

ارزیابی بخش‌بندی توأم با تصحیح میدان بایاس تصاویر MR مغز انسان توسط روش‌های تنظیم سطح و مؤلفه‌های ذاتی ضرب‌شونده

اکبر علی‌پور صیفار^۱، کارشناس ارشد؛ موسی شمس^۲، دانشیار

۱- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه آزاد واحد علوم و تحقیقات - تبریز - ایران - spot261@gmail.com

۲- دانشکده مهندسی پزشکی - دانشگاه صنعتی سهند - تبریز - ایران - shamsi@sut.ac.ir

چکیده: بخش‌بندی تصاویر MR مغز یک مساله مهم در محاسبات پردازش تصاویر پزشکی است. در این تصاویر، بخش‌بندی به‌وسیله یک عامل درونی به‌نام ناهمگنی شدت دچار خطا می‌گردد که این ناهمگنی به‌دلیل وجود هم‌پوشانی در بین شدت بافت‌های مغزی است و اغلب باعث کلاس‌بندی نادرست بافت‌های مغزی می‌گردد. در این مقاله دو روش پیشنهادی جهت بخش‌بندی و اصلاح بایاس این تصاویر مطرح می‌شود که از طریق دو الگوریتم تنظیم سطح (LSM) و بهینه‌سازی مؤلفه‌های ذاتی ضرب‌شونده (MICO) پیاده‌سازی می‌گردند. روش‌های مطرح‌شده در این مقاله عبارت‌اند از: اصلاح بایاس تصاویر MR مغز انسان توسط یکی از دو الگوریتم فوق و بخش‌بندی آن توسط الگوریتم دیگر و بالعکس. هدف، بررسی کارایی روال تصحیح بایاس و بخش‌بندی هر الگوریتم به‌صورت جدا و ارزیابی کمی و کیفی نتایج حاصله و انتخاب الگوریتم مناسب جهت به‌دست آوردن نواحی سه‌گانه بافت‌های مغزی (WM، GM و CSF) است. تحلیل‌های کمی و کیفی بر روی نتایج، دقت بالای ۹۰ درصدی را برای ناحیه حاوی CSF با استفاده از الگوریتم MICO و همچنین به همین میزان برای نواحی WM و GM توسط الگوریتم LSM را نشان داد. با استفاده از این نتایج می‌توان الگوریتم بهینه جهت اصلاح بایاس و بخش‌بندی هر ناحیه را انتخاب کرد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم تنظیم سطح، بهینه‌سازی مؤلفه‌های ذاتی ضرب‌شونده، اصلاح میدان بایاس، بخش‌بندی، تصاویر تشدید مغناطیسی.

Evaluation of Segmentation and Bias Field Correction in MR Brain Images Using Level Set and Multiplicative Intrinsic Component Optimization Methods

A. Alipour Sifar¹, MSc; M. Shamsi², Associate Professor

1- Faculty of Electrical Engineering, Islamic Azad University Science & Research, Tabriz, Iran, Email: spot261@gmail.com

2- Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran, Email: shamsi@sut.ac.ir

Abstract: Segmentation of brain MR images is a major issue in medical image processing computations. In these images, segmentation is failed by the existence of internal artifact which is called intensity inhomogeneity due to the existence of overlap effect among brain tissue intensities which often causes false classification of brain tissues. In this paper, two suggested methods for segmentation and bias field correction arises, which these images are implemented through the level set (LSM) and multiplicative intrinsic component (MICO) algorithms. Methods outlined in this article include: bias field correction of the human brain MR images by one of these algorithms and segmentation by other algorithm and vice versa. Quantitative and qualitative analysis on the final results showed, accuracy above 90% for the area containing the CSF using the MICO algorithm as well as the areas WM and GM by LSM algorithm. These results can be used to select efficient algorithm to correct the bias field and segmenting each area, separately.

Keywords: Level set algorithm, multiplicative intrinsic component optimization, bias field correction, segmentation, magnetic resonance images.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۶/۰۲/۲۰

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۶/۰۷/۲۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۰۷/۲۸

نام نویسنده مسئول: موسی شمس

نشانی نویسنده مسئول: تبریز - دانشگاه صنعتی سهند - دانشکده مهندسی پزشکی - گروه بیوالکترونیک.

۱- مقدمه

روش‌هایی از این نوع اغلب در انجام یک روال تصحیح با یاس رضایت‌بخش، دچار خطا می‌شوند [۱۱]. داوانت و همکاران [۱۲] روشی را مطرح کردند که میدان ناهمگنی را از طریق متناسب‌سازی با یک سری نوارهای باریک نسبت به نقاط مرجع، تخمین می‌زد. روش دیگری که مطرح شد، یک روش ثابت تکه‌ای (Piecewise Constant) به نام N_3 بود که بر مبنای نمودار هیستوگرام شدت برای تصحیح میدان بایاس مطرح شد. هدف آن استخراج میدان بایاس نرمی است که به صورت بهینه‌ای هیستوگرام شدت را برای تصحیح میدان بایاس تیز می‌کند [۳]. در این مقاله، دو روش مطرح‌شده و پربازده جهت انجام هم‌زمان عملیات تصحیح بایاس و بخش‌بندی تصاویر ام.آر.مغز را مطرح می‌کنیم. اولی روش (LSM) [۱۳] و دومی، روش (MICO) [۱۴] است. هر دو این روش‌ها عملیات اصلاح میدان بایاس و بخش‌بندی را به‌طور هم‌زمان انجام می‌دهند. هدف اصلی در این مقاله، مقایسه خروجی تصحیح بایاس این دو الگوریتم و تأثیرات آن بر روی خروجی بخش‌بندی آن‌ها است. همچنین به‌عنوان یک راه‌کار جدید که در این مقاله ارائه می‌شود، جهت تحلیل‌های کمی و کیفی بهتر خروجی اصلاح بایاس و بخش‌بندی این دو الگوریتم، خروجی تصحیح بایاس هر یک از این الگوریتم‌ها را به ورودی دیگر الگوریتم اعمال و نتایج آن را به دست می‌آوریم. هدف از این کار مقایسه تأثیر روال تصحیح میدان بایاس هر کدام از الگوریتم‌ها در حالتی است که یک‌بار با استفاده از خروجی تصحیح بایاس و بخش‌بندی هر الگوریتم به‌طور جدا و مستقل و بار دیگر با استفاده از روال خروجی تصحیح بایاس الگوریتم دیگر است. در این حالت به‌صورت جداگانه قدرت و نیرومندی خروجی تصحیح بایاس هر الگوریتم و تأثیر آن در نتیجه بخش‌بندی الگوریتم دیگر مشخص می‌شود.

ادامه این مقاله بدین صورت سازماندهی شده است. در بخش دوم الگوریتم پیشنهادی مطرح می‌شود. در بخش سوم به شبیه‌سازی الگوریتم‌ها و تحلیل داده‌های به‌دست‌آمده می‌پردازیم. در بخش چهارم ارزیابی کمی داده‌ها انجام گرفته و نهایتاً در بخش پنجم نتیجه‌گیری نهایی را خواهیم داشت.

۲- روش پیشنهادی

همان‌گونه که ذکر گردید هدف، تشریح روش‌هایی است که به‌طور هم‌زمان عملیات اصلاح میدان بایاس حاصل از ناهمگنی‌های شدت در تصاویر ام.آر.مغز و عملیات بخش‌بندی تصویر به سه ناحیه GM ، WM و CSF را به‌طور هم‌زمان انجام می‌دهند. بعلاوه بررسی تأثیرات این اصلاح میدان بایاس برای هر کدام از الگوریتم‌ها جهت بخش‌بندی بهتر نواحی مغزی به‌طور مستقل و بررسی نتایج نهایی این روش‌ها مطرح است. فلوجارت الگوریتم پیشنهادی در حالت کلی عبارت است از: روش اول یا انجام اصلاح بایاس تصاویر با الگوریتم LSM و بخش‌بندی آن‌ها با الگوریتم MICO. روش دوم یا انجام اصلاح بایاس تصاویر با الگوریتم

ناهمگنی‌های شدت اغلب در تصاویر موجود در دنیای واقعی به‌دلیل وجود فاکتورهای متنوعی روی می‌دهند. تغییرات مکانی در روشنایی و وجود ضعف دقت در دستگاه‌های تصویربرداری، نمونه‌ای از مشکلات و مسائل موجود در پردازش تصاویر ام.آر. هستند. در تصاویر ام.آر. مغز بخش‌بندی به‌وسیله یک عارضه ذاتی به‌نام ناهمگنی شدت چالش‌برانگیز است که اثر خود را به صورت تغییرات آرام شدت در یک بافت در کل حوزه تصویر آشکار می‌کند. به‌دلیل ناهمگنی‌های شدت در بین محدوده شدت بافت‌های متفاوت، هم‌پوشانی وجود دارد که اغلب باعث کلاس‌بندی نادرست بافت‌ها می‌شود. بنابراین اغلب یک گام الزامی جهت رفع و پاک نمودن ناهمگنی‌های شدت از طریق یک روال تصحیح بایاس نامیده می‌شود، قبل از تحلیل کمی داده‌ها لازم است. اصلاح میدان بایاس از طریق تخمین این میدان در تصاویر ام.آر. و در ادامه از تقسیم تصاویر اصلی بر این نوع تصویر اصلاح بایاس شده، انجام می‌گیرد. الگوریتم‌های قدیمی از قبیل الگوریتم‌های C-Means، K-Means، آستانه‌گیری و تشخیص لبه، اغلب در وجود ناهمگنی‌های شدت در تصاویر با نوعی عدم موفقیت در بخش‌بندی مواجه می‌شوند. برای این نوع از الگوریتم‌ها باید یک عمل تصحیح بایاس در یک فرآیند جداگانه انجام گردد تا ناهمگنی‌های شدت رفع گردند. بعضی از الگوریتم‌های پیشرفته‌تر دارای یک مکانیسم داخلی برای از بین بردن ناهمگنی‌های شدت هستند. این روش‌ها به‌طور نوعی در مابین روش‌های تخمین میدان بایاس و بخش‌بندی تصویر در یک فرآیند تکراری قرار دارند. به‌طور مثال ولز و همکاران [۱] یک راه‌حل بر مبنای الگوریتم بیشینه‌سازی امید ریاضی برای انجام هم‌زمان دو عمل تخمین میدان بایاس و بخش‌بندی تصویر را توسعه دادند. در مقاله‌ای دیگر فام و پرنس [۲] یک روش کمی‌سازی انرژی برای بخش‌بندی و تخمین میدان بایاس تحت الگوریتم متوسط فازی با عنوان AFCM مطرح کردند. همچنین در مقاله‌ای دیگر فام [۳] الگوریتم AFCM را به یک فرمولاسیون بهبودیافته از طریق اضافه نمودن مکانیسم تنظیم مکانی روی توابع عضویت یک بافت، گسترش داد.

روش‌های تصحیح بایاس موجود می‌توانند به‌طور گسترده‌ای به دو کلاس کلی تقسیم شوند. روش‌های آینده‌نگر و روش‌های بازنگری شده [۹، ۱۰، ۱۱-۱۴]. روش‌های آینده‌نگر سعی دارند تا از ناهمگنی‌های شدت در فرآیند اکتساب از طریق استفاده از سخت‌افزار اختصاصی یا رشد ناحیه‌ای ویژه اجتناب ورزند. این روش‌ها قادرند تا برخی از ناهمگنی‌های شدتی که از اسکنرها به‌وجود آمده‌اند را تصحیح کنند، اما از رفع ناهمگنی‌هایی که وابسته به بیمار هستند، عاجز می‌باشند [۱۰]. در مقابل روش‌های آینده‌نگر، روش‌های بازنگری‌شده یا روش‌های گذشته‌نگر به‌طور انحصاری بر روی اطلاعات همراه تصویر اکتساب شده، تکیه دارند. بنابراین می‌توانند برای حذف ناهمگنی‌های شدت به‌وجودآمده به‌وسیله تأثیرات وابسته به بیمار اعمال گردند [۱۱]. یکی از روش‌های بازنگری‌شده، استفاده از فیلتر همومورفیک است [۴].

۲-۱- الگوریتم تنظیم سطح

MICO و بخش‌بندی آن‌ها با الگوریتم LSM. در شکل ۱ فلوچارت مراحل فوق‌رسم گردیده است.

۲-۱-۱- مقدمه

الگوریتم تنظیم سطح بر مبنای ناحیه‌بندی است. بیشتر الگوریتم‌های بخش‌بندی بر مبنای ناحیه‌بندی بوده و به دلیل وجود ناهمگنی شدت دچار شکست می‌شوند. دلیل اصلی به‌علت هم‌پوشانی محدوده شدت‌ها در تصاویر است. روش تنظیم سطح در اصل از یک فن عددی برای دنبال نمودن خطوط اتصال و اشکال استفاده می‌کند. در این روش کانتورها یا رویه‌ها تحت تابع تنظیم سطح صفر از یک تابع با ابعادی بالاتر نشان داده می‌شود که تابع تنظیم سطح نامیده می‌شود. روش‌های تنظیم سطح موجود برای بخش‌بندی به دو کلاس عمده تقسیم می‌شوند:

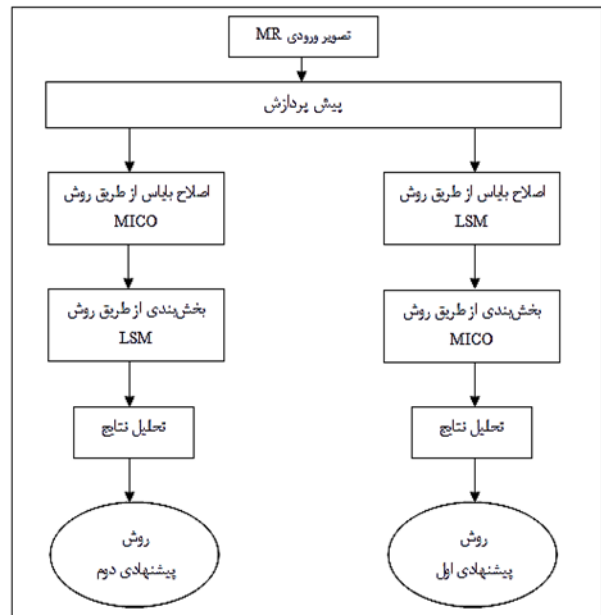
الف) مدل‌های مبتنی بر ناحیه‌بندی [۲۱-۱۶] (ب) مدل‌های مبتنی بر لبه [۲۶-۲۲]. الگوریتم‌های مبتنی بر ناحیه‌بندی، هر ناحیه موردنظر را با استفاده از توصیف‌گر یک ناحیه معین، شناسایی می‌کنند تا از این طریق حرکت کانتورهای فعال را هدایت کنند. یک مثال رایج مدل‌های ثابت تکه‌ای یا (PC) هستند. مدل‌های مبتنی بر لبه از اطلاعات لبه برای بخش‌بندی تصویر استفاده می‌کنند. فرض این مدل‌ها، ناهمگن بودن شدت در تصاویر است. عیب این روش‌ها در حالت کلی حساسیت به شرایط آغازین و فقدان نواحی که دارای مرز نازکی می‌باشند، است [۲۷]. مراحل انجام الگوریتم تنظیم سطح به قرار زیر است: ۱- از تصاویری که دارای ناهمگنی شدت هستند، ویژگی خوشه‌بندی شدت محلی یا همان توصیف‌گر ناحیه استخراج می‌شود. ۲- این معیار خوشه‌بندی شدت محلی با مرکز همسایگی هر پیکسل یکپارچه‌سازی می‌گردد تا یک تابع انرژی را تعریف کند که تابع انرژی تنظیم سطح نامیده می‌شود. ۳- با کمینه‌کردن این انرژی که از طریق پردازش بین لایه‌ای از رشد تنظیم سطح انجام می‌شود، بخش‌بندی و تخمین میدان بایاس به دست می‌آید. در ادامه و با تقسیم تصویر اصلی بر این تصویر تخمین میدان بایاس شده، اصلاح میدان بایاس انجام می‌شود.

۲-۱-۲- روش بخش‌بندی و اصلاح میدان بایاس

فرض می‌شود Ω حوزه تصویر و I یک تصویر خاکستری باشد. در این صورت بخش‌بندی تصویر I به وسیله جستجو برای یافتن کانتور C که حوزه تصویر را به نواحی جداگانه $\Omega_1, \dots, \Omega_N$ جدا می‌کند، انجام می‌شود. یک تابع از نوع تکه‌ای نرم یا (PiecewiseSmooth) به نام u که تصویر I و هر ناحیه Ω_i درون آن را که نرم هم است، تقریب می‌زند. این روند به صورت یک فرمول کمینه‌سازی مطرح می‌شود [۱۳].

$$F(u, c) = \int (I - u)^2 dx + \mu \int_{\Omega/c} |\nabla u|^2 dx + \mathcal{G}|c| \quad (1)$$

جایی که $|c|$ اندازه کانتور C با ضریب ثابت \mathcal{G} است. از سمت راست رابطه (۱) اولین جمله، جمله داده است که u را مجبور می‌کند به



شکل ۱: فلوچارت روش پیشنهادی

با توجه به شکل ۱ و فلوچارت رسم شده، در ابتدا تصاویر ام.آر وارد مرحله پیش‌پردازشی می‌شوند. در این مرحله با استفاده از الگوریتم تبدیل فوریه سریع FFT [۱۵] و پیاده‌سازی نرم‌افزاری آن، عملیات حذف نویز و حذف مجسمه انجام می‌گردد. در ادامه تصاویر به دست آمده از مرحله پیش‌پردازشی ابتدا با روش پیشنهادی اول مورد پردازش قرار می‌گیرند. در این روش این تصاویر جهت اصلاح میدان بایاس به الگوریتم LSM اعمال می‌شوند. خروجی اصلاح بایاس شده این الگوریتم در ادامه جهت بخش‌بندی به نواحی سه‌گانه WM، GM و CSF به الگوریتم MICO اعمال می‌شوند. در نهایت تصاویر اصلاح بایاس شده و بخش‌بندی شده برای تحلیل نتایج به دست آمده وارد مرحله ارزیابی کمی داده‌ها می‌شوند. در مورد روش پیشنهادی دوم نیز ترتیب کار به همین صورت است، منتهی این بار برای اصلاح بایاس از الگوریتم MICO و برای بخش‌بندی از الگوریتم LSM استفاده می‌گردد. لازم به ذکر است که روال تصحیح بایاس و بخش‌بندی هر الگوریتم به صورت جدا انجام می‌شود. همچنین کلیه مراحل فوق به صورت پیاده‌سازی نرم‌افزاری بوده و به وسیله نرم‌افزار متلب انجام گرفته است.

مراحل گفته شده در بالا به طور بسیار دقیقی خروجی اصلاح بایاس شده تصاویر ام.آر مغزی حاصل از این الگوریتم‌ها را مورد بررسی کمی و کیفی قرار داده و همچنین با انجام عملیات بخش‌بندی هم‌زمان، تأثیرات آن‌ها را بر روی نتایج بخش‌بندی هر کدام مورد بررسی قرار می‌دهد.

۲-۲-۲- روش بخش‌بندی و تخمین میدان بایاس

همان گونه که ذکر شد، برای یک تصویر u ، آ.آ. داریم:

$$I(x) = b(x) * J(x) + n(x)$$

در این رابطه، $J(x)$ شدت تصویر در وکسل x و حقیقی است. $b(x)$ میدان بایاس تصویر و $n(x)$ نویز اضافه شونده با میانگین صفر است. فرض می‌شود b دارای تغییرات نرمی باشد. تصویر حقیقی $J(x)$ ویژگی بافتی را که از آن تصویربرداری شده است را مشخص می‌کند. در حالت ایده‌آل یک مقدار خاص را برای یک بافت مشابه برمی‌دارد. فرض می‌شود J به‌طور تقریبی یک مقدار ثابت C_i برای تمام نقاط پیکسل‌های x در i امین بافت را دارد. بنابراین تخمین میدان بایاس و بخش‌بندی به‌صورت یک مساله کمینه‌سازی انرژی، تخمین دو مؤلفه ذاتی فوق است. برای تخمین تصویر J از ویژگی PC و از ویژگی تغییرات نرم میدان بایاس برای b استفاده می‌کنیم. تصویر حقیقی $J(x)$ به‌طور تقریبی با یک مقدار ثابت C_i برای وکسل x در i امین بافت می‌تواند از طریق توابع عضویت U_i علامت‌گذاری گردد. در موارد ایده‌آل فرض می‌شود که هر وکسل شامل فقط یک نوع بافت است. در این صورت تابع عضویت باینری خواهد بود؛ اما ممکن است به‌دلیل تأثیر حجم بخش‌بندی مخصوصاً در ارتباط با بافت‌های همسایه شامل بیش از یک بافت باشد، در این حالت توابع عضویت به‌صورت فازی خواهد بود. اگر در حالت باینری باشد، توابع عضویت به‌صورت تابع PC بوده و در حالت فازی PS خواهد بود. از طریق ایجاد محدودیت‌هایی روی میدان بایاس b و تصویر حقیقی J ، می‌توان انرژی $F(b, j)$ را کمینه‌سازی کرد. این انرژی در حالت کلی بدین صورت نوشته می‌شود [۱۴].

$$F(u, c, w) = \int \sum_{i=1}^N |I(x) - w^T G(x) C_i|^2 u_i(x) dx \quad (3)$$

جایی که $J(x)$ تصویر اصلی است. $w^T G(x)$ نمایش برداری از تخمین میدان بایاس و C_i یک مقدار ثابت برای تمام نقاط پیکسل‌های x در i امین بافت است. تابع $G(x)$ نیز یک ترکیب خطی از مجموعه داده شده توابع نرم g_1, \dots, g_M است که نرمی میدان بایاس b را تضمین می‌کند. u_i نیز نشان‌دهنده توابع عضویت است. این رابطه با توابع عضویت باینری یک نتیجه بخش‌بندی سخت را می‌دهد. جهت به‌دست‌آوردن یک نتیجه بخش‌بندی نرم، از توابع عضویت فازی استفاده می‌شود. در حقیقت روش MICO بخش‌بندی و تخمین میدان بایاس را از طریق کمینه‌سازی انرژی $F(u, c, w)$ و در دو حالت استفاده از توابع عضویت باینری و فازی نسبت به محدودیت‌های J ، b انجام می‌دهد [۱۴].

تصویر I نزدیک شود. جمله دوم، جمله نرم‌سازی است که با ضریب ثابت μ ، u را مجبور می‌کند تا در داخل هر ناحیه جداشده توسط کانتور C ، نرم باشد. رابطه $| \nabla_{\mu} |^2$ گرادینان تابع نرم‌سازی است. بنابراین بخش‌بندی تصویر از طریق یافتن تابع تنظیم سطح ϕ و کانتور C که انرژی F را کمینه می‌کند، به‌دست می‌آید.

$$\Omega_1 = \{X : \phi(x) > 0\}, \Omega_2 = \{X : \phi(x) < 0\} \quad (2)$$

جهت تخمین و اصلاح میدان بایاس به‌طور کلی یک تصویر u ، آ.آ. به‌صورت مقابل بیان می‌گردد: $I = bJ + n$ ، جایی که J تصویر حقیقی و b مؤلفه نمایانگر ناهمگنی شدت و n نویز اضافه‌شونده به تصویر است. در این رابطه، J یک معیار توصیف‌گر اشیاء داخل تصویر را اندازه می‌گیرد که فرض می‌شود به‌صورت تابع PC است. از b به‌عنوان مؤلفه میدان بایاس نام برده می‌شود و فرض می‌شود دارای تغییرات نرمی باشد. نویز n نیز می‌تواند یک نویز گوسی با میانگین صفر باشد. در مورد تصویر I فرض‌های زیر مطرح است: ۱- میدان بایاس دارای تغییرات نرمی است. در نتیجه می‌توان b را به‌طور تقریبی با یک عدد ثابت در داخل یک حوزه تقریب زد. ۲- تصویر حقیقی J به‌طور تقریبی N مقدار ثابت مجزای C_1, \dots, C_N را در نواحی جداگانه $\Omega_1, \dots, \Omega_N$ به‌ترتیب برمی‌دارد. بر پایه مدل تصاویر u ، آ.آ. و فرض‌های مطرح‌شده، روشی برای تخمین نواحی به‌دست می‌آید. این تخمین‌ها به‌وسیله $\hat{\Omega}_1, \dots, \hat{\Omega}_N$ و ثوابت $\hat{C}_1, \dots, \hat{C}_N$ و میدان بایاس \hat{b} نشان داده می‌شود. از طریق تخمین فوق انرژی F کمینه و درنهایت بخش‌بندی تصویر و تخمین میدان بایاس هم‌زمان انجام و تصویر اصلاح بایاس به‌صورت رابطه I / \hat{b} محاسبه می‌شود [۱۳].

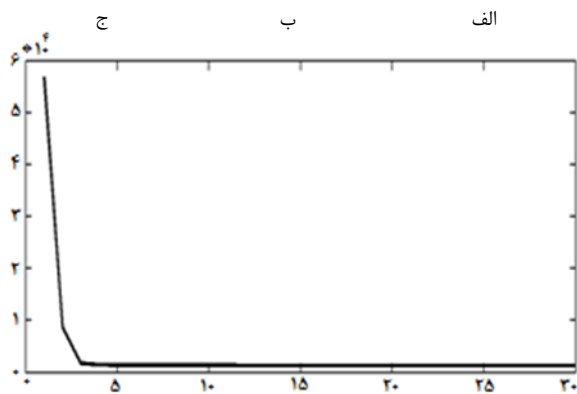
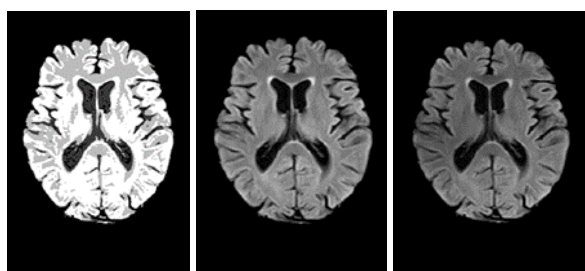
۲-۲- الگوریتم مؤلفه‌های ذاتی ضرب‌شونده

۲-۲-۱- مقدمه

همان‌گونه که در تشریح الگوریتم قبلی ذکر شد، به‌دلیل ناهمگنی‌های شدت در بافت‌های متفاوت هم‌پوشانی وجود دارد که باعث کلاس‌بندی نادرست بافت‌ها می‌شود. بنابراین جهت رفع ناهمگنی شدت از روال تصحیح بایاس استفاده می‌شود. الگوریتم MICO تصویر حقیقی که ویژگی فیزیکی یک بافت است و میدان بایاس آن که به‌عنوان ناهمگنی شدت به‌حساب می‌آید را به‌همراه ویژگی مکانی مربوطه مشخص می‌کند. در این الگوریتم نیز تخمین میدان بایاس و بخش‌بندی تصویر به‌صورت هم‌زمان و به‌وسیله یک فرآیند کمینه‌سازی انرژی به‌دست می‌آید [۱۴].

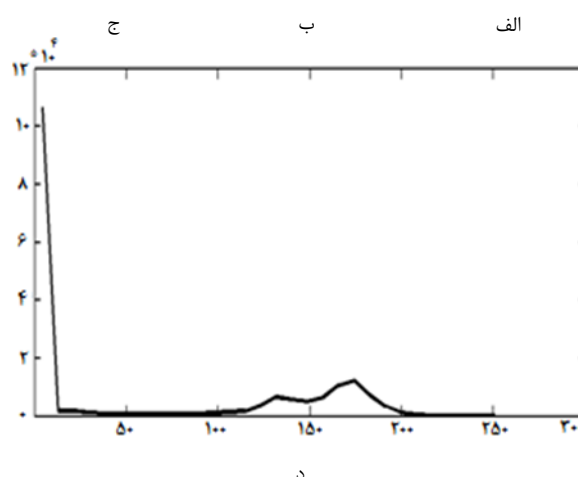
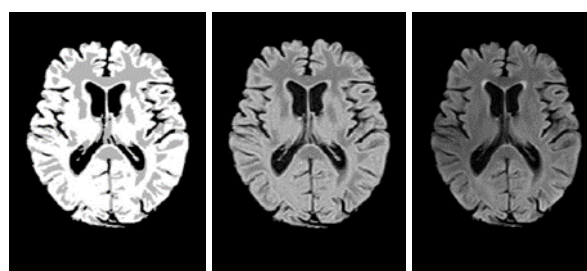
۳- ارزیابی نتایج

برای ارزیابی نتایج روش‌های پیشنهادی از ۳۰ رشته تصویر ام.آر.م مربوط به پایگاه داده موسسه تصویربرداری پزشکی یژواک تبریز استفاده کردیم. تصاویر فوق همگی بر وزن T_2 و به صورت Axial بوده و دارای ضخامت ۵ میلی‌متر و با اسکنرهای ۱/۵ تسلا تهیه شده‌اند. در ابتدا تصاویر موردنظر را به ورودی الگوریتم LSM اعمال کردیم. این الگوریتم به طور هم‌زمان عملیات بخش‌بندی و اصلاح میدان بایاس را انجام و سه ناحیه متشکله بافت مغزی یا WM، GM و CSF را به دست می‌دهند. در مرحله بعدی تصاویر پایگاه داده به الگوریتم MICO ارائه و از آنجاکه این الگوریتم نیز عملیات اصلاح میدان بایاس و بخش‌بندی را به صورت هم‌زمان انجام می‌دهد، در خروجی تصویری شامل سه ناحیه بافت اصلی مغز ظاهر گردید. شکل‌های ۲ و ۳ به ترتیب نتایج اصلاح میدان بایاس و بخش‌بندی را برای یک بافت مغزی نمونه که از پایگاه داده انتخاب شده را برای هر الگوریتم به صورت جداگانه نشان می‌دهند.



شکل ۳: نتایج اصلاح میدان بایاس و بخش‌بندی الگوریتم MICO (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر اصلاح بایاس (ج) تصویر بخش‌بندی (د) نمودار کمینه‌سازی انرژی

همان گونه که در هیستوگرام شکل ۲ دیده می‌شود، دو پیک بسیار خوب و مجزا وجود دارد که نشان‌دهنده نواحی جدا شده بوده و در هیستوگرام تصویر اصلی به دلیل وجود ناهمگنی شدت دیده نمی‌شوند. برای شکل شماره ۳ نیز منحنی انرژی نسبت به تعداد تکرار رسم گردیده است که به وضوح روند کمینه‌سازی انرژی توسط الگوریتم MICO در یک فرآیند تکراری را نشان می‌دهد. در این بخش، جهت مقایسه نتایج به دست آمده و ارزیابی کمی الگوریتم‌های ارائه شده، برای هر الگوریتم دو حالت دیگر در نظر گرفتیم. ابتدا تصویر ورودی اصلی را با الگوریتم LSM تصحیح بایاس کرده و سپس خروجی اصلاح بایاس شده آن را جهت ارزیابی نتایج بخش‌بندی از طریق سه روش مورد آزمایش قرار دادیم. ابتدا با روش دستی بخش‌بندی نموده و نواحی سه‌گانه GM، WM و CSF را به دست می‌آوریم. در ادامه به وسیله الگوریتم آستانه‌گیری چندگانه اتسو [۲۸] و در نهایت با الگوریتم LSM عملیات بخش‌بندی را بر روی همان تصاویر اصلاح بایاس شده انجام می‌دهیم. در حالت دوم با الگوریتم MICO تصویر اصلی را اصلاح بایاس کرده و مراحل ذکر شده در بالا را تکرار می‌کنیم. شکل ۴ نتایج بخش‌بندی حاصل از روال تصحیح بایاس الگوریتم LSM را نشان می‌دهد. این نمودار درصد تعداد پیکسل‌های بخش‌بندی شده به هر یک از الگوریتم‌ها را نمایان می‌کند. شکل ۵ نیز نتایج خروجی نمودار الگوریتم MICO را نشان می‌دهد.



شکل ۴: نتایج اصلاح میدان بایاس و بخش‌بندی الگوریتم تنظیم سطح (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر اصلاح بایاس شده (ج) تصویر بخش‌بندی (د) نمودار هیستوگرام تصویر اصلاح بایاس شده

دقت کلاس‌بندی، نرخ غلط بودن مثبت، نرخ غلط بودن منفی، نرخ درست بودن مثبت یا شاخص حساسیت (S) و نرخ درست بودن منفی یا شاخص خاص بودن (SP).

$$Jaccard(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A| + |B|}, Dice(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (4)$$

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + FP + FN + TN) \quad (5)$$

$$SP = \frac{TN}{TN + FP}, S = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$FPR = \frac{FP}{TP + FN}, FNR = \frac{FN}{TP + FN} \quad (7)$$

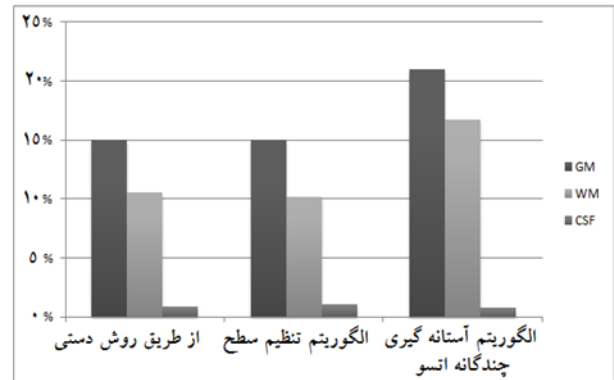
نتایج ارزیابی کمی شاخص‌ها در جداول ۱ و ۲ برای ناحیه GM آمده است.

جدول ۱: مقادیر شاخص‌ها برای ناحیه GM با الگوریتم LSM

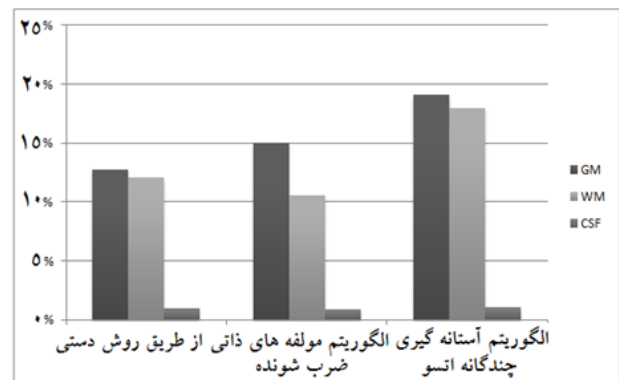
تصویر	Jaccard	Dice	Accuracy	FPR	FNR	TPR	TNR
۱	-۰/۷۵۴۳	-۰/۸۶۰۰	-۰/۹۳۲۳	-۰/۰۴۲۲	-۰/۱۴۶۹	-۰/۸۵۳۱	-۰/۹۵۷۸
۲	-۰/۸۲۸۵	-۰/۹۰۶۲	-۰/۹۵۶۷	-۰/۰۲۴۸	-۰/۱۰۳۹	-۰/۸۹۶۱	-۰/۹۷۵۲
۳	-۰/۵۸۹۳	-۰/۷۴۱۶	-۰/۸۸۳۵	-۰/۰۶۹۶	-۰/۲۷۳۶	-۰/۷۲۶۴	-۰/۹۳۰۴
۴	-۰/۷۵۴۸	-۰/۸۵۹۶	-۰/۹۴۵۸	-۰/۰۳۵۴	-۰/۱۳۳۷	-۰/۸۶۶۳	-۰/۹۶۴۶
۵	-۰/۷۳۷۲	-۰/۸۴۸۷	-۰/۹۴۳۰	-۰/۰۳۷۹	-۰/۱۴۰۵	-۰/۸۵۹۵	-۰/۹۶۲۱
۶	-۰/۷۹۷۹	-۰/۸۸۷۶	-۰/۹۵۷۵	-۰/۰۲۷۶	-۰/۱۰۶۷	-۰/۸۹۳۳	-۰/۹۷۲۴
۷	-۰/۶۸۴۳	-۰/۸۱۲۶	-۰/۹۳۰۵	-۰/۰۳۹۷	-۰/۱۹۸۲	-۰/۸۰۱۸	-۰/۹۶۰۳
۸	-۰/۷۲۷۴	-۰/۸۴۲۲	-۰/۹۴۳۴	-۰/۰۳۷۷	-۰/۱۴۴۹	-۰/۸۵۵۱	-۰/۹۶۲۳
۹	-۰/۷۸۹۵	-۰/۸۸۲۳	-۰/۹۶۱۳	-۰/۰۲۷۳	-۰/۰۹۸۳	-۰/۹۰۱۷	-۰/۹۷۲۷
۱۰	-۰/۶۹۰۸	-۰/۸۱۷۱	-۰/۹۴۷۷	-۰/۰۲۸۰	-۰/۱۹۵۰	-۰/۸۰۵۰	-۰/۹۷۲۰

جدول ۲: مقادیر شاخص‌ها برای ناحیه GM با الگوریتم MICO

تصویر	Jaccard	Dice	Accuracy	FPR	FNR	TPR	TNR
۱	-۰/۷۷۶۴	-۰/۸۷۴۱	-۰/۹۴۴۳	-۰/۰۳۹۳	-۰/۱۱۴۵	-۰/۸۸۵۵	-۰/۹۶۰۷
۲	-۰/۷۷۲۸	-۰/۸۷۲۵	-۰/۹۳۲۳	-۰/۰۵۴۶	-۰/۱۰۵۲	-۰/۸۹۶۸	-۰/۹۴۵۴
۳	-۰/۷۳۲۰	-۰/۸۴۵۲	-۰/۹۳۳۷	-۰/۰۵۹۰	-۰/۰۹۵۴	-۰/۹۰۴۶	-۰/۹۴۱۰
۴	-۰/۵۲۳۳	-۰/۶۸۶۲	-۰/۸۸۱۱	-۰/۰۸۰۶	-۰/۲۹۰۰	-۰/۷۱۰۰	-۰/۹۱۹۴
۵	-۰/۶۰۹۹	-۰/۷۵۷۷	-۰/۹۱۱۶	-۰/۰۶۱۰	-۰/۲۱۶۳	-۰/۷۸۳۷	-۰/۹۳۹۰
۶	-۰/۵۸۹۲	-۰/۷۴۱۵	-۰/۹۱۷۷	-۰/۰۵۴۶	-۰/۲۳۴۱	-۰/۷۶۵۹	-۰/۹۴۵۴
۷	-۰/۶۷۳۴	-۰/۸۰۴۸	-۰/۹۳۷۴	-۰/۰۴۴۲	-۰/۱۶۳۷	-۰/۸۳۳۳	-۰/۹۵۵۸
۸	-۰/۶۱۴۱	-۰/۷۶۰۹	-۰/۹۲۷۵	-۰/۰۵۸۶	-۰/۱۶۰۰	-۰/۸۴۰۰	-۰/۹۴۱۴
۹	-۰/۵۳۴۱	-۰/۶۹۶۳	-۰/۹۰۶۳	-۰/۰۷۵۴	-۰/۲۱۰۰	-۰/۷۹۰۰	-۰/۹۲۴۶
۱۰	-۰/۶۰۱۳	-۰/۷۵۱۰	-۰/۸۹۴۷	-۰/۰۸۰۵	-۰/۲۰۴۶	-۰/۷۹۵۴	-۰/۹۱۹۵



شکل ۴: نمودار نتایج بخش‌بندی الگوریتم تنظیم سطح



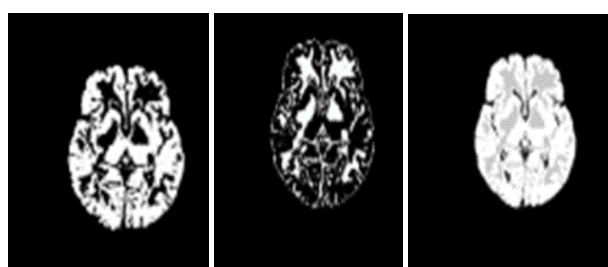
شکل ۵: نمودار نتایج بخش‌بندی الگوریتم مؤلفه‌های ذاتی ضرب‌شونده

با توجه به شکل‌های ۴ و ۵ می‌توان در مورد بخش‌بندی نواحی سه‌گانه بافت‌های مغزی نتایج زیر را گرفت. در مورد الگوریتم LSM نتایج بخش‌بندی آن به نتایج حاصل از روش دستی بسیار نزدیک است. به‌ویژه در ناحیه GM که با رنگ سیاه در شکل مشخص شده، دارای نتایج بهتری است. نتایج الگوریتم آستانه‌گیری چندگانه اتسو نیز نشان‌دهنده ضعف روال بخش‌بندی آن است که از مساله بخش‌بندی اضافی در نواحی دارای هم‌پوشانی بین بافت‌ها، نشأت می‌گیرد. در شکل ۵ ضعف الگوریتم فوق به‌وضوح قابل مشاهده است. برای شکل ۵ که از روال تصحیح بایاس الگوریتم MICO جهت بخش‌بندی استفاده کرده‌ایم نیز نکات زیر قابل ذکر است: نتایج بخش‌بندی خود الگوریتم در نواحی GM و WM در مقایسه با الگوریتم LSM دارای نتایج ضعیف‌تری است. در مورد ناحیه CSF نیز نسبت به نواحی دیگر دارای خطای کمتری بوده و نتایج به روش دستی نزدیک هستند. جهت بررسی بهتر وجود هم‌پوشانی بین نواحی و به‌دست‌آوردن میزان بخش‌بندی درست هر ناحیه نیاز به تحلیل‌های کمی داریم که در بخش بعدی به آن پرداخته شده است.

۳-۱- ارزیابی کمی داده‌ها

برای ارزیابی کمی نتایج به‌دست آمده، نیاز به استفاده از یک سری شاخص‌های استاندارد داریم که عبارت‌اند از: شاخص ژاکارد، دایس،

دهد. ردیف اول مربوط به روش اول و ردیف دوم مربوط به روش دوم است. ستون الف نیز تصویر بخش‌بندی شده نهایی هر الگوریتم به صورت جداگانه است که هر سه بافت اصلی مغز در آن قابل رؤیت است. ستون‌های ب و ج نیز خروجی کلاس‌بندی نواحی WM و GM را به صورت جدا و برای هر ناحیه را نشان می‌دهند.



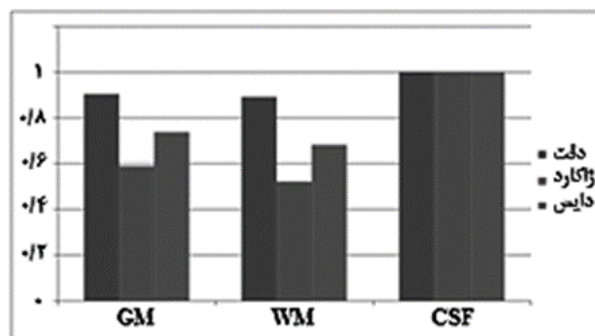
شکل ۸: خروجی روش جدید مطرح‌شده، ستون الف) تصاویر بخش‌بندی شده، ستون ب) تصاویر WM ستون ج) تصاویر GM

به دلیل اینکه هدف اصلی در این مقاله به دست آوردن مقدار دقیق ناحیه حاوی CSF جهت انجام تحقیقات بعدی است، لذا مقدار این ناحیه دارای اهمیت بیشتری است. برای ارزیابی کمی نتایج و تعیین میزان هم‌پوشانی بین لایه‌ها و به دست آوردن تعداد پیکسل‌هایی که به صورت درست یا غلط بخش‌بندی شده‌اند، از یک سری شاخص استاندارد استفاده کردیم که در مرحله قبل شرح داده شد. جداول ۳ و ۴ مقادیر شاخص‌ها را برای الگوریتم‌های پیشنهادی اول و دوم، در مورد ناحیه CSF را نشان می‌دهند.

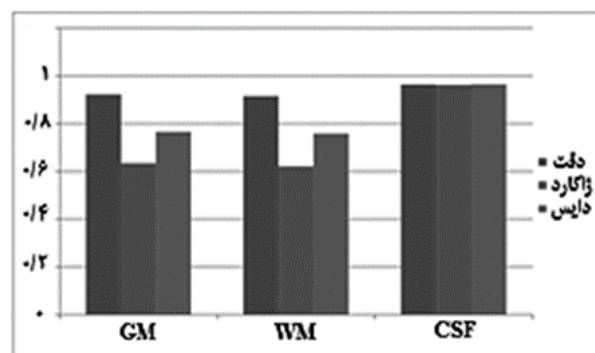
جدول ۳: مقادیر شاخص‌ها برای الگوریتم پیشنهادی اول در ناحیه CSF

تصویر	Jaccard	Dice	Accuracy	FPR	FNR	TPR	TNR
۲	۰/۹۹۵۰	۰/۹۹۷۵	۰/۹۹۶۶	۰/۰۱۰۹	-	۱	۰/۹۸۹۱
۴	۰/۹۹۷۲	۰/۹۹۸۶	۰/۹۹۸۱	۰/۰۰۶۲	-	۱	۰/۹۹۳۸
۷	۰/۹۹۷۶	۰/۹۹۸۸	۰/۹۹۸۳	۰/۰۰۵۹	-	۱	۰/۹۹۴۱
۱۰	۰/۹۹۷۷	۰/۹۹۸۸	۰/۹۹۸۴	۰/۰۰۵۰	-	۱	۰/۹۹۵۰
۱۳	۰/۹۹۶۴	۰/۹۹۸۲	۰/۹۹۷۷	۰/۰۰۶۴	۰/۰۲۱۰	۱	۰/۹۹۳۶
۱۶	۰/۹۹۷۱	۰/۹۹۸۵	۰/۹۹۷۹	۰/۰۰۷۲	-	۱	۰/۹۹۲۸
۱۹	۰/۹۹۶۴	۰/۹۹۸۲	۰/۹۹۷۷	۰/۰۰۶۷	-	۱	۰/۹۹۳۳
۲۲	۰/۹۹۶۳	۰/۹۹۸۱	۰/۹۹۷۶	۰/۰۰۶۷	-	۱	۰/۹۹۳۳
۲۵	۰/۹۹۵۲	۰/۹۹۷۶	۰/۹۹۶۸	۰/۰۰۹۴	-	۱	۰/۹۹۰۶
۲۸	۰/۹۹۷۵	۰/۹۹۸۸	۰/۹۹۸۲	۰/۰۰۶۹	-	۱	۰/۹۹۳۱

بعد از ارزیابی کمی توسط شاخص‌های ذکر شده در بالا نتایج به دست آمده در نمودار شکل‌های ۶ و ۷ آورده شده است. این نتایج برای هر سه ناحیه بوده و جهت اختصار سه شاخص اصلی آورده شده است.



شکل ۶: نمودار نتایج کمی شاخص‌ها برای الگوریتم LSM



شکل ۷: نمودار نتایج کمی شاخص‌ها برای الگوریتم MICO

با بررسی نمودار شکل‌های ۶ و ۷ می‌توان به این نتیجه رسید که در الگوریتم LSM که دارای روال اصلاح با یاس و بخش‌بندی هم‌زمان تصاویر است در مقایسه با الگوریتم MICO، دارای نتایج بهتری در مورد ناحیه CSF بوده و سه شاخص اصلی دارای مقادیری نزدیک به ۱ می‌باشند که این مورد نشان‌دهنده دقت خوب الگوریتم بخش‌بندی آن است. در مورد نواحی GM و WM نیز، هر دو الگوریتم تقریباً دارای نتایج یکسانی هستند با این تفاوت که الگوریتم LSM دارای نتایج بهتری است و به مقدار ۱ نزدیک‌تر است.

در این بخش از مقاله، روش‌های پیشنهادی جهت مقایسه خروجی تصحیح با یاس دو الگوریتم LSM و MICO که در مقدمه نیز ذکر گردید، مطرح می‌شوند. در روش اول از الگوریتم LSM برای تصحیح با یاس تصویر اصلی استفاده کرده و برای بخش‌بندی از الگوریتم MICO استفاده می‌کنیم. در روش دوم نیز به صورت بالعکس از الگوریتم MICO برای اصلاح با یاس استفاده و برای بخش‌بندی از الگوریتم LSM استفاده می‌گردد. هدف از ارائه روش‌های پیشنهادی فوق، مقایسه روال تصحیح با یاس هر یک از الگوریتم‌ها با الگوریتم دیگر بوده و نیز بررسی تأثیر تصحیح با یاس هر یک از الگوریتم‌ها در خروجی بخش‌بندی الگوریتم دیگر است. شکل ۸ خروجی الگوریتم‌های فوق را نشان می‌دهد.

روش دوم که بهبود قابل‌ملاحظه‌ای در هر سه ناحیه دیده می‌شود. نتایج فوق نشان‌دهنده این امر است که روال تصحیح بایاس الگوریتم MICO در مقایسه با الگوریتم LSM قوی‌تر بوده و لذا دارای نتایج بهتری هم است. همچنین این نتایج مؤید این نکته نیز است که روال بخش‌بندی الگوریتم LSM نتایجی با دقت بالاتر نسبت به الگوریتم MICO ارائه نموده است. در حالت کلی هر دو روش در مورد ناحیه CSF نتایج مطلوبی داده و مقادیر آن‌ها به ۱ نزدیک هستند که دقت و کارایی بالای روش‌های پیشنهادی را نشان می‌دهند.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله روش‌های پیشنهادی به تصاویر ام.آر واقعی اعمال و تحلیل‌های کمی و کیفی بر روی نواحی سه‌گانه بافت مغزی توسط پیاده‌سازی نرم‌افزاری انجام و نتایج اندازه‌گیری شده مربوط به هر بافت ارائه شد. در مورد الگوریتم LSM با توجه به نمودارها و نتایج به‌دست‌آمده روش بخش‌بندی آن برای نواحی GM و WM دقت قابل‌قبولی را از خود نشان داده است. در مورد ناحیه CSF الگوریتم فوق نتایج ضعیف‌تری را نسبت به الگوریتم MICO ارائه کرده که این مورد به دلیل ضعف روش کلاس‌بندی الگوریتم است. در رابطه با الگوریتم MICO با توجه به نتایج، به این نتیجه می‌رسیم که این الگوریتم در مورد ناحیه CSF دارای نتایج بخش‌بندی بهتری است. در مورد نتایج اصلاح میدان بایاس و با توجه به جداول کمی به‌دست‌آمده از شاخص‌ها، می‌توان نتیجه گرفت که خروجی اصلاح بایاس الگوریتم MICO مقایسه با الگوریتم LSM دارای نتایج بهتر و دقیق‌تری است که این مورد به دلیل قدرت روال تصحیح بایاس الگوریتم MICO است، به‌خصوص در هنگامی که بخواهیم از خروجی تصحیح بایاس الگوریتم فوق به‌عنوان ورودی اصلی الگوریتم‌های دیگری نظیر آستانه‌گیری چندگانه اتسو استفاده کنیم، به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای باعث بهبود نتایج بخش‌بندی آن‌ها می‌گردد که این مورد موضوع تحقیقات آینده ما خواهد بود.

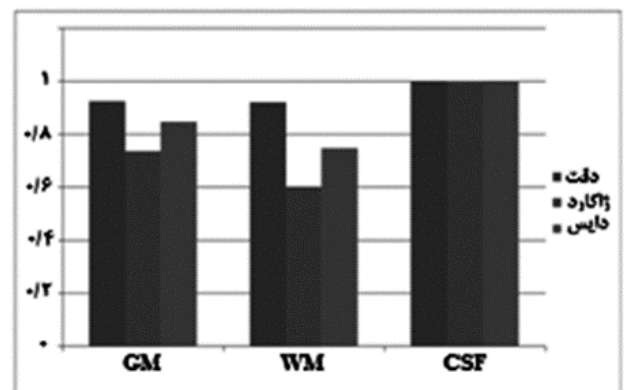
مراجع

- [1] W. Wells, E. Grimson, R. Kikinis, F. Jolesz, "Adaptive segmentation of MRI data," *IEEE Trans, Med Imaging*, vol. 15, no. 4, pp. 429-42, 1996.
- [2] D. Pham, J. Prince, "Adaptive fuzzy segmentation of magnetic resonance imaging," *IEEE Trans, Med Imaging*, vol. 18, no. 9, pp. 737-52, 1999.
- [3] D. Pham, "Spatial model for fuzzy clustering," *Compute. Vis. Image Underst.*, vol. 84, no. 2, pp. 285-97, 2001.
- [4] B. Johnston, M.S. Atkins, B. Mackiewicz, M. Anderson, "Segmentation of multiple sclerosis lesions in intensity correct multispectral MRI," *IEEE Trans, Med Imaging*, vol. 15, no. 2 pp. 154-69, 1996.
- [5] J. Sled, A. Zijdenbos, A. Evans, "A nonparametric method for automatic correction of intensity nonuniformity in MRI data," *IEEE Trans, Med Imaging*, vol. 17, no. 1, pp. 87-97, 1998.

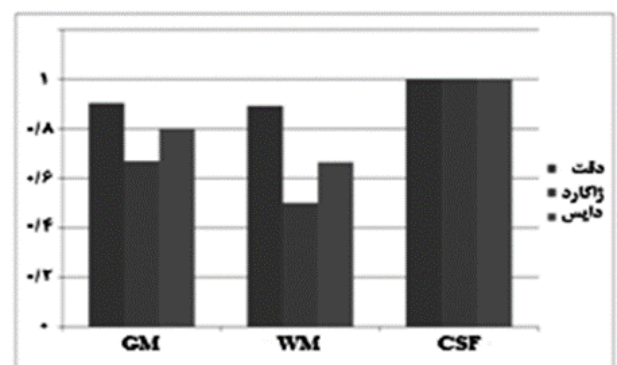
جدول ۴: مقادیر شاخص‌ها برای الگوریتم پیشنهادی دوم در ناحیه CSF

تصویر	Jaccard	Dice	Accuracy	FPR	FNR	TPR	TNR
۲	۰/۹۹۵۲	۰/۹۹۷۶	۰/۹۹۶۶	۰/۰۱۱۶	۰/۰۱۹۰	۱	۰/۹۸۸۴
۴	۰/۹۹۷۵	۰/۹۹۸۸	۰/۹۹۸۲	۰/۰۰۵۹	۰	۱	۰/۹۹۴۱
۷	۰/۹۹۷۹	۰/۹۹۸۹	۰/۹۹۸۵	۰/۰۰۵۸	۰	۱	۰/۹۹۴۲
۱۰	۰/۹۹۷۴	۰/۹۹۸۷	۰/۹۹۸۱	۰/۰۰۶۵	۰	۱	۰/۹۹۳۵
۱۳	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۱
۱۶	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۱
۱۹	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۱
۲۲	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۱
۲۵	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۱
۲۸	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۱

با بررسی جداول ۳ و ۴ بهبود چشم‌گیری در کارایی الگوریتم پیشنهادی دوم دیده می‌شود که در آن برای اصلاح میدان بایاس از الگوریتم MICO و برای بخش‌بندی از الگوریتم LSM استفاده کرده بودیم، کاملاً نمایان است. برای نمایش بهتر نتایج در مورد هر سه ناحیه بافت‌های مغزی شکل‌های ۹ و ۱۰ آورده شده است.



شکل ۹: نتایج کمی شاخص‌ها برای الگوریتم پیشنهادی اول



شکل ۱۰: نتایج کمی شاخص‌ها برای الگوریتم پیشنهادی دوم

با ارزیابی شکل‌های ۹ و ۱۰ بهبود کارایی هر دو الگوریتم در روش‌های اول و دوم و برای هر سه ناحیه به‌وضوح قابل‌رؤیت است. به‌ویژه در

- Trans, Image Processing*, vol. 17, no. 10, pp. 1940-1949, 2008.
- [18] R. Ranfard, "Region-based strategies for active contour models," *Int.J. Comput. Vis.*, vol. 13, no. 2, pp. 229-251, 1994.
- [19] C. Samson, L. Blanc-Feraud, G. Aubert, and J. Zerubia, "A variational model for image classification and restoration," *IEEE Trans, Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 22, no. 5, pp. 460-472, 2000.
- [20] A. Tsai, A. Yezzi, and A.S. Willsky, "Curve evolution implementation of the mumford-shah functional for image segmentation, Denoising, interpolation, and magnification," *IEEE Trans, Image Process.*, vol. 10, no. 8, pp. 1169-1186, 2001.
- [21] L. Vese and T. Chan, "A multiphase level set framework for image segmentation using the mumford and shah model," *Int.J. Comput. Vis.*, vol. 50, no. 3, pp. 271-293, 2002.
- [22] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, "Geodesic active contours," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 22, no. 1, pp. 61-79, 1997.
- [23] S. Kichenassamy, A. Kumar, P. Olver, A. Tannenbaum and A. Yezzi, "Gradient flows and geometric active contour models," *In Proc. 5th Int. Conf. Comput. Vis.*, pp. 810-815, 1995.
- [24] R. Kimmel, A. Amir, and A. Buckstein, "Finding shortest paths on surfaces using level set propagation," *IEEE Trans, Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 17, no. 6, pp. 635-640, 1995.
- [25] R. Malladi, J.A. Sethian, and B.C. Vemuri, "Shape modeling with front propagation: A level set approach," *IEEE Trans, Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 17, no. 2, pp. 158-175, 1995.
- [26] A. Vasilevskiy and K. Siddiqi, "Flux- maximization geometric flows," *IEEE Trans, Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 24, no. 12, pp. 1565-1578, 2002.
- [27] C. Li, C. Kao, J. C. Gore, Z. Ding, "Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 17, no. 10, pp. 1940-1949, 2010.
- [28] P. Kalavathi, "Brain tissue segmentation in MR brain images using multiple out's thresholding technique." *IEEE Computer Science & Education*, pp. 978-1-4673-4463-0, 2010.
- [6] V. Leemput, K. Maes, D. Vandermeulen, P. Suetens, "Automated model-based bias field correction of MR images of the brain," *IEEE Trans, Med Imaging*, vol. 18, no. 10, pp. 885-96, 1999.
- [7] M. Styner, C. Brechbuhler, G. Szekely, G. Gerig, "Parametric estimate of intensity inhomogeneities applied to MRI," *IEEE Trans, Med Imaging*, vol. 19, no. 3, pp. 153-65, 2000.
- [8] M. Ahmed, S. Yang, N. Mohamed, A. Fareg, T. Moritarty, "A modified fuzzy C-Means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data," *IEEE Trans, Med Imaging*, vol. 21 no. 3, pp. 193-9, 2002.
- [9] C. Li, R. Huang, Z. Ding, C. Gatenby, D. Metaxas, J. Gore, "A variational level set approach to segmentation and bias correction of medical images with intensity inhomogeneity," *In Proc. Medical Image Computing and Computer Aided Intervention (MICCAI)*, vol. LNCS 5242, Part II, pp. 1083-91, 2008.
- [10] B. Likar, M. Viergever, F. Pernus, "Retrospective correction of MR intensity inhomogeneity by information minimization," *IEEE Trans, Med Imaging*, vol. 20, no. 12, pp. 1398-410, 2001.
- [11] U. Vovk, F. Pernus, B. Likar, "A review of methods for correction of intensity inhomogeneity in MRI," *IEEE Trans, Med Imaging*, vol. 26, no. 3, pp. 405-21, 2007.
- [12] B. Dawant, A. Zijdenbos, R. Margolin, "Correction of intensity variational in MR images for computer-aided tissue classification," *IEEE Trans, Med Imaging*, vol. 12, no. 4, pp.770-81, 1993.
- [13] Li. Chunming, H. Rui, D. Zhaohua, J.C. Gatenby, N. Dimitris, J.C. Gore, "A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneity with application to MRI," *IEEE Trans, Image Processing*, vol. 20, no. 7, pp. 1057-7149, 2011.
- [14] Li. Chunming, J.C. Gore, C. Davatzikos, "Multiplicative intrinsic optimization (MICO) for MRI bias field estimation and tissue segmentation," *Elsevier, Magnetic Resonance Imaging*, vol. 32, pp. 913-923, 2014.
- [15] K. Samasundaram, S.P. Gayathri, "Brain segmentation in magnetic resonance images using fast fourier transform." *IEEE Trans, Emerging Trends in Science*, pp. 978-1-4673-5144-7, 2012.
- [16] T. Chan, L. Vese, "Active contours without edges," *IEEE Trans, Image Processing*, vol. 10, no. 2, pp. 266-277, 2001.
- [17] C. Li, C. Kao, J.C. Gore, Z. Ding, "Minimization of region scalable fitting energy for image segmentation," *IEEE*