



تفکیک بهینه تصاویر اشعه X به روشهای مدل مختلط ، FCM آستانه یابی و C-Means

منصور وفادوست* ، محمد حسن مرادی* و سانااز مستقیم**

* عضو هیئت علمی دانشگاه صنعتی امیرکبیر

** دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

چکیده:

تصویرگیری اشعه X، به دلیل فراوانی کاربرد، جایگاه ویژه ای را در میان روشهای متفاوت تصویرگیری دارا بوده و از جهات مختلف توجه محققین را به خود جلب نموده است. یکی از این زمینه ها تفکیک تصاویر اشعه X (راديوگرافي) است که علیرغم استفاده از روشهای گوناگون تا کنون نتایج قابل قبولی نداشته است. در این تحقیق با علم به اینکه علت عدم موفقیت روشهای مختلف تمرکز موضعی هیزتوگرام این تصاویر است، از الگوریتمهایی برای تغییر هیزتوگرام استفاده شده و سپس روشهای مدل مختلط با استفاده از الگوریتم EM و FCM و الگوریتم طبقه بندی C-Means و روش آستانه یابی بر روی تصاویر اعمال گشته اند. نتایج نشان دهنده مقدار بیشتر درصد نقاط درست تفکیک شده در هر ناحیه و سرعت بیشتر اجرای الگوریتمها در موقع یکنواخت سازی هیزتوگرام است.

کلمات کلیدی: راديوگرافي، تفکیک، الگوریتمهای EM, FCM, C-mean، یکنواخت سازی هیزتوگرام

۱- مقدمه:

پردازش تصاویر، در پزشکی کاربردهای زیادی داشته و در تشخیص بیماریها کمک بسیاری می کند. این پردازش می تواند به صورت کاملاً دستی توسط نیروی متخصص و یا به صورت خودکار انجام پذیرد. واضح است که پردازش خودکار تصاویر هزینه زمانی و مالی کمتری را در بر دارد. از آنجایی که تفکیک تصاویر اولین و مهمترین بخش در این پردازش است، تفکیک دقیق تصویر، از اهمیت خاصی برخوردار است. در واقع تفکیک به معنای جداسازی نواحی گوناگون در تصویر می باشد. در روشهای کاملاً دستی نیز ابتدا پزشک معالج، تصویر را به چند ناحیه و بافت تفکیک می کند. روشهای زیادی برای تفکیک تصاویر بصورت خودکار ارائه شده اند [۱-۳]، که از جمله آنها میتوان به روشهای مدل مختلط با استفاده از الگوریتم EM، آستانه یابی، الگوریتم طبقه بندی C-Means و روش FCM اشاره کرد. این روشها برای تصاویر عادی به خوبی عمل کرده و برای تفکیک تصاویر MRI و CT نیز پیشنهاد گشته اند. تصاویر اشعه X (راديوگرافي) از جمله تصاویر بسیار متداول در پزشکی به حساب می آیند و به طور کلی چهار نوع بافت (بافتهای معمولی، چربی، استخوان و هوا یا زمینه تصویر) را در بدن را نمایش می دهند. این تصاویر بوسیله تضعیف متفاوت اشعه X در عبور از بدن به وجود آمده و از معایب آنها کیفیت ظاهری کم نسبت به تصاویر CT و MRI است. در واقع کیفیت ظاهری به معنای توانایی تشخیص نواحی گوناگون از یکدیگر است. در این مطالعه ابتدا روشهای تفکیک تصاویر اشعه X مورد بررسی قرار گرفته و سپس بر روی این تصاویر به صورت بهبود یافته پیاده سازی می شوند. در انتها نیز نتایج روشهای بهبود یافته با روشهای معمولی مقایسه می گردند.



۲- روشهای تفکیک تصاویر اشعه X:

روشهای گوناگونی برای تفکیک تصاویر اشعه X تا کنون معرفی شده اند، که در این بخش متداولترین آنها را بررسی می کنیم.

۲-۱- تفکیک به روش آستانه ای

آستانه یابی یک روش ساده و در ضمن ابتدائی برای تفکیک تصاویر است. به طوری که در بیشتر موارد قبل از اعمال روشهای دیگر، ابتدا یکبار عمل آستانه یابی را روی تصاویر انجام می دهند. روش آستانه یابی برای تصاویری که دارای پس زمینه بوده و تغییرات سطح روشنایی برای بافتها کم است، بسیار مناسب میباشد. الگوریتم کلی این روش به این صورت است که، ابتدا یک سطح آستانه برای کل تصویر تعیین شده و سپس تصویر به دو گروه نقطه، دارای سطح روشنایی بیشتر و یا سطح روشنایی کمتر از سطح آستانه، تقسیم می شود. آستانه یابی به دو روش، کلی^۱ و وقتی^۲ (موضعی)، تقسیم می شود [۳۱].

آستانه یابی کلی:

در این روش مقدار سطح آستانه برای کل تصویر ثابت است. در تصاویری که پس زمینه تصویر و شیء داخلی آن هر دو دارای تغییرات اندکی هستند، این روش به راحتی آنها را از همدیگر تفکیک میکند.

آستانه یابی وقتی:

در بسیاری از تصاویر مقدار سطح روشنایی زمینه تصویر یکنواخت نبوده و تمایز بافتهای داخلی آن در یک قاب تصویر تغییر می کند. در این حالت از سطح آستانه متغیر برای یک قاب تصویر استفاده می شود. به عنوان مثال تصویر به چند زیر ناحیه تقسیم شده و برای هر ناحیه، بر حسب یک روش تعریف شده، یک مقدار سطح آستانه قرار داده می شود [۳]. به این روش آستانه یابی موضعی^۳ نیز می گویند.

البته روشهای تفکیک آستانه ای به این دو گروه ختم نشده و آستانه یابی، بر اساس تعداد سطوح، به دو سطحی و یا چند سطحی نیز گروه بندی می شود [۳]. در روشهای دو سطحی، تصویر به دو ناحیه، بافت و زمینه، تقسیم می شود. ولی در روشهای چند سطحی به چند سطح آستانه نیاز بوده و تصاویر به چند شیء با چند سطح روشنایی مختلف تفکیک می شوند. در واقع می توان تفاوت این دو روش را از تعداد قله های موجود در نمودار هیستوگرام تصویر، بشرط آنکه هر قله نمایانگر یک بافت در تصویر باشد، استنباط نمود.

در تفکیک تصاویر پزشکی از هر دو نوع روش آستانه یابی، کلی و وقتی، استفاده شده است (از روش کلی برای تصاویر CT، x-ray، [۲] واز روش وقتی برای تصاویر MRI). اما در تمامی این روشها یافتن سطح آستانه دقیق بسیار مشکل و زمان بر است. این روشها در تفکیک تصاویر به صورت مستقل استفاده نشده و معمولاً به عنوان یک روش ترکیبی در انجام تفکیک به کار می روند.

¹Global

²Adaptive

³Local Thresholding



۲-۲- تفکیک تصویر به روش طبقه بندی کننده های C-Means :

روش طبقه بندی کننده C-Means، یکی از روشهای طبقه بندی سیگنالها است و می تواند تصاویری با یک و یا چند طیف را طبقه بندی و یا تفکیک کند. [۴۵]

الگوریتم C-Means، N نقطه از تصویر را به K ناحیه مرتبط می کند. و در واقع بوسیله این روش می توان قسمتها و نواحی نامطلوب را از تصویر، با حذف یک یا چند ناحیه از خروجی آن، جدا نمود. به عنوان مثال میتوان قسمت مربوط به جمجمه را از تصویر مغز حذف نمود.

همانطور که ذکر شده، این روش می تواند تصاویر چند بعدی، که در آن هر نقطه تصویری دارای M بعد است، را نیز تفکیک کند. در این حالت تصویر به صورت یک ماتریس در نظر گرفته می شود [۴]

$$F_i = [f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{iN}]$$

$$i = 1, \dots, M$$

نحوه پیاده سازی این روش به این صورت است که ابتدا K ناحیه در نظر گرفته شده و از N نقطه تصویر، K نقطه به آنها نسبت داده می شود. سپس فاصله اقلیدسی تمام نقاط دیگر را نسبت به K نقطه اولیه بدست آورده و با توجه به شرط حداقل شدن فاصله، آنها را به K ناحیه نسبت می دهند:

$$\varepsilon = \sum_{j=1}^N D^2(j, k)$$

D فاصله اقلیدسی است.

در مرحله بعدی، میانگین هر یک از K ناحیه محاسبه شده و دوباره فاصله تمام نقاط با آنها سنجیده می شود. سپس مجدداً وضعیت هر نقطه مورد بررسی قرار گرفته و بر حسب حداقل فاصله به یک دسته جدید نسبت داده میشود. این مراحل تا زمانیکه تغییری در نواحی رخ ندهد، ادامه می یابند. در این روابط مناسبتر است که از فاصله اقلیدسی وزندار استفاده شود:

$$D^2(j, k) = \sum_{i=1}^M \{ [f_{ij} - \mu(k, i)]^2 * W(k, i) \}$$

که W فاکتور وزن است و باعث یکنواخت شدن واریانس داخل هر ناحیه می شود.

این روش تصاویر تک طیفی را به خوبی تفکیک می کند، اما سرعت همگرایی آن به شدت به تعداد نواحی وابسته است. این روش برای تفکیک تصاویر چند طیفی نیز به کار می رود.

۲-۳- تفکیک تصاویر با استفاده از روش فازی C-Means :

این الگوریتم نیز از جمله روشهای طبقه بندی کننده داده ها است. این روش مرزهای بین نواحی طبقه بندی شده را به صورت فازی در نظر میگیرد. به این معنی که در روشهای صلب، یک نقطه فقط به یک ناحیه تعلق دارد، در حالیکه در روش فازی هر نقطه به چندین ناحیه می تواند تعلق داشته باشد، و نسبت عضویت آن در هر ناحیه با یک تابع عضویت بیان می گردد.

اگر مجموعه داده ها برابر با X باشد، و بخواهیم که آنها را به m ناحیه c_i تا c_m تقسیم کنیم، نواحی فازی باید دارای شرایط زیر باشند:



$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$$

$$1. C_i \neq \emptyset \quad i=1, \dots, m$$

$$2. \bigcup_{i=1}^m C_i = X$$

$$3. C_i \cap C_j = \emptyset$$

$$i \neq j, j=1, \dots, m$$

در واقع در هر ناحیه، بردارهای موجود شباهت بیشتری نسبت به همدیگر دارند تا با نواحی دیگر. در الگوریتم

های فازی X به m ناحیه بوسیله m تابع u_j تقسیم می گردد:

$$u_j: X \rightarrow [0, 1] \quad j=1, \dots, m$$

و بنابراین روابط زیر برای u_j ها صادقند:

$$\sum_{j=1}^m u_j(x_i) = 1 \quad i=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

$$0 < \sum_{i=1}^N u_j(x_i) < N \quad j=1, 2, \dots, m \quad (2)$$

به توابع u_j ، توابع عضویتی⁴ می گویند و مقدار آن به خواص ریاضی ناحیه U_j بستگی دارد. در واقع هر بردار x ، می تواند به صورت همزمان به چند ناحیه مرتبط باشد (بر حسب مقدار توابع عضویتی آن). به اینصورت که u_j ، همواره یک مقدار بین 0 و 1 بوده و مقادیر نزدیک به 1 بیشترین عضویت و مقادیر نزدیک به صفر، کمترین عضویت x را در دسته U_j نشان می دهد. بنابراین اگر مقدار تابع برای دو بردار $(x_k, x_l) \in X$ ، نزدیک به 1 باشد، به این معنی است که آن دو بردار بسیار به همدیگر شبیه هستند.

اگر مشخصات هر ناحیه را با θ_j نمایش دهیم، در اینصورت برای مناطقی که بوسیله یک مرکز و به صورت فشرده⁵ تعریف می شوند،¹ پارامتر مورد نیاز است. در الگوریتم های فازی طبقه بندی بوسیله به حداقل رساندن یک تابع هزینه حاصل می شود:

$$J_q(\theta, U) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m u_{ij}^q \cdot d(x_i, \theta_j)$$

$$u_{ij} = u_j(x_i)$$

$d(x_i, \theta_j)$ مقدار شباهت x_i و θ_j را نسبت به همدیگر بیان می کند.

مطابق با رابطه بالا مقدار تابع عضویتی x_i در ناحیه U_j به مقدار تابع مربوطه به $m-1$ ناحیه دیگر مرتبط است و q به عنوان مقدار فازی کننده⁶ در نظر گرفته می شود که هر چه مقدار آن بزرگتر شود، نواحی بیشتر از حالت سخت⁸ به حالت فازی تبدیل می شوند. ($q=1$ ، برای حالت سخت است و $q > 1$ برای حالت های فازی است).

⁴Membership Functions

⁵Compact

¹ این در حالی است که برای مناطق با پراکندگی های دیگر نیاز به پارامترهای بیشتری است. پراکندگی اطلاعات در مناطق طبقه بندی شده به چند حالت می تواند باشد: خطی، به صورت ابر کره و فشرده. لازم به ذکر است که در طبقه بندی تصاویر، الگوها بایستی به صورت فشرده طبقه بندی شوند.

⁷Fuzzifier



در صورتیکه نحوه پراکندگی اطلاعات به صورت فشرده باشد، مقدار $d(x_i, \theta_j)$ میتواند به صورت فاصله بین x_i و θ_j تعریف شود.

$$\sum_{j=1}^m u_{ij} = 1$$

با به حداقل رساندن J_q با مقدار $d(x_i, \theta_j)$ ، الگوریتم فازی C-Means بدست می آید. روش FCM، یک روش مناسب برای تفکیک تصاویر بوده ولی از پیچیدگی بیشتری نسبت به روش C-Means برخوردار است. برای بهبود آن روشهای متعددی چون روشهای AFCM⁸ و VGC⁹ ارائه شده اند. در طی انجام الگوریتم FCM، هر چه تعداد طیفها (ابعاد ورودی m)، تعداد نقاط تصویر (N)، و مقدار فازی شدن (q)، افزایش یابند، محاسبه روابط زمان برتر می گردد [6]. به عنوان مثال در تفکیک تصاویر MRI با $N=256 \times 256$ و $q=2$ ، در هر بار انجام عملیات برای هر طیف و برای 5 یا 6 ناحیه از 65536 بردار استفاده می شود. در برخی از روشها از روش A-FCM¹¹، استفاده می شود. که در آن به جای انجام برخی از عملیات از یک جدول مراجعه¹¹ استفاده می کنند.

2-4- روش مدل مختلط¹² با استفاده از الگوریتم EM [7]

برای مدل سازی تابع احتمال ناشناخته $P(X)$ می توان از ترکیب چند تابع استفاده نمود:

$$P(X) = \sum_{j=1}^J P(X|j)P_j$$

با این معنا که آنرا به J تابع، که هر کدام از آنها تابع چگالی $P(X|j)$ دارند، تقسیم نمود. به راحتی میتوان نشان داد که بوسیله مدل مختلط، میتوان هر تابع چگالی احتمال را درست کرد. و پارامترهای آنرا بدست آورد. در اولین مرحله، اجزای $P(X|j)$ ، به صورت پارامتری در نظر گرفته میشوند، یعنی $P(x|j; \theta)$. بنابراین برای بدست آوردن $P(X)$ ، مقادیر θ مجهول هستند که بر اساس اطلاعات و X های تغلیم داده شده قابل محاسبه هستند. روشهای زیادی برای حل این معادلات پیشنهاد شده است، مانند روشهای حداکثر احتمالات¹³ و یا الگوریتم EM¹⁴. الگوریتم EM روش ساده تر و خطی تری را نسبت به روش حداکثر احتمالات ارائه می دهد و در دهه های اخیر بسیار به آن توجه شده است. این الگوریتم، برای تخمین پارامترهای مجهول از یک تابع چگالی استفاده می کند و برای مواردی که تعداد اطلاعات ناقص و یا نا کافی است، بسیار کارا است. این الگوریتم در دو مرحله E و M انجام می گردد.

مرحله E:

⁸Hard

⁹Adaptive FCM

¹⁰Approximate FCM

¹¹Look up table

¹²Mixture Model

¹³Maximum Likelihood

¹⁴Maximum Expectation



به این مرحله، مرحله گرفتن امید ریاضی¹⁵ از لگاریتم تابع چگالی احتمالات می گویند. از آنجایی که در دوره $t+1$ ، $\theta(t)$ ، در دسترس است:

$$Q(\theta; \theta(t)) \equiv E \left[\sum_f \ln(P_f(y_k; \theta | x; \theta)) \right]$$

مرحله M:

در این مرحله Q بدست آمده در مرحله گذشته به حداکثر میرسد و مقدار $\theta(t+1)$ محاسبه می گردد.

$$\theta(t+1) \Rightarrow \frac{\partial Q(\theta; \theta(t))}{\partial \theta}$$

به این مرحله، مرحله به حداکثر رساندن¹⁶ می گویند. در الگوریتم EM ابتدا با مقادیر اولیه $\theta(t)$ ، الگوریتم شروع شده و سپس تا برقراری شرط اتمام به صورت بازگشتی ادامه می یابد. از مزایای این روش نسبت به روشهای دیگر تخمین پارامترهای سیگنال، راحتی محاسبات و همگرایی منظم آن است، اگرچه از سرعت کمتری برخوردار است.

۲-۱-۲- تفکیک تصاویر بوسیله مدل مختلط [۸]

مدل مختلط، که تا کنون مورد بررسی قرار گرفته است، در تفکیک تصاویر به کار می رود. اگر X_i ، λ امین نقطه تصویر را بیان کند X_i سطح روشنایی نقطه λ ام، و $\{f(x | \theta)\}$ تابع چگالی را برای L ناحیه از تصویر بیان کنند، در این صورت رابطه اصلی مدل مختلط به صورت زیر خواهد بود:

$$f(\vec{x}_i | \vec{\Pi}^1, \dots, \vec{\Pi}^N, \vec{\theta}^1, \dots, \vec{\theta}^L) = \sum_{j=1}^L \Pi_j^i f_j(\vec{x}_i | \vec{\theta}^j)$$

در این روش π_j^i را احتمال تعلق نقطه λ به ناحیه j در نظر می گیریم. از آنجایی که نقاط تصویر از همدیگر مستقل هستند، رابطه بالا به صورت کلی زیر نوشته می شود:

$$f_x(\vec{x} | \vec{\Pi}^1, \dots, \vec{\Pi}^N, \vec{\theta}^1, \dots, \vec{\theta}^L) = \prod_{i=1}^N \sum_{j=1}^L \Pi_j^i f_j(\vec{x}_i | \vec{\theta}^j)$$

در این قسمت اگر فرض کنیم که تابع چگالی نواحی تصویر به صورت گوسی تعریف شوند، در اینصورت پارامترهای مجهول برای هر تابع چگالی بدست می آیند. اما این روابط نحوه برچسب نقاط به نواحی را بیان نمی کنند. برای دادن برچسب به نقاط تصویر، بردار $\{\pi\}$ تعریف میگردد. اگر N نقطه در کل تصویر موجود باشد آنها باید در L ناحیه تقسیم شوند. اگر نقطه λ ام به ناحیه j ام تعلق داشته باشد:

¹⁵Expectation

¹⁶Maximization



$$\vec{\Pi}'_j = 1$$

و در غیر اینصورت

$$\vec{\Pi}'_j = 0$$

در معادلاتی که برای مدل CMM در نظر گرفته شده (در بالا)، احتمال اینکه نقطه ای در ناحیه زام قرار گیرد با P نمایش داده شده است. به این معنا که:

$$Prob(\vec{\Pi}'_j = 1) = \vec{P}_j$$

در اینصورت اگر $\pi_j^i = 1$ شود، نقطه X_i به وسیله تابع چگالی $f(x | \mathcal{G}^j)$ تولید شده است. حال برای دادن برجسب به نقاط تصویر کافی است که با دانستن رابطه θ و استفاده از طبقه بندی کننده بیزی به هر نقطه از تصویر یک برجسب داده شود. در نهایت پارامترهای مجهول برای هر نقطه از تصویر، با استفاده از الگوریتم EM محاسبه می شوند:

$$E\left\{z_j^i | x_i, \Psi^{(k)}\right\} \equiv \vec{W}_j^i = \frac{\vec{\Pi}'_j^{(k)} \left(2\pi \cdot \vec{\sigma}_j^{2(k)}\right)^{-\frac{N}{2}} \exp\left[-\frac{\left(x_i - \mu_j^{(k)}\right)^2}{2\vec{\sigma}_j^{2(k)}}\right]}{\sum_{l=1}^L \vec{\Pi}'_l^{(k)} \left(2\pi \cdot \vec{\sigma}_l^{2(k)}\right)^{-\frac{N}{2}} \exp\left[-\frac{\left(x_i - \mu_l^{(k)}\right)^2}{2\vec{\sigma}_l^{2(k)}}\right]}$$

$$\vec{\Pi}'_j^{(k+1)} = \frac{\vec{W}_j^i}{\sum_{l=1}^L \vec{W}_l^i} = \vec{W}_j^i$$

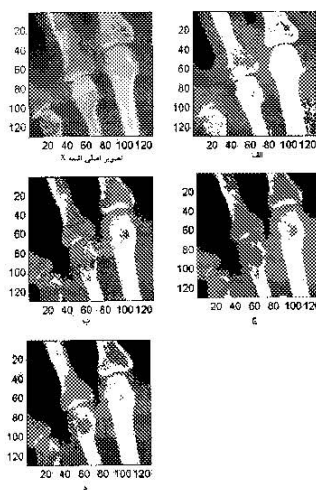
$$\mu_j^{(k+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N \vec{W}_j^i \cdot x_i}{\sum_{i=1}^N \vec{W}_j^i}$$

$$\left[\vec{\sigma}_j^{2(k+1)}\right] = \frac{\sum_{i=1}^N \vec{W}_j^i \left[x_i - \mu_j^{(k+1)}\right]^2}{\sum_{i=1}^N \vec{W}_j^i}$$



۳- پیاده سازی روشهای تفکیک بر روی تصاویر اشعه X:

تصاویر اشعه X مورد استفاده، دارای 129×129 نقطه و 256 سطح روشنایی هستند. در اجرای روشهای تفکیک ابتدا تصاویر به صورت آرایه 1 بعدی تبدیل می شوند و تصاویر در نهایت به 3 ناحیه تفکیک می گردند. اجرای روشها بوسیله کامپیوتر PC (Pentium 3) و با برنامه Matlab 5.3 انجام گرفته است. شکل ۱ و جدول ۱ نتایج بدست آمده برای تفکیک نقاط تصاویر را به نواحی متفاوت نشان می دهند.



شکل ۱- اعمال روشهای تفکیک الف- آستانه یابی ب- C-Means ج- FCM د- مدل مختلط با استفاده از الگوریتم EM

جدول ۱- نتایج بدست آمده از اعمال روشهای تفکیک

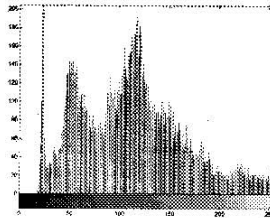
روش تفکیک	زمان انجام محاسبات (ثانیه)	مقدار درصد نقاط تفکیک شده در هر ناحیه			تعداد تکرار
		نقاط استخوان	نقاط بافتها	نقاط زمینه	
آستانه یابی	۲۸	۴۰	۵۴	۶	۱
طبقه بندی C-Means	۱۰۰	۱۸	۴۹	۳۳	۴
الگوریتم FCM	۲۲	۱۸	۴۹	۳۳	۵۱
مدل مختلط (EM)	۴۳	۲۵	۴۲	۳۳	۳۹

۴- بهبود دادن به روشهای تفکیک

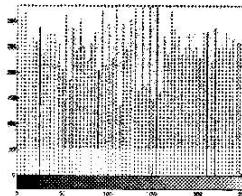
همانطور که از نتایج بدست آمده از تفکیک، در شکل ۱، ملاحظه می شود، نقاطی در تصاویر هستند که به علت نزدیکی مقدار روشنایی آنها به نواحی دیگر، درست تفکیک نشده اند. تصاویر اشعه X به علت داشتن نویز و از همه مهمتر متمرکز بودن سطوح روشنایی در هیستوگرامشان نمی توانند بوسیله روشهای تفکیک که فقط به سطوح



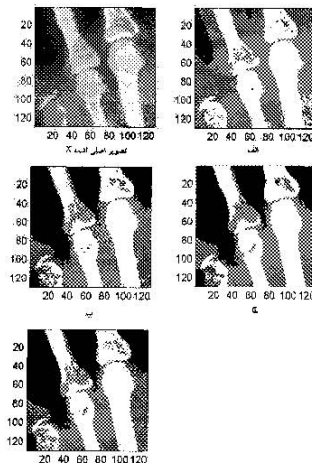
روشنایی بستگی دارند، تفکیک شوند. شکل ۲ هیستوگرام یک تصویر اشعه X را نمایش می دهد. روشی که برای بهبود تفکیک این تصاویر پیشنهاد می گردد، یکنواخت سازی هیستوگرام آنها است. یکنواخت سازی هیستوگرام یک روش برای بالا بردن کیفیت تصاویر بوده و به این صورت است که هیستوگرام تصویر را تا حد امکان صاف میکند. هیستوگرام را میتوانیم به عنوان تخمین تابع چگالی احتمال (pdf) تصویر در نظر گرفته و برای یکنواخت سازی آن از تابع توزیع احتمال (cdf) به عنوان نگاشت سطح روشنایی نقاط تصویر استفاده کنیم. این نگاشت در حالت پیوسته، pdf را کاملاً یکنواخت می کند ولی در حالت گسسته تنها بهترین یکنواختی ممکن را پدید می آورد. شکل ۳ هیستوگرام یکنواخت شده شکل ۲ را نمایش می دهد. شکل ۴ نتیجه اعمال روشهای تفکیک را بر روی تصاویر شکل ۱ و جدول ۲ نیز نحوه تفکیک شکل ۴ را نشان می دهد.



شکل ۲- هیستوگرام تصویر اشعه X



شکل ۳- هیستوگرام یکنواخت شده شکل ۲



شکل ۴- اعمال روشهای تفکیک بهینه شده الف- آستانه یابی ب- C-Means ج- FCM د- مدل مختلط با استفاده از الگوریتم EM

جدول ۲- نتایج بدست آمده از اعمال روشهای تفکیک بهینه شده

روش تفکیک	زمان انجام محاسبات (ثانیه)	مقدار درصد نقاط تفکیک شده در هر ناحیه			نمونه تکرار
		نقاط استخوان	نقاط بافتها	نقاط زمینه	
آستانه یابی	۲۸	۴۱	۵۴	۵	۱
طبقه بندی C-Means	۱۴۰	۳۴	۳۴	۳۱	۴
الگوریتم FCM	۲۵	۳۳	۳۴	۳۳	۵۲
مدل مختلط (EM)	۱۸۵	۳۵	۳۳	۳۲	۱۷

۴- بررسی و نتیجه گیری

در بین روشهای تفکیک، با توجه به جدول ۱ و ۲ و شکل ۳ و ۴، روشهای بهبود یافته در صد نقاط بیشتری را به صورت صحیح تفکیک نموده اند. به طور کلی روشهای آستانه ای با توجه به سرعت زمانی زیاد نمی تواند به عنوان روش خودکار برای تصاویر پیشنهاد گردد. در این روش ابتدا بایستی مقادیر حدود آستانه به صورت دستی از هیستوگرام تصویر استخراج شوند، که خود هزینه زمانی زیادی را تحمیل می کند. در بین این روشها، روشهای FCM، مدل مختلط و الگوریتم طبقه بندی C-Means به عنوان روشهای خودکار تصاویر را تفکیک می کنند. البته در تمام این روشها تعداد نواحی بایستی مشخص باشند. در بین سه روش اخیر نیز روش FCM با توجه به مدت زمان انجام محاسبات کم و در صد تفکیک مشابه با سایر روشها، برای تفکیک این تصاویر مناسب هست. با توجه به جداول



۱ و ۲ سرعت انجام محاسبات نیز بعد از بهبود دادن در روشهای مدل مختلط و C_Means افزایش یافته است. این افزایش سرعت در روش مدل مختلط بسیار زیاد می باشد بگونه ای که می توان برای تفکیک خودکار تصاویر ، در صورت مناسب بودن شرایط اولیه ، روش مدل مختلط را پیشنهاد کرد.

۵- مراجع

- 1- J.C.Bezdek, L.O.Hall, L.P.Clarke, "Review of MR image segmentation techniques using pattern recognition", Medical Physics, Vol 20(4), Jul/Aug, 1993.
 - 2- L.P.Clarke, R.P.Velthuisen, M.A.Camacho, et ell, " MRI Segmentation Techniques : Methods and Applications", Magnetic Resonance Imaging, Vol. 13, No. 3, 1995.
 - 3- N.R.Pal, S.K.Pal, " A Review on Segmentation Techniques", Pattern Recognition, Vol. 26, No. 9, 1993.
 - 4- M. Singh, P.Patel, et al, " Segmentation of Functional MRI by Kmeans clustering ",IEEE, 1996.
 - 5- M. Singh, P.Patel, et al, " Segmentation of Functional MRI by Kmeans clustering ",IEEE, 1995.
- این مقاله در دو سال به یک عنوان ولی با توضیحات متفاوت ارائه شده است [۳].
- 6- L.O.Hall, Amine M. Bensaid, P.Clrack, "A Comparison of Neural Networks and Fuzzy Clustering Techniques in Segmenting Magnetic Resonance Images of the Brain", IEEE, 1992.
 - 7- S. Theodoridis, K. Koutroum Bas, " Pattern Recognition", Academic Press, 1999.
 - 8- S. Gopal, T.J. Herbert, " Bayesian Pixel Classification Using Spatially Variant Finite Mixtures and Generalized EM Algorithm", IEEE Trans. Medical image Proc. , Vol. 7, No. 7, 1998.
 - 9- Wanqing Li, M. Morrison, Y.Attikiouzel, " Unsupervised Segmentation of Dual Echo MR Images by a Sequentially Learned Gaussian Mixture Model", IEEE, 1995.