

بخش‌بندی خودکار ساختارهای مغزی در تصاویر تشدید مغناطیسی بوسیله کانتورهای متعامل (Interactive) مبتنی بر اسکلت میانی

دکتر بابک نجار اعرابی دانشکده فنی دانشگاه تهران/ گروه برق araabi@ut.ac.ir	دکتر حمید سلطانیان زاده دانشکده فنی دانشگاه تهران/ گروه برق hszadeh@ut.ac.ir	نعمت‌اله باتمانقلیچ دانشکده فنی دانشگاه تهران/ گروه برق Batmanghelich@gmail.com
--	---	--

روشی که بتواند به صورت خودکار به بخش‌بندی تصاویر بپردازد و احتیاج به دخالت متخصص نداشته باشد به صورت یک چالش باقی مانده است. تا کنون روش‌های مختلفی برای بخش‌بندی تصاویر پزشکی ارائه شده است. روش ارائه شده توسط Kass و گروهش [1] و یا معادل گسسته آن در کار Lobregt و گروهش [2] تحت عنوان مدل مار¹ اگرچه یک ابداع جدید بود که سرمنشا روش‌های دیگر قرار گرفت اما خود دارای اشکالات فراوانی بود که از جمله می‌توان به وابستگی به شرایط اولیه و حساسیت بسیار زیاد به نویز اشاره کرد. به علاوه محدودیت مشخصی قابل اعمال بر روی مدل نبود و در نتیجه مدل تقریباً به صورت کور عمل می‌کرد و امکان تغییر شکل آن به هر صورتی وجود داشت. گروه Cootes مدل دیگری به نام ASM² ارائه داد [3] که به صورت آماری عمل می‌کرد و با توجه به داده‌های آموزش و میزان تغییرات مشاهده شده در آنها میزان تغییرات را اعمال می‌کرد. این روش اگرچه از حیث

چکیده: هدف این مقاله ارائه روشی است که با استفاده از مدل Medial Representation (m-Rep) تصاویر تشدید مغناطیسی را به طور خودکار بخش‌بندی نماید در این راستا ما از چند مدل که با یکدیگر تعامل (Interaction) دارند استفاده می‌کنیم و این تعامل ما را به بخش‌بندی درستی می‌رساند. برای ایجاد تعامل تابع انرژی جدیدی تعریف می‌کنیم سپس با استفاده از یک روش عددی به نام Trust-Region که برای بهینه‌سازی توابع غیر خطی استفاده می‌شود تابع مذکور را بهینه می‌نماییم. نتایج عملی دقت بالای روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: بخش‌بندی،
مدل شکل‌پذیر مبتنی بر خط میانی،
متعامل (Interaction)، اطلس

1- مقدمه

بخش‌بندی تصاویر تشدید مغناطیسی به علت کاربردهای فراوانی که در پزشکی چه در امر تشخیص و چه در جراحی دارد مورد توجه قرار گرفته است. اما هنوز

¹ Snake

² Active Shape Model

ها بتوانند از این خاصیت که نسبت به هم متقارن هستند - چه از جهت ابعاد و چه از جهت اندازه - برای یافتن درست ساختار مورد نظر ما استفاده کنند.

2- روش پیشنهادی 1-2- تعریف مدل

در مدل پیشنهادی هر اتم شامل تعدادی شی است که دو به دو با هم جفت هستند. در هر پیکره، یک ستون فقرات وجود دارد که در حقیقت این ستون فقرات است که نقاط مرزها را مشخص می‌کند. فرق این حالت با روشهای معمول نمایش بوسیله نقاط میانی در این است که در آنها مرزها هستند که اسکلت میانی را بیان می‌کنند در حالی که در این مدل نقاط میانی است که نقاط مرز را تعیین می‌کند. این حالت به مراتب پایدار تر از مدل های قبلی بوده و تغییرات کوچک در نقاط مرزها باعث تغییرات زیاد در اسکلت نمی‌شود و در نتیجه بیان کلی شی بوسیله اسکلت ممکن می‌شود. ستون فقرات از یک سری از نقاط به نام اتم های مرکزی⁶ تشکیل شده است.

ممکن است به پیکره اصلی تعدادی از اسکلت‌های دیگری هم وصل باشند که می‌توانند خود شی‌های دیگری باشند و یا برای مدل کردن فرو رفتگی و یا برآمدگی های شکل باشند. این حالت در شکل 1 نشان داده شده است.

هر اتم میانی به اتم های میانی دیگر بوسیله رابط⁷هایی متصل شده است. این رابطها می‌تواند بین اتم های میانی درون یک پیکر و یا اتم های میانی بین اسکلت های دو پیکر باشد (یکی پیکر اصلی و دیگری زیر پیکرها⁸). هر اتم بوسیله دو رابط مربوط که در اینجا با بردار \vec{a} نمایش داده شده است به نقاط مرز

آزادی بیش از حد در حرکت مانند روش مارنبود و فرم کلی مدل را حفظ می‌کرد اما خود دارای اشکالاتی بود. از جمله اینکه از آنجا که روش مذکور یک روش آماری است داده های آموزش زیادی احتیاج داشت و تعداد داده های آموزش کم باعث می‌شود اعتبار آماری روش کم شود. دومین اشکال این بود که همانند روش مار این روش نیز نسبت به شرایط اولیه بسیار حساس است.

اخیرا مدلی تحت عنوان m-Rep¹ توسط Pizer و گروه وی در دانشگاه کارولینای شمالی ارائه شد [4] و [5] که در آن برای اینکه مدل دارای حرکات محدودی باشد و به فرم های ناخواسته در نیاید، تغییرات مدل به حرکات اسکلت میانی آن محدود شده است. فرق این روش با انواع مشابه آن در این است که در این مدل این اسکلت است که مرزهای شکل را معلوم می‌کند و نه بر عکس [5]. این باعث می‌شود یک اسکلت بتواند یک شکل پایدار از مدل را فراهم آورد. اگرچه در مقالات ارائه شده توسط این گروه امکان وجود چند مدل - و نه تعامل² آنها - ارائه شده بود اما در هیچ کدام از مقالات ارائه شده توسط این گروه اشاره ای به پیاده سازی و استفاده عملی از آن نشده است.

در این مقاله با استفاده از مدل m-Rep پایه مدل جدیدی ارائه می‌دهیم که علاوه بر داشتن قابلیت های مدل اصلی قابلیت جدیدی که همان امکان همکاری کانتورهای مختلف با یکدیگر است فراهم شود. از آنجا که مدل برای بخش بندی همزمان شش بخش از مغز استفاده شده است، اعضا به صورت جفت جفت - در اینجا یعنی دو پوتامن³ سمت راست و چپ و تالاموس⁴ راست و چپ و دو هسته کودت⁵ - با یکدیگر تعامل دارند. این همکاری باعث می‌شود که از در داخل هم رفتن مدل ها جلوگیری شود و از طرف دیگر مدل

¹ Medial Representation

² Interaction

³ Putamen

⁴ Thalamus

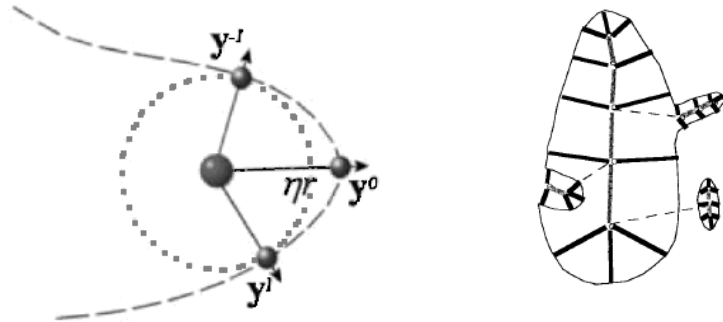
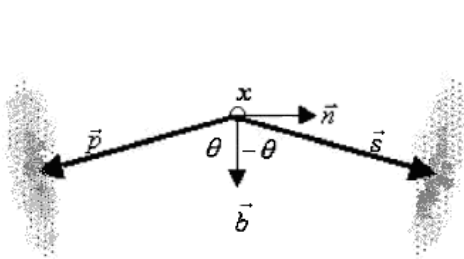
⁵ Nucleus Caudate

⁶ Medial Atom

⁷ Link

⁸ Subfigure

علت اینکه بتوانیم نقاط انتها را هم به خوبی بقیه نقاط بیان کنیم، تعریف این اتم ها با بقیه اتم ها کمی متفاوت است. به بیان دیگر می‌توان گفت مرزهای شی پوش دایره‌هایی است که مرکز آنها در اتم های میانی قرار دارد.



شکل 1. در این شکل یک حالت تقریباً کلی از نمایش شکل با اسکلت میانی نمایش داده شده است. شکل سمت راست شی شبیه سیب زمینی، شی اصلی است و شکل های اطراف هم برای بیان شی های اطراف و یا مدل کردن برآمدگی ها و یا فرورفتگی های شکل استفاده شده است [5]. سمت چپ نمایش یکی از اتم های میانی است که با چهار پارامتر $\mathbf{b}, \mathbf{n}, x, \theta$ بیان می‌شود. شکل وسط یکی از اتم های انتهایی را نمایش می‌دهد که پارامتر اضافه ای نیز به نام η برای آن تعریف شده است [4].

پیکر هم به صورت این تعریف می‌شود:

$$\mathbf{y}^0 = \mathbf{x} + r\eta\mathbf{b} \quad \eta \geq 1.0 \quad (2)$$

علت تعریف پارامتر جدید این است که این تعریف مرزها از روی نقاط میانی برای نقاط لبه مدل چندان کارا نیست. بنابراین پارامتر جدیدی برای نقاط لبه تعریف می‌کنیم تا به آنها اجازه دهیم تا کم انعطاف پذیر باشند. در حقیقت پارامتر η بیانگر میزان تیز شدگی لبه‌ها نسبت به دایره است. با داشتن زنجیره از اتم های میانی و عمل درون یابی می‌توان به یک خم پیوسته از اتم های میانی رسید. اگر $\mathbf{x}(u), u \in [i, i+1]$ یک اتم از مجموعه اتم های میانی باشد در آن صورت برای بدست آوردن اتم های میانی بین آنها داریم:

$$\mathbf{x}(u) = \sum_{m=0}^3 \mathbf{d}_m u^m \quad (3)$$

که در آن \mathbf{d}_m ها طوری هستند که بتوانند شرایط عمود بودن و مماس

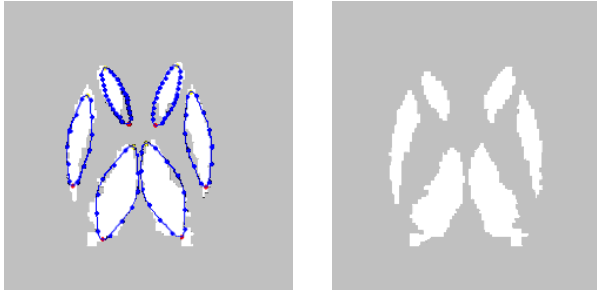
وصل شده است. این پارو مانند ها با راستای باریک شدن مرزها که بردار \mathbf{b} نام دارد زاویه θ تشکیل می‌دهد و مرزهای متناظر خود را با یک طول به اندازه r از اتم میانی و در راستای $\bar{\mathbf{s}}$ معلوم می‌کند. تنها اتم های انتهایی هستند که با بقیه اتم ها فرق دارند. به

از آنجا که این حالت برای توضیح نقاط انتهایی پیکر چندان مناسب نیست برای نقاط انتها نوع خاصی از اتم ها را تعریف می‌کنیم. برای حالت دو بعدی، اسکلت میانی به صورت زنجیره ای از اتم های میانی است $\mathbf{m}_i, i \in [1, N]$. برای هر کدام از اتم های میانی یک ساختار دو تایی به صورت $\mathbf{F} = (\mathbf{b}, \mathbf{n})$ تعریف می‌شود که در آن \mathbf{b} امتداد باریک شدن مرزهای مدل را نشان می‌دهد و در حقیقت $\nabla r = -\mathbf{b} \cos \theta$ که شعاع دایره ای است که به مرکزیت آن اتم میانی بر مرز مماس است و θ زاویه بردار \mathbf{b} را با بازویی که اتم میانی را به مرز متصل می‌کند \mathbf{n} . بردار عمود بر \mathbf{b} است. پس هر اتم میانی به این صورت تعریف می‌شود $\mathbf{m}_i = (\mathbf{F}_i, r_i, \theta_i)$. بردار های عمود بر خم مرز مدل به این صورت تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} \mathbf{p} &= R(\theta)\mathbf{b} & \mathbf{s} &= R(-\theta)\mathbf{b} \\ \mathbf{y} &= \mathbf{x} + r\mathbf{p} & \mathbf{y} &= \mathbf{x} + r\mathbf{s} \end{aligned} \quad (1)$$

که در آن $R(\theta)$ ماتریس دوران در صفحه است. برای نقاط لبه

در مراحل بعدی تابع خطایی که باید بهینه شود را طوری تعریف می‌کنیم که خاصیت بایاس نداشته باشد. در شکل 2 نمایی از اطلس ساخته شده را مشاهده می‌کنیم.



شکل 2. شکل سمت راست اطلس کلی را بروی داده های بخش بندی شده توسط متخصص نشان می‌دهد و شکل سمت چپ همان اطلس را بر روی داده اصلی نشان می‌دهد.

2-3- استفاده از مدل مبتنی بر اسکلت میانی برای بخش بندی تصاویر

تمام آنچه تا به حال تعریف شد برای این است که بتوان از آن برای عمل بخش‌بندی استفاده کرد. با داشتن یک ساختار مبتنی بر اسکلت میانی می‌توان بر تغییرات آناتومیکی با تعریف تبدیل‌های مناسب انطباق پیدا کرد. برای انجام عمل انطباق چند مرحله تبدیل تعریف می‌شوند که هر یک از تبدیل‌ها در مقیاس خودشان عمل می‌کنند و در حقیقت به عنوان یک پیش فرض و هم یک بارگذاری اولیه برای مرحله بعدی محسوب می‌شوند. به این منظور چهار مرحله تبدیل تعریف می‌شود که برای هر کدام هم تابع هزینه مخصوص همان تبدیل را تعریف می‌کنیم که در زیر می‌آید:

الف- تبدیل شباهت در مقیاس اطلس کلی¹

اگر $S^0 = (\alpha, \mathbf{O}, \mathbf{t})$ تبدیل شباهتی را نمایش دهد که قرار است روی کل اطلس اعمال شود، در آن صورت α مقدار مقیاس در تبدیل شباهت و \mathbf{t} میزان جابجایی و \mathbf{O} ماتریس دوران

بودن خم را نقطه \mathbf{x}_i برآورده کنند. تابع $r(u)$ ، تابع درون یابی شده شعاع‌ها است که می‌تواند توسط همان روش بدست آید. با داشتن r و ∇r می‌توانیم چارچوب \mathbf{F} ، را بوسیله رابطه $\nabla r(u) = -b(u) \cos \theta(u)$ بدست آوریم. با داشتن پارامترهای بالا می‌توانیم نقاط مرزهای پیوسته را به این صورت محاسبه کنیم:

$$\mathbf{y}^1(u) = \mathbf{x}(u) + rR(\theta(u))\mathbf{b}(u) \quad (4)$$

$$\mathbf{y}^{-1}(u) = \mathbf{x}(u) + rR(-\theta(u))\mathbf{b}(u)$$

که در آن ماتریس دوران در صفحه است و $\mathbf{y}^1(u)$ و $\mathbf{y}^{-1}(u)$ به ترتیب بیانگر مختصات نقاط سمت راست و چپ اتم میانی هستند. برای درون یابی نقاط انتهایی هم یک خم پارامتری را طوری تنظیم می‌کنیم که از $\mathbf{x} + \eta\mathbf{r}\mathbf{b}$ بگذرد و در آن نقطه بر \mathbf{b} آن عمود باشد [4]:

$$c(t) = \mathbf{x} + r\eta(t)R(t\theta)\mathbf{b} \quad (5)$$

$$\eta(t) = (\cos(t\pi) + 1) \frac{(\eta - 1)}{2} + 1$$

2-2- ساختن مدل و اطلس کلی

برای ساختن اطلس کلی ابتدا باید هر یک از مدل‌ها را ساخت. آنگاه چند مدل با هم یک اطلس را تشکیل می‌دهند. به این منظور ابتدا ساختارهایی را که می‌خواهیم بخش بندی کنیم انتخاب می‌کنیم و از یک متخصص می‌خواهیم که آنها را بخش‌بندی کند. سپس با روشی که در سطور بعد توضیح خواهیم داد یک مدل را بر روی آنها منطبق می‌کنیم. از آنجا که مدل‌ها قابلیت تغییر شکل دارند و ما نمی‌خواستیم اطلس مان نسبت به یک داده بایاس شود، فقط کلیات را با مدل در این مرحله می‌گیریم و از اطلاعات بدست آمده از این مرحله، مثل فاصله حدودی مدل‌ها تا خط مرکز اطلس و اندازه اولیه هر یک از ساختارها، برای بارگذاری اولیه استفاده می‌کنیم.

¹ Atlas-Level Similarity Transformation

است. این تبدیل بر کل اطلس اعمال می‌گردد:

$$\mathbf{m}_i^1 = S^0 \circ \mathbf{m}_i = \{\alpha \mathbf{O} \mathbf{x}_i + \mathbf{t}, \alpha r, \mathbf{O}^\circ \mathbf{F}, \theta\} \quad (6)$$

که در آن \mathbf{m}_i^1 چارچوب همراه هریک از تم های میانی را نشان می‌دهد که شامل محل اتم \mathbf{x}_i ، چارچوب \mathbf{F} و مقیاس r و زاویه بردار \mathbf{b} با بردار های بیان کننده مرزهاست. تابع هزینه‌ای که برای این تبدیل تعریف می‌شود به صورت یک تابع گوسی است که واریانسی متناسب با شعاع هر نقطه دارد و میزان جابجایی شیء را بعد از اعمال تبدیل نسب به شیء اصلی نشان می‌دهد.

$$E_{Atlas\ Level} = \left[- \int_B \frac{\|y - S^0 \circ y\|^2}{2(\sigma(y))^2} dy \right] \quad (7)$$

در حقیقت این تبدیل باعث می‌شود که یک تبدیل شباهت روی کل اطلس اعمال شود و از این مرحله برای بارگذاری اولیه کلی اطلس بر روی حدس اولیه که بوسیله روش [6] بدست آمده است استفاده می‌شود.

ب- تبدیل شباهت در مقیاس کل شیء¹

این تبدیل از لحاظ روابط شبیه روابط تبدیل شباهت در مقیاس اطلس است ولی توابع انرژی آن متفاوت تعریف می‌شود. فرق این مرحله با مرحله قبلی در این است که این تبدیل روی هر کدام از مدل ها اعمال می‌شود. پس بنابراین باید تمهیدی اندیشید که اولاً بتوان بین مدل ها تعامل برقرار کرد و از طرف دیگر بتوان از Conflict جلوگیری کرد. این کار را بوسیله تعریف چند عبارت انرژی انجام می‌دهیم:

$$E_1 = \left[- \int_B \frac{\|y - S^0 \circ y\|^2}{2(\sigma(y))^2} dy \right] + E_{mutualsize} + E_{mutuallocation} \quad (8)$$

$$E_{Object\ Level} = E_1(1 + E_{Conflict})$$

از طریق عبارات $E_{mutualsize}$ و $E_{mutuallocation}$ امکان تعامل بین دو مدل فراهم می‌گردد و از طریق $E_{Conflict}$ از ایجاد Conflict جلوگیری به عمل می‌آید. علت اینکه $E_{Conflict}$ به این صورت تعریف شده است این است که در صورت وجود هر گونه Conflict در هر تکرار خطا تصاعدی بالا رود و این افزایش خطا از بوجود آمدن هرگونه Conflict جلوگیری کند.

خطای $E_{mutualsize}$ به این صورت تعریف می‌شود:

$$E_{mutualsize} = \sum_{i \in \{coupledModels\}} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^{N_c} \|\mathbf{R}_{ij} - \mathbf{R}_{ik}\| \quad (9)$$

که در آن $\mathbf{R}_{ij}, \mathbf{R}_{ik}$ بردار شعاع های اتم های مختلف از جفت مدل i ام و به ترتیب مدل های j ام و مدل k ام از آن جفت است. مثلاً ما در اینجا سه جفت داریم. جفت کودت‌ها، جفت پوتامن‌ها، جفت تالاموس که هر کدام دو عضو دارند. بنابراین $N_c = 2$. $E_{mutualsize}$ باعث می‌شود که دو مدل از یک جفت تا آنجا که می‌توانند هم اندازه باشند. این عبارت از آنجا مهم است که دو پوتامن و یا دو هسته کودت در دوطرف مغز تقریباً متقارن هستند و این می‌تواند برای ما اطلاعات داشته باشد. با تعریف این عبارت به نوعی اندازه دو مدل روی یکدیگر شرط می‌گذارند.

عبارت $E_{mutuallocation}$ به این صورت

تعریف می‌شود:

$$E_{mutuallocation} = \sum_{i \in \{coupledModels\}} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^{N_c} |d_{ij} - d_{ik}| \quad (10)$$

در این عبارت d_{ij}, d_{ik} به ترتیب فاصله مدل k ام و j ام از جفت i ام تا خط مرکزی اطلس است. در اینجا هم $N_c = 2$ است. این عبارت باعث می‌شود که اطلس تا آنجا که ممکن

¹ Object-Level Similarity Transformation

شبهات هریک از اتم ها باشد در آن صورت:

$$\mathbf{m}_i^2 = S_i^1 \circ \mathbf{m}_i^1 = \{\alpha_i \mathbf{O}_i \mathbf{x}_i^1 + \mathbf{t}_i, \alpha_i r_i^1, \mathbf{O}_i \circ \mathbf{F}_i^1, \theta_i^1 + \beta_i\} \quad (12)$$

همانطور که دیده می‌شود این تبدیل روی نتیجه تبدیل یافته قبلی انجام می‌گیرد. تابع هزینه این تبدیل نیز شبیه قبلی است با این تفاوت که یک عبارت میدان تصادفی مارکوف² که روی انتقال اعمال می‌شود، اضافه شده است که ما را از هموار بودن مدل مطمئن می‌کند. تابع هزینه آن به این صورت تعریف می‌شود:

$$E_1 = \left[-\int_B \frac{\|y - S^1 \circ y\|^2}{2(\sigma(y))^2} dy - \sum_{i,j} \sum_{n,m=1}^{n,m=1} \frac{\|\mathbf{t}_{i,j} - \mathbf{t}_{i+n,j+m}\|^2}{\|\mathbf{x}_{i,j}^1 - \mathbf{x}_{i+n,j+m}^1\|^2} \right] + E_{mutualsize} + E_{mutuallocatoin}$$

$$E_{AtomLevel} = E_1(1 + E_{Conflict}) \quad (13)$$

ت- تنظیمات دقیق³

در مرحله نهایی، فقط برای ساختار کودت یک تنظیم نهایی با استفاده از مدل مار انجام می‌شود تا لبه‌ها در تصویر گرفته شوند. علت این که این کار را بر روی بقیه انجام نمی‌دهیم این است که یا لبه مشخصی برای آن ساختار وجود ندارد (تالاموس) و یا مدل مار به علت فرم خاص آن و داشتن شکل تیز (پوتامن) قابلیت چندانی در بهبود مدل ندارد، بعلاوه مدل اصلی جواب‌های قابل قبولی برای آنها می‌دهد.

ث- انرژی شبهات بدست آمده از اطلاعات تصویر⁴

تابع هزینه‌هایی که تا اینجا تعریف شدند سعی داشتند تا شی را به نوعی در فرم اصلی خود نگهدارند و

است نسبت به خط مرکزی متقارن باشد.

عبارت $E_{Conflict}$ به این صورت تعریف می‌شود:

$$E_{Conflict} = \sum_{\substack{i,j \in \{All\ of\ Models\} \\ i \neq j}} \sum_{k=1}^{N_i} \sum_{l=1}^{N_j} u(d(y_{ik}, y_{jl}) - d_{min}) \times |d(y_{ik}, y_{jl}) - d_{min}|$$

$$u(t) = \begin{cases} 1 & t > 0 \\ 0 & t \leq 0 \end{cases} \quad (11)$$

در عبارت فوق، y_{ik} نقطه مرزی k ام از مدل i ام است و $d(y_{ik}, y_{jl})$ فاصله نقطه مرزی k ام از مدل i ام تا نقطه مرزی l ام تا مدل j ام را نشان می‌دهد. N_j و N_i به ترتیب تعداد نقاط مرزی مدل i ام و j ام را نشان می‌دهد. $u(t)$ همانطور که نشان داده شده است یک تابع پله است که به ازای مقادیر منفی و صفر، صفر است و به ازای مقادیر مثبت یک است. اگر هیچ $Conflict$ ی وجود نداشته باشد، مقدار این خطا صفر است و در صورت وجود، یک ضریب که متناسب است با میزان $Conflict$ در خطاهای قبلی ضرب می‌شود و باعث می‌شود که هر چه مدل بیشتر در آن نقطه بماند جریمه بیشتر در یافت کند. در نتیجه مدل از هرگونه $Conflict$ امتناع می‌کند.

پ- تبدیل در مقیاس اتم های مرکزی¹

بعد از اعمال تبدیل شبهات بر روی کل شی و انجام تغییرات کلی، نوبت به تغییرات جزئی می‌رسد. برای این کار تبدیلی روی هرکدام از اتم های میانی انجام می‌گیرد که به نوعی به هرکدام از اتم ها اجازه می‌دهد به صورت محلی تغییر کنند و تغییرات کوچکتر را هم مدل کنند. برای این مرحله، تبدیل های شبهات برای هر کدام از اتم به صورت جداگانه تعریف و اعمال می‌گردد. اگر $S_i^1 = (\alpha, \mathbf{O}, \mathbf{t}, \beta)_i$ تبدیل

² Markov Random Field

³ Fine Tuning

⁴ Image DATA Log-Likelihood

¹ Atom Level Transformation

موارد مدل هدف را گم می‌کند و یا از آن رد می‌شد. روش مورد استفاده علاوه بر سرعت نسبی خوب، از پایداری مناسبی نیز برخوردار بود.

3-نتایج عملی

در اینجا برای ارزیابی روش، نتایج آن را بر روی سه سری از تصاویر MR آورده ایم. داده‌ها از سایت IBSR[8] استخراج شده بودند. برای مقایسه نتایج بدست آمده از روش فوق الذکر و نتایج بخش‌بندی متخصص نیز از نتایجی که در این سایت قرار داده شده بود استفاده شد. ابتدا اسلایس‌هایی که شامل ساختارهای مورد نظر بودند جدا شدند و سپس با استفاده از

در نتیجه این نوع توابع هزینه همه بر روی شی تعریف شدند و ربطی به تصویر نداشتند. ولی برای حرکت به سمت اطلاعات تصویر احتیاج به تابع هزینه‌ای داریم که در آن اطلاعات تصویر نیز دخیل باشند. در اینجا ما از اطلاعاتی که در مورد ساختارها داریم استفاده می‌کنیم. ما می‌دانیم که هر سه ساختار از ماده خاکستری تشکیل شده‌اند و داخل آنها باید ماده خاکستری باشد. تابع هزینه بدست آمده از تصویر به این صورت تعریف می‌شود:

(14)

$$E_{\text{Img Data}} = \int_{-\delta}^{\delta} \int_{\text{B}} I_{\text{temp}}(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{d}}) I_{\text{data}}(\mathbf{y}', \hat{\mathbf{d}}) d\mathbf{y} d\hat{\mathbf{d}}$$

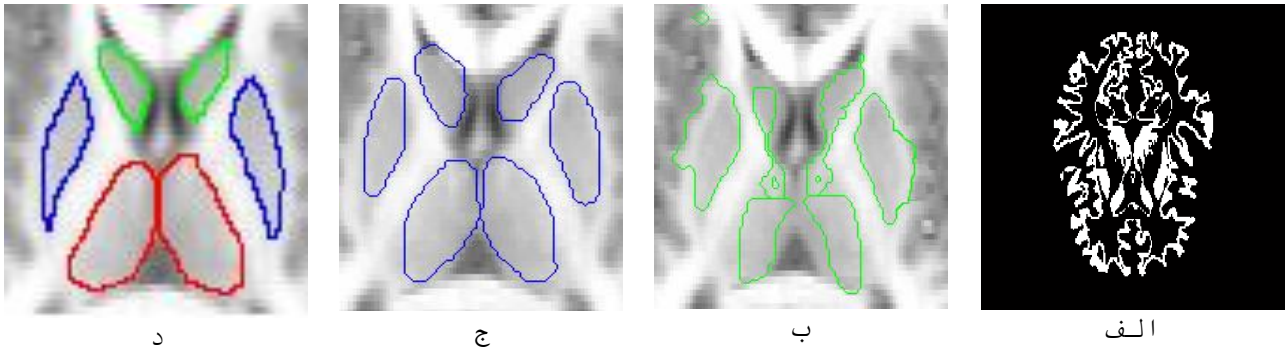
در این رابطه δ اندازه حاشیه‌ای است که در اطراف مدل برای یافتن حداکثر همبستگی جستجو می‌کنیم. $(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{d}})$ نقطه‌ای از قالب اصلی است که با نقطه مرزی \mathbf{y} فاصله‌ای به اندازه $r\hat{\mathbf{d}}$ دارد و $(\mathbf{y}', \hat{\mathbf{d}})$ نیز نقطه‌ای از مدل تغییر شکل پیدا کرده است که از نقطه مرزی \mathbf{y}' فاصله‌ای به اندازه $r\hat{\mathbf{d}}$ دارد.

برای رسیدن به هدف باید تابع خطایی که برای هر مرحله تعریف شده است حداقل شود. برای این کار تابع هزینه هر مرحله و تابع هزینه تصویر با هم جمع می‌شوند و با یک الگوریتم بهینه‌سازی حداقل می‌شوند. در اینجا از یک روش بهینه‌سازی که subspace Trust-Region نام دارد و در حقیقت یک روش interior-reflective Newton است برای بهینه‌سازی توابع غیرخطی استفاده می‌شود. هر تکرار این روش شامل حل خطی یک سیستم خطی بزرگ با استفاده از روش PCG¹ است [7]. علت استفاده از این روش پایداری عددی آن است. برای بهینه‌سازی تابع هزینه فوق‌الذکر ما ابتدا روش ساده Steepest Descend را نیز مورد آزمایش قرار دادیم، ولی در بعضی از

¹ Preconditioned Conjugate Gradients

جدول 1. منطقه سفید نتیجه بارگذاری اولیه است و ناحیه هاشور خورده نتیجه نهایی است. عددی که بدون پرانتز نوشته شده است از معیار فاصله است و عدد داخل پرانتز هم درصد همپوشانی است. (واحد فاصله بر اساس Pixel است و $\sigma=10$)

	Caudate	Putamen	Thalamus
Case 1	3	4.3	7
	0.79(84%)	1.5(81%)	1.4(81%)
Case 2	2.15	3.9	2.48
	0.75(82%)	1.69(84%)	1.15(92%)
Case 3	4	7.9	3.1
	1.4(91%)	1.2(85%)	1.4(85%)



شکل 3. "الف" بخش بندی بافت خاکستری توسط الگوریتم fcm. "ب" نتیجه اجرای روش [6] را بدست آوردن حدس اولیه نشان می‌دهد. "ج" نتیجه نهایی الگوریتم است. "د" نتیجه بخش‌بندی متخصص را نشان می‌دهد.

اوقات به علت اینکه الگوریتم fcm در یافتن تخمین بافت های سفید و خاکستری اشتباه می‌کرد در بعضی از موارد قشر خاکستری مغز به ساختار پوتامن می‌چسبید. بعد از آن با توجه به حدس اولیه مدل در مقیاس اطلس بر روی تصویر بارگذاری شد و سعی شد در آن مرحله بیشترین همپوشانی را پیدا کند. بعد از این مرحله مدل‌ها روی تصویر GM عمل کردند و با توجه به تعاملی که بین آنها وجود دارد و اطلاعاتی که از تصویر بدست آورده‌اند بیشترین همپوشانی را با تصویر پیدا کردند (Object Level). بعد از این مرحله نوبت به مرحله تغییرات غیر خطی در مدل‌ها رسید (Atom Level). نهایتاً تنظیم نهایی روی نتایج صورت پذیرفت.

برای مقایسه از دو معیار استفاده شده است، یکی نسبت اشتراک با آنچه متخصص بدست آورده است و دیگری فاصله که به این صورت تعریف می‌شود:

نرم افزار FSL¹ [9] مجموعه از تصاویر حذف شد. سپس با استفاده از روش fcm² داده‌ها به چهار خوشه³ ماده سفید⁴، ماده خاکستری⁵ و ماده مغزی نخاعی⁶ و پشت صحنه⁷ تقسیم شدند. بعد با استفاده از الگوریتم فازی ارائه شده در [6] نقاط اولیه که حدس اولیه‌ای از ساختارها هستند بدست آمد. در این روش با امتزاج⁸ فازی اطلاعات آناتومیکی که از ساختارها داریم یک حدس اولیه محل ساختارها بدست آمد. استفاده از الگوریتم فازی مذکور برای یافتن قسمتی از ساختار می‌شد. بعضی از اوقات این روش منجر به یافتن منطقه بزرگتری از آنچه که باید تشخیص داده شود می‌شد. مثلاً در مورد ساختار پوتامن بعضی از

¹ fMRI Software Library

² Fuzzy c-Means Clustering

³ Cluster

⁴ White Matter (WM)

⁵ Gray Matter (GM)

⁶ Cerebro Spinal Fluid (CSF)

⁷ Background

⁸ Fusion

Rep معمولی فرق چندانی نخواهد داشت.

از آنجا که روش پیشنهادی برای بخش بندی ساختارهای مورد نظر احتیاج به یک مرحله تقسیم تصویر به نقاط خاکستری و سفید و مایع مغزی نخاعی دارد، بنابراین این نتیجه تا حدودی به این قسمت حساس است. خصوصاً روش ارائه شده در [6] که برای پیدا کردن یک حدس اولیه استفاده شده تا حد خیلی زیادی به این تشخیص حساسیت نشان می‌دهد. البته سعی شده است با تعریف تابع خطا و استفاده از مدل شکل پذیر ارائه شده این حساسیت تا حد ممکن کم شود اما به هر حال استفاده از روشی که بتواند تخمین دقیق تری از بافت های مغزی بدهد منجر به نتایج بهتری خواهد شد.

در مقاله [4] به مدل سه بعدی m-Rep اشاره شده است ولی در آنجا از آن برای بخش بندی تصاویر CT استفاده شده است. به علاوه در آنجا به استفاده از آن به صورت چند مدل همزمان اشاره ای نشده است و تعاملی هم بین مدل ها تعریف نشده است. کار بر روی مدل اشاره شده برای ارتقای آن به سه بعد به عنوان هدف بعدی نویسندگان مقاله ادامه دارد.

5- مراجع:

- [1] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *International journal of computer vision*, vol. 1, pp. 321-331, 1988.
- [2] S. Loberget, M.A. Viergever, "A Discrete Dynamic Contour Model," *IEEE Transaction on Medical Imaging*, vol. 14, no. 1, pp. 12-24, 1995.
- [3] T.F. Cootes, C. J. Taylor, D.H. Cooper, "Active Shape Models – Their Training and Application," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 61, no. 1, pp. 38-59, 1995.
- [4] S. Joshi, S. Pizer, P. T. Fletcher, P. Yushkevich, A. Thall, "Multiscale Deformable Model Segmentation and Statistical Shape Analysis Using Medial Descriptions," *IEEE Transaction on Medical Imaging*, vol. 21, no. 5, pp. 538-550, 2002.
- [5] S. Pizer, D.S. Fritsc, P. Yushkevich, V.E. Johnson, E.L. Chaney, "Segmentation, Registration, and Measurement of Shape Variation via Image Object Shape," *IEEE Transaction on Medical Imaging*, vol. 18, no. 10, pp. 851-865, 1999.
- [6] V. Barra, J. -Y. Boire, "Automatic Segmentation of Subcortical Brain Structures in MR Images Using

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A))$$

$$h(A, B) = \frac{1}{N_A} \sum_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (15)$$

که در آن یکی از مجموعه های A و یا B آن تصویری است که توسط متخصص بخش بندی شده است و دومی هم نتیجه اجرای برنامه است. در جدول 1 نتایج حاصل که بیانگر عملکرد مناسب و دقیق روش پیشنهادی است آورده شده است. همان طور که در جدول دیده می شود الگوریتم ارائه شده بر روی سه داده واقعی از سه شخص اجرا شده است. برای این کار الگوریتم مزبور بر روی دو یا سه اسلایس در هر مورد آزمایش شد و معیارهای فوق الذکر محاسبه شدند. نتایج جدول میانگین مقادیر محاسبه شده است.

4- نتیجه گیری

در این مقاله روشی خود کاری ارائه شد که بر اساس یک حدس اولیه کلی که از یک الگوریتم فازی بدست آمده است برای بارگذاری اولیه یک اطلس استفاده می شود که امکان تعامل بین مدل های آن برای بهبود عمل بخش بندی بوجود آمده بود. تابع هزینه تعریف شده امکان مقارن شدن بیشتر مدل های جفت و جلوگیری از Conflict آنها با یکدیگر را ایجاد می کرد.

این روش کاملاً خودکار است و از بارگذاری اولیه تا حد امکان مستقل در نظر گرفته شده است. و از آنجا که مدل اولیه یک مدل تقریبی است مثل روش ASM احتیاج به داده آموزش زیاد ندارد اگرچه می توان از داده های آموزش برای ساختن اسکلت استفاده کرد. به علاوه تعاملی که در m-Rep به عنوان روش پایه روش ما به صورت تئوری اراده شده بود در اینجا وجود دارد. از این روش می توان برای بخش بندی تصاویر در داده های دیگر از جمله CT هم استفاده کرد. البته ما در اینجا سعی کرده ایم از تقارن استفاده کنیم و وجود تقارن در آنجا می تواند مفید باشد وگرنه در صورت نبود تقارن نتایج این روش با m-

- Information Fusion," *IEEE Transaction on Medical Imaging*, vol. 20, no. 7, pp. 549-558, 2001.
- [7] Coleman, T.F. and Y. Li, "An Interior, Trust Region Approach for Nonlinear Minimization Subject to Bounds," *SIAM Journal on Optimization*, vol. 6, pp. 418-445, 1996.
- [8] <http://www.cma.mgh.harvard.edu/ibsr/>
- [9] <http://www.fmrib.ox.ac.uk/fsl/>