

# ارائه نرم افزاری جهت تخمین میزان بایاس و بخش بندی داده های MRI با استفاده از الگوریتم MFCM

نویسندگان:

نیلوفر رجبیون - - دانشگاه آزاد واحد تبریز - تلفن ۰۴۱۱۳۳۱۶۹۰۸ - آدرس: تبریز ولیعصر فلکه پروین اعتصامی ۱۰ متری بهنام پ ۳۹

N\_rajabion@yahoo.com

داود قادری - دانشگاه آزاد واحد تبریز - تلفن ۰۴۱۱۳۳۱۰۴۷۸ - آدرس: تبریز ولیعصر فلکه پروین اعتصامی ۱۰ متری اول پ ۱۳

D\_ghaderi62@yahoo.com

چکیده:

امروزه تصویر برداری پزشکی مخصوصا تصویر برداری از طریق دستگاههای پیشرفته مانند MRI , CT-scan بطور کامل انواع بیماریهای مختلف را تشخیص داده و درمان آن بیماریها را برای پزشکان ساده تر می کند، که ممکنست این اطلاعات در اثر آلوده شدن به نویز یا کاهش رزولوشن تصویر از بین رود. لذا نیاز به الگوریتمهای توصیف کننده ناحیه مورد نظر و بازسازی تصویر دارد و از احتمال تشخیص اشتباه پزشک می کاهد. یکی از الگوریتمهای جدید و پیشرفته توصیف کننده ناحیه الگوریتم MFCM است که موضوع این مقاله را تشکیل می دهد. این الگوریتم برای اصلاح ناهمگونی و ناهماهنگی شدت نور تصاویر MRI ناشی از هسته RF و یا مشکلاتی که الگوریتمهای بازسازی و بدست آوردن تصاویر دارند به کار می رود. الگوریتم MFCM علاوه بر حذف ناهماهنگیها با تاثیر گرفتن از بیکسلهای کناری نسبت به نویزها خصوصانویزهای salt and pepper حساسیت کمی دارند و یا حداقل SNR قبلی را حفظ کرده و مانع از افزایش آن می شوند.

کلمات کلیدی:

SNR  
Coil RF  
Bias-field estimation  
Fuzzy  
C-Mean  
MFCM

۱.مقدمه

اشخاصی نظیر Meyer, Wicks, Tincher, Dawant, Gilles, Wells, Xui هر کدام دارای نظریه ای در مورد الگوریتم های مختلفی برای تخمین بایاس و تصحیح نا همگونی تصاویر MRI بودند اما هیچ کدام دارای شکل کاملی نداشت و دارای معایبی بودند.

FCM روشی برای گروه بندی تعدادی از داده ها ( در اینجا منظور pixel ها هستند) که فضاهای چند بعدی را به یک سری کلاستر مختلف دسته بندی می کند و به هر برداری اجازه تعلق به یک یا چند کلاستر را می دهد که مقدار این تعلق به هر کلاستر، عددی بین ۰ تا ۱ می باشد. الگوریتم FCM با حدس اولیه مرکز کلاستر، که متوسط هر کلاستر است، شروع کرده و (که به احتمال زیاد حدس اولیه نادرست است) هر داده را با نسبت خاصی به یک کلاستر متعلق می کند و با update کردن مراکز کلاسترها و درجه همسایگی هر داده مرکز به محل صحیح منتقل می شود. FCM معمولاً به صورت monotonic به نزدیکترین Min فاصله مجذور میانگین نزدیک می شود که این کار با مینیمم کردن تابع Objective که فاصله از هر داده به مرکز کلاستر بوده و با همسایه هایش وزن دهی می شود انجام می گردد. علی رغم اینکه FCM به نویز حساس بوده و کاملاً تحت تاثیر نویزها به خصوص نویزهای Salt and pepper قرار می گیرد و دارای ضعفهایی از قبیل آرتیفکت و مقادیر SNR پایین است که فیلتر کردن باعث از بین رفتن لبه ها می شود هنوز در مورد تصاویر سه بعدی بعلا محاسبات پیچیده و زمانگیری زیاد بکار می رود، که موضوع بحرانی Image processing را تشکیل می دهد. برای حل این مشکلات الگوریتمها و فیلترهای زیادی ارائه شده است که از آن جمله می توان به anisotropic diffusion اشاره کرد که اثر مینیممی روی نواحی مرزی می گذارد اما با اثر مینیمم روی مرزها مقادیر و پیکسلهای partial در این روش تغییر می کند که دقت تشخیص را کاهش می دهد. روش دیگر حل مشکلات FCM استفاده از الگوریتم MFCM هستند که موضوع این تحقیق کار با الگوریتم MFCM و تخمین میدان بایاس تصاویر است که در FCM این کار همانند MFCM نتایج خوبی از خود نشان نمی دهد.

در الگوریتم FCM ابتدا تعداد کلاسترها و مراکز کلاسترها ( $v_i$ ) را تعیین می کنیم توجه کنید تعداد کلاسترها باید بین ۱ تا ۲۵۵ باشد. سپس با تعیین میزان  $m$  با میزان فازی بودن الگوریتم مقدار  $J_m$  را تعیین می کنیم:

$$D_{ik} = \|X_k - V_i\|$$

$$U_{ik} = \left( \sum_{j=1}^c \frac{D_{ik}}{D_{jk}} \frac{2}{m-1} \right) - 1$$

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (U_{ik})^m D_{ik}$$

$$\frac{\sum_{k=1}^n U_{ik}^m X_k}{\sum_{k=1}^n U_{ik}^m}$$

سپس با مینیمم سازی  $J_m$  می توانیم  $U_{ik}$  و  $V_i$  را تا زمانی upgrade کنیم که به نقطه Min برسیم.

## ۲. شرح مقاله

### ۱-۲. نحوه عملکرد و تئوری الگوریتم MFCM

MFCM از طریق میدان تصادفی Markov (MRF) بوجود آمده است و از MRF تاثیر می گیرد. این الگوریتم نتایج بخشبندی تصاویر با SNR پایین را نیز بدون پیش پردازش اجرا می کند و حجم Partial دقیق را تشخیص می دهد که با استفاده از این الگوریتم می توان داده های لبه های تصاویر و روابط فضایی پیکسلها را در پارامترهای تابع Objective وارد کرده و پیکسلهای کناری پیکسل مرکزی را به طرف کلاسترها جذب کنیم که این اثر باعث می شود تصاویر دارای حساسیت کمتری نسبت به نویز باشند.

سیگنال MRI مشاهده شده را می توان حاصل ضرب سیگنال حقیقی تولید شده و فاکتور متغیر فضایی که بهره میدان نامیده می شود، فرض کرد.

$$Y_k = X_k G_k$$

$$\forall k \in \{1, 2, \dots, N\}$$

که  $X_k$  و  $Y_k$  شدتهای مشاهده شده و اصلاح شده در وکسل  $k$  ام هستند و  $G_k$  بهره میدان وکسل  $k$  ام را تشکیل می دهد و مجموعه کل این وکسلها همان تصویر MRI را تشکیل می دهد، با بکارگیری تبدیل لگاریتمی به شدتها و لگاریتم گیری از میزان این شدتها، آرتیفکتها بصورت گین میدان بایاسی که با پیکسل تصویر جمع می شود مدل خواهند شد:

$$Y_k = X_k + \beta_k \\ \forall K \in \{1,2,\dots,N\}$$

که  $X_k$  و  $y_k$  لگاریتم شدتهای مشاهده شده و اصلاح شده در وکسل  $k$  ام و  $\beta_k$  گین میدان بایاس در وکسل  $k$  ام است. اگر بهره میدان معلوم باشد تخمین کلاس بافت با اعمال segmenter شدت میدان رایج به داده های اصلاح شده، به آسانی قابل دستیابی است و برعکس با معلوم بودن کلاسهای بافت بهره میدان براحتی قابل تخمین است. اما ما در این قسمت نشان خواهیم داد که با بکارگیری الگوریتم iterative که در پایه منطق فازی است، و بدون در دست داشتن حتی یکی از آنها هر دو این مقادیر را تخمین می زنیم.

تابع objective الگوریتم FCM استاندارد برای دسته بندی  $\{X_k\}_{k=1}^N$  به C کلاستر با فرمول زیر داده می شود:

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N U_{ik}^p \|X_k - V_i\|^2$$

که  $\{U_i\}_{i=1}^c$  شکل اولیه کلاسترها و آرایه  $[U_{ik}] = U$  همان ماتریس بخشبندی است:

$$\mathcal{U} \{ u_{ik} \in [0, 1] \mid \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \quad \forall k \text{ and} \\ 0 < \sum_{k=1}^N u_{ik} < N \quad \forall i \}$$

پارامتر  $p$  توان وزنی در هر عضویت فازی وجود داشته و میزان فازی بودن این کلاس بندی را تعیین می کند. تابع objective FCM هنگامی مینیمم می شود که مقادیر عضویت بالا به وکسلهایی که شدتهایشان نزدیک مرکز همان کلاس هستند و مقادیر عضویت پایین به داده های دورتر اختصاص داده می شوند.

الگوریتم MFCM ارائه شده، الگوریتم FCM را با عبارتی که پیکسل مرکزی از پیکسلهای کناری نیز تاثیر می گیرد، تصحیح می کند. همانطور که قبلاً اشاره شد اثر پیکسلهای کناری همانند تنظیم کننده شدت عمل کرده و اثر نویزها روی تصاویر را به حداقل می رساند این تنظیم کننده علاوه بر روشی برای حل ناهمگونی در حل مشکل بخشبندی آلوده به نویز Salt and pepper نیز مفید است.

تابع تصحیح Objective با معادله زیر بیان می شود:

$$N_k \text{ که } J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{K=1}^N U_{ik}^p \|X_k - U_i\|^2 + \frac{a}{N_R} \sum_{i=1}^c \sum_{K=1}^N U_{ik}^p (\sum_{X_r \in N_k} \|X_r - U_i\|^2)$$

مجموعه پیکسلهای کناری  $X_k$  بوده و  $N_R$  تعداد عضوهای مجموعه پنجره انتخاب شده برای پردازش تصویر را بیان می کند، در حالی که ، فاکتور  $\alpha$  اثر پیکسلهای کناری را کنترل می کند.

عبارت تنظیم کننده  $\alpha$  نسبت عکس با SNR تصاویر MRI دارد. SNR پایین میزان پارامتر  $\alpha$  بزرگتری را می طلبد. با جایگزینی معادلات  $X$  در معادله فوق داریم :

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{K=1}^N U_{ik}^p \|y_k - \beta_k - U_i\|^2 + \frac{a}{N_R} \sum_{i=1}^c \sum_{K=1}^N U_{ik}^p (\sum_{y_r \in N_k} \|X_r - U_i\|^2)$$

تابع  $J_m$  Objective همانند الگوریتم استاندارد FCM می تواند مینیمم شود. با مشتق گیری  $J_m$  نسبت به  $U_{ik}$  و  $\beta_k$  و با صفر قرار دادن نتایج معادله در سه حالت برای  $J_m$  مینیمم می شود.

با فرض دو پارامتر جدید معادله Objective را کمی ساده تر می کنیم:

$$D_{ik} = \|y_k - \beta_k - U_i\|^2$$

$$\gamma_i = \sum_{y_r \in N_k} \|y_r - \beta_r - U_i\|^2$$

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{K=1}^N (U_{ik}^p D_{ik} + \frac{a}{N_R} \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N U_{ik}^p \gamma_i) + \lambda (1 - \sum_{i=1}^c U_{ik})$$

با مشتق گیری از  $J_m$  نسبت به  $U_{ik}$  و با صفر قرار دادن نتیجه داریم:

$$\left[ \frac{\delta J_m}{\delta u_{ik}} = pu_{ik}^{p-1} D_{ik} + \frac{ap}{N_R} U_{ik} \gamma_i - \lambda \right] U_{ik} = U_{ik} = 0$$

$$U_{ik}^* = \left( \frac{\lambda}{p(D_{ik} + \frac{a}{N_R} \gamma_i)} \right)^{\frac{1}{p-1}} \quad \text{با حل عبارت نسبت به}$$

چون داریم:

$$\sum_{j=1}^c U_{ik=1} \forall k$$

$$\sum_{j=1}^c \left( \frac{\lambda}{p(D_{ik} + \frac{a}{N_R} \gamma_j)^{\frac{1}{p-1}}} \right)^{p-1}$$

یا

$$\lambda = \left( \frac{P}{p(D_{ik} + \frac{a}{N_R} \gamma_j)^{\frac{1}{p-1}}} \right)^{p-1}$$

با جایگزینی پارامترهای  $D_{ik}$  و  $\gamma_i$  شرط zero-gradient برای تخمین عضویت می تواند بصورت زیر نوشت:

$$U_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{D_{ik} + \frac{a}{N_R} \gamma_i}{D_{jk} + \frac{a}{N_R} \gamma_j} \right)^{\frac{1}{p-1}}}$$

در مشتق گیری زیر ما از Euclidean Distace استاندارد استفاده کردیم. با مشتق گیری از  $J_m$  نسبت به  $U_i$  و مساوی قرار دادن با صفر داریم:

$$\left[ \sum_{K=1}^N U_{ik}^p (y_k - \beta_k - U_k) + \sum_{y_r \in N_k} (y_k - \beta_k - U_k) \right]_{v_i=v_i^0} = 0$$

به همین ترتیب با مشتق گرفتن از  $J_m$  نسبت به  $\beta_k$  و مساوی قرار دادن نتیجه با صفر داریم:

$$\left[ \sum_{i=1}^c \frac{\partial}{\partial \beta_k} \sum_{K=1}^N U_{ik}^p (y_k - \beta_k - U_i)^2 \right] \beta_k = \beta_k^0 = 0$$

با دیفرانسیل گیری از عبارت بالا جمله زیر را بدست می آوریم:

$$\left| y_k \sum_{i=1}^c U_{ik}^p - \beta_k \sum_{i=1}^c u_{ik}^p u_i \right| \beta_k = \beta_k^o = 0$$

بنابراین حالت zero-gradient برای تخمین زدن میدان بایاس با عبارت زیر بیان می شود:

$$\beta_k^* = yk - \frac{\sum_{i=1}^c U_{ik}^p U_i}{\sum_{i=1}^c U_{ik}^p}$$

## 2-2. خلاصه الگوریتم MFCCM

الگوریتم MFCCM برای اصلاح میدان بایاس و بخشبندی تصویر به cluster های مختلف می تواند در مراحل زیر خلاصه شود:

\* پروتوتایپ کلاس اولیه  $\{U_i\}_i^c = 1$  را انتخاب کرده و  $\{\beta_k\}_k^N = 1$  را مساوی صفر قرار می دهیم.  
\* ماتریس پارتیشن را Update می کنیم:

$$U_{ik} = \left( \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{D_{ik} + \frac{a}{N_R} \gamma_i}{D_{jk} + \frac{a}{N_R} \gamma_j} \right)} \right)^{\frac{1}{p-1}}$$

پروتوتایپ cluster ها بطور میانگین وزنی نمونه ها بدست می آید:

$$U_i = \frac{\sum_{k=1}^N U_{ik}^p ((yk - \beta_k) + \frac{a}{N_R} \sum_{yr \in N_k} (y_r - \beta_r))}{(1 + \alpha) \sum_{k=1}^N U_{ik}^p}$$

\* میزان بایاس مانند زیر تخمین زده می شود:

$$\beta_k^* = yk - \frac{\sum_{i=1}^c U_{ik}^p U_i}{\sum_{i=1}^c U_{ik}^p}$$

مراحل تازمانیکه الگوریتم همگرا شود ادامه می یابند.

$$\|U_{new} - U_{old}\| < \varepsilon$$

## 3. نتیجه گیری

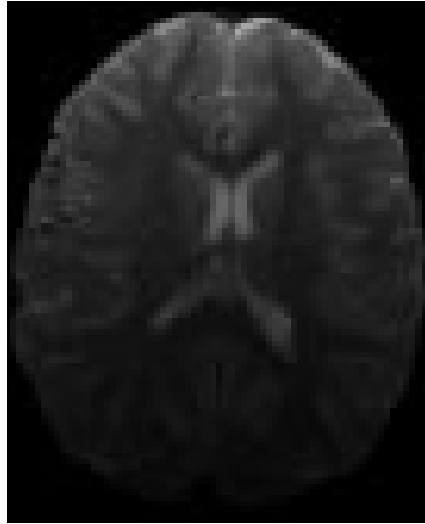
همان طور که در بخشهای بالا گفته شد، این تحقیق برای تخمین میدان بایاس و بخشبندی adaptive تصاویر MRI بوسیله الگوریتم MFCCM در نرم افزار MATLAB شبیه سازی شده است. البته علاوه بر این میتواند با استفاده و اثری که از پیکسلهای کناری می گیرد، اثر نویزها را نیز در تصاویر کمتر کرده و SNR را بهبود بخشد. اما در این تحقیق هدف بیشتر تاکید روی تخمین بایاس و به اعتدال رساندن میزان شدت نور در کل تصویر است که پزشکان با بکارگیری

این الگوریتم براحتی قسمت‌های کم نور را نیز پر نور دیده و اگر عامل بیماری در آن قسمت‌ها وجود داشته باشد به راحتی آنرا تشخیص می‌دهند.

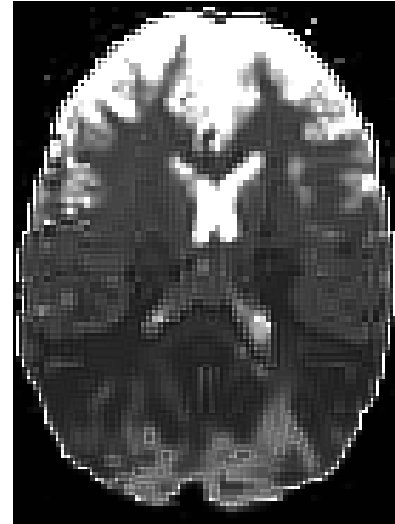
الگوریتم تخمین بایاس تصاویر دو پارامتر  $p, a$  می باشد که بوسیله تغییر این دو پارامتر می توان میزان رزولوشن و کیفیت تصویر منتهی را تغییر داد. پارامتر  $p$  یا همان میزان fuzziness تصاویر برای کنترل کردن میزان فازی بودن تصاویر به کار می‌رود و این پارامتر تاثیر بسیار مهمی در تصویر بدست آمده دارد که مقادیر بین صفر تا یک را می‌پذیرد. با انتخاب مقادیر کم و نزدیک صفر برای این پارامتر کاملاً نواحی خارجی از نواحی داخل جدا شده و مرزهای داخل بخوبی از هم قابل تشخیص نخواهد بود و کلاً رنگ روشن به خود خواهند گرفت ولی مرزهای خارجی حتی اگر دارای شدت کم نیز باشند و به وضوح از هم جدا خواهند شد.

پارامتر  $a$  برای کنترل میزان تاثیر پذیری پیکسل‌های مجاور در پیکسل مرجع بکار می‌رود. این پارامتر اعداد بین صفر تا ۹ را می‌پذیرد و تنها وجه تمایز بین الگوریتم FCM , MFCCM است. با انتخاب میزان  $a$  کم میزان تخمین بایاس و پخش شدت نور به خطر افتاده و بخوبی نور بین تمام نواحی تصویر پخش نمی‌شود ولی با انتخاب این مقدار بیش از عدد ۵ این تخمین بخوبی انجام شده و با افزایش آن میزان کیفیت تصویر افزایش یافته و مرز نواحی بهتر مشخص می‌شوند.

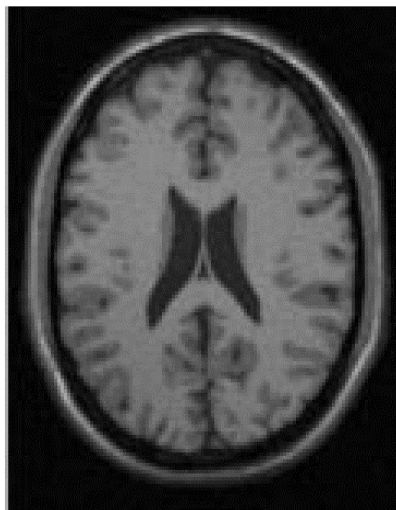
××در این مقاله الگوریتم مذکور را توسط نرم افزار MATLAB طوری طراحی کرده ایم که از تصاویر خام تصاویر  
یکنواخت زیر را ارائه می دهد.(برنامه جهت ارائه و اجرا آماده است).



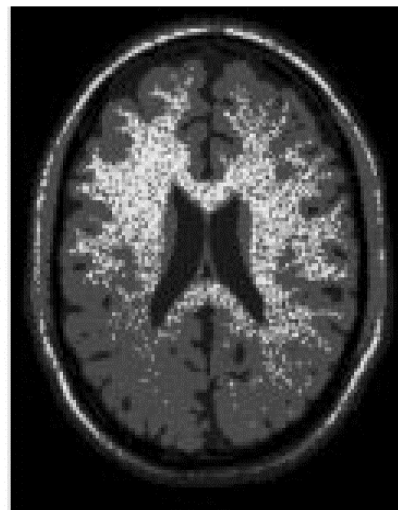
تصویر خام



تصویر حاصل از  
الگوریتم MFCM



تصویر تومور مغزی



روش MFCM

#### ۴. سپاسگزاری:

در نهایت از راهنماییها و تلاشهای صمیمانه آقای مهندس رجبیون که در تدوین این مقاله ما را یاری کردند تشکر و قدردانی می نمایم.

#### ۵. مراجع

- [1] B. R. Condon, J. Patterson, and D. Wyper, "Image nonuniformity in magnetic resonance imaging: Its magnitude and methods for its correction," *Br. J. Radiol.*, vol. 60, pp. 83–87, 1987.
- [2] W. M. Wells, III, W. E. L. Grimson, R. Kikinis, and F. A. Jolesz, "Adaptive segmentation of MRI data," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 15, pp. 429–442, Aug. 1996.