

## بخش بندی مالتی رزولوشن تصاویر تشدید مغناطیسی مغز انسان

حمید سلطانیانزاده  
گروه مهندسی برق و کامپیوتر  
قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند  
دانشکده فنی دانشگاه تهران  
[hszadeh@ut.ac.ir](mailto:hszadeh@ut.ac.ir)

رضا آقاییزاده ظروفی  
گروه مهندسی برق و کامپیوتر  
قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند  
دانشکده فنی دانشگاه تهران  
[zoroofi@ut.ac.ir](mailto:zoroofi@ut.ac.ir)

محمود زیدآبادی  
گروه مهندسی برق و کامپیوتر  
قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند  
دانشکده فنی دانشگاه تهران  
[zeydabadi@yahoo.com](mailto:zeydabadi@yahoo.com)

**چکیده:** پردازش تصاویر پزشکی به دلیل حیاتی بودن موضوع کاری با اهمیت و در عین حال مشکل می باشد. ماده سفید، ماده خاکستری و مایع مغزی- نخاعی از اجزاء اصلی تشکیل دهنده مغز انسان هستند. برای کاربردهای تحقیقاتی، تشخیصی و درمانی، بخش بندی حتی الامکان دقیق این اجزاء مورد نیاز است. این کار معمولاً بر روی تصاویر تشدید مغناطیسی<sup>۱</sup> انجام می شود. در این مقاله روشی بر اساس الگوریتم پیشینه سازی امید ریاضی<sup>۲</sup> و به کمک تبدیل موجکها<sup>۳</sup> به صورت مالتی رزولوشن<sup>۴</sup>، برای بخش بندی سه جزء اصلی تشکیل دهنده مغز انسان از روی تصاویر T1-MRI ارائه شده است. برای بررسی عملکرد روش از تصاویر ساختگی و واقعی استفاده شده است.

**کلمات کلیدی:** تصاویر T1-MRI، بخش بندی، مالتی رزولوشن، تبدیل موجک.

### ۱ - مقدمه

بخش بندی تصاویر، یکی از مسائل اساسی در پردازش تصاویر و بینایی ماشین می باشد. در کاربردهای تحقیقاتی، تشخیصی و درمانی مانند حجم سنجی مغز انسان، تعیین پیشرفت بیماری یا درمان و اعمال جراحی بر روی مغز انسان نیاز است که محل اجزاء تشکیل دهنده مغز انسان یعنی ماده سفید، ماده خاکستری و مایع مغزی نخاعی به نحوی مشخص گردد. این کار به طور معمول از طریق بخش بندی تصاویر گرفته شده از مغز صورت می پذیرد. استفاده از روش تصویربرداری تشدید مغناطیسی در تصویربرداری از مغز به این دلایل در اولویت است [۱]: دقت بالای تصویربرداری، قدرت تشخیص عالی بافتهای نرم از یکدیگر، بی خطر بودن و تصویربرداری به روش غیر تهاجمی. معمولاً به دلیل حیاتی بودن موضوع، کار بخش بندی به طور دستی و توسط افراد متخصص انجام می شود. این کار معایب بزرگی مانند زمان بر بودن، نداشتن قابلیت تکرار پذیری، وابسته بودن به کاربر و صرف هزینه زیاد دارد. برای رفع این نواقص طراحی و پیاده سازی الگوریتمهایی که بتوانند بدون کمک انسان و یا حداقل با کم کردن دخالت او، کار بخش بندی را انجام دهند ضروری است. اجرای این الگوریتمها توسط کامپیوتر مشکل زمان، هزینه و تکرار پذیر بودن عملیات را تا حد زیادی رفع می کند و اگر نتایج هم در حد قابل قبولی باشند کاملاً بر روش دستی ارجحیت خواهند داشت. روشهای زیادی برای حل این موضوع پیشنهاد شده اند که هر کدام برای کاربردی خاص مناسب می باشند. به عنوان مثال مراجع [۵] - [۲] از اطلاعات زمینه ای و مراجع [۸] - [۶] از اطلاعات پیکسلها به طور مستقل برای بخش بندی استفاده می کنند. مرجع [۹] تعدادی از روشهای موجود برای بخش بندی تصاویر پزشکی از جمله خوشه یابی فازی، شبکه های عصبی و مدل های تغییر شکل پذیر را به صورت پایه ای مورد بررسی قرار داده است. مشکل عمده برای بررسی

<sup>1</sup> - Magnetic Resonance Imaging (MRI).

<sup>2</sup> - The Expectation Maximization (EM) algorithm .

<sup>3</sup> - Wavelet transform.

<sup>4</sup> - Multiresolution.

روشهای ارائه شده به منظور بخش بندی تصاویر پزشکی عدم وجود یک معیار استاندارد<sup>۱</sup> برای بررسی دقت عملکرد این روشها است.

گرچه شبیه سازیهای فیزیکی و دیجیتالی می‌توانند نوعی از یک معیار استاندارد را ایجاد کنند اما معمولاً نمی‌توان تمام شرایط تصویربرداری واقعی را در آنها لحاظ کرد. با این وجود مجموعه تصاویر شبیه سازی شده‌ای که ما در این مقاله از آن استفاده کرده‌ایم بسیاری از شرایط تصویربرداری واقعی را مانند سطوح مختلف نویز، ناهمگنی فضایی میدان RF و اثر جزء حجمی<sup>۲</sup> در نظر گرفته است [۱۰].

منظور ما از بخش بندی تصویر، جداسازی آن به بخش‌هایی است که هر بخش حاوی یک نوع بافت مغزی باشد. روشی که در پیش گرفته خواهد شد، پیکسل‌های تصویر را از طریق شدت روشنایی آنها بخش بندی می‌کند. این روش بخش بندی از دسته روش‌های بخش بندی بر پایه پیکسل است. مزیت این روش‌ها سادگی پیاده سازی آنها و سرعت نسبتاً بالای اجرای آنهاست. گرچه ممکن است به نظر آید که به دلیل سادگی این روش‌ها نتایج خوبی نداشته باشند اما بررسی‌ها نشان می‌دهند که در مقایسه با روش‌هایی که روابط مکانی بین پیکسل‌ها را هم در نظر می‌گیرند، روش‌های بر پایه پیکسل اغلب نتایج مشابه و یا حتی بهتری داشته‌اند [۱۱]. یکی از الگوریتم‌های شناخته شده که در روش‌های بخش بندی بر پایه پیکسل و به منظور تخمین پارامترهای مجهول مدل تصویر به کار می‌رود، الگوریتم EM است. در این مقاله بر اساس کار انجام شده در [۱۲] با این الگوریتم و به کمک تبدیل موجک‌ها روشی برای بخش بندی تصاویر در حالت مالتی رزولوشن ارائه می‌شود. در بخش دوم روش کار مطرح می‌شود. در بخش سوم نتایج آورده شده و بخش چهارم به نتیجه گیری اختصاص داده شده است.

## ۲- روش

مدلی که در اینجا برای تصویر در نظر می‌گیریم مدل ترکیب توزیع‌های گوسی<sup>۳</sup> است. اساس این مدل بر این فرض است که هیستوگرام تصویر را به صورت ترکیبی از توابع گوسی مستقل از هم در نظر می‌گیریم. تعداد توابع توزیع برابر با تعداد کلاس‌های در نظر گرفته شده برای تصویر است و هر توزیع با یک بردار پارامتر متشکل از میانگین و واریانس مربوط به آن توزیع، مشخص می‌شود. با در نظر گرفتن  $M$  کلاس برای تصویر، مدل را می‌توان به زبان ریاضی این طور بیان کرد:

$$f(y_{ij} | \Phi) = \sum_{m=1}^M w_m G(y_{ij} | \theta_m) \quad (1-2)$$

که در اینجا  $\theta = \{w_1, \dots, w_M, \theta_1, \dots, \theta_M\}$  بردار پارامترهای مدل،  $\theta_m = [\mu_m, \sigma_m]$  بردار پارامتر مربوط به هر توزیع،  $G(\cdot)$  یک تابع گوسی،  $y_{ij}$  شدت روشنایی پیکسل واقع در محل  $(i, j)$  و  $w_m$  سهم هر تابع توزیع گوسی از کل مدل می‌باشد.

## ۲-۱ الگوریتم EM

برای رسیدن به هدف بخش بندی با مسئله تخمین پارامترهای مدل روبرو هستیم. یک راه ممکن برای این تخمین، یافتن تابع بیشینه احتمال<sup>۴</sup> مدل ترکیبی می‌باشد. یکی از روشهای شناخته شده و معروف برای این کار الگوریتم EM می‌باشد [۱۳]. این الگوریتم از دو مرحله تشکیل شده است:

مرحله محاسبه امید ریاضی [۱۴]

بدلیل اینکه توابع توزیع گوسی به فرم نمایی هستند کار کردن با لگاریتم آنها ساده تر می‌باشد. در این مرحله امید ریاضی تابع لگاریتم احتمال به شرط تخمین فعلی از پارامترها و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

<sup>1</sup> - Ground truth or Gold standard.

<sup>2</sup> - Partial Volume Effect (PVE).

<sup>3</sup> - Gaussian Mixture Model (GMM).

<sup>4</sup> - Maximum Likelihood (ML) function.

$$c_{ijm}^{(t)} = \frac{w_m^{(t)} G(y_{ij} | \theta_m^{(t)})}{f(y_{ij} | \Phi^{(t)})} \quad (2-2)$$

که  $c_{ijm}^{(t)}$  احتمال تعلق پیکسل واقع در محل  $(i,j)$  از تصویر به کلاس  $m$ ،  $y_{ij}$  شدت روشنایی پیکسل واقع در محل  $(i,j)$  و  $G(y_{ij} | \theta_m^{(t)})$  احتمال پیکسل واقع در محل  $(i,j)$  به شرط تعلق به کلاس  $m$  می باشد. نشانه بالا نمای  $(t)$ ، نمایان گر مرحله تکرار  $t$  ام از الگوریتم می باشد و  $(0 \leq c_{ijm} \leq 1, \sum_m c_{ijm} = 1, \sum_i \sum_j c_{ijm} > 0)$ .

مرحله پیشینه سازی [۱۴]

با استفاده از داده های مرحله قبل داریم :

$$\mu_m^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_{ijm}^{(t)} y_{ij}}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_{ijm}^{(t)}} \quad (3-2)$$

$$\sigma_m^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_{ijm}^{(t)} (y_{ij} - \mu_m^{(t+1)})^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_{ijm}^{(t)}} \quad (4-2)$$

$$w_m^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_{ijm}^{(t)}}{N \times N} \quad (5-2)$$

$N$  تعداد سطرها یا ستونهای تصویر است. بعد از اجرای الگوریتم و به دست آوردن تخمینی از پارامترهای مجهول مدل می توان با یک طبقه بندی ساده هر پیکسل را به کلاسی از تصویر نسبت دهیم به طوری که احتمال تعلق پیکسل مفروض به این کلاس پیشینه باشد. بیان این مطلب به زبان ریاضی فرمول زیر است:

$$m_{ij} = \arg \max_m (G(y_{ij}, \theta_m)) \quad (6-2)$$

از مشکلات الگوریتم EM عدم توانایی آن در به حساب آوردن روابط همسایگی پیکسلهای تصویر است. این مشکل از مستقل فرض کردن توابع توزیع گوسی در مدل کردن تصویر ناشی می شود. در [۱۴] برای در نظر گرفتن روابط همسایگی پیشنهاد شده که یک عبارت جبران ساز خطا به مدل تصویر اضافه شود. در [۱۵] همین ایده به صورت مالتی رزولوشن پیاده شده است. روشی که [۱۶] ارائه کرده است در نظر گرفتن روابط همسایگی از میان رزولوشنهای متفاوت تصویر است.

## ۲-۲ آنالیز مالتی رزولوشن و تبدیل موجک

در سیگنالهای صوتی و یا تصویری، اغلب اکثر انرژی سیگنال در رزولوشنهای خاصی از آن سیگنال قرار دارد. لذا برای آنالیز سیگنال در فرکانسهای متفاوت، به رزولوشنهای متفاوت احتیاج داریم. بدلیل اینکه تبدیل فوریه فقط اطلاعات مربوط به محتوای فرکانسی سیگنال را به ما می دهد و نه اینکه این فرکانسها در کدام زمان (یا مکان) اتفاق می افتند، لذا اگر محتوای فرکانسی سیگنال در طول زمان (مکان) تغییر کند<sup>۱</sup> تبدیل فوریه نمی تواند مفید واقع شود. راه حل این مشکل استفاده از تبدیل موجکها است. تبدیل موجک پیوسته سیگنال  $x(t)$  به صورت زیر تعریف می شود:

<sup>۱</sup> - Non-stationary signal

$$CWT_x(\tau, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot \Psi_{\tau, s}(t) dt \quad (7-2)$$

$$\Psi_{\tau, s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)$$

که در اینجا  $\Psi(\cdot)$  تابع مادر موجک،  $\tau$  پارامتر جابه جایی و  $s$  پارامتر مقیاس است. برای اینکه تبدیل موجکها

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(t) dt = 0$$

برگشت پذیر باشد باید داشته باشیم: فرض کنید رشته ورودی  $x(n)$  در دسترس است. با گرفتن تبدیل موجک گسسته از این رشته ورودی دو رشته با رزولوشن پایینتر (ابعاد کوچکتر) نسبت به رشته اصلی بدست می آید. یکی رشته فیلتر شده با فیلتر پایین گذر و دیگری رشته فیلتر شده با فیلتر بالاگذر. رشته فیلتر شده اول در واقع میانگینی از رشته ورودی اصلی خواهد بود و حاوی اطلاعات فرکانس پایین می باشد در حالیکه رشته فیلتر شده دوم حاوی جزئیات رشته ورودی اصلی می باشد. حال اگر همین شیوه فیلترینگ را در مورد رشته فیلتر شده اول اعمال کنیم به دو رزولوشن پایینتر از این رشته دست می یابیم و می توانیم این کار را تا جائیکه به دو اسکالر برسیم ادامه دهیم.

این شیوه از تجزیه سیگنال به نام تجزیه مالتی رزولوشن شناخته می شود. در واقع تبدیل موجک ایزاری را فراهم می سازد که به کمک آن می توان آنالیز سیگنال را روی رزولوشن های مختلف انجام داد که به این نوع آنالیز، آنالیز مالتی رزولوشن گفته می شود [۱۶]. در استفاده از تبدیل موجکها برای آنالیز مالتی رزولوشن انتخاب موجک مادر باید با توجه به کاربرد و نوع سیگنال صورت پذیرد. یکی از ساده ترین فیلترهای موجود برای استفاده در تبدیل موجک گسسته، فیلتر هار<sup>۱</sup> [۱۷] می باشد. این فیلتر متقارن و با طول دو می باشد. اما پاسخ فرکانسی آن از حالت ایده آل (فیلتر پایین و بالا گذر ایده آل) دور است.

چون یک تصویر دیجیتال را می توان به صورت یک ماتریس نشان داد بطوریکه آرایه های آن حاوی شدت روشنایی پیکسل های تصویر باشند [۱۸]، گسترش تبدیل موجکها از حالت یک بعدی به دو بعدی این طور صورت می گیرد که ابتدا از تمام ستون های تصویر تبدیل موجک در حالت یک بعدی گرفته می شود و سپس از نتیجه حاصل به صورت سطر به سطر تبدیل موجک در حالت یک بعدی گرفته می شود. نتیجه این عملیات چهار خروجی است، یک نسخه تقریبی از تصویر اصلی و جزئیات تصویر که شامل جزئیات افقی، عمودی و قطری می باشد. در واقع نسخه تقریبی بسیار شبیه به تصویر اصلی ولی در یک رزولوشن پایینتر است.

### ۳-۲ روش پیشنهادی

برای بخش بندی تصاویر مورد نظر ابتدا از تصویر اصلی دو بار تبدیل موجک با فیلتر هار گرفته می شود. سپس به تصویر اصلی و تصاویر تقریبی در رزولوشن های پایینتر الگوریتم EM اعمال می شود. نتیجه حاصل، سه تصویر بخش بندی شده اولیه به نام های A0، A1 و A2 می باشد که اطلاعات آنها به شیوه زیر با هم ترکیب می شود تا رابطه همسایگی پیکسلها از طریق این تصاویر به صورت مالتی رزولوشن در نظر گرفته شود [۱۲].

$$1- \text{ اگر } A1(x', y') = A2(x'', y'') = A0(x, y) \text{ آنگاه } A(x, y) = A0(x, y)$$

$$2- \text{ اگر } A1(x', y') = A2(x'', y'') \neq A0(x, y) \text{ آنگاه } A(x, y) = A1(x', y')$$

$$3- \text{ اگر } A1(x', y') \neq A2(x'', y'') \text{ آنگاه } A(x, y) = A0(x, y)$$

که در اینجا A تصویر حاصل از ترکیب اطلاعات و  $(x, y)$ ،  $(x', y')$  و  $(x'', y'')$  به ترتیب مختصات پیکسل موجود در تصاویر A0، A1 و A2 می باشند. نتیجه نهایی بخش بندی (تصویر A) نسبت به حالت تک رزولوشن (تصویر A0) برتری دارد اما هنوز شامل خطا می باشد. این خطا بیشتر در نزدیک لبه های تصویر دیده می شود. دلیل این اتفاق این است که تصویرهای تقریبی حاصل از تبدیل موجک در واقع نوعی میانگین از تصویر هستند. مثلا هر چهار پیکسل از تصویر اصلی، یک پیکسل تصویر تقریبی رزولوشن پایینتر را ایجاد می کنند. لذا اگر این پیکسلها متعلق به کلاس های متفاوت تصویر باشند، عمل بخش بندی با خطا مواجه می شود. چون این اتفاق اغلب در لبه های تصویر می افتد، لذا باید به نحوی از ترکیب اطلاعات در نواحی حاوی لبه های تصویر

<sup>1</sup> - Haar filter.

جلوگیری کنیم. برای این کار ما از تشخیص گر لبه‌ی کنی<sup>۱</sup> استفاده کردیم. این عملگر تصویر سطح خاکستری را به عنوان ورودی دریافت می‌کند و در خروجی تصویری می‌دهد که حاوی لبه‌های موجود در تصویر است. نحوه کار این عملگر به صورت چند مرحله‌ای می‌باشد. این تشخیص دهنده نسبت به تشخیص دهنده‌های متداول این مزیت را دارد که لبه‌های تشخیص داده شده به صورت کانتورهای بسته بوده و علاوه بر این با تنظیم دو آستانه می‌توان آن را کنترل کرد. به این ترتیب پس از اعمال این عملگر بر روی تصاویر تقریبی، تصاویر جدیدی حاصل می‌شوند که فقط حاوی لبه‌ها هستند. عمل ترکیب مالتی رزولوشن اطلاعات تصاویر A0، A1 و A2 فقط وقتی صورت می‌گیرد که پیکسل مورد نظر بر روی هیچ لبه‌ای نباشد. کار دیگری که ما انجام دادیم این بود که علاوه بر فیلتر هار که در [۱۲] استفاده شده از چندین فیلتر دیگر از جمله فیلترهای داوچییز<sup>۲</sup> مرتبه دو تا پنج، فیلتر میر<sup>۳</sup> و فیلتر سیملت<sup>۴</sup> استفاده کردیم و از میان آنها در نهایت فیلتر داوچییز مرتبه دوم به دلیل داشتن بهترین حذف نویز در مقابل محو شدگی<sup>۵</sup> تصویر به عنوان فیلتر مادر، در گرفتن تبدیل موجک از تصویر انتخاب شد.

### ۳- نتایج

در این بخش عملکرد الگوریتم پیشنهادی را بر روی یک تصویر ساختگی معمولی، تصاویر شبیه سازی شده T1-MRI و تصاویر واقعی از همین نوع بررسی می‌کنیم. تصویر ساختگی تصویری با ابعاد ۱۲۸ در ۱۲۸ می‌باشد که از چهار کلاس با شدت روشنایی ۵۰، ۱۰۰، ۱۵۰ و ۲۰۰ تشکیل شده است. به هر کلاس تصویر نویز گوسی با واریانس ۱۰۰ و میانگین همان کلاس اضافه می‌شود. سطوح خاکستری در نظر گرفته شده برای محاسبات ۲۵۶ سطح می‌باشد. شکل ۱، این تصویر و نتایج حاصل از بخش بندی آن توسط الگوریتم EM به تنهایی و توسط روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. بهبود کیفیت بخش بندی در روش پیشنهادی نسبت به الگوریتم EM مشهود است. در واقع تعداد پیکسل‌هایی که به اشتباه بخش بندی شده‌اند از ۱۶۸ مورد به ۱۱ مورد کاهش یافته است. شکل ۲، نتایج حاصل از بخش بندی تصویر شبیه سازی شده [۱۰] را توسط الگوریتم EM به تنهایی و توسط روش پیشنهادی نشان می‌دهد. جداسازی بافت‌های مغزی در دو مرحله صورت گرفته است. ابتدا توسط عملیات مورفولوژی و آستانه بندی مناسب یک ماسک برای جداسازی کل مغز از بقیه تصویر تولید شده و سپس عملیات بخش بندی انجام شده است. در شکل ۲ تصویر اصلی از قسمتی از مجموعه تصاویر [۱۰] انتخاب شده که میزان ناهمگنی میدان RF و نویز در آن به ترتیب برابر با ۲۰٪ و ۹٪ می‌باشد. بهبود کیفیت بخش بندی توسط روش پیشنهادی نسبت به الگوریتم EM به خصوص در ناحیه ماده سفید مغز مشهود است. برای مقایسه عملکردها از یک تصویر معیار استفاده کردیم. این تصویر یک تصویر شبیه سازی شده بدون نویز و ناهمگنی میدان RF است. دقت بخش بندی از ۸۶٫۴٪ برای الگوریتم EM به ۹۴٪ برای الگوریتم پیشنهادی افزایش یافته است. برای آزمایش روش پیشنهادی در حالت عملی از تصاویر واقعی T1-MRI [۱۹] استفاده کردیم. شکل ۳ و ۴ تصاویر واقعی و نتیجه حاصل از اعمال روش پیشنهادی را نشان می‌دهند. بافت‌های مغزی مورد نظر به خوبی بخش بندی شده‌اند. خطا بیشتر در پایه مغز و در بخش بندی ماده سفید و خاکستری دیده می‌شود.

### نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی برای بهبود عملکرد الگوریتم EM بیان شد. الگوریتم EM خود به تنهایی نتایج قابل قبولی نسبت به اغلب روش‌های بخش بندی بدست می‌دهد. روش پیشنهادی با در نظر گرفتن رابطه همسایگی بین پیکسل‌های تصویر در حالت مالتی رزولوشن تا حد زیادی مشکل الگوریتم EM در به حساب آوردن این نوع رابطه را رفع می‌کند. نتایج حاصل از مقایسه بین عملکرد این دو روش بر روی تصاویر ساختگی و واقعی تایید کننده این ادعاست. علاوه بر این روش پیشنهادی نسبت به روشهای دیگری که روابط بین پیکسل‌های تصویر را در نظر می‌گیرند (مثل میدان‌های تصادفی مارکوف) از سرعت بالاتری برخوردار است. به نظر می‌رسد که استفاده از تبدیل موجک ساکن و نیز موهومی به دلیل نامتغیر بودن با مکان نسبت به تبدیل موجک معمولی در این کاربرد برتری داشته باشد که این موضوع به عنوان ادامه کار تحقیق در نظر است.

<sup>1</sup> - Canny edge detector.

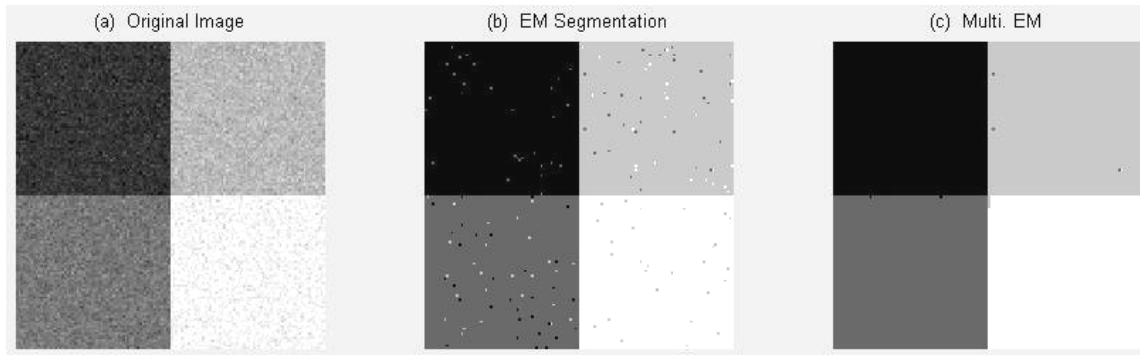
<sup>2</sup> - Daubechies filter.

<sup>3</sup> - Meyer filter.

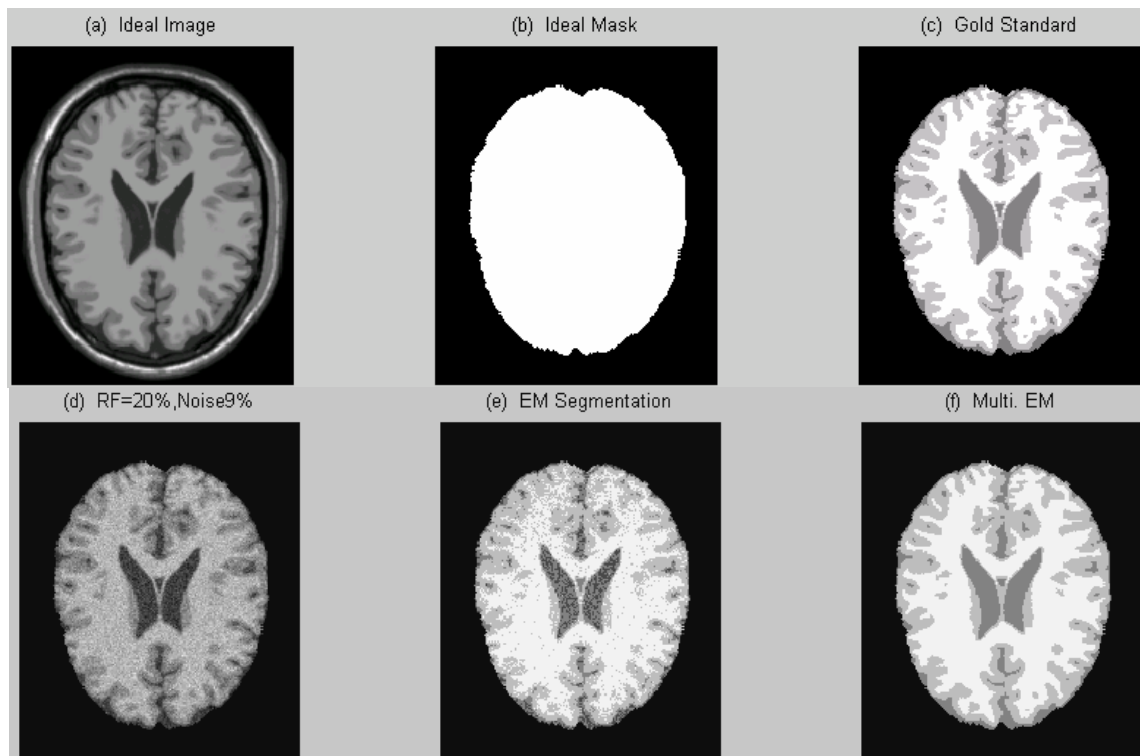
<sup>4</sup> - Symlet filter.

<sup>5</sup> - Image blurring.

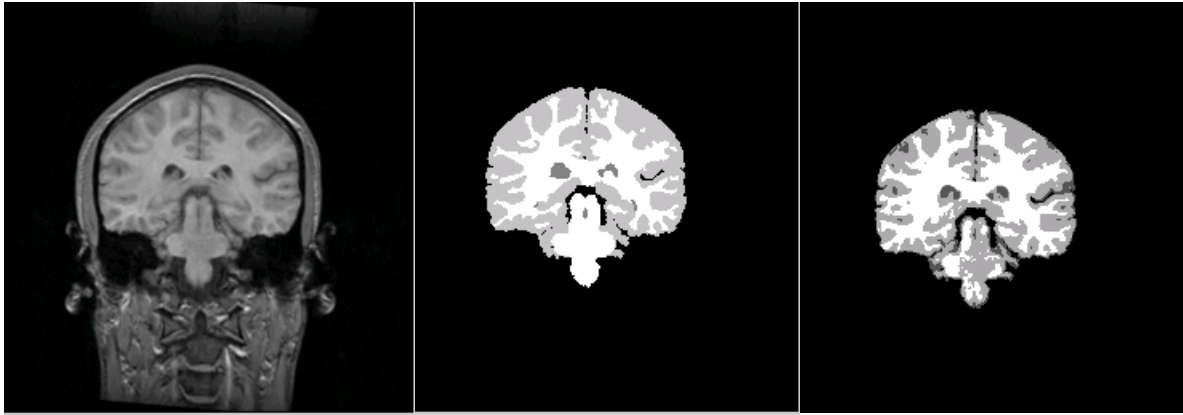
- [1] Liang, Z.P., Lauterbur, P.C., Principles of magnetic resonance imaging, A signal processing perspective, IEEE Press, New York, 2000.
- [2] Held, K., Kops, E.R., Krause, B.I., Wells, W.M., Kikinis, R. and MullerGranter, Markov random field segmentation of MR brain images, IEEE Trans. Med. Imag., vol. 16, pp.878-886, 1997.
- [3] Rajapalese, J.C., Giedd, J.N., and Rapoport, J.L., Statistical approach to segmentation of single channel cerebral MR images, IEEE Trans. Med. Imag., vol. 16, pp. 176-186, 1997.
- [4] Zhang, Y.Y., Michael, B., and Smith, S.M., Segmentation of brain MR images through a hidden markov random field model and the expectation maximization algorithm, IEEE Trans. Med. Imag., vol. 20, pp. 45-57, 2001.
- [5] Wells, W.M., Grimson, W.E., Kikinis, L.R. and Bloyet, D., Brain tissue classification of magnetic resonance images using partial volume modeling, IEEE Trans. Med. Imag., vol. 19, pp. 1179-1187, 2000.
- [6] Lim, K.O. and Pfefferbaum, A., Segmentation of MR brain images into cerebrospinal spaces, white and gray matter, J. Comput. Assit. Tomogr., vol. 13, pp. 588-593, 1989.
- [7] Schnack, H.G., Hulshoffpol, H.E., Automated separation of gray and white matter from MR images of the human brain, NeuroImage, vol. 13, pp. 230-237, 2001.
- [8] Schroeter, P., et al., Robust parameter estimation of intensity distributions for brain magnetic resonance images, IEEE Trans. Med. Imag. vol. 17, pp. 172-186, 1998.
- [9] Bankman, I.N., Handbook of medical imaging, processing and analysis, Academic Press, New York, 2000.
- [10] <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/> (2003)
- [11] Atkins, M.S., Siu, K., Law, B., Orchard, J., Rosenbaum, W., Difficulties of T1 brain MRI segmentation techniques, School of Computing Science, Simon Fraser University, 2002.
- [12] Mostafa, M.G., Tolba, M.F., Garib, T.F., Megeed, M.A., Medical image segmentation using a wavelet based multiresolution EM algorithm, IETA, 2001.
- [13] Moon, T.K., The Expectation Maximization Algorithm, IEEE Signal Processing Magazine, pp. 47-60, November 1996.
- [14] Ambroise, C., Govaert, G., Spatial clustering and the EM algorithm, Univ. of technologie de Compiegne, France, 1995.
- [15] Saeed, M., Karl, W.C., Nguyen, T.Q., Rabiee, H.R., A New Multiresolution Algorithm for Image Segmentation, ICASSP98, 1998.
- [16] Theodoridis, S., Koutroumbas, K., Pattern recognition, Academic Press, 1999.
- [17] Vetterli, M., Wavelets, Approximation and compression, IEEE Signal Processing Magazine, pp. 59-73, September 2001.
- [18] Gonzalez, R.C., Woods, R.E., Digital image processing, Addison-Wesley publishing company, 1992.
- [19] <http://www.cma.mgh.harvard.edu/ibsr> (2003)



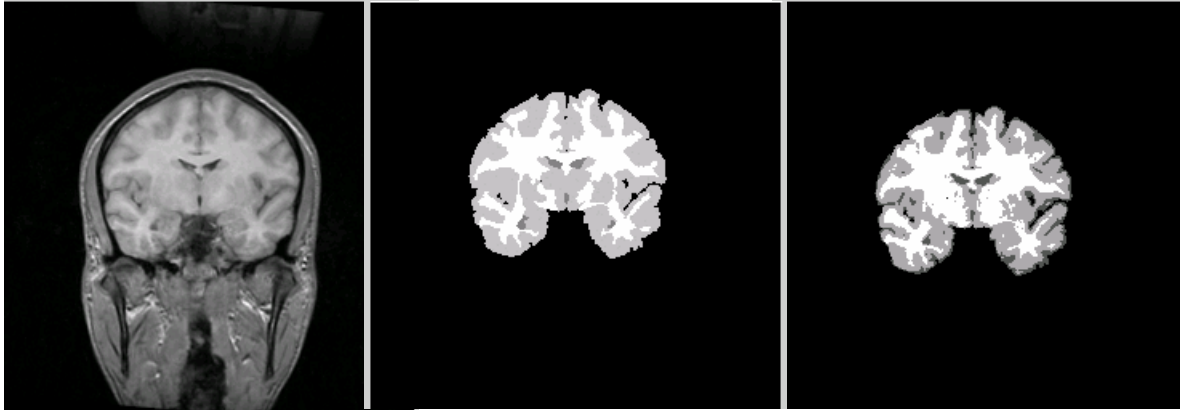
شکل ۱: به ترتیب از چپ به راست، تصویر واقعی، نتیجه بخش بندی با EM، نتیجه بخش بندی با روش پیشنهادی.



شکل ۲: ردیف بالا و از چپ به راست به ترتیب تصویر ایده آل، ماسک جداسازی مغز از بقیه تصویر وکل مغز جداسازی شده را نشان می دهد. ردیف پایین از چپ به راست به ترتیب تصویر با نویز ۹٪، نتیجه بخش بندی آن با روش EM و بخش بندی با روش پیشنهادی را نشان می دهد.



شکل ۳: به ترتیب از چپ به راست، تصویر واقعی، تصویر بخش بندی شده توسط متخصص و تصویر بخش بندی شده توسط الگوریتم پیشنهادی.



شکل ۴: به ترتیب از چپ به راست، تصویر واقعی، تصویر بخش بندی شده توسط متخصص و تصویر بخش بندی شده توسط الگوریتم پیشنهادی.