه‌ای باشد که اطلاعات مربوط به تومور از بین نرود چراکه تقطیع کننده اصلی بر اساس ویژگی مبتنی بر گابور بوده و سطح آستانه تنها این امکان را فراهم می‌آورد که مرزبندی تومور مشخص شود. همان‌طور که در این شکل‌ها مشخص است در فرکانس‌های پایین، بافت‌های اطراف تومور حذف نشده‌اند اما در فرکانس‌های بالاتر بافت‌های اطراف تومور حذف‌شده‌اند و می‌توان با انتخاب سطح آستانه مناسب محدوده این تومور را تشخیص داد. اما بخشی از خود

تومور نیز حذف شده است. بنابراین قسمت دامنه‌ی تبدیل گابور انتخاب مناسبی برای تقطیع تصویر نمی‌باشد.

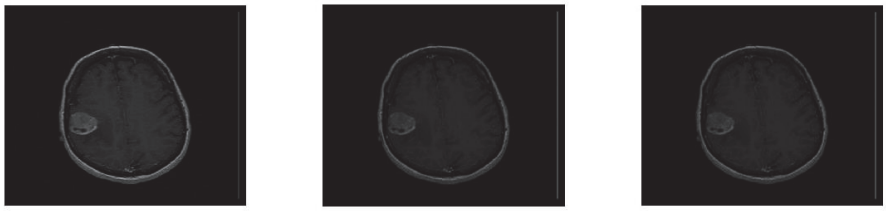


شکل (۲) تصویر MRI مربوط به تومور مغزی GBM با عکس‌برداری T1 در جهت axis

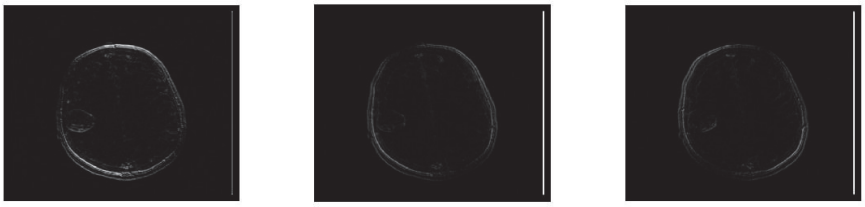
همچنین، تبدیل گابور بر روی شکل (۲) اعمال شده به‌طوری‌که قسمت حقیقی آن در فرکانس و جهات مختلف استخراج و به ترتیب در شکل‌های شکل‌های (۶ تا ۸) ترسیم شده است. همان‌طور که در تصویر مشخص است در فرکانس-های پایین، تقطیعی صورت نپذیرفته و در فرکانس‌های بالا نیز نسبت به دامنه تبدیل گابور شرایط بدتری برای تقطیع تصویر وجود دارد. به همین دلیل این قسمت از پاسخ تبدیل گابور بر روی تصویر نیز نمی‌تواند انتخاب مناسبی برای تقطیع تومورهای مغزی باشد.

شکل‌های (۹ تا۱۱) تأثیر تابع غیرخطی را بر روی تصویر اصلی نشان می‌دهد. همان‌طور که مشخص است این تابع در فرکانس‌های پایین عملکرد بهتری نسبت به پاسخ دامنه و پاسخ قسمت حقیقی خود تبدیل گابور داشته به‌طوری‌که می-توان با استفاده از سطح آستانه، محدوده‌ی تومور را از کل شکل جدا کرد. استفاده از تبدیل غیرخطی تبدیل گابور و در نظر گرفتن فرکانس‌های پایین، شرایط مناسبی را برای تقطیع فراهم می‌آورد که می‌توان با استفاده از سطح آستانه مناسب، شکل موردنظر را تقطیع کرد.

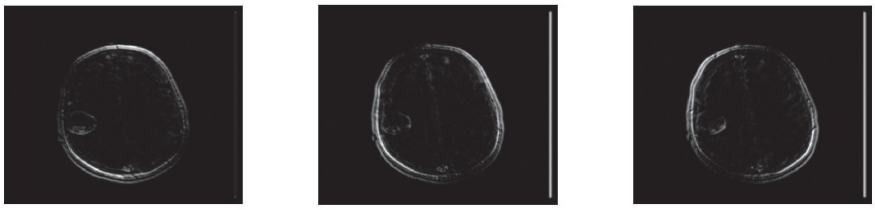
در شکل‌های (۱۲ تا ۱۴) تقطیع بر اساس انرژی تبدیل گابور پیاده‌سازی شده است، انرژی گابور نسبت به پاسخ دامنه و پاسخ قسمت حقیقی، عملکرد بهتری دارد هرچند که در فرکانس‌های بالا تومور به‌درستی تقطیع نشده و در فرکانس-های پایین نیز بخشی از بافت‌های مغز باقی مانده است. ازاین‌رو بسته به انتخاب شرایط فیلتر گابور، این پاسخ هم می‌تواند خوب عمل کرده و هم می‌تواند بد باشد.



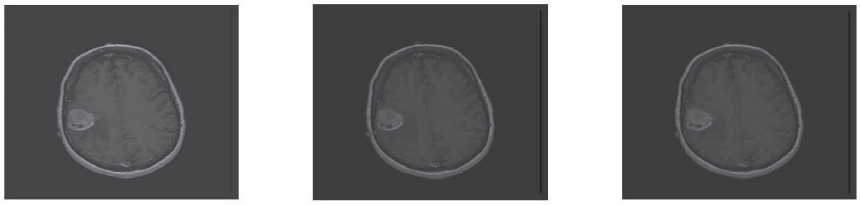
شکل (۳) دامنه گابور به ترتیب از چپ به راست $S=1,\theta=0°$ $S=1,\theta=45°$ $S=1,\theta=90$



شکل (۴) دامنه گابور به ترتیب از چپ به راست $S=3,\theta=0°$ $S=3,\theta=45°$ $S=3,\theta=90$



شکل (۵) دامنه گابور به ترتیب از چپ به راست S=5,θ=0° S=5,θ=45° S=5,θ=90



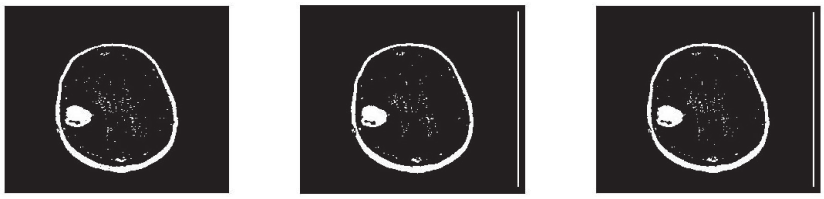
شکل (۶) قسمت حقیقی گابور، از چپ به راست S=1,θ=0° S=1,θ=45° S=1,θ=90



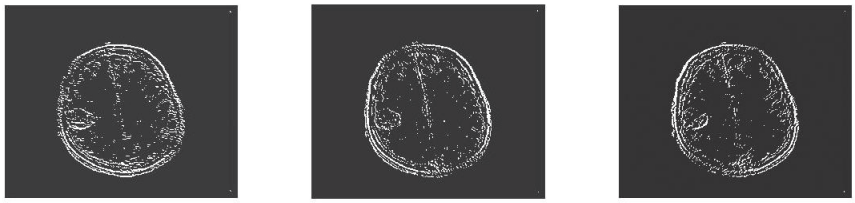
شکل (۷) قسمت حقیقی گابور، از چپ به راست S=3,θ=0° S=3,θ=45° S=3,θ=90



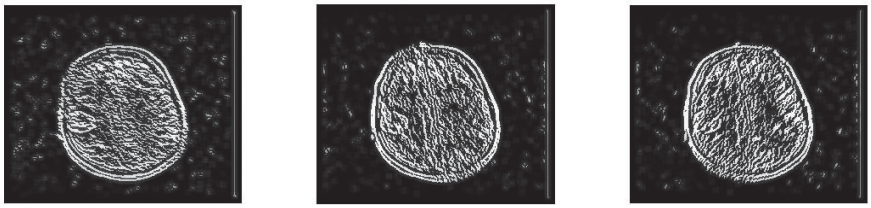
شکل (۸) قسمت حقیقی گابور، از چپ به راست S=5,θ=0° S=5,θ=45° S=5,θ=90



شکل (۹) تقطیع با تابع غیرخطی، از چپ به راست S=1,θ=0° S=1,θ=45° S=1,θ=90



شکل (۱۰) تقطیع با تابع غیرخطی، از چپ به راست S=3,θ=0° S=3,θ=45° S=3,θ=90



شکل (۱۱) تقطیع با تابع غیرخطی، از چپ به راست S=5,θ=0° S=5,θ=45° S=5,θ=90



شکل (۱۲) تقطیع با انرژی گابور، از چپ به راست S=1,θ=0° S=1,θ=45° S=1,θ=90



شکل (۱۳) تقطیع با انرژی گابور، از چپ به راست S=3,θ=0° S=3,θ=45° S=3,θ=90



شکل (۱۴) تقطیع با انرژی گابور، از چپ به راست S=5,θ=0° S=5,θ=45° S=5,θ=90

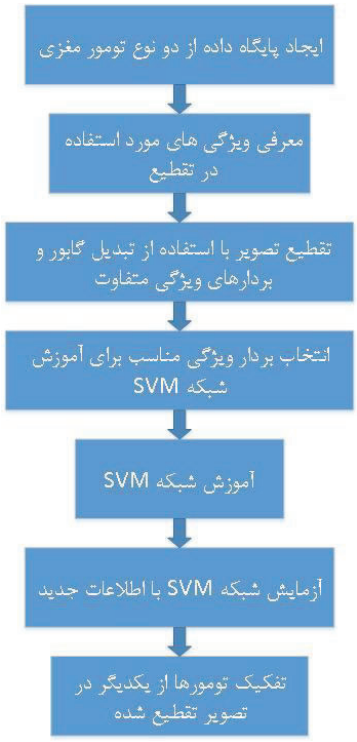
۳-۲- دسته‌بندی تومورهای مغزی

برای تفکیک دو نوع تومور مغزی نیاز است که در ابتدا فضای ویژگی را مشخص کرده و درنهایت با استفاده از این ویژگی‌ها بتوان با آموزش نمونه‌های مشخص از هرکدام از این تومورها، تفکیک مناسبی با توجه به ویژگی مشخص اتخاذ کرد. آنچه به‌عنوان نوآوری در این مقاله آمده است به‌دست آوردن فضای ویژگی مناسب مبتنی بر تبدیل گابور است که ماشین بردار

پشتیان بتواند تفکیک مناسبی را بر روی آن اعمال کند. در این مقاله از ویژگی دامنه تبدیل گابور، ویژگی قسمت حقیقی تبدیل گابور، ویژگی تابع غیرخطی سیگموئیدال، ویژگی انرژی تبدیل گابور، ویژگی میانگین تبدیل گابور، ویژگی واریانس تبدیل گابور، ویژگی تبدیل فوریه تبدیل گابور استفاده شده است. فرض کنید که می‌خواهیم دو ویژگی دامنه تبدیل گابور و انرژی تبدیل گابور را به‌عنوان ویژگی‌های مورد استفاده در ماشین بردار پشتیبان استفاده کنیم. برای این کار، هر ۳۰ تصویر مغزی که برای آموزش انتخاب می‌شود (و ما می‌دانیم که هر تومور مربوط به کدام نوع تومور است) از بانک فیلتر گابور عبور داده می‌شود. بعدازآن، دامنه این تبدیل و همچنین انرژی آن را به‌صورت مجزا برای هر دو نوع تومور و هر ۳۰ تصویر انجام می‌شود. حال دو دسته اطلاعات به وجود می‌آید که می‌خواهیم این دو دسته اطلاعات را از یکدیگر جدا کنیم. فرض کنید تصویر اول که از نوع GBM است دارای دو دسته اطلاعات باشد: یکی مربوط به ویژگی دامنه گابور و دیگری مربوط به انرژی تبدیل گابور. اگر مختصات x,y صفحه بر اساس ویژگی‌های تبدیل گابور در نظر گرفته شود، یعنی در این مثال x معادل دامنه تبدیل گابور و y معادل انرژی تبدیل گابور در نظر گرفته شود: هر تصویر دارای تعدادی نقاط در این مختصات است که نشان‌دهنده‌ی مقدار دامنه و انرژی گابور در فرکانس و جهت مشخص می‌باشد. برای هرکدام از مختصات ارائه شده، هفت ویژگی وجود دارد که در مجموع می‌توان ۴۹ حالت را برای مختصات در نظر گرفت. ازآنجایی‌که در این مسئله، (x,y) با (y,x) فرقی ندارند ازاین‌رو نصف این حالت‌ها اضافی هستند. همچنین دو ویژگی بر اساس یکدیگر را هم به دلیل تراکم نقاط و عدم تفکیک مناسب حذف می‌کنیم که درنهایت تعداد (7*6)/2=21 حالت از ترکیب ویژگی‌ها وجود دارد.

در مرحله آموزش از ۳۰ تصویر افراد بیمار که ۱۵ نفر دارای تومور GBM هستند و ۱۵ نفر دیگر دارای تومور OGG هستند، استفاده می‌شود. با استفاده از ۲۱ ویژگی مطرح شده، به ۲۱ شکل متفاوت ختم می‌شود. در مقاله حاضر قصد بر این است که با هر دو روش ماشین بردار خطی جدایی‌ناپذیر و ماشین بردار غیرخطی، داده‌های مربوط به دو نوع تومور را به دو دسته‌ی مجزا تقسیم نمود.

با توجه به مطالب فوق، الگوریتم پیشنهادی (مطابق شکل ۱۵) به دو قسمت کلی تقسیم می‌شود: در قسمت اول تقطیع تصویر با استفاده از ویژگی‌های مختلف مبتنی بر فیلتر گابور انجام شده به‌طوری‌که با استفاده از تنظیم پارامترهای تبدیل گابور می‌توان تقطیع مطلوبی از تومور مغزی به‌دست آورد سپس در بخش دوم با استفاده از ویژگی‌های مبتنی بر تبدیل گابور و آموزش توسط بردارهای پشتیبان دو نوع تومور مغزی از یکدیگر تفکیک می‌شود.



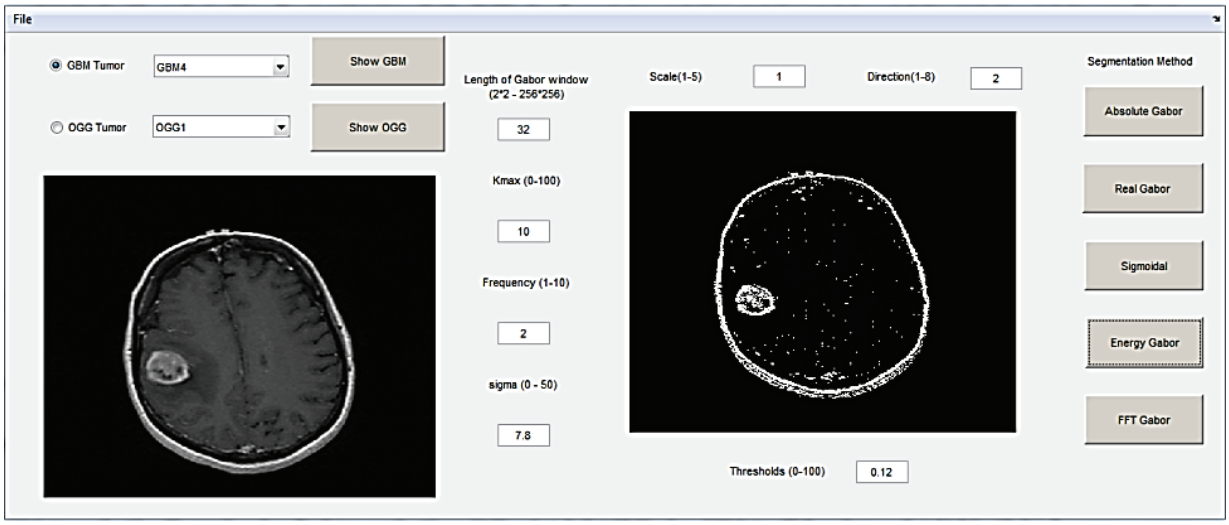
شکل (۱۵) الگوریتم پیشنهادی

۴- شبیه سازی

پایگاه داده شامل نمونه‌های تصویر MRI واقعی از ۳۰ فرد متفاوت است که ۱۵ نفر آن‌ها دارای تومور گلیوبلاستوفرم مولتی فرم و ۱۵ نفر دیگر دارای تومور الیگودندروگلیوم هستند. تصاویر با عکس‌برداری تشدید مغناطیسی که دارای وزن T1 و همچنین در جهت axis هستند، گرفته شده است. شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی در دو مرحله انجام می‌شود: نخست تصویر اصلی از بانک فیلتر گابور عبور داده شده و با استفاده از

روش‌های مختلف مبتنی بر فیلتر گابور تقطیع و سپس با در نظر گرفتن سطح آستانه، مرزهای تومور به‌صورت مشخصی تعیین می‌گردد. در قسمت دوم دو نوع تومور برای تشخیص، بر اساس فضای ویژگی توضیح داده‌شده، به ماشین بردار پشتیان اعمال می‌شود. درنهایت با استفاده از تصاویر آزمایشی، این روش مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

برای این‌که بتوان به تقطیع مناسب‌تری از تومور مغزی دست یافت. با استفاده از GUI نرم‌افزار MATLAB سیستمی را برای کاربر طراحی نمودیم که بتوان بر اساس آن پارامترهای تبدیل گابور و همچنین سطح آستانه موردنظر را تنظیم کرد تا بتوان به شرایط بهتری از تقطیع تومور دست‌یافت. شکل (۱۶) نشان‌دهنده حالت گرافیکی سیستم تقطیع تصویر است. می‌توان پارامترهای مربوط به تبدیل گابور را در قسمت انتخاب طول پنجره، Kmax ، فرکانس و سیگما تنظیم کرد. برای مشاهده تبدیل گابور اعمال شده باید مقیاس و جهت مربوط به تبدیل گابور، که متشکل از ۴۰ فیلتر است، را انتخاب کرد. به‌علاوه می‌توان با استفاده از تنظیم میزان آستانه، بعد از اعمال فیلتر، و روش موردنظر محدوده تومور را تقطیع کرد. در انتها با استفاده از فشردن هر یک از پنج کلید می‌توان تقطیع را انجام داد.



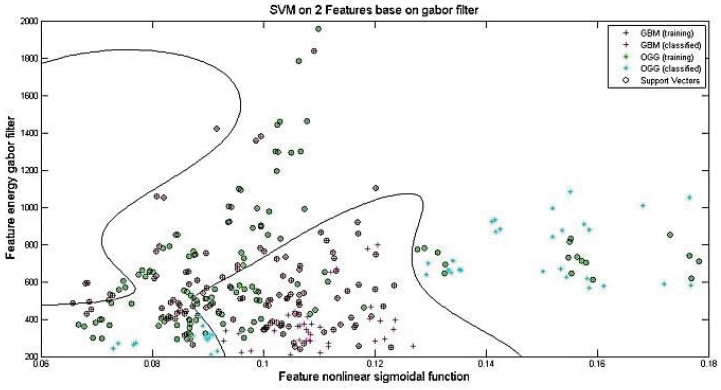
شکل (۱۶) *GUI* مربوط به تقطیع تومور تصاویر مغزی

برای مشاهده نحوه کار با GUI توسط کاربر، تنظیمات مربوط به تصویر GBM1 در مقیاس یک و جهت ۲ در شکل (۱۶) نشان داده شده است که مربوط به فرکانس‌های پایین است. همان‌طور که مشخص است می‌توان با انتخاب Kmax به میزان ۱۰، فرکانس به میزان ۲، سیگما ۷،۸، طول پنجره ۳۲ و اندازه آستانه ۰،۱۲ تصویر را تقطیع کرد. جدول(۱) نشان‌دهنده‌ی مقایسه روش‌های مختلف استفاده شده در تقطیع تصاویر پزشکی است. برای تصاویر مختلف و با استفاده از GUI طراحی شده، میزان دقت در تقطیع محاسبه و به‌صورت درصد نشان داده شده است. میزان دقت روش پیشنهادی مقاله حاضر، بسته به تصاویر مختلف، در محدوده ۸۷ تا ۹۶ درصد می‌باشد. همان‌طور که در این جدول نشان داده شده است این میزان دقت نسبت به روش‌های قبلی بیشتر است. آنچه که اهمیت دارد میزان تغییرات کم تطبیق تومور تقطیع شده با تومور اصلی است. که این میزان تغییرات بین ۸۷ تا ۹۶ درصد است که شامل ۹ درصد تغییرات خواهد بود.

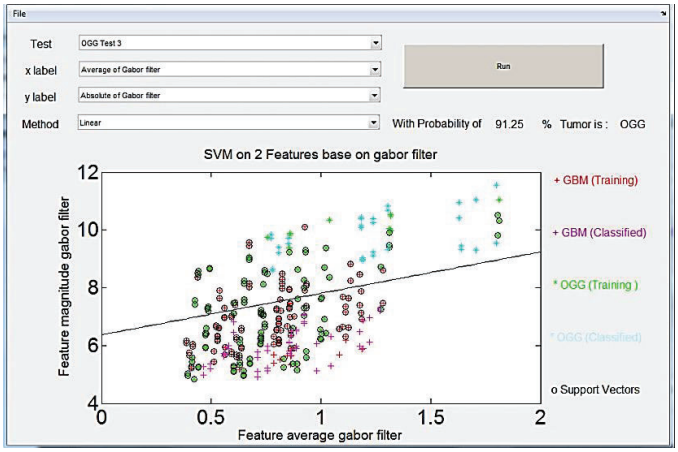
به‌منظور افزایش دقت تشخیص نوع تومور، علاوه بر استفاده از برداری ویژگی که در بالا توضیح داده شده، می‌توان از ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای بهبود آن استفاده نمود. برای آزمایش بردارهای پشتیبان از ۵ تصویر MRI از تومور مغزی گلیوبلاستوفرم مولتی فرم و ۵ تصویر از تومور مغزی الیگودندروگلیوم استفاده شده است. شکل (۱۷) نشان‌دهنده آزمایش نقاط با استفاده از ماشین بردار پشتیبانی است که بر اساس تابع غیرخطی RBF آموزش داده شده است.

جدول (۱) مقایسه روش‌های مختلف در تقطیع تصاویر پزشکی تشدید شده مغناطیسی

الگوریتم	MRIروش	روش	دقت تقطیع (درصد)	نوع تومور	آموزش/ آزمایش
Fletcher 2001[۲۳]	T_1 ، T_2	Fuzzy clustering w/ image retrieval	۵۳ تا ۹۱	نامشخص	۴/۲
Prastawa 2004 [۲۴]	T_2	Generative model w/ outlier detection	۵۹ تا ۸۹	گلیوم، گلیوما مننژ	نامشخص/۳
Corso 2008 [۲۵]	T_1 ، T_{1c} ، T_2 ، T_{2f}	Weighted aggregation	۶۲ تا ۶۹	گلیوم تشدید شده	۱۰/۱۰
Verma 2008 [۲۶]	T_1 ، T_{1c} ، T_2 ، T_{2f}	SVM	۳۴ تا ۹۳	گلیوم تشدید شده	۱۴/۱۴
Wels 2008 [۲۷]	T_1 ، T_{1c} ، T_2	Discriminative model w/CRF	۷۸	گلیوم	۶/۶
Cobzas 2009 [۲۸]	T_{1c} ، T_{2f}	Level-set w/ CRF	۵۰ تا۷۵	گلیوم	۶/۶
Wang 2009 [۲۹]	T_1	Fluid vector flow	۶۰	نامشخص	۱۰/۰
Menze 2010 [۳۰]	T_1 ، T_{1c} ، T_2 ، T_{2f}	Generative model w/ lesion class	۴۰ تا ۷۰	گلیوم	۲۵/۲۵
Bauer 2011 [۳۱]	T_1 ، T_{1c} ، T_2 ، T_{2f}	Hierarchical SVM w/CRF	۷۷ تا ۸۴	گلیوم	۱۰/۱۰
روش پیشنهادی	T_1	Gabor filter Algorithm/thresholds	۸۷تا ۹۶	گلیوم	۱۰/۳۰



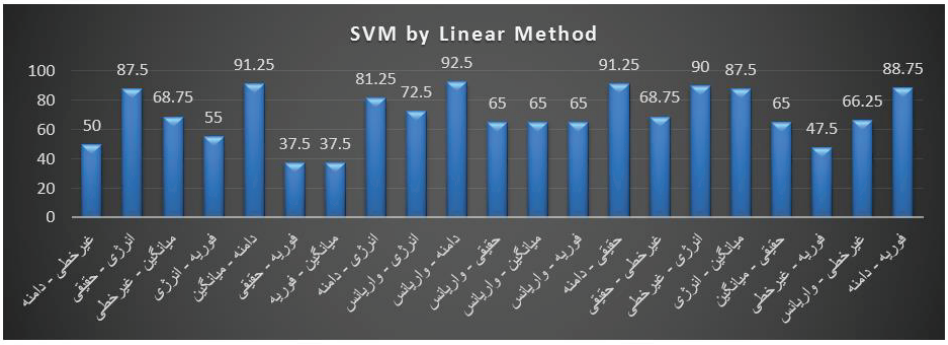
شکل (۱۷) آزمایش تصاویر با استفاده از تابع غیرخطی ***RBF***



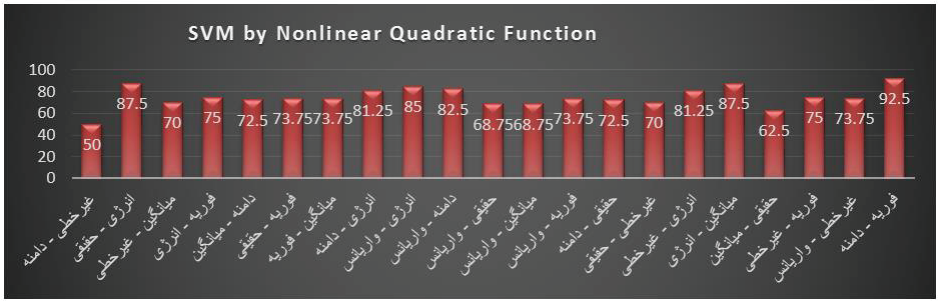
شکل (۱۸) ***GUI*** در ***MATLAB*** و بررسی تفکیک تومور با استفاده از دو ویژگی انتخاب‌شده

انتظار این است که ویژگی و روشی از بردار پشتیبان انتخاب شود که با بیشترین احتمال بتوان تومور مورد آزمایش را انتخاب نمود. برای دست یافتن به این هدف با استفاده از GUI نرم‌افزار MATLAB سیستمی طراحی شده است که بتوان هریک از این ویژگی‌ها را انتخاب کرد. همچنین تصویر موردنظر را انتخاب نموده و بتوان روشی را که ماشین بردار پشتیبان بر اساس آن تفکیک را انجام می‌دهد مشخص کرد. سپس با استفاده از روش بردار پشتیان، میزان تشخیص تومور بر اساس اطلاعات از پیش تعیین شده مشخص می‌شود. همان‌طور که در شکل (۱۸) نشان داده شده است ابتدا با انتخاب ویژگی موردنظر، که در این شکل تابع غیرخطی سیگموئیدال و دامنه تبدیل گابور است، و همچنین انتخاب تصویر آزمایشی که قرار است بررسی شود (که آیا این تصویر به تومور مغزی GBM و یا به تومور مغزی OGG تعلق دارد) و انتخاب نوع روش تفکیک ماشین بردار پشتیبان می‌توان برنامه را اجرا نمود. برنامه با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و همچنین استفاده از نمونه‌های آموزشی، تشخیص می‌دهد که تصویر انتخاب‌شده مرتبط با کدام دسته از تومور مغزی است.

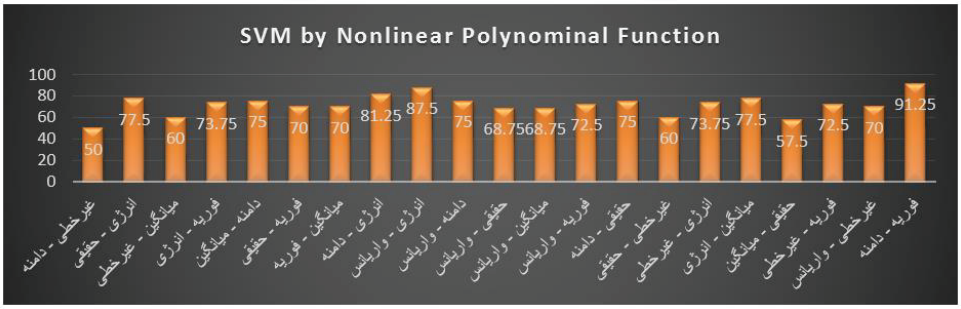
چون هر تصویر اطلاعاتی در جهات و فرکانس‌های مختلف گابور دارد بنابراین برای هر تصویر ۴۰ نقطه به‌عنوان نماینده آن تصویر در جهات و فرکانس‌های مختلف در نظر گرفته‌شده و احتمال تشخیص تومور با روش‌های خطی و غیرخطی حساب شده است. لازم به ذکر است که در توابع خطی از توابع کرنل Quadratic ، Polynomial ، MLP و RBF استفاده شده است. شکل‌های (۱۹-۲۳) احتمال تفکیک این تومورها را بر اساس ویژگی‌های مختلف نشان می‌دهد. از شکل‌های (۱۹-۲۳) می‌توان مشاهده نمود که بیشترین درصدی که می‌توان با استفاده از آن دو تصویر تومور مغزی را از یکدیگر تفکیک کرد برابر ۹۷,۵ است که با استفاده از دو ویژگی فوریه و دامنه به کمک تابع کرنل RBF به‌دست می‌آید.



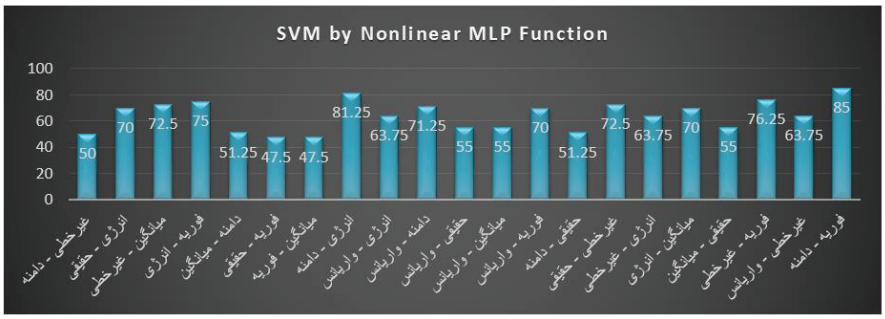
شکل(۱۹) احتمال تفکیک تومور با روش خطی



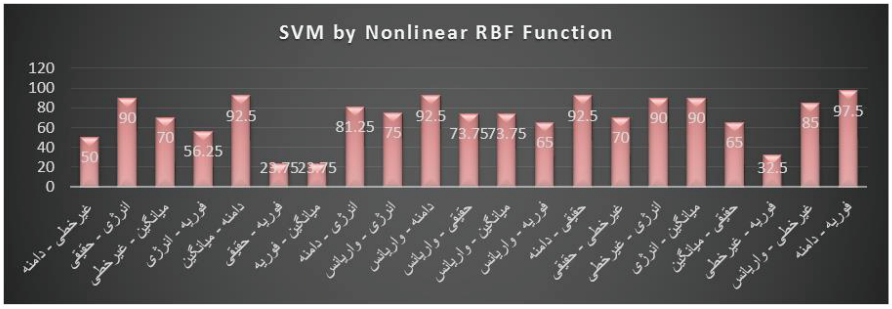
شکل(۲۰) احتمال تفکیک تومور با روش تابع غیرخطی و تابع کرنل *Quadratic*



شکل(۲۱) احتمال تفکیک تومور با روش تابع غیرخطی و تابع کرنل ***Polynomial***



شکل(۲۲) احتمال تفکیک تومور با روش تابع غیرخطی و تابع کرنل ***MLP***



شکل(۲۳) احتمال تفکیک تومور با روش تابع غیرخطی و تابع کرنل ***RBF***

جدول (۲) نشان‌دهنده مقایسه روش‌های مختلف تقطیع و همچنین میزان دقت در تفکیک دو نوع تومور می‌باشد. همان‌طور که در جدول (۱) و جدول (۲) نشان داده شده است روش پیشنهادی، هم به لحاظ تقطیع ازنظر تطبیق با تومور و هم به لحاظ روش کلاسه‌بندی، از دقت بالاتری نسبت بهروش‌هایی که تاکنون مطرح شده است برخوردار می‌باشد.

جدول (۲) مقایسه روش ارائه‌شده با روش‌های پیشین

نویسنده	سال	روش پیش‌پردازش	روش تقطیع	ویژگی استخراج‌شده	روش کلاسه‌بندی	دقت	مرجع
Ed-Edily Mohd	2014	Median filter	Watershed	-	Modified histogram clustering	%۹۲	[۳۲]
M.Nagori	2013	Graph scanning method	Weighted k-means with z-score algorithm	Graph scanning algorithm	J48 graph algorithm	۹٤,۷۳ %	[۳۳]
R.Reddy	2013	Canny edge detection	Fuzzy c-means algorithm	-	-	%۹۱	[۳٤]
Our method	2015	-	Gabor filter	7 features based on gabor	SVM	۹۷,٥ %	روش پیشنهادی

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله با استفاده از فیلتر گابور استخراج ویژگی برای تفکیک دو نوع تومور مغزی به‌صورت خودکار صورت گرفته به‌طوری‌که نیازی به مشخص کردن تعداد نقاط بر روی تصویر نیست. الگوریتم پیشنهادی بر اساس ویژگی نشان می‌دهد که ترکیب دو تابع تبدیل فوریه گابور و دامنه تبدیل گابور در تصویر تقطیع شده بر اساس ۲۱ ویژگی، بهترین حالت برای جداسازی دو تومور مغزی گلیوبلاستوفرم مولتی فرم و الیگودندروگلیوم را دارا می‌باشد. همچنین به‌منظور افزایش دقت تفکیک، روش استفاده شده در تفکیک دو تومور بر اساس ماشین بردار پشتیبان بر اساس سه دسته کلی: خطی جدایی‌پذیر، خطی جدایی‌ناپذیر و غیرخطی بررسی شده است به‌طوری‌که خود روش غیرخطی، با تغییر تابع کرنل نتایج متفاوتی را نشان داد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که بهترین تفکیک بر اساس تابع غیرخطی و همچنین استفاده از تابع کرنل RBF اتفاق می‌افتد که در آن دو ویژگی تبدیل فوریه گابور و همچنین دامنه تبدیل گابور بهترین حالت را برای تفکیک ایجاد می‌کنند.

تشکر و قدردانی

نویسندگان از همکاری آقای دکتر مهدی صادق زاده به جهت مشاوره‌های ارزشمندشان کمال تشکر و سپاسگزاری را دارند.

مراجع

[1] G. Sze, E. Milano, C. Johnson, L. Heier, “Detection of brain metastases: comparison of contrast-enhanced MR with unenhanced MR and enhanced CT”, American Journal of Neuroradiology, Vol. 11, pp. 785–791, 1990.

[2] Mortazavi D, Kouzani AZ, Soltanian-Zadeh H., “Segmentation of multiple sclerosis lesions in MR images: a review”, American Journal of Neuroradiology, vol. 54, pp.299–320, 2011.

[3] Lee M, Street W., “Dynamic learning of shapes for automatic object recognition”, In Proceedings of the 17th workshop machine learning of spatial knowledge, pp. 44–9, 2000.

[4] Kharrat A, Benamrane N, Messaoud M, Abid M., “Detection of brain tumor in medical images”, In 3rd IEEE international conference on signals, circuits and systems, pp. 1–6, 2009.

[5] Kabir Y, Dojat M, Scherrer B, Forbes F, Garbay C., “Multimodal MRI segmentation of ischemic stroke lesions”, In Proceedings of the 29th annual international conference of IEEE-EMBS, pp. 1595–8, 2007.

[6] Lemieux G, Krakow K, Woermann F., “Fast, accurate, and reproducible automatic segmentation of the brain in weighted volume MRI data”, Magnetic Resonance in Medicine, vol. 42, pp.127–35, 1999.

[7] Tang H, Wu E, Ma Q, Gallagher D, Perera G, Zhuang T., “MRI brain image segmentation by multi-resolution edge detection and region selection”, Computer MedImaging Graph, vol. 24, pp.349–57, 2000.

[8] Liew AWC, Yan H., “An adaptive spatial fuzzy clustering algorithm for 3-D MR image segmentation”, IEEE Trans. Med. Image, vol. 22, pp.1063–75, 2003.

[9] Ahmed S, Iftekharuddin KM, Vossough A., “Efficacy of texture, shape, and intensity feature fusion for posterior-Fossa tumor segmentation in MRI”, IEEE Tran. INF. Technology Biomedical, vol. 15, pp.206–13, 2011

[10] M.A. Balafar, A.R. Ramli, M.I. Saripan, S. Mashohor, “Review of brain MRI image segmentation methods”, Artificial Intelligence Review, vol. 33, pp. 261–274, 2010.

[11] Dzung L. Pham, Xu Chenyang, Jerry L. Prince, “A Survey of Current Methods in Medical Image Segmentation”, in Technical Report JHU/ECE-99-01, Annual Review of Biomedical Engineering, 1998.

[12] S.D. Olabarriaga, A.W. Smeulders, “Interaction in the segmentation of medical images: a survey”, Medical Image Analysis, vol. 5, pp. 127–142, 2001.

[13] Li Ma, R.C. Staunton, “A modified fuzzy C-means image segmentation algorithm for use with uneven illumination patterns”, Pattern Recognition, vol. 40, pp. 3005–3011, 2007.

[14] F.B. Tek, A.G. Dempster, I. Kale, “Noise sensitivity of watershed segmentation for different

[25] Corso. JJ; Sharon, E; Dube .S; E1 saden S more authors "Efficient Multilevel Brain Tumor segmentation with integrated Bayesian model classification'' IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 27, Issues 5, pp. 629-640, 2008.

[26] Kumar, V. Verma, H.K.; Singh, D. "SVM Based System for classification of Microcalcifications in Digital Mammograms", in Proceedings of the 28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS '06), pp. 4747–4750, New York, USA September 200,.

[27] M. Wels, G. Camerio, A. Aplas, M. Huber, J. Homegger, D. Comaniciu, "A Discriminative Model-Constrained Graph Cuts Approach to Fully Automated Pediatric Brain Tumor Segmentation in 3-D MRI", Springer, Medical image computing and computer-Assisted intervention, vol. 5241, pp. 67-75. 2008

[28] Cobzas, D.; Dept. of Comput. Sci., Univ. of Alberta, Edmonton, AB, Canada; Schmidt, M. "Increased discrimination in level set methods with embedded conditional random fields" IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), vol. 2, pp. 328-335, 2009.

[29] T. Wang, I. Cheng, and A. Basu, "Fluid Vector Flow and Applications in Brain Tumor Segmentation", IEEE Transaction on Biomedical Engineering, Vol. 56, N0. 3, March 2009.

[30] B. H. Menze, K. V. Leemput, D. Lashkari, M. A. Weber, N. Ayache, and P. Golland, "A Generative Model for Brain Tumor Segmentation in Multi-Modal Images", Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), vol. 13, pp. 151–159, 2010.

[31] S. Bauer, L. P. Nolte, and M. Reyes, "Fully Automatic Segmentation of Brain Tumor Images Using Support Vector Machine Classification in Combination with Hierarchical Conditional Random Field Regularization", International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), vol. 14, pp. 354–361, 2011.

[32] Ed-Edily Mohd, Azhari, Muhd, Mudzakkir Mohd, Hatta," Brain Tumor Detection and Localization InMagnetic Resonance Imaging", connectivity: experimental study", Electronic Letters, vol. 40, pp. 1332–1333, 2004.

[15] Bovik AC, Clark M, Geisler WS, "Multichannel texture analysis using localized spatial filters", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell (PAML), vol. 12, pp. 12: 55-73, 1990.

[16] Ferrari RJ, Rangayyan RM, Desautels JE, "Analysis of asymmetry in mammograms via directional filtering with Gabor wavelets", IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 20, pp. 953-964, 2001.

[17] W. Chen, R. Smith, N. Nabizadeh, K. Ward, C. Cockrell, J. Ha, And K. Najarian, "Texture Analysis of Brain CT Scans For Icp Prediction," Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2010.

[18] O. Ludwig Junior, D. Delgado, V. G. Alves, U. Nunes, "Trainable Classifier-Fusion Schemes: An Application to Pedestrian Detection," IEEE Conference on Intelligent Transportation System, 2009.

[19] Dalal, N. And Triggs, B., "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection", In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 886-893, 2005.

[20] Qurat-Ul-Ain and Gh. Latif et al, "Classification and Segmentation of Brain Tumor Using Texture Analysis," Recent Advances In Artificial Intelligence, Knowledge Engineering and Data Bases, pp. 147-155, 2010.

[21] M R Haralick, "Textural Features for Image Classification," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics (SMC), vol. 3, No. 6, pp. 610-621, 1973.

[22] M.M. Galloway, "Texture Analysis Using Grey Level Run Length," Computer Graphics Image Processing, vol. 4, pp. 172-179, June 1975.

[23] L. M. Fletcher-Heath, L. O. Hall, D. B. Goldgol, F. R. Murtagh, "Automatic segmentation of non-enhancing brain tumors in magnetic resonance images", Elsevier Journal, vol. 21, Issues, 1-3, PP. 43-63, 2001.

[24] M. Prastawa, E. Bullitt, S. Ho, G. Gerig, "A brain tumor segmentation framework based on outlier detection", Elsevier Journal, Vol. 8, Issue 3, pp. 275-283, 2004.

International Journal of Information Technology Convergence and Services, Vol. 4, No. 2, pp. 1-15, 2014.

[33] Meghana Nagori, Shivaji Mutkule, and Praful Sonarkar, “Detection of Brain Tumor by Mining fMRI Images”, International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, Vol. 2, Issue 4, 2013.

[34] Ramaswamy Reddy, A., Prasad, E. V., andReddy, L.S. S., “ Comparative Analysis of Brain Tumor Detection using Different Segmentation Techniques” International Journal of Computer Applications, Vol .82 , 2013.