

فصل 14

کاربرد فازی در قطعه‌بندی

تصاویر MRI

قطعه‌بندی^۱ به معنای دسته‌بندی مولفه‌های مشابه (مثل پیکسل‌های یک تصویر) در یک گروه یا کلاس است. روشهای قطعه‌بندی غالباً در دو دسته کلی خوشه‌بندی^۲ و آستانه‌گیری^۳ قرار می‌گیرند. در قطعه‌بندی، یک تصویر به نواحی متعدد غیرهمپوشان تقسیم می‌شود، طوری که پیکسل‌های درون یک ناحیه از نظر یک خاصیت ویژه با یکدیگر مشابه بوده و از همین نظر با پیکسل‌های گروه‌های دیگر متفاوت باشند.

14-1: قطعه‌بندی تومورها

قطعه‌بندی در علم پزشکی کاربردهای فراوانی از قبیل یافتن تومورها و رگها در تصاویر عکس‌برداری شده از بدن انسان دارد. یکی از پرکاربردترین روشهای تصویربرداری پزشکی استفاده از تشدید مغناطیسی است که MRI^4 نامیده می‌شود. البته در عرف پزشکی، از این روش (به اختصار) با عنوان MR نیز نام می‌برند.

قطعه‌بندی دقیق بافت مغز در تصاویر MR مسئله مهمی در برنامه‌های کاربردی آنالیز تصاویر پزشکی برای مطالعات دقیق و بررسی بیماریها می‌باشد. آنالیز و تخمین کیفی میزان رشد تومور مغز و تاثیر رفتار داروها در بهبود بیماریها، به عنوان مثال جالبی از کاربرد قطعه‌بندی مطرح می‌شود.

این مسئله زمانی اهمیت بیشتری می‌یابد که پروتکل‌های درمان، تمایل به حذف اعمال جراحی و استفاده از رادیوتراپی نواحی درگیر با تومور داشته باشند. هدف از رادیوتراپی سه‌بعدی، پرتوافکنی به ناحیه تومور (ضمن به حداقل رساندن اثرات منفی در بافتهای سالم احاطه‌کننده تومور) برای نابودی آن می‌باشد. روشن است که برای دستیابی به این هدف، قطعه‌بندی تومور و یافتن موقعیت آن نسبت به سایر بافتهای مهم خواهد بود.

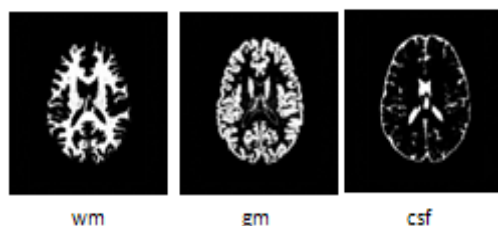
¹ Segmentation

² Clustering

³ Thresholding

⁴ Magnetic Resonance Imaging (MRI)

قطعه‌بندی تصاویر MR مغز شامل جداسازی بافتهای مختلف مانند بافت تومور، ورم و بافت مرده اطراف تومور از بافتهای اصلی مغز مانند ماده خاکستری^۱، ماده سفید^۲ و مایع مغزی نخاعی^۳ (شکل 14-1) می‌باشد.



شکل 14-1: بافتهای مختلف مغز سالم

اگرچه عمل قطعه‌بندی به شیوه دستی در تصاویر پزشکی امکان‌پذیر است، اما فرآیندی وقت‌گیر و پیچیده است. پیچیدگی این مسئله با در نظر گرفتن وجود شکلهای گوناگون تومورها و مشابهت سطح روشنایی تومورها با روشنایی بافتهای سالم مغز، نمایان‌تر می‌شود. قطعه‌بندی دستی تومور، توسط علامت‌گذاری قطعه‌به‌قطعه تومور انجام می‌شود که به علت محدودیت دید انسان، میزان درستی تخمین آن کاهش می‌یابد و یک تصویر دندانهای را نتیجه می‌دهد. ضمناً چون ردیابی دستی تومور توسط متخصصان، کار وقت‌گیر و خسته‌کننده‌ای است، به احتمال زیاد با خطا همراه می‌شود. با این حساب، مهمترین ایراد قطعه‌بندی دستی، عدم قابلیت اطمینان کامل یا عدم قابلیت بازتولید (تولید نتیجه یکسان در دفعات مختلف انجام کار) می‌باشد.

از عوامل دیگری که قطعه‌بندی را دشوار می‌سازد، می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

- دفرمه شدن و تغییر شکل بافتهای مغزی در نتیجه رشد تومور
- نفوذ تومور درون بافتهای سالم مغزی و تورم^۴ این بافتها به ویژه در ماده سفید مغز

¹ Gray Matter (GM)

² White Matter (WM)

³ Cerebral Spinal Fluid (CSF)

⁴ Edema

- گذر¹ تدریجی از تومور یا ورم به بافتهای اطراف که تشخیص مرز این بافتها از یکدیگر را دشوار می‌سازد.
 - شباهت و نزدیکی سطح روشنایی برخی بافتهای متفاوت با یکدیگر (نزدیکی سطح روشنایی تومور به رگهای مغزی)
- بنابراین، برای رسیدن به یک نتیجه مطلوب در قطعه‌بندی، وجود یک روش خودکار یا نیمه خودکار ضروری می‌باشد.

14-2: تصویربرداری MRI

MRI راهی برای مشاهده درون بافتهای زنده است که از ارسال فرکانسهای رادیویی برای تهیه تصاویر استفاده می‌کند. مکانیزم چرخش الکترونها در کل بدن به نحوی است که بدن از لحاظ مغناطیسی خنثی می‌باشد. با اعمال سیگنالهای رادیویی به بدن (با فرکانسهای مختلف)، spin حرکت الکترونها هم‌جهت می‌شود تا بدن دیگر از لحاظ مغناطیسی خنثی نباشد. با برداشتن سیگنال، بدن به تدریج به حالت اولیه خود یعنی خنثی باز خواهد گشت. این فرآیند، اساس کار تصویربرداری را تشکیل می‌دهد.

یکی از قابلیت‌های جالب‌توجه MRI، تهیه تصاویر چندطیفی² است که با استفاده از اعمال سیگنالهای با فرکانسهای متفاوت و مطالعه دنباله تحریکات آنها به دست می‌آیند. به کمک این تصاویر که روشنایی‌های متفاوتی دارند، می‌توان اطلاعات مختلفی را از ناحیه مورد تصویربرداری به دست آورد.

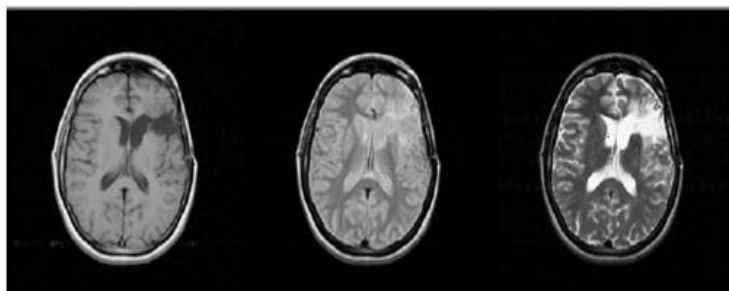
بافتهای مغز در تصاویر متفاوت MRI نموده‌های مختلفی می‌یابند. به این معنا که یک بافت خاص در یک نوع تصویر، تیره بوده در نوع دیگر بسیار روشن است. با توجه به رفتاری

¹ Transition

² Multi-spectral

که بافتهای مختلف در تصاویر گوناگون از خود بروز می‌دهند، می‌توان برای تشخیص آنها اقدام کرد.

به دلیل اینکه تومور از هم‌زیستی چند نوع بافت تشکیل شده است، یک نوع تصویر MR نمی‌تواند اطلاعات کاملی از تومور را نتیجه دهد. بنابراین برای بالابردن صحت در تشخیص پزشکی، اطلاعات حاصل از چند نوع تصویر MR یک بیمار را با هم ترکیب می‌کنند. حداقل به سه نوع از تصاویر MR نیاز است که عمدتاً از تصاویر $T1^1$ و $T2^2$ و PD^3 (شکل 14-2) برای تشخیص استفاده می‌شود که البته می‌تواند به انواع بیشتری از تصویر نیز تعمیم داده شود.



شکل 14-2: تصویر $T1$ (چپ)، تصویر PD (وسط)، تصویر $T2$ (راست)

تصویر $T1$ تصویری است که در زمان مغناطیسی‌شدن بدن برداشته می‌شود. تصویر $T2$ در زمان رفع حالت مغناطیسی و برگشت بدن به حالت طبیعی برداشته می‌شود. سرعت برگشت از حالت مغناطیسی در بافتهای مختلف یکسان نبوده، بسته به سرعت بافت در رسیدن به حالت خنثی، بافتها روشن‌تر به نظر خواهند رسید. هر چه میزان پروتون در مولکولهای بافت بیشتر باشد، سرعت برگشت آن بیشتر خواهد بود. به عنوان مثال مولکول آب که بیشتر از مولکول سایر بافتهای مغز پروتون دارد سرعتی بیش از سایر بافتها در رفع حالت مغناطیسی داشته، در تصاویر $T2$ روشن‌تر از سایر قسمتها ظاهر می‌شود.

¹ T1-weighted

² T2-weighted

³ Proton Density (PD)

در تصویر PD بسته به اینکه چه میزان پروتون در بافت خاصی وجود داشته باشد، آن قسمت روشن‌تر به نظر خواهد رسید. همان‌طور که از تعریف مشخص می‌شود، دو تصویر T2 و PD از لحاظ نسبت روشنایی بافتها به یکدیگر، شباهت زیادی با هم دارند.

از آنجایی که MRI اطلاعات بسیاری را از بافتهای مغز و دنباله تحریکات به دست می‌آورد، ابزار مهم و قدرتمندی در بهبود تشخیصهای پزشکی به شمار می‌رود. از دیگر دلایل استفاده از MRI، تولید تصاویری با رزولوشن بسیار بالا در نمایش بافتهای نرم مغزی است که در سایر روشهای تصویربرداری پزشکی امکان‌پذیر نمی‌باشد.

14-3: قطعه‌بندی فازی تصاویر MRI

رادیولوژیست‌ها در تفسیر و بررسی عکسهای MRI از میزان روشنایی تصویر در بافتهای مختلف استفاده می‌کنند. اصطلاحاتی که آنها برای تفسیر میزان روشنایی‌ها به کار می‌برند عموماً تعبیری مانند روشن، تیره، خیلی روشن و خیلی تیره است که همگی از نظر ریاضی اصطلاحاتی مبهم و غیرقطعی بوده، به فضای فازی و غیرقطعی نزدیک‌تر می‌باشند. بنابراین می‌توان این عدم قطعیت را به بهترین نحو ممکن توسط منطق فازی مدل نمود.

با استفاده از خوشه‌بندی فازی و اصل گسترش، شیوه فازی به ابزار قدرتمندی برای قطعه‌بندی و کلاس‌بندی بافتهای غیرعادی تبدیل می‌شود. روشهای خوشه‌بندی فازی (در فصل 12 به‌طور کامل توضیح داده شد) و در رأس آنها روش FCM، به دلیل عدم نیاز به داده آموزشی، از متداول‌ترین روشها برای این مهم محسوب می‌شوند.

البته این روش دارای نقاط ضعفی نیز می‌باشد. روش FCM برای قطعه‌بندی بافت نرمال مغزی کارآیی بسیار خوبی دارد اما دقت این الگوریتم، روی بافت غیرنرمال مغزی به شدت کاهش می‌یابد. این مشکل از آنجا ناشی می‌شود که این الگوریتم، تنها سطح روشنایی خود پیکسل را مورد بررسی قرار می‌دهد و به موقعیت و وضعیت روشنایی پیکسلهای مجاور اهمیتی نمی‌دهد، لذا به راحتی تحت تاثیر نویز قرار می‌گیرد. از طرفی به دلیل خطای اپراتور

یا نقص دستگاه تصویربرداری، تصاویر MRI حاوی مقدار نسبتاً زیادی نویز هستند که باعث ایجاد مشکل در قطعه‌بندی مناسب می‌شود.

در ادامه، یک روش خودکار فازی برای قطعه‌بندی تصاویر MR معرفی می‌شود که از تصاویر MR چندطیفی (شامل تصاویر T1، T2 و PD) استفاده کرده، اطلاعات فازی حاصل از این تصاویر را با یکدیگر ترکیب می‌کند.

برای رسیدن به روش خودکار و صحیح، از دانش اولیه‌ای که در مورد تومور با تصاویر مختلف MR از متخصصان رادیولوژی به دست می‌آید، استفاده می‌کنیم. به عبارت دیگر به ازای هر نوع تصویر MR، یک مدل فازی ساخته می‌شود و بر پایه ترکیب اطلاعات فازی متفاوت حاصل از انواع MRها، قطعه‌بندی انجام می‌شود. این روش دارای چهار مرحله است:

1. ثبت چندطیفی عکسهای MR

2. ایجاد یک مدل فازی برای تشریح خصوصیات تومور

3. ترکیب نتایج با توجه به اپراتورهای ترکیب فازی

4. تعدیل به وسیله رشد هسته¹ نواحی فازی بر پایه اتصالات فازی

قطعه‌بندی بافتهای تومور به دلایل زیر کار دشواری است:

- وجود انواع بسیار متنوع تومور که از نظر اندازه، شکل هندسی، مکان، ترکیبات بافتی و همگنی متفاوت هستند و باعث می‌شوند تا در بسیاری از موارد، نتوان تفکیک درستی میان مرز تومور از بافت سالم قائل شد.
- اختلافات جزئی متوالی، بدین معنا که یک پیکسل می‌تواند مشتمل بر مجموعه‌ای از بافتهای مختلف باشد.
- نویز همراه تصاویر MR
- قابل تمایز نبودن روشنایی بافتهای مختلف

¹ Seed growing

بنابراین باید با کمک دانش اولیه مناسب و استفاده از منطق فازی، بر این مشکلات غلبه کرد. در ادامه، یک ساختار بر پایه منطق فازی و با بهره‌گیری از دانش متخصصان، برای قطعه‌بندی اتوماتیک بافتهای تومور از چند تصویر MR، ارائه شده است.

14-4: استخراج دانش اولیه از تصاویر

تومور یک ناحیه بسیار روشن (طبق دانش متخصصان رادیولوژی) است که حتی ممکن است میزان روشنایی آن از ماده خاکستری در تصویر T2 و PD نیز بیشتر باشد. اما در تصویر T1 از ماده خاکستری، تاریک‌تر است و اغلب از CSF روشنایی بیشتری دارد. این اطلاعات از نظر سیگنالهای تصویر، اطلاعات فازی هستند اما برای به دست آوردن ارتباط بین سیگنالهای تصویر تومور در تصاویر مختلف MR، بسیار سودمند می‌باشند. اطلاعات حاصل‌شده از متخصصان رادیولوژی، در زمینه ارتباط میزان روشنایی بافتهای متفاوت مغز در تصاویر مختلف MR، در جدول 14-1 بیان شده است.

جدول 14-1: ارتباط میزان روشنایی بافتهای مغز در تصاویر مختلف MR

Signal Intensity	Tissues			
	CSF	GM	WM	Tumor
T1	--	-+	++	-
T2	++	+	--	++
PD	+-	++	--	+

نمادهای به‌کاررفته در این جدول، دارای تعابیر زیر می‌باشند:

"+" : نمایش‌دهنده یک هایپرسیگنال¹ است که به معنای سیگنال با روشنایی زیاد

(روشنایی در عکس) می‌باشد.

¹ Hyper-signal

"-": نمایش‌دهنده یک هیپوسیگنال¹ است که به معنای سیگنال با روشنایی کم (تاریکی در عکس) می‌باشد.

"-+": یعنی روشنایی سیگنال از هیپوسیگنال بیشتر است.

"--": یعنی روشنایی سیگنال از هیپوسیگنال کمتر است.

"+": یعنی روشنایی سیگنال از هایپرسیگنال کمتر است.

"++": یعنی روشنایی سیگنال از هایپرسیگنال بیشتر است.

طبق این جدول می‌توان گفت، سیگنال تصویر تومور برای تصویر T1 نه خیلی روشن و نه خیلی تیره است. همچنین سیگنال تصویر تومور در تصویر T2 و PD بسیار روشن است. دانشهای مقدماتی به‌دست آمده، توصیفات زبانی فازی هستند. بنابراین برای استفاده از این اطلاعات، باید این توصیفات را به مدل‌های ریاضی مناسب تبدیل نمود. در نهایت، از ترکیب مدل‌های فازی تعریف‌شده برای هرکدام از تصاویر MR، می‌توان به نتیجه مطلوب رسید.

14-5: معماری سیستم تشخیص تومور

ساختار فازی طراحی‌شده در شکل 14-3 دیده می‌شود. این ساختار از چهار بخش مجزا شامل موارد زیر تشکیل شده است:

1. عملگر ثبت یا تطابق (Registration or Matching Operation)

2. استخراج ویژگی (Feature Extraction)

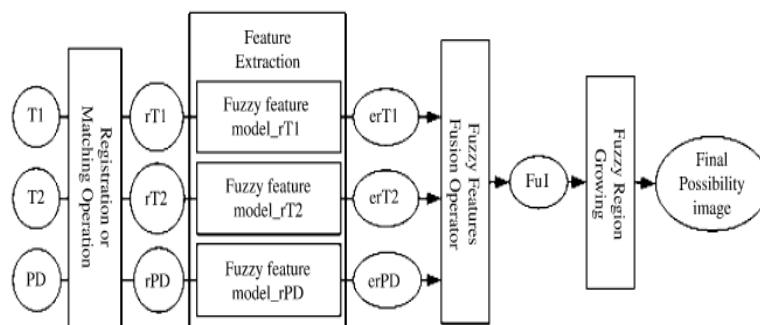
3. عملگر ترکیب (Fusion Operator)

4. تصمیم‌گیری

از آنجا که زمان لازم برای ایجاد تصاویر T1، T2 و PD حدود ده دقیقه برای هر کدام است و تصاویر نیز یکی پس از دیگری استخراج می‌شوند، نیاز است تا این تصاویر به فرم

¹ Hypo-signal

یکسانی درآیند و اصطلاحاً تراز¹ شوند. این وظیفه توسط عملگر ثبت، در اولین گام ساختار فازی، به انجام می‌رسد. روشهای مختلفی مانند SPM² و FMRIB³ برای انجام تطابق وجود دارد که بحث در مورد آنها از حوصله این کتاب خارج است.



شکل 14-3: ساختار پیشنهادی برای تشخیص تومور

مرحله بعدی یعنی استخراج ویژگی، وظیفه ترکیب اطلاعات نتیجه‌شده از روشنایی تصاویر برای ایجاد یک تابع عضویت فازی مربوط به تومور را به عهده دارد. این تابع عضویت یک مدل فازی است که پارامترهای آن از روشنایی تصاویر MR حاصل می‌شوند. با دانستن مدل فازی مربوط به هر تصویر MR، آن تصویر به یک فضای فازی تبدیل می‌گردد. وظیفه عملگر ترکیب در مرحله سوم، ترکیب این فضاهای فازی به یک فضای فازی تومور (FμI) می‌باشد.

تصمیمات مرحله قبل به علت نویز در تصویر یا شدت نور کم در تومور، قابل اطمینان نیستند. بنابراین، وجود یک مرحله مجزا برای تصمیم‌گیری (در آخرین مرحله ساختار فازی پیشنهادی) ضروری می‌باشد. نتیجه نهایی توسط یک توده فازی نمایش داده می‌شود که مقدار هر جزء آن، بیانگر احتمال تعلق آن جزء به تومور یا بافتهای مختلف مغز می‌باشد.

¹ Align

² Statistical Parametric Mapping (SPM)

³ Functional Magnetic Resonance Imaging of the Brain (FMRIB)

14-6: مدل فازی مسئله و توابع عضویت

توابع ریاضی متعددی مانند توابع مستطیلی، دوزنقه‌ای، سهمی‌وار و گوسین به عنوان توابع عضویت فازی استفاده می‌شوند. توابع عضویت فازی برای تصاویر T1, T2, PD را به ترتیب با μ_{FrT1} و μ_{FrT2} و μ_{FrPD} نمایش می‌دهیم. در این توابع، s نشان‌دهنده سیگنال روشنایی است. مثلاً اگر s متعلق به تصویر T1 باشد به صورت $s \in rT_1$ نمایش داده می‌شود. توابع عضویت فازی ساختار پیشنهادی ما مطابق زیر می‌باشند:

$$\mu_{FrT1}(s) = \begin{cases} 0 & s \leq a_1 \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \left[\left(\frac{\pi}{a_2 - a_1} \right) \left(s + \frac{a_2 + a_1}{2} \right) \right] & a_1 < s \leq a_2 \\ 1 & a_2 < s \leq a_3 \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \left[\left(\frac{\pi}{a_4 - a_3} \right) \left(s - \frac{a_4 + a_3}{2} \right) \right] & a_3 < s \leq a_4 \\ 0 & a_4 < s \end{cases}$$

$$\mu_{FrT2}(s) = \begin{cases} 0 & s \leq b_1 \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \left[\left(\frac{\pi}{b_2 - b_1} \right) \left(s - \frac{b_2 + b_1}{2} \right) \right] & b_1 < s \leq b_2 \\ 1 & b_2 < s \end{cases}$$

$$\mu_{FrPD}(s) = \begin{cases} 0 & s \leq c_1 \\ \frac{1}{2} \left(\frac{s - c_1}{c_1 - c_2} \right)^2 & c_1 < s \leq c_2 \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{s - c_3}{c_3 - c_2} \right)^2 & c_2 < s \leq c_3 \\ 1 & c_3 < s \end{cases}$$

مجموعه ثابتهای a و b و c به ترتیب بیانگر پارامترهای مرزی μ_{FrT1} و μ_{FrT2} و μ_{FrPD} می‌باشند. با کمک دانش اولیه‌ای که از طریق متخصصان رادیولوژی حاصل می‌شود، می‌توان

مقادیر این پارامترها را به دست آورد. از جدول 1-14 می‌توان دریافت که مرز μ_{FrT1} باید بین میانگین روشنایی GM و CSF در تصویر T1 باشد و مرزهای μ_{FrT2} و μ_{FrPD} نیز باید بین ماکزیمم و میانگین روشنایی GM در تصاویر T2 و PD باشند. اگر میانگین روشنایی هر سه بافت، دانسته فرض شود، به راحتی می‌توان مقادیر این پارامترهای مرزی را به دست آورد. پارامترهای مرزی از میانگین روشنایی بافتها یا ترکیب بافتها حاصل می‌شوند.

با توجه به جدول 1-14 روشنایی تومور از CSF بیشتر است. پس a_1 با میانگین ترکیب 90٪ مقدار CSF و 10٪ مقدار GM تعریف می‌شود که این مقدار از CSF روشن‌تر است. a_2 و a_3 به ترتیب با ترکیب 30٪ مقدار CSF و 40٪ مقدار CSF تعریف می‌شوند. پس مقادیر روشنایی بین $[a_2, a_3]$ قطعاً متعلق به تومور خواهد بود. از آنجا که تومور از GM تیره‌تر است، a_2 از ترکیب 90٪ مقدار GM به دست می‌آید.

به روش مشابه می‌توان مجموعه مقادیر b و c را نیز به دست آورد. با توجه به جدول، تومور در تصویر T2 از GM روشن‌تر است و CSF بیشترین مقدار روشنایی را دارد. بنابراین b_1 از ترکیب 90٪ مقدار GM و 10٪ مقدار CSF حاصل می‌شود. میزان روشنایی تومور در PD نیز بین روشنایی CSF و GM می‌باشد. اما در T2 وضعیت نسبت به T1 کمی فرق می‌کند. روشنایی GM از همه بیشتر است و بعد از آن، روشنایی CSF قرار دارد. روشنایی تومور از GM کمتر و از CSF بیشتر است. در نهایت برای c_1 ترکیب 40٪ مقدار GM و 60٪ مقدار CSF، برای c_2 ترکیب 60٪ مقدار GM و برای c_3 ترکیب 90٪ مقدار GM را انتخاب می‌کنیم.

از آنجا که بافتهای تومور همگن نیستند، این غیرهمگن بودن در انواع تصاویر MR خود را نشان می‌دهد تا با کمک این سه نوع تصویر، بتوان اطلاعات کامل‌تری را درباره تومور به دست آورد. هرکدام از مدل‌های μ_{FrT1} و μ_{FrT2} و μ_{FrPD} که در بخش قبل ارائه شد، یک مدل فازی برای هر یک از تصاویر MR بود که به ما این توانایی را می‌داد تا با کمک آنها، سه فضای Feature فازی را ($FrT1$, $FrT2$, $FrPD$) برای هر یک از تصاویر MR به دست آوریم. مقادیر هرکدام از این فضاها نشان‌دهنده احتمال تعلق به تومور است. ترکیب این سه فضای فازی، یک فضای فازی $F_{\mu I}$ را ایجاد می‌کند.

برای ترکیب داده‌های فازی تلاش‌های بسیاری صورت گرفته است. برای مثال Waltz سه مرحله برای ترکیب داده تصویری ارائه کرده که هر یک دارای معماری مجزایی هستند. مطابق تعریف Waltz، این سه مرحله شامل ترکیب در سطح پیکسل^۱، در سطح ویژگی^۲، در سطح تصمیم^۳ می‌باشد.

چون فضاها ویژگی FrT1، FrT2، FrPD در دسترس هستند، از روش در سطح ویژگی استفاده می‌شود که نتیجه به صورت یک F μ I خواهد بود. برای ترکیب، از اپراتور میانگین هندسی رابطه زیر استفاده می‌کنیم.

$$\mu_{F\mu I}(v) = \left(\mu_{FrT1}(v, s) \mu_{FrT2}(v, s) \mu_{FrPD}(v, s) \right)^{1/3}$$

14-7: رشد هسته ناحیه به صورت فازی

رشد هسته ناحیه، یک روش قطعه‌بندی region-based است که معمولاً از همگنی ناحیه به عنوان معیار رشد استفاده می‌کند. زمانی که از دانش اولیه بهره می‌گیریم، می‌توان بر پایه سطوح خاکستری، رنگ، بافت، شکل هندسی و مدل از همگنی ناحیه استفاده نمود. در اینجا یک الگوریتم فازی رشد هسته ناحیه را مطرح می‌کنیم که نتیجه F μ I را پس از ترکیب بهبود می‌بخشد. این روش، فرآیندی بر پایه تشابه درجه عضویت و همسایگی در فضای سه‌بعدی است. لازم به یادآوری است که کوچکترین عنصر یک حجم یا یک ناحیه سه‌بعدی را Voxel^۴ (در مقابل Pixel برای فضای دوبعدی) می‌نامند که معمولاً دارای شکل مکعبی (در مقابل شکل مربعی یک Pixel) است.

ابتدا F μ I براساس اختلاف بین درجات عضویت به N زیرمجموعه فازی تقسیم می‌شود که از این N زیرمجموعه، نواحی مختلفی به دست می‌آید. Voxel‌هایی که مقادیر عضویت

¹ Pixel-level

² Feature-level

³ Decision-level

⁴ Volume pixel (Voxel)

آنها به یک مجموعه تعلق دارد، در یک ناحیه ترکیب می‌شوند. هسته اولیه رشد، منطقه‌ای است که مقدار عضویت آن یک باشد. در مواردی که بیش از یک منطقه دارای مقدار عضویت یک باشد، از بزرگترین منطقه به عنوان هسته اولیه استفاده می‌شود. مراحل کار الگوریتم فازی رشد هسته ناحیه، در زیر شرح داده شده است:

ابتدا $F_{\mu I}$ با انتخاب مقادیر آستانه $\alpha_n \in [0, 1]$ $n=1, 2, \dots, N$ بیانگر اندیس این زیرمجموعه‌ها است) از درجه عضویت $\mu_{FrI}(v)$ به N زیرمجموعه فازی $F_{\mu In}$ با توجه به نکات زیر تقسیم می‌شود:

$$\alpha_1 = 1$$

$$\alpha_1 > \alpha_2 > \dots > \alpha_N$$

$$n \neq m \Rightarrow F_{\mu In} \cap F_{\mu Im} = \emptyset$$

بنابراین خواهیم داشت:

$$F_{\mu I} = \cup F_{\mu In}$$

$$\mu_{F_{\mu I}} = \alpha_1$$

برای سادگی محاسبات، فرض می‌کنیم که: $\mu_{F_{\mu In}} = \alpha_n$

اکنون، ارتباط همسایگی را با $\delta(v_i, v_j)$ تعریف می‌کنیم که i و j ($i \neq j$) اندیسهای

voxel هستند:

$$\delta(v_i, v_j) = \begin{cases} 1, & \text{if } \|v_i - v_j\| = 1, i \neq j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

C_n را n امین ناحیه رشدیافته متناظر با زیرمجموعه فازی $F_{\mu In}$ در نظر می‌گیریم و

توسط فرآیند چهار مرحله‌ای زیر، آن را به دست می‌آوریم:

1. هسته رشدیافته C_1 که بزرگترین ناحیه $F_{\mu I1}$ با عضویت $\mu_{F_{\mu I1}} = 1$ است را فرض می‌کنیم.

2 تمام زیرنواحی ممکن از C_n را به صورت $C_n^r \subset F_{\mu I_n}$ نمایش می‌دهیم که $r=1, 2, \dots$ یک عدد طبیعی است و نمایش‌دهنده اندیس زیرمجموعه‌ها در $F_{\mu In}$ می‌باشد.

3 زیرمجموعه‌های C_n^k که $k=1,2,\dots$ یک مجموعه اعداد طبیعی مثبت و زیرمجموعه

r است را پیدا می‌کنیم. اگر و تنها اگر $C_n^k \neq \emptyset$ باشد، خواهیم داشت:

$$C_n^k = C_n^r$$

$$C_n^k = \delta(v_i, v_j) \times C_n^r, v_i \in C_n^r, n \geq 2$$

4. N امین ناحیه رشدیافته توسط رابطه زیر به دست خواهد آمد:

$$C_k = \cup_k C_n^k, n \geq 2$$

نتیجه نهایی در الگوریتم رشد فازی هسته ناحیه، ناحیه شامل تمام نواحی تومور T

است که توسط رابطه زیر به دست می‌آید:

$$T = \cup_{n=1}^N C_n, n=1,2,\dots,N$$

در نتیجه خواهیم داشت:

$$T \subset F_{\mu} I, \text{ and } \mu_T(v) \leq \mu_{F_{\mu} I}(v)$$

از مقادیر مختلف n تصمیمات مختلفی گرفته می‌شود. یک ناحیه C_n با مقدار n

کوچکتر، نشان‌دهنده احتمال بیشتری برای تعلق ناحیه به تومور است، زیرا درجه عضویت

در C_n از C_{n+1} بزرگتر است و درجه عضویت C_{n+1} نیز از C_{n+2} بزرگتر می‌باشد.

14-8: نتایج حاصل

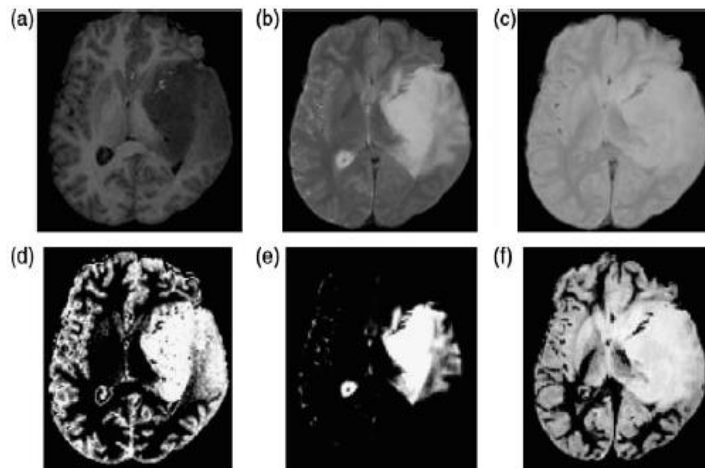
سه نوع تصویر MR یک بیمار در قسمتهای (a) تا (c) شکل 14-4 نشان داده شده‌اند.

در قسمتهای (e) تا (f) شکل مذکور، می‌توان فضای ویژگیهای فازی نظیر هر یک از این

نوع تصاویر را مشاهده کرد. روشن است که هیچ‌کدام از این فضاها، محدوده تومور را به

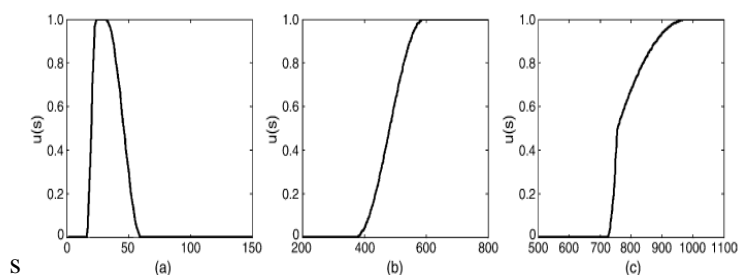
درستی نشان نمی‌دهند. توابع عضویت پیشنهادی μ_{FT1} و μ_{FT2} و μ_{FTD} نظیر هرکدام از

انواع تصاویر MR، در شکل 14-5 دیده می‌شود.



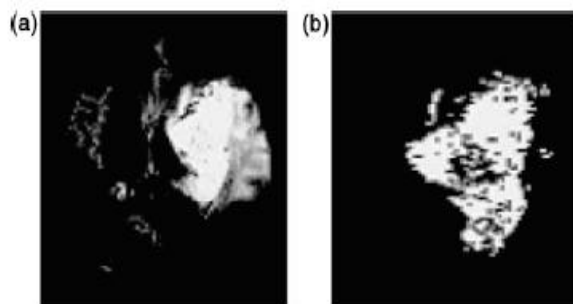
شکل 14-4: تصویر T1 (a)، تصویر T2 (b)، تصویر PD (c)، فضای ویژگی فازی متناظر با T1 (d)، فضای ویژگی فازی متناظر با T2 (e)، فضای ویژگی فازی متناظر با PD (f)

از اپراتور ترکیب (که در قسمت قبل توضیح داده شد) برای ترکیب سه فضای حالت نشان داده شده در شکل 14-5 استفاده می‌شود.



شکل 14-5: توابع عضویت پیشنهادی برای انواع تصویر MR در تشخیص بافت تومور شامل μ_{FT1} (a) و μ_{FT2} (b) و μ_{FTPD} (c)

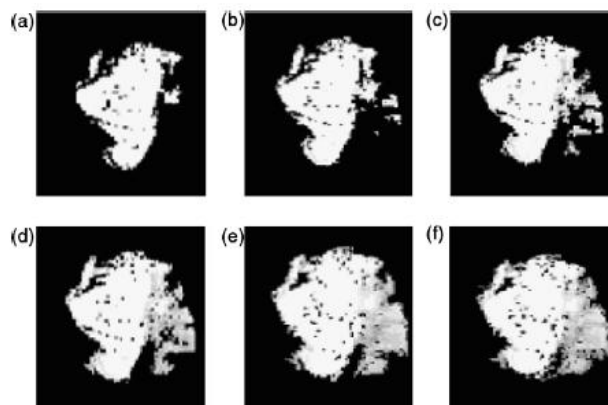
به علت نویز و نقص موجود در مدل فازی ارائه شده، بعضی از نواحی اشتباهاً به عنوان ناحیه تومور شناخته می‌شوند. ناحیه فازی رشد یافته روی F μ I اعمال می‌شود تا با تصحیح این اشتباه، فقط ناحیه تومور به دست بیاید. نتیجه حاصل در شکل 14-6 مشاهده می‌شود.



شکل 14-6: فضای فازی ترکیب‌شده $F_{\mu I}$ (a)

هسته تومور با $1 = \mu F_{\mu I}$ (b)

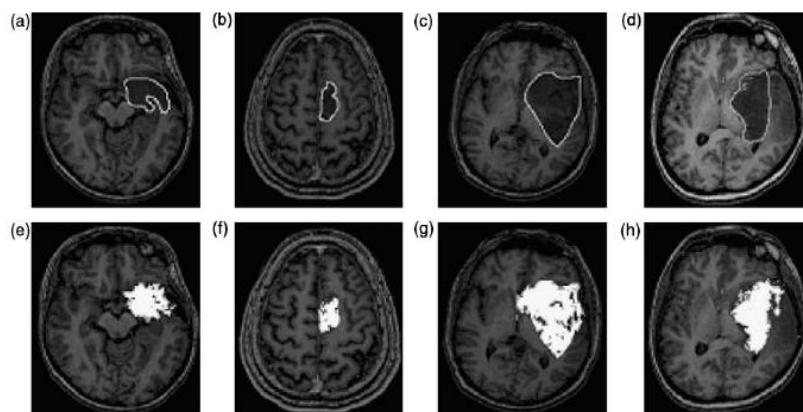
در نهایت، نتایج مراحل مختلف رشد فازی هسته ناحیه در شکل 14-7 به نمایش درآمده است که در آن، مقدار روشنایی‌های مختلف، نمایش‌دهنده درجه عضویت در توابع عضویت فازی می‌باشد. نتایج حاصل‌شده در واقع یک فضای فازی است که مقادیر آن، نشان‌دهنده احتمال تعلق به تومور می‌باشد.



شکل 14-7: نتایج مراحل مختلف رشد فازی هسته ناحیه

با افزایش میزان $\mu_{F_{\mu I}}$ (a-f)

شکل 14-8 نتیجه کار در مشخص کردن تومور به دو شیوه دستی و اتوماتیک فازی را با یکدیگر مقایسه می‌کند. مطابق شکل و توضیحات قبلی، برتری روشهای اتوماتیک فازی بر روشهای دستی قطعه‌بندی تومور، به خوبی نشان داده شده است.



شکل 14-8: قطعه‌بندی دستی تومور (a-d)، قطعه‌بندی فازی تومور (e-h)