

# ناحیه‌بندی تصاویر MR مغز با استفاده از FCM بهبود یافته‌ی مکانی بکمک تابع گوسی : gsFCM

عباس بی‌نیاز<sup>۱</sup>، عطاله عباسی<sup>۲</sup>، هانیه نیرومند<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی پزشکی، بیوالکتریک، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

<sup>۲</sup> استادیار مهندسی پزشکی، بیوالکتریک، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

<sup>۳</sup> استادیار مهندسی پزشکی، بیومکانیک، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

آزمایشگاه علوم اعصاب محاسباتی، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند CNLab@sut.ac.ir

چکیده - بخش‌بندی تصویر را به بخش‌های مجزا تقسیم می‌کند که هر کدام از این بخش‌ها دارای سطوح روشنایی یکنواختی هستند. از بین روش‌های موجود روش خوشه‌بندی فازی *FCM* (fuzzy c-means clustering) دارای کاربرد وسیعی در ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی است. عدم ادغام ویژگی‌های مکانی در *FCM* استاندارد از معایب این روش در ناحیه‌بندی تصاویر تشدید مغناطیسی *MRI* (Magnetic Resonance Imaging) مغز انسان است؛ در این مقاله از روشی جدید برای بخش‌بندی و حذف نویز تصاویر MR با اعمال فیلتر مکانی گوسی در عضویت فازی استفاده شده است. فیلتر مکانی مذکور، اثرات نویز در مرز بافت‌ها و زوایای تصویر را بصورت بهینه‌ای مدیریت می‌کند؛ علاوه بر این پیکسلی که به لحاظ آناتومیکی یک بافت مجزا است مانند تومور در مراحل اولیه‌ی رشد، شانس بیشتری برای یک خوشه شدن دارد. در پایان آزمایشات کیفیت روش پیشنهادی توسط توابع اعتبار سنجی متداول مورد ارزیابی قرار گرفته است.

کلید واژه- ناحیه‌بندی، تصاویر MR مغز، *FCM*، فیلترینگ اطلاعات مکانی، تابع گوسی

## ۱- مقدمه

فازی (*FCM*) به طور گسترده‌ای در ناحیه‌بندی تصاویر مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۶، ۷]. دلیل اصلی این استفاده‌ی وسیع، تعریف فازی بودن برای تعلق هر پیکسل از تصویر به چند خوشه است؛ در این مقاله به یکی از شیوه‌های ناحیه‌بندی تصاویر بر مبنای خوشه‌بندی فازی با استفاده از اطلاعات مکانی یا *sFCM* (spatial FCM) اشاره می‌شود و نقاط ضعف روش اصلاح خواهد شد. الگوریتم *sFCM* نویز را با استفاده از عضویت مکانی پیکسل-های همسایه، به صورت قابل ملاحظه‌ای کاهش می‌دهد؛ اما دارای معایب و نقایصی به خصوص در ناحیه‌بندی مرز بافت‌ها و زوایای تصویر است که با استفاده از الگوریتم پیشنهادی *gsFCM* (gaussian spatial FCM) مدیریت بیشتری روی مرزها و بافت-های کوچک تصویر انجام خواهد شد.

این مقاله در بخش ۱-۲ تابع خوشه‌بندی فازی را معرفی می‌کند. در بخش ۲-۲ الگوریتم *FCM* استاندارد به کمک تابع مکانی بهبود می‌یابد و تابع *sFCM* معرفی خواهد شد. برای انجام ناحیه‌بندی بهینه در مرزها، زوایا و بافت‌های کوچک تصویر در بخش ۲-۳ الگوریتم *gsFCM* پیشنهاد می‌شود. بخش ۳-۱-۳ روش‌های اعتبارسنجی متداول را معرفی می‌کند. و بخش ۳-۲ نتایج شبیه‌سازی را تحلیل و ارزیابی می‌کند.

هدف اصلی ناحیه‌بندی تقسیم بندی یک تصویر به بخش‌هایی است که پیکسل‌های هر ناحیه در ویژگی‌ها و خصوصیاتشان بیشترین تشابه را داشته باشند؛ که این همان مفهوم خوشه‌بندی است، حال اگر به خوشه‌های موجود برچسب زده شود عمل طبقه‌بندی انجام شده است [۱].

در دهه‌های گذشته، روش‌های زیادی برای ناحیه‌بندی تصاویر MR مغز انسان انجام شده است. با استفاده از روش‌های آستانه-گیری مرز بافت‌ها در محل دره جدا می‌شود؛ همچنین می‌توان چندین سطح آستانه برای ناحیه‌بندی انتخاب کرد [۲]؛ در روش رشد ناحیه نواحی بهم پیوسته مربوط به یک بافت مغز مانند تومور توسط معیاری از قبل تعریف شده، مثلاً اطلاعات روشنایی یا لبه‌ها و... استخراج می‌شود [۳]؛ یکی از روش‌های متداول در ناحیه بندی مدل *MRF* (Markove Random Feild) است که از روابط آماری برای ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی استفاده می‌کند. این روش در نمایش ویژگی‌ها، شباهت زیادی به شبکه بیز (Baysian network) دارد [۴، ۵]. روش‌های دیگری مانند ناحیه‌بندی به کمک روش‌های فازی به ویژه روش خوشه‌بندی

## ۲- ناحیه‌بندی تصاویر MR مغز

### ۲-۱- خوشه‌بندی فازی FCM

خوشه‌بندی به معنی تعیین گروه‌هایی است که در یک مجموعه داده‌ی دسته‌بندی نشده قرار دارند [۸]. در روش فازی، هر یک از داده‌ها می‌تواند به چند خوشه با مقادیر عضویت متفاوت تعلق داشته باشد. مقدار عضویت هر داده در هر خوشه، نشانگر شباهت داده به خوشه است. اگر بردار داده‌های ورودی به صورت  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  نشان داده شود. در این صورت تابع هزینه-ی زیر باید توسط FCM کمینه شود [۹، ۱۰]:

$$J = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 \quad (1)$$

که در آن،  $u_{ij}$  میزان عضویت فازی داده  $x_j$  در خوشه‌ی  $i$  ام،  $v_i$  مرکز خوشه  $i$  ام،  $\|\cdot\|$  نرم اندازه‌ی بردار،  $n$  تعداد پیکسل‌ها و  $m$  درجه‌ی عضویت فازی و برابر ۲ است. مقدار تابع عضویت  $u$  نشانگر احتمال تعلق هر پیکسل به یک خوشه است. توابع عضویت و مراکز خوشه‌ها در هر تکرار به وسیله‌ی روابط زیر برورسانی می‌شوند:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left( \frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right)^{2/(m-1)}} \quad (2)$$

و

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (3)$$

با شروع از یک حدس اولیه برای مراکز خوشه‌ها، سرانجام FCM به سمت جوابی همگرا می‌شود که در آن، هر  $v_i$  نشانگر یک کمینه‌ی نسبی یا نقطه‌ی زینی برای تابع هزینه است. همگرایی به وسیله‌ی کنترل فاصله‌ی بین مرکز ثقل خوشه‌ها یا تابع عضویت در دو تکرار متوالی تعیین می‌شود.

### ۲-۲- FCM مکانی

در تصاویر MR مغز انسان پیکسل‌های همسایه دارای شباهت زیادی در روشنایی هستند، در واقع احتمال این که پیکسل‌های همسایه متعلق به یک بافت یا خوشه باشند بیشتر است. استفاده از اطلاعات مکانی تصویر دارای اهمیت زیادی است که در FCM استاندارد مورد استفاده قرار نمی‌گیرد. برای استفاده از اطلاعات مکانی، تابع مکانی بصورت زیر تعریف می‌شود [۱]:

$$h_{ij} = \sum_{k \in N(x_j)} u_{ik} \quad (4)$$

$N(x_j)$  در حقیقت یک همسایگی به شعاع  $r$  و مرکزیت پیکسل  $x_j$  است. مقدار  $r$  برابر ۲ است. بنابراین در این آزمایش از یک ماسک  $5 \times 5$  استفاده می‌شود [۱۱]. تابع مکانی  $h_{ij}$  نیز احتمال تعلق پیکسل  $x_j$  به کلاستر  $i$  ام را نشان می‌دهد.

### ۲-۳- FCM مکانی گوسی

در این بخش تابع مکانی گوسی برای مدیریت بهتر مرزها، زوایا و ارگان‌های کوچک‌تر مانند تومور در مراحل اولیه‌ی پیدایش، به صورت رابطه‌ی (۵) پیشنهاد می‌شود:

$$h_{ij} = \sum_{k \in N'(x_j)} \sum_{l \in N(x_j)} \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{k^2+l^2}{2\sigma^2}} u_{kl} \quad (5)$$

$N'(x_j)$  در حقیقت یک همسایگی به شعاع  $r'$  و مرکزیت پیکسل  $x_j$  ( $k=0$  و  $l=0$ ) است.  $u_{kl}$  عضویت فازی هر کدام از پیکسل‌های پنجره‌ی مربعی  $5 \times 5$  را نشان می‌دهد اما تابع مکانی  $h_{ij}$  متوسط وزن‌دارشده‌ی عضویت‌های فازی در پنجره‌ای با محدوده‌ی همسایگی  $N'(x_j)$  را نمایش می‌دهد و در شبیه‌سازی‌ها  $\sigma = 0.8$  در نظر گرفته شده است. در گام بعد تابع مکانی و تابع عضویت در رابطه‌ی زیر ادغام شده و تابع عضویت جدید ایجاد می‌شود:

$$u'_{ij} = \frac{u_{ij}^p \times h_{ij}^q}{\sum_{k=1}^c u_{kj}^p \times h_{kj}^q} \quad (6)$$

$p$  و  $q$  پارامترهایی‌اند که تاثیر دو تابع مکانی و تابع عضویت را کنترل می‌کنند. تابع مکانی  $h_{ij}^q$  تابع عضویت اصلی را تقویت یا تضعیف می‌کند. تابع FCM مکانی (گوسی) با پارامترهای  $p$  و  $q$  بصورت  $sFCM_{p,q}$  و  $gsFCM_{p,q}$  نشان داده می‌شوند. مراحل شبیه‌سازی روش ارائه شده به این صورت است:

۱- تعیین تعداد خوشه‌ها ( $c$ )، درجه‌ی عضویت فازی ( $m=2$ ) و اختصاص مقادیر اولیه‌ی کم به تابع عضویت فازی اولیه و مقادیر تصادفی کوچک به مراکز خوشه‌ها.

۲- برورسانی مرکز ثقل خوشه‌ها توسط رابطه‌ی ۲.

۳- برورسانی عضویت فازی توسط رابطه‌ی ۳.

۴- محاسبه‌ی تابع عضویت فازی جدید توسط رابطه‌ی ۶.

۵- در صورت ارضای شرط خاتمه  $\|v_i^{(t+1)} - v_i^{(t)}\| < \varepsilon$  تصویر

ناحیه‌بندی شود وگرنه برگشت به مرحله‌ی ۲.

### ۳- نتایج شبیه سازی

#### ۳-۱- اعتبار سنجی روش

برای بررسی کیفیت روش پیشنهادی از توابع ضریب ناحیه بندی  $V_{pc}$  و آنتروپی ناحیه بندی  $V_{pe}$  استفاده شده است [۱۲، ۱۳]. این توابع بصورت زیر تعریف می شود:

$$V_{pc} = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C u_{ij}^2}{N} \quad (7)$$

$$V_{pe} = (-1) \times \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C u_{ij} \log(u_{ij})}{N} \quad (8)$$

بهترین خوشه بندی وقتی انجام می شود که  $V_{pc}$  بیشینه (عدد یک) یا  $V_{pe}$  کمینه (عدد صفر) باشد [۱۲، ۱۳]. این توابع فقط میزان عضویت فازی را سنجش می کنند و بردار ویژگی در آن اعمال نمی شود. بنابراین برای ارزیابی و اعتبارسنجی ناحیه بندی، فضای ویژگی نیز در روابط ۶ و ۷ ادغام می شود و توابع  $V_{xb}$  و  $V_{fs}$  بصورت زیر تعریف می شود: [۱۳، ۱۴]

$$V_{xb} = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C u_{ij}^2 (\|x_j - v_i\|^2)}{N * (\min_{i \neq j} \{\|v_j - v_i\|^2\})} \quad (9)$$

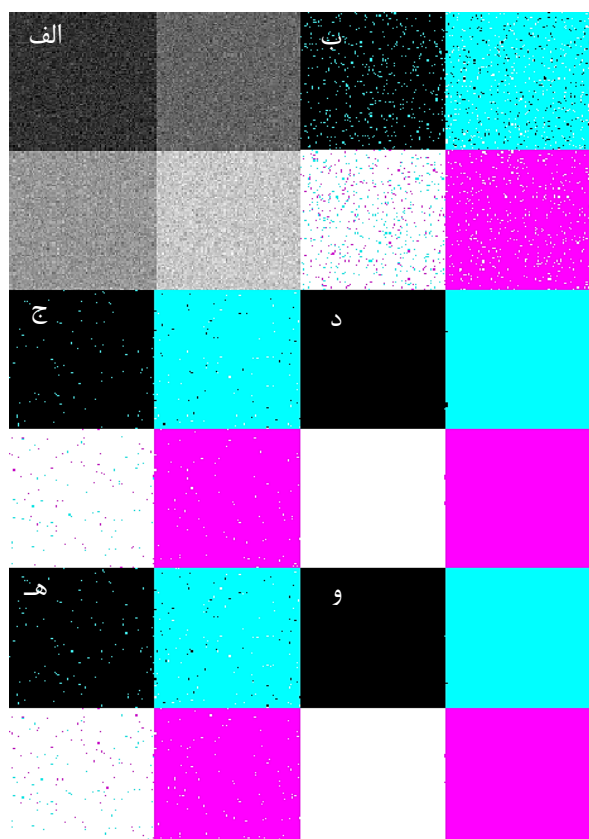
$$V_{fs} = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C u_{ij}^2 (\|x_j - v_i\|^2 - \|x_j - v_i\|^2) \quad (10)$$

#### ۳-۲- نتایج شبیه سازی

در این مقاله الگوریتم FCM استاندارد و بهبود یافته آن sFCM، که اطلاعات مکانی را در تابع عضویت فازی ادغام می کند، شبیه سازی شده اند. از آنجایی که sFCM توانایی کمی در مدیریت مرزها، زوایا و ارگانایسم های کوچک دارد الگوریتم جدیدی به نام gsFCM پیشنهاد شد.

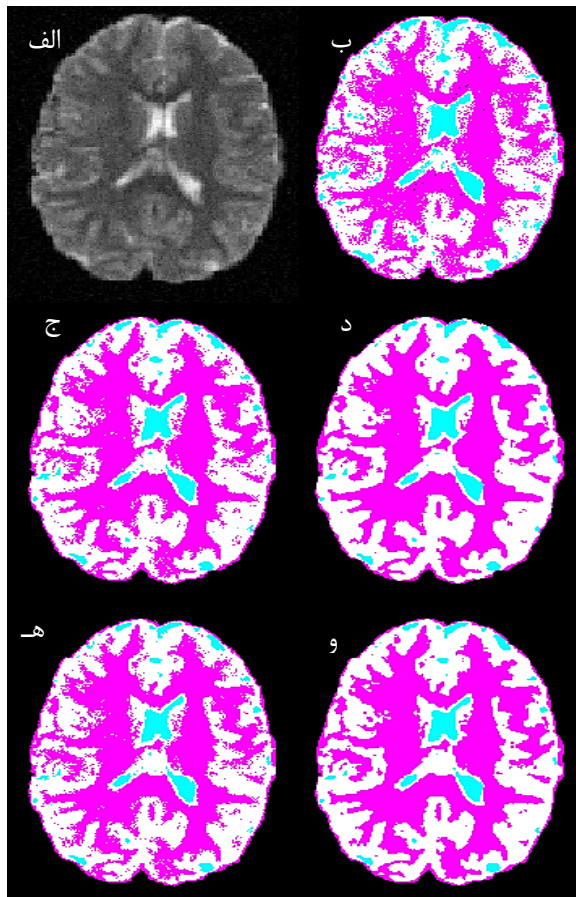
مراحل شبیه سازی روی تصاویر تصاویر واقعی و تصاویر شبیه سازی شده MR مغز انجام شده است و در پایان نتایج حاصل از شبیه سازی بصورت کمی مقایسه شده اند. شکل ۱-الف تصویر شبیه سازی شده کامپیوتری MR با وزن T1 و چهار سطح روشنایی ۵۰، ۱۰۰، ۱۵۰ و ۲۰۰ را نشان می دهد؛ این شکل با نویز گوسی ( $m=0$  و  $\sigma=0.003$ ) آغشته شده است. نتایج ناحیه بندی به کمک الگوریتم های FCM استاندارد، sFCM<sub>1,1</sub>، sFCM<sub>0,2</sub>، gsFCM<sub>1,1</sub> و gsFCM<sub>0,2</sub> در شکل های ۱-ب تا ۱-و به تصویر کشیده شده اند. الگوریتم gsFCM<sub>1,1</sub> نتایج قابل قبول تری را نسبت به sFCM<sub>1,1</sub> به خصوص در مرز بافت ها ارایه کرده است؛

و الگوریتم gsFCM<sub>0,2</sub> نیز به همین صورت دارای عملکرد مناسب تری نسبت به sFCM<sub>0,2</sub> در مرز بافت های تصویر است. برای بررسی دقیق تر، در شکل ۲-الف تصویر MR مغز شبیه سازی شده با وزن T1 مورد بررسی قرار گرفت این تصاویر به نویز گوسی ( $m=0$  و  $\sigma=0.001$ ) آمیخته شده است. عملکرد الگوریتم های FCM استاندارد، sFCM<sub>1,1</sub>، sFCM<sub>0,2</sub>، gsFCM<sub>1,1</sub> و gsFCM<sub>0,2</sub> به ترتیب در شکل های ۲-ب تا ۲-و دیده می شود.



شکل ۱: الف - تصویر شبیه سازی شده MR با مقادیر روشنایی ۵۰، ۱۰۰، ۱۵۰ و ۲۰۰ آغشته شده به نویز گوسی. نتایج ناحیه بندی به کمک الگوریتم های ب-FCM، ج- sFCM<sub>1,1</sub>، د- sFCM<sub>0,2</sub>، ه- gsFCM<sub>1,1</sub> و و- gsFCM<sub>0,2</sub>.

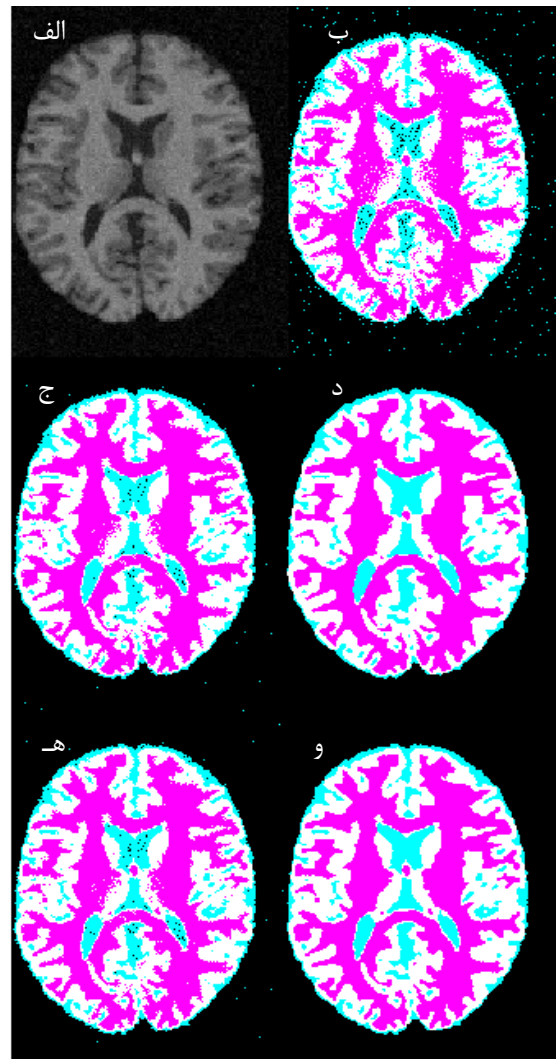
الگوریتم های مذکور به تصاویر شبیه سازی شده MR مغز نیز اعمال شدند که نتایج حاصل از این شبیه سازی ها در شکل ۲ دیده می شود. شکل ۲-الف تصویر شبیه سازی شده MR با وزن T1 است که به نویز گوسی ( $m=0$  و  $\sigma=0.001$ ) آغشته شده است. نتایج شبیه سازی به کمک FCM استاندارد، sFCM<sub>1,1</sub>، sFCM<sub>0,2</sub>، gsFCM<sub>1,1</sub> و gsFCM<sub>0,2</sub> بترتیب در شکل ۲-ب تا ۲-ه مشاهده می شود. عملکرد مناسب gsFCM نسبت به FCM استاندارد و sFCM در مرز بافت ها و زوایای تصویر قابل مشاهده است.



شکل ۳: الف - تصویر شبیه سازی شده MR. نتایج ناحیه بندی به کمک الگوریتم ب-FCM، ج- $sFCM$ ، د- $sFCM_{0.2}$ ، ه- $gsFCM_{1.1}$  و و- $gsFCM_{0.2}$ .

#### ۴- نتیجه گیری

خوشه بندی فازی یکی از روش های بدون سرپرست است که استفاده ی فراوانی در ناحیه بندی تصاویر MR مغز انسان داشته است. این نوع تصاویر در حوزه ی مکان بهم پیوستگی بالایی دارند، اما اطلاعات مکانی آنها در تابع FCM استاندارد مورد استفاده قرار نگرفته است. بنابراین حضور نویز و سایر عوامل مزاحم تا حد زیادی ناحیه بندی را مختل می کند. در این مقاله اطلاعات مکانی در دو فاز متفاوت به تابع FCM استاندارد اعمال شد. این اطلاعات در فاز نخست بصورت تابع مکانی خطی روی عضویت فازی دخالت داده شد و تابع  $sFCM$  معرفی گردید؛ و در فاز دوم اطلاعات مکانی با استفاده از تابع گوسی بر روی یک همسایگی از عضویت فازی اعمال شد. عملکرد مطلوب الگوریتم  $gsFCM$  پیشنهادی در مرزها و زوایای تصاویر واقعی و شبیه سازی شده مورد بحث و بررسی قرار گرفت و نتایج کمی شبیه سازی با استفاده از تکنیک های معرفی شده ی FCM در قالب یک جدول و چند نمودار ارائه شد.



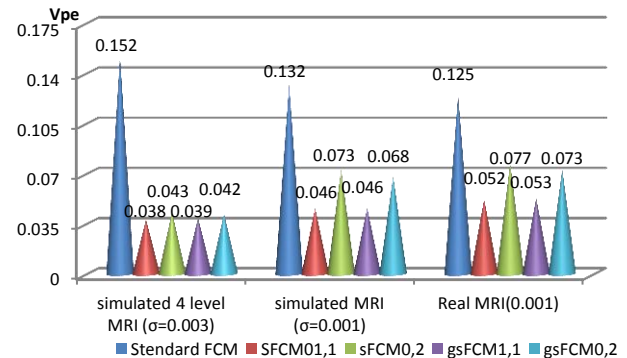
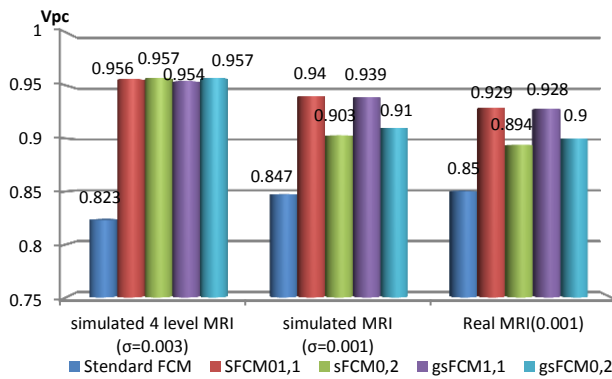
شکل ۴: الف - تصویر شبیه سازی شده ی MR. نتایج ناحیه بندی به کمک الگوریتم ب-FCM، ج- $sFCM$ ، د- $sFCM_{0.2}$ ، ه- $gsFCM_{1.1}$  و و- $gsFCM_{0.2}$ .

همچنین عملکرد الگوریتم پیشنهادی روی تصاویر واقعی MR مغز انسان، نیز مورد بررسی قرار گرفت. شکل ۳-الف تصویر MR واقعی با وزن  $T_1$  را نشان می دهد که به نویز گوسی ( $m=0$ ) و  $\sigma=0.001$  آمیخته شده است. عملکرد الگوریتم FCM استاندارد،  $sFCM_{1.1}$ ،  $sFCM_{0.2}$ ،  $gsFCM_{1.1}$  و  $gsFCM_{0.2}$  به ترتیب در شکل های ۳-ب تا ۳-و قابل مشاهده است؛ تفاوت عملکرد الگوریتم پیشنهادی  $gsFCM$  و الگوریتم  $sFCM$  به خصوص در مرز بافت ها مشخص است؛

برای ارزیابی کمی کیفیت ناحیه بندی، در جدول ۱ از توابع اعتبار سنجی استفاده شده است. بیشترین نزدیکی به عدد یک در  $V_{pe}$ ، بیشترین نزدیکی به صفر در  $V_{pe}$  و  $V_{xb}$  و بیشترین میزان منفی  $V_{fs}$  نمایانگر بهترین کیفیت در ناحیه بندی است. در شکل ۴ مقادیر توابع ارزیابی برای مقایسه ی بهتر بر روی نمودار ترسیم شده اند.

جدول ۱: ارزیابی روش پیشنهادی بر روی تصاویر MR شبیه‌سازی شده و تصویر واقعی مغز در حضور نویز گوسی

Images		Standard FCM	sFCM <sub>1,1</sub>	sFCM <sub>0,2</sub>	gsFCM <sub>1,1</sub>	gsFCM <sub>0,2</sub>
V <sub>pc</sub>	simulated 4 level MRI (σ=0.003)	0.823	0.956	0.957	0.954	0.957
	simulated MRI (σ=0.001)	0.847	0.94	0.903	0.939	0.91
	Real MRI(0.001)	0.85	0.929	0.894	0.928	0.9
V <sub>pe</sub>	simulated 4 level MRI (σ=0.003)	0.152	0.038	0.043	0.039	0.042
	simulated MRI (σ=0.001)	0.132	0.046	0.073	0.046	0.068
	Real MRI(0.001)	0.125	0.052	0.077	0.053	0.073
V <sub>xb</sub>	simulated 4 level MRI (σ=0.003)	0.047	0.062	0.076	0.061	0.071
	simulated MRI (σ=0.001)	0.048	0.053	0.071	0.053	0.064
	Real MRI(0.001)	0.08	0.079	0.106	0.078	0.091
V <sub>fs</sub>	simulated 4 level MRI (σ=0.003)	115	129	125	129	126
	simulated MRI (σ=0.001)	92	100	96	00	97
	Real MRI(0.001)	128	146	143	147	146



شکل ۴: مقادیر  $V_{pe}$  و  $V_{pc}$  به ازای مقادیر مختلف نویز برای تصاویر شبیه‌سازی شده و واقعی MR

## ۵- مراجع

- [1] K. Chuang, H. Tzeng, S. Chen, J. Wu, and T. Chen, "Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 30, pp. 9-15, 2006.
- [2] P. K. Sahoo, S. Soltani, and A. Wong, "A survey of thresholding techniques," *Computer vision, graphics, and image processing*, vol. 41, pp. 233-260, 1988.
- [3] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, "Image segmentation techniques," *Computer vision, graphics, and image processing*, vol. 29, pp. 100-132, 1985.
- [4] I. I. T. MODEL, "Unsupervised Texture Segmentation Using Markov Random Field Models".
- [5] L. Lin, D. Garcia-Lorenzo, C. Li, T. Jiang, and C. Barillot, "Adaptive pixon represented segmentation (APRS) for 3D MR brain images based on mean shift and Markov random fields," *Pattern Recognition Letters*, vol. 32, pp. 1036-1043, 2011.
- [6] W. Cai, S. Chen, and D. Zhang, "Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation," *Pattern Recognition*, vol. 40, pp. 825-8, 2007, 38.
- [7] F. Zhao, L. Jiao, and H. Liu, "Fuzzy c-means clustering with non local spatial information for noisy image segmentation," *Front. Comput. Sci China*, vol. 5, pp. 45-56, 2011.
- [8] R. B. Dubey, M. Hanmandlu, S. K. Gupta, and S. K. Gupta, "The Brain MR Image Segmentation Techniques and use of Diagnostic Packages," *Academic Radiology*, vol. 17, pp. 658-671, 2010.
- [9] Z.-X. Ji, Q.-S. Sun, and D.-S. Xia, "A modified possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm for bias field estimation and segmentation of brain MR image," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 35, pp. 383-397, 2011.
- [10] D. Pham, "Spatial Models for Fuzzy Clustering," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 84, pp. 285-297, 2001.
- [11] K.-S. Chuang, S. Chen, J. Wu, and T.-J. Chen, "Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 30, p. 6, 2006.
- [12] Weina Wang and Y. Zhang, "On fuzzy cluster validity indices," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 158, p. 23, 2007.
- [13] K. Xiao, S. H. Ho, and A. Bargiela, "Automatic brain MRI segmentation scheme based on feature weighting factors selection on fuzzy c-means clustering algorithms with Gaussian smoothing," *Int. J. Comput. Intelligence in Bioinformatics and Systems Biology*, vol. 1, p. 16, 2010.
- [14] W. Wang and Y. Zhang, "On fuzzy cluster validity indices," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 158, pp. 2095-2117, 2007.