

ناحیه‌بندی مرز اندوکارد بطن چپ در تصاویر تشدید مغناطیسی قلبی با شدت روشنایی غیریکنواخت

محمدباقر خامه‌چیان و مهدی سعادت‌مند طرزجان

آزمایشگاه تصویربرداری پزشکی، گروه برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

چکیده

مرز فعال تصادفی (STACS) روشی متداول و پرکاربرد برای بخش‌بندی مرز اندوکارد در تصاویر تشدید مغناطیسی قلبی (CMR) است. با این وجود، STACS در تصاویر CMR با روشنایی غیریکنواخت عملکرد مطلوبی ندارد؛ زیرا در تابعی انرژی آن برای توصیف توزیع سطح خاکستری نواحی درون و برون مرز فعال، از دو تابع چگالی احتمال گوسی استفاده شده است. از طرف دیگر، مرز فعال تطبیق باینری محلی (LBF)، به دلیل استفاده از کرنل گوسی برای پردازش محلی سطح خاکستری پیکسل‌ها، از عملکرد مناسبی در بخش‌بندی نواحی ناهمگن برخوردار است. در این مقاله، با جایگزین کردن جمله مبتنی بر ناحیه در تابعی انرژی STACS با بخشی از تابعی انرژی LBF، یک مدل فرم‌پذیر جدید برای بخش‌بندی تصاویر CMR با روشنایی ناهمگن ارائه شده است. به علاوه، ضرایب جملات مختلف تابعی انرژی در طول تکامل مرز فعال به صورت زمان-واقعی تنظیم شده‌اند. برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی از چهل تصویر CMR در دو مرحله پایان سیستول و دیاستول استفاده شده است. در هر تصویر، مرز اندوکارد مطلوب توسط یک متخصص به صورت دستی مشخص شده است. نتایج تجربی بیان‌گر عملکرد بهتر روش پیشنهادی در بخش‌بندی مرز اندوکارد در مقایسه با مرز فعال هندسی، مرز فعال بدون لبه و STACS است.

واژگان کلیدی: بخش‌بندی، تصاویر تشدید مغناطیسی قلبی، مرز اندوکارد، مدل‌های فرم‌پذیر هندسی، روش سطح تراز، مرز فعال تصادفی، تطبیق دودویی محلی.

۱- مقدمه

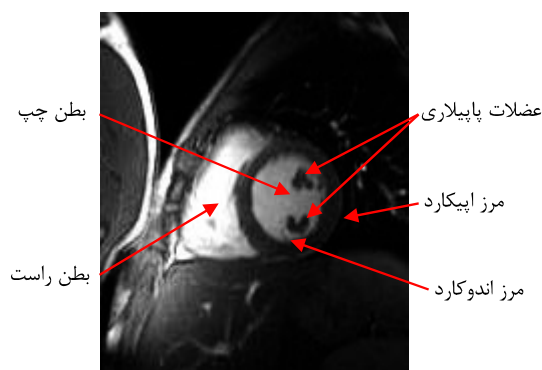
مطالعات اخیر نشان می‌دهند بیماری‌های قلبی عروقی عامل بیش از ۳۱ درصد کل مرگ و میر در جهان بوده است. بالغ بر سه میلیون نفر از این افراد، سنی کمتر از شصت سال داشته‌اند (Mendis et al., 2011). از این‌رو بررسی کمی عملکرد بطن چپ (به‌عنوان مهم‌ترین بخش قلب) در تشخیص و درمان بیماری‌های قلبی اهمیت ویژه‌ای دارد. تصویربرداری تشدید مغناطیسی قلبی به‌عنوان یک روش غیرتهاجمی، اطلاعات زمانی و مکانی کاملی از حفره‌های قلب در طول یک دوره قلبی^۱ فراهم می‌کند. در

کاربردهای بالینی، به‌طور معمول از بخش‌بندی تصاویر تشدید مغناطیسی قلبی^۲ (CMR) برای تعیین محل مرز اندوکارد بطن چپ استفاده می‌شود (Pluempitiwiriwajej et al., 2005). بدین ترتیب می‌توان پارامترهای مختلف عملکرد قلب مانند تغییرات حجم خون طی یک دوره قلبی را به صورت کمی اندازه‌گیری کرد. نتایج حاصل در تشخیص بیماری‌هایی از قبیل اختلالات درپچه‌های بطنی و نارسایی‌های مادرزادی راه‌گشا هستند (Hautvast, 2004).

در روش سنتی، مرز اندوکارد در تصویر به صورت دستی مشخص می‌شود. با توجه به دشواری و زمان‌بر بودن

² Cardiac magnetic resonance (CMR) images

¹ Cardiac cycle



(شکل- ۱): مرزهای اندوکارد و اپیکارد، بطن‌های چپ و راست و عضلات پاپیلاری، در یک تصویر CMR.

همکارانش مرز فعال کوتاه‌ترین طول و مرز فعال بدون لبه^۳ (ACWE) (Chan and Vese, 2001) را برای بخش‌بندی مرزهای اندوکارد و اپیکارد به خدمت گرفته‌اند. آنها از اطلاعات ناحیه و شکل پیشین برای تزویج مرزهای فعال استفاده کرده‌اند (Woo *et al.*, 2009).

Pluempitiwiriwawej و همکارانش روش مرز فعال تصادفی^۴ (STACS) را برای تعیین مرز اندوکارد ارائه کرد. آنها در تابعی انرژی از سه عبارت مختلف مبتنی بر روشنایی، لبه و شکل بافت استفاده کرده‌اند (Pluempitiwiriwawej *et al.*, 2005)؛ اما، روش مذکور به دلیل استفاده از توزیع گوسی در عبارت مبتنی بر ناحیه (در تابعی انرژی^۵)، تنها عملکرد مناسبی در تصاویر با شدت نور کم دارد (Schöllhuber, 2008).

Chen و همکارانش روش STACS را با استفاده از یک مدل غیرپارامتری- غیر گوسی بهبود بخشیدند و با موفقیت آن را در تصاویر تشدید مغناطیسی قلبی نشانه‌گذاری شده با جابه‌جایی^۶ آزمایش کردند (Chen *et al.*, 2008). در کار دیگری، *Li* و همکارانش روشی بسیار جالب برای حل مشکل STACS ارائه دادند (Li *et al.*, 2009). آنها دو مرز فعال را برای بخش‌بندی همزمان اندوکارد و اپیکارد با یکدیگر تزویج کردند؛ به علاوه، برای هر یک از نواحی بیرون و درون مرزهای اندوکارد و اپیکارد، توابع چگالی احتمال متفاوتی در نظر گرفته شد. بدین ترتیب با محلی‌تر شدن نواحی، تابع چگالی احتمال سطوح خاکستری در هر ناحیه به توزیع گاوسی نزدیک‌تر خواهد شد. در حقیقت، تابع چگالی

روش سنتی، به‌طور معمول بخش‌بندی دستی تنها در تصاویر مربوط به مراحل انتهایی دیاستول و انتهای سیستول انجام می‌شود؛ به علاوه، مطابق با استانداردهای بالینی ماهیچه‌های پاپیلاری جزئی از مرز اندوکارد محسوب نمی‌شوند (Petitjean and Dacher *et al.*, 2011) شکل (۱). به عبارت دقیق‌تر می‌توان گفت مرز اندوکارد بطن چپ منطبق بر مرز حوضچه خونی نیست. در نتیجه، تعیین مرز اندوکارد وظیفه‌ای آسان نبوده و اختلاف نظر بین متخصصان در این باره اجتناب‌ناپذیر است؛ لذا، استفاده از الگوریتم‌های پردازشی خودکار برای بخش‌بندی مرز اندوکارد ضروری به نظر می‌رسد.

مدل‌های فرم‌پذیر (یا مرزهای فعال) یکی از روش‌های متداول و پرکاربرد برای بخش‌بندی خودکار تصاویر قلبی است (Ranganath, 1995, Ben Ayed *et al.*, 2009). به‌طور کلی، مرزهای فعال منحنی‌هایی هستند که می‌توانند در جهت کمینه‌سازی انرژی‌های داخلی و خارجی در حوزه تصویر تکامل یابند. انرژی داخلی منحنی را نرم و مشتق‌پذیر نگاه داشته، در حالی که انرژی خارجی آن را به سمت ویژگی‌های مطلوب در تصویر منتقل می‌کند (Kass *et al.*, 1987, Sethian, 1995). شامل لبه (Caselles *et al.*, 1995)، ناحیه (Chan and Vese, 2001)، شکل (Cootes *et al.*, 1995) و کرنل‌های محلی (Lankton and Tannenbaum, 2008, Li *et al.*, 2008) برای تعریف انرژی خارجی استفاده کرده‌اند؛ اما به دلیل پیچیدگی‌هایی چون تنوع شکل مرز اندوکارد، ناهمگن بودن روشنایی و حضور عضلات پاپیلاری، باید ترکیبی از ویژگی‌های مختلف در بخش‌بندی تصاویر CMR استفاده شود. به‌عنوان مثال *Paragios*، با ترکیب مرز فعال کوتاه‌ترین طول (Caselles *et al.*, 1995) (مبتنی بر لبه)، شکل پیشین^۱ (دانش پیشین از شکل بطن چپ) و اطلاعات ناحیه، روشی برای بخش‌بندی مرز اندوکارد ارائه کرد (Paragios, 2003). *Lynch* و همکارانش از دو مرز فعال تزویجی^۲ برای بخش‌بندی همزمان مرزهای اندوکارد و اپیکارد بطن چپ استفاده کرده است. آنها نیز از مرز فعال کوتاه‌ترین و شکل پیشین آماری برای این منظور استفاده کرده‌اند (Lynch *et al.*, 2006). در تحقیق دیگری، *Woo* و

³ Active contour without edge (ACWE)

⁴ Stochastic active contour scheme (STACS)

⁵ Energy functional

⁶ Cine-displacement-encoded cardiac MR

¹ Prior shape

² Coupling deformable model

فعال از مرز اندوکارد می‌شود. همچنین، $J_3(\phi)$ از مدل پارامتری بیضی، برای اجبار مرز فعال به پیروی از شکل بیضی بهره برده و در نهایت، جمله منظم‌کننده $J_4(\phi)$ در عمل مانع ایجاد چین و چروک یا گسستگی در مرز فعال می‌شود.

به‌طور خاص، عبارت مبتنی بر ناحیه $J_1(\phi)$ متشکل از دو تابع چگالی احتمال گوسی p_1 و p_2 برای توصیف توزیع سطح خاکستری نواحی داخلی و خارج مرز فعال به‌صورت زیر است:

$$J_1(\phi) = \int_{\Omega} -\ln[p_1(u(x,y))]H_{\varepsilon}(\phi(x,y)) - \ln[p_2(u(x,y))][1-H_{\varepsilon}(\phi(x,y))] dx dy \quad (2)$$

که $R \rightarrow \Omega: u(x,y)$ تصویر پردازشی بوده و تابع پله H مطابق معادله زیر تعریف می‌شود:

$$H_{\varepsilon}(\phi) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\phi}{\varepsilon}\right) \right) \quad (3)$$

که ضریب ε تعیین‌کننده میزان شیب پله است. با استفاده از معادله اوایلر-لاگرانژ، می‌توان نشان داد معادله تکامل STACS عبارت است از:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = [\lambda_1(M_1 - M_2) - A(\phi, t)] \delta_{\varepsilon}(\phi) \quad (4)$$

که در آن $A(\phi, t)$ شامل عبارات حاصل از جملات مبتنی بر لبه، شکل و نرم‌کننده در تابعی انرژی است (برای مطالعه در این باره به Pluempitiwiriyaewej *et al.*, 2005) مراجعه شود). همچنین، تابع ضربه δ_{ε} برابر با مشتق $H(\phi)$ بوده و M_k (عبارات متناظر با جمله مبتنی بر ناحیه در تابعی انرژی) با استفاده از رابطه زیر به‌دست می‌آید:

$$M_k = \frac{1}{2} \ln(2\pi\sigma_k^2) + \frac{(u(x,y) - m_k)^2}{2\sigma_k^2} \quad k=1,2 \quad (5)$$

که m_k و σ_k به ترتیب میانگین و واریانس سطوح روشنایی پیکسل‌های داخلی ($k=1$) و خارج ($k=2$) مرز فعال است. به دلیل عدم یکنواختی روشنایی، تابع چگالی احتمال سطوح خاکستری، در نواحی داخلی و خارج مرز اندوکارد، لزوماً منطبق بر توزیع گاوسی نخواهد بود. در نتیجه، انتظار می‌رود جمله مبتنی بر ناحیه در STACS عملکرد قابل

احتمال سطوح خاکستری در نواحی درون و بیرون مرز اندوکارد لزوماً منطبق بر توزیع گوسی نیست؛ لذا، عبارت مبتنی بر ناحیه در STACS کارایی لازم را نخواهد داشت. یک راه حل برای حل مشکل بالا، استفاده از مدل‌های فرم‌پذیر مبتنی بر پردازش قبایی¹ (کرنلی) (Lankton and Tannenbaum, 2008, Li *et al.*, 2008, Yuan *et al.*, 2012, Zhang *et al.*, 2010, Li *et al.*, 2011) است. این مدل‌ها با استفاده از یک کرنل محلی، منحنی فرم‌پذیر را تنها براساس اطلاعات روشنایی محلی هدایت می‌کنند. از معروف‌ترین این نوع از مدل‌ها، می‌توان به مدل کرنلی "تطبیق دودویی محلی"² (LBF) (Li *et al.*, 2008) اشاره کرد. در این روش منحنی فرم‌پذیر براساس متوسط محلی روشنایی به سمت بافت مورد نظر هدایت می‌شود. در این مقاله، با جایگزین کردن تابعی انرژی LBF به جای عبارت مبتنی بر ناحیه در تابعی انرژی، مشکل STACS برطرف شده است. همچنین، با الهام از مرجع (Chen *et al.*, 2008) روشی برای تنظیم ضرایب مدل فرم‌پذیر پیشنهادی (در حین تکامل) براساس روش بازبخت شبیه‌سازی³ ارائه شده است.

در بخش بعد مدل STACS به‌صورت مختصر مورد بررسی قرار می‌گیرد. روش LBF در بخش سوم مرور خواهد شد. در بخش چهارم روش پیشنهادی مطرح می‌شود. بخش پنجم به شرح و بررسی نتایج تجربی اختصاص یافته است. در نهایت، بخش ششم به نتیجه‌گیری می‌پردازد.

۲- مرز فعال تصادفی (STACS)

تابعی انرژی STACS به‌صورت زیر تعریف شده است (Pluempitiwiriyaewej *et al.*, 2005):

$$J(\phi) = \lambda_1 J_1(\phi) + \lambda_2 J_2(\phi) + \lambda_3 J_3(\phi) + \lambda_4 J_4(\phi) \quad (1)$$

که در آن ϕ تابع سطح تراز، $J_1(\phi)$ تا $J_4(\phi)$ به ترتیب عبارات‌های مبتنی بر ناحیه، لبه، شکل پیشین و نرم‌کننده است. همچنین، ضرایب λ_i ($i=1,2,3,4$) وزن عبارات متناظر را در تکامل مرز فعال مشخص می‌کنند. به بیان دقیق‌تر، $J_1(\phi)$ از توابع توزیع آماری برای توصیف روشنایی پیکسل‌های داخلی و خارج مرز فعال استفاده می‌کند. $J_2(\phi)$ با استفاده از لبه‌های تصویر CMRI مانع از عبور مرز

¹ Patch-based deformable models

² Local binary fitting

³ Simulated annealing

۴- روش پیشنهادی

به طور کلی، عبارت‌های عمومی^۲ مبتنی بر ناحیه در تابعی انرژی (مانند جمله مورد استفاده در تابعی STACS) به طور معمول برای بخش‌بندی نواحی تکه‌ای ثابت^۳ مناسب هستند (Chan and Vese, 2001, Vese and Chan, 2002). لذا، با توجه به تغییرات شدید روشنایی در تصاویر CMR، انتظار می‌رود که استفاده از یک عبارت کرنلی برای جمله مبتنی بر ناحیه بتواند عملکرد بهتری در بخش‌بندی اندوکاردا ارائه کند.

تابعی انرژی در مدل فرم‌پذیر پیشنهادی (که LBF-STACS نامیده می‌شود) از جایگزینی عبارت $J_1(\phi)$ در معادله (۱) با دو جمله اول تابعی انرژی LBF در معادله (۶) به دست می‌آید:

$$J(\phi, f_1, f_2) = \lambda_1 \left(\alpha_1 \int_{\Omega} \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H_{\epsilon}(\phi(y)) dy dx + \alpha_2 \int_{\Omega} \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H_{\epsilon}(\phi(y))) dy dx \right) + \lambda_2 J_2(\phi) + \lambda_3 J_3(\phi) + \lambda_4 J_4(\phi) \quad (۸)$$

در این حالت، توابع تطبیق f_1 و f_2 روشنایی محلی پیکسل‌های داخل و خارج مرز اندوکاردا را تخمین می‌زنند. برای محاسبه بهینه آنها کافی است معادله اویلر-لاگرانژ بر حسب f_1 و f_2 محاسبه و برابر صفر قرار داده شود؛ لذا داریم:

$$\begin{cases} f_1(x) = \frac{K_{\sigma}(x) * [H_{\epsilon}(\phi(x))I(x)]}{K_{\sigma}(x) * H_{\epsilon}(\phi(x))} \\ f_2(x) = \frac{K_{\sigma}(x) * [(1 - H_{\epsilon}(\phi(x)))I(x)]}{K_{\sigma}(x) * (1 - H_{\epsilon}(\phi(x)))} \end{cases} \quad (۹)$$

همچنین، با استفاده از قضیه اویلر-لاگرانژ می‌توان نشان داد تابع سطح تراز بهینه (ϕ) پاسخ معادله زیر خواهد بود:

$$[-\lambda_1(\alpha_2 e_2 - \alpha_1 e_1) + A(\phi, t)] \delta(\phi) = 0 \quad (۱۰)$$

که در آن توابع e_1 و e_2 از محاسبه معادله اویلر-لاگرانژ برای دو جمله اول تابعی انرژی (۸) به صورت زیر به دست می‌آید (برای مطالعه درباره اثبات روابط اخیر پیوست الف را ببینید):

² Global
³ Piecewise constant (PC)

قبولی نداشته باشد (Schöllhuber, 2008). یک روش برای تخفیف مشکل بالا، کاهش شدت نور تصویر CMR با اعمال یک کرنل گاوسی بر تصویر است. اما در این حالت، از دقت مکان‌یابی مرز اندوکاردا به شدت کاسته خواهد شد. این در حالی است که یک روش متداول برای مقابله عدم یک‌نواختی روشنایی تصویر، استفاده از مدل‌های فرم‌پذیر کرنلی مانند LBF است.

۳- مرز فعال تطبیق باینری محلی (LBF)

در مدل LBF که توسط Li و همکارانش ارائه شد (Li et al., 2008)، با استفاده از کرنل گاوسی، دو تابع تطبیق^۱ (f_1 و f_2) برای تقریب سطوح خاکستری پیکسل‌های واقع در همسایگی داخلی و خارجی مرز فعال تعریف می‌شوند؛ بدین ترتیب، تابعی انرژی LBF به صورت زیر تعریف می‌شود:

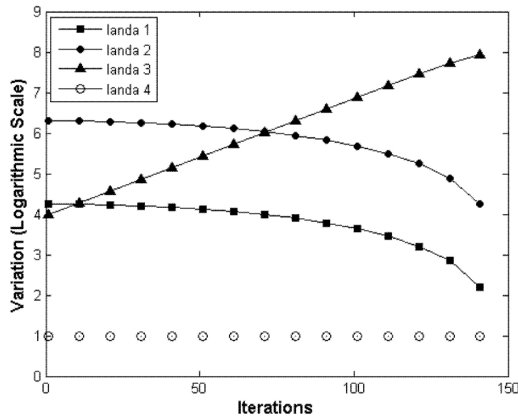
$$J(\phi, f_1, f_2) = \alpha_1 \int_{\Omega} \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H_{\epsilon}(\phi(y)) dy dx + \alpha_2 \int_{\Omega} \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H_{\epsilon}(\phi(y))) dy dx + \int_{\Omega} B(\phi, x) dx \quad (۶)$$

که در آن I تصویر اصلی، $\mathbf{x} = (x, y)$ ، $\mathbf{y} = (s, r)$ ، $(x, y, s, r) \in \Omega$ ، α_1 و α_2 دو ضریب ثابت و $H(\phi)$ تابع پله واحد است (معادله ۳ را ببینید). همچنین، برای کرنل گاوسی K_{σ} (با انحراف معیار $\sigma > 0$) می‌توان نوشت:

$$K_{\sigma}(\mathbf{u}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma^n} e^{-|\mathbf{u}|^2 / 2\sigma^2} \quad (۷)$$

به علاوه، در معادله (۶)، عبارت $B(\phi, x)$ شامل جملات نرم‌کننده برای مشتق‌پذیر و معتبر نگاه داشتن تابع فاصله ϕ است. مقادیر توابع تطبیق f_1 و f_2 در هر نقطه از همسایگی مرز فعال، برابر با متوسط محلی سطح خاکستری پیکسل‌ها، به ترتیب، درون و برون مرز هستند.

¹ Fitting function



(شکل-۲): نمودارهای ضرایب روش پیشنهادی. مقیاس محور عمودی بر مبنای لگاریتم ۱۰ است

برای برآورده کردن خواسته‌های بالا مشابه با روش ارائه شده در مرجع (Chen et al., 2008)، ضرایب λ_1 تا λ_4 بر اساس روش بازپخت شبیه‌سازی شده و مطابق با نمودارهای نشان داده شده در شکل (۲) تنظیم می‌شوند (پیوست ج را ببینید). همان‌طور که مشاهده می‌شود، در آغاز تکامل، مرز فعال، بیشتر تحت تأثیر جملات لبه و ناحیه است؛ در حالی که در مراحل انتهایی، جمله مبتنی بر شکل بیشترین تأثیر را بر تغییر شکل مرز فعال خواهد داشت. شکل (۳) مراحل تکامل مرز فعال پیشنهادی برای ناحیه‌بندی مرز اندوکارد بطن چپ در یک تصویر تشدید مغناطیسی قلبی نمونه را نشان می‌دهد.

۵- بحث و بررسی

برای ارزیابی عملکرد LBF-STACS، از پایگاه تصویر معرفی شده در مرجع (Tsotsos, 2014) استفاده شده است. این پایگاه داده شامل تصاویر CMR در راستای محور کوتاه^۱ قلبی از ۳۳ بیمار مختلف است. تصاویر توسط دستگاه Ge Gensis Signa MR با پروتکل تصویربرداری FEISTA در بیمارستان بیماری‌های کودکان شهر تورنتو کانادا تهیه شده‌اند. همهٔ بیماران، سنی کمتر از هیجده سال داشته و اکثر آنها دارای بیماری‌هایی از قبیل کاردیومیوپاتی^۲، آنورتیک ریجرجیتیشن^۳، نارسایی بطنی^۴ و کم‌خونی^۵ بوده‌اند. برای هر بیمار، کل دوره قلبی در بیست زمان-

$$\begin{cases} e_1(x) = \int_{\Omega} K_{\sigma}(y-x) |I(x) - f_1(y)|^2 dy \\ e_2(x) = \int_{\Omega} K_{\sigma}(y-x) |I(x) - f_2(y)|^2 dy \end{cases} \quad (11)$$

برای حل معادله (۱۰)، فرض می‌شود که ϕ علاوه بر مکان (x) تابعی از زمان (t) نیز باشد. براساس روش سطح تراز (منطبق بر روش گرادیان نزولی)، سمت راست معادله (۱۰) برابر با $-\partial\phi/\partial t$ قرار داده می‌شود:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = [\lambda_1(\alpha_2 e_2 - \alpha_1 e_1) - A(\phi, t)] \delta_{\epsilon}(\phi) \quad (12)$$

بدیهی است که با به تعادل رسیدن معادلهٔ بالا، تغییرات ϕ برحسب زمان (و در نتیجه، سمت راست معادلهٔ بالا) صفر شده و پاسخ بهینه معادله (۱۰) به دست خواهد آمد. بنابراین، فرآیند تکامل مرز فعال در روش پیشنهادی شامل دو مرحله است. بدین ترتیب که در هر مرتبه تکرار، ابتدا توابع f_1 و f_2 با استفاده از معادله (۹) به‌هنگام می‌شوند. سپس، براساس معادله (۱۲) و با استفاده از توابع حاصل از مرحله قبل، تابع سطح تراز ϕ به‌هنگام می‌شود. لازم به ذکر است که برای پیاده‌سازی معادله‌های (۹) و (۱۲) از روش گسسته‌سازی تفاضلات محدود استفاده شده است.

در همهٔ آزمایش‌ها، مقادیر پارامترها ثابت ($\sigma=0.25$ ، $\alpha_1=\alpha_2=10^4$ و $\epsilon=1$) و تعداد تکرارهای الگوریتم پیشنهادی ۱۵۰ بوده است. این مقادیر به‌صورت تجربی و با سعی و خطا تنظیم شده‌اند. با این حال، تنظیم ضرایب λ_1 تا λ_4 اثر قابل توجهی در عملکرد روش پیشنهادی دارد. به عبارت دیگر، اثر جملات مختلف تابعی انرژی در مراحل مختلف تکامل مرز فعال متفاوت است. به‌عنوان مثال، اثر جمله مبتنی بر شکل باید در مراحل ابتدایی تکامل، کمتر از جملات مبتنی بر ناحیه و لبه باشد تا مرز فعال تحت تأثیر جملات مبتنی بر ناحیه و لبه از فاصلهٔ نسبتاً دور (ناشی از مقاردهای اولیه) به نزدیکی اندوکارد برسد؛ اما در مراحل نهایی تکامل، باید اثر این جمله افزایش یابد تا مرز فعال بیضی‌شکل باقی بماند. در مقابل، اثر جملات مبتنی بر لبه و شکل باید در مراحل انتهایی کمتر از مراحل ابتدایی باشد. جملهٔ نرم‌کننده در طول دوره تکامل باید تابع سطح تراز را معتبر و مشتق‌پذیر نگاه دارد؛ لذا، ضریب λ_4 در طول دورهٔ تکامل بدون تغییر حفظ خواهد شد.

¹ Short-axis
² Cardiomyopathy
³ Aortic regurgitation
⁴ Enlarged ventricle
⁵ Ischemia

ناحیه و شکل برای روش پیشنهادی در حدود ۳۰٪ بهتر از روش‌های STACS و GAC و بیش از ۴۵٪ بهتر از ACWE بوده است. از طرف دیگر، پاسخ‌های STACS نیز به دلیل استفاده از اطلاعات شکل پیشین (مربوط به بیضی بودن مرز اندوکارد) به مراتب بهتر از ACWE و GAC بوده است.

با وجود این، مقادیر معیارهای ارزیابی مذکور در شبیه‌سازی‌های ما برای STACS بسیار پایین‌تر از نتایج گزارش شده در مرجع (Pluempitiwiriyaewj *et al.*, 2005) ($S_{shape}=0.84\pm 0.08$ و $S_{area}=0.88\pm 0.06$) است. در توضیح این پدیده می‌توان گفت اول این‌که ثابت شده است روش STACS تنها در تصاویر CMR با شدت نور بافتی کم و روشنایی یکنواخت کارایی داشته و از دقت آن در بخش‌بندی تصاویر با تغییرات روشنایی غیریکنواخت (مانند تصاویر CMR انسانی) کاسته می‌شود (Schöllhuber, 2008). دوم این‌که، نتایج گزارش شده در (Pluempitiwiriyaewj *et al.*, 2005) برای تصاویر CMR موشی بوده است. به هر حال، حتی با احتساب نتایج گزارش شده در (Pluempitiwiriyaewj *et al.*, 2005)، باز هم می‌توان گفت که LBF-STACS عملکردی بهتر از (و یا حداقل، قابل مقایسه با) STACS داشته است.

به‌منظور مقایسه بیشتر نتایج، در شکل (۶)، نمودارهای ROC (SES برحسب 1-SPC) مربوط به هر یک از الگوریتم‌های رقیب برای همه تصاویر CMR تحت بررسی (در مجموع چهار تصویر) نشان داده شده است. به‌طور کلی، معیارهای حساسیت (صحت بخش‌بندی پیش‌زمینه) و ویژگی (صحت بخش‌بندی پس‌زمینه) به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$SES = \frac{TP}{TP + FN} \quad (14)$$

$$SPC = \frac{TN}{TN + FP} \quad (15)$$

که در آن:

TP: تعداد پیکسل‌های پیش‌زمینه (داخل مرز اندوکارد) صحیح

FN: تعداد پیکسل‌های پس‌زمینه (خارج مرز اندوکارد) غلط

TN: تعداد پیکسل‌های پس‌زمینه صحیح

به‌منظور ارزیابی کمی پاسخ الگوریتم‌های فوق در مقایسه با مرز مطلوب، از معیارهای تشابه مساحت^۱، تشابه شکل^۲ (Pluempitiwiriyaewj *et al.*, 2005)، حساسیت^۳ (SES) و ویژگی^۴ (SPC) استفاده شده است.

فرض کنید ناحیه داخل مرز فعال A_1 و ناحیه داخل مرز اندوکارد مطلوب A_2 باشد. طبق تعریف، معیار تشابه مساحت برابر است با دو برابر نسبت مساحت ناحیه مشترک A_1 و A_2 به مجموع مساحت آنها:

$$S_{area} = \frac{2n(A_1 \cap A_2)}{n(A_1) + n(A_2)} \quad (13)$$

که Λ اپراتور اشتراک بوده و $n(\cdot)$ مساحت یک ناحیه را برمی‌گرداند. بدیهی است که $S_{area} \in [0, 1]$.

تشابه مساحت، معیار مناسبی برای توصیف دقیق شباهت شکل دو مرز مختلف نیست. ما برای ارزیابی شباهت مرز حاصل از هر یک از مدل‌های فرم‌پذیر با مرز اندوکارد مطلوب از معیار تشابه شکل (S_{shape}) استفاده کرده‌ایم. در صورت عدم شباهت شکل دو مرز، مقدار S_{shape} برای آنها صفر خواهد بود. در مقابل، S_{shape} برای دو مرز کاملاً یکسان برابر یک خواهد بود (توضیحات بیشتر در پیوست ج). شکل (۵) مقادیر معیارهای شباهت مساحت (S_{area}) و شکل (S_{shape}) برای ده تصویر مختلف (از مجموع چهار تصویر) نشان می‌دهد. بررسی این شکل حاکی از تغییرات اندک (حداکثر ۰/۱۵) معیارهای شباهت مساحت و شکل در روش LBF-STACS برای تصاویر مختلف است؛ حال آنکه نتایج این معیارها برای سه روش دیگر پراکندگی قابل توجهی دارد. همچنین دقت روش پیشنهادی در بدترین حالت نیز بهتر از نتایج سایر روش‌هاست.

در جدول (۱) نتایج معیارهای ارزیابی S_{shape} و S_{area} برای چهار روش شبیه‌سازی شده؛ LBF-STACS، SATCS، ACWE (Pluempitiwiriyaewj *et al.*, 2005) و مرز فعال هندسی^۵ (GAC) (Vese, 2001) (Caselles *et al.*, 1993) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی در مقایسه با سه الگوریتم رقیب عملکرد بهتری دارد؛ به‌طوری‌که معیارهای متوسط شباهت

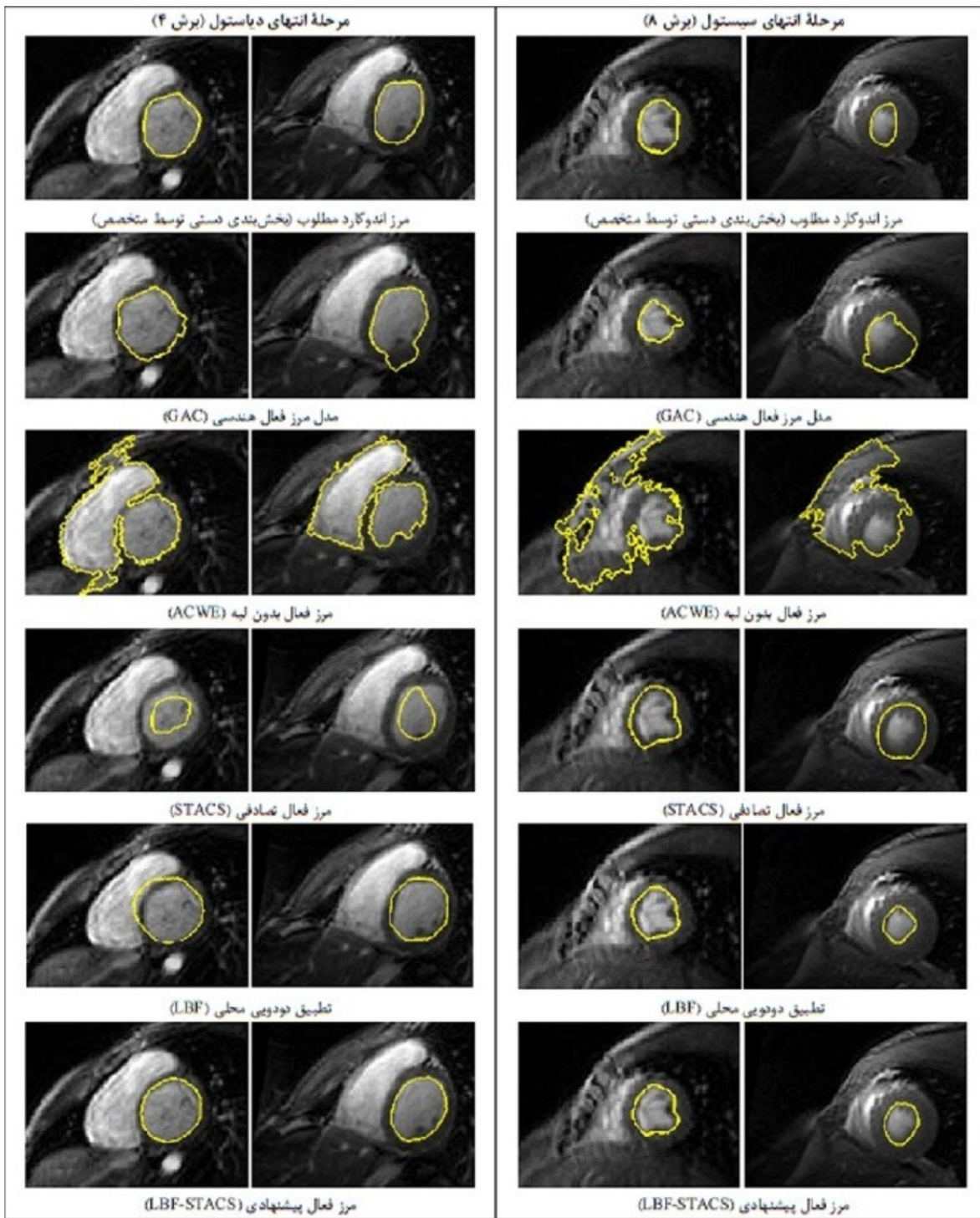
¹ Area similarity

³ Shape similarity

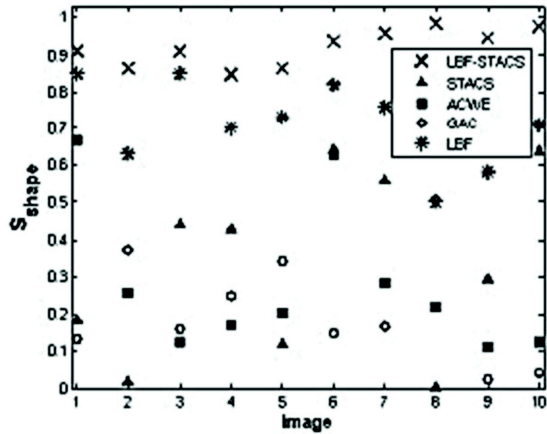
⁴ Sensitivity

⁵ Specificity

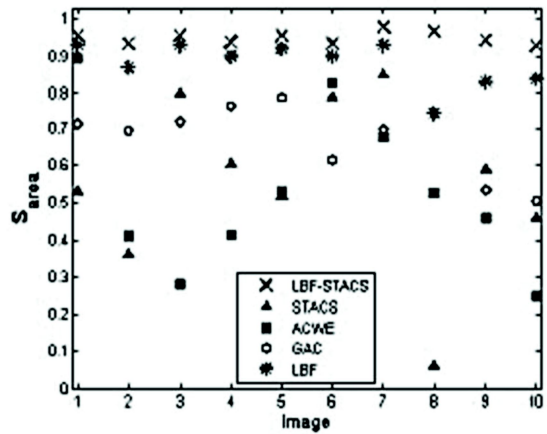
⁶ Low texture contrast



(شکل - ۴): نتایج حاصل از روش پیشنهادی (LBF-STACS)، تطبیق دودویی محلی (LBF) (Li *et al.*, 2008)، مرز فعال هندسی (GAC) (Caselles *et al.*, 1993)، مرز فعال بدون لبه (ACWE) (Chan and Vese, 2001) و مرز فعال تصادفی (STACS) (Pluempitwiriyaew *et al.*, 2005) در مقایسه با مرز اندوکارده مطلوب (بخش‌بندی دستی توسط متخصص) برای (راست) دو تصویر مرحله انتهای سیستول و (چپ) دو تصویر مرحله انتهای دیاستول

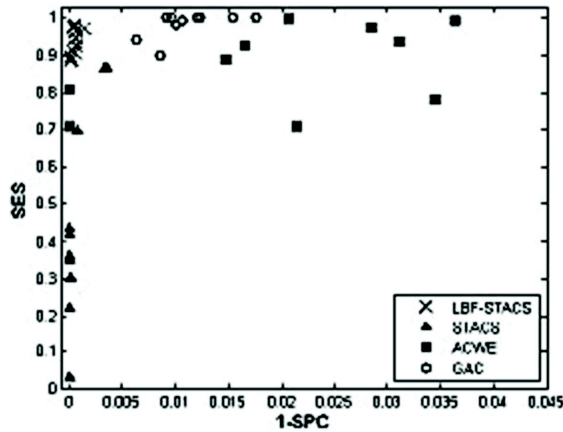


(ب)

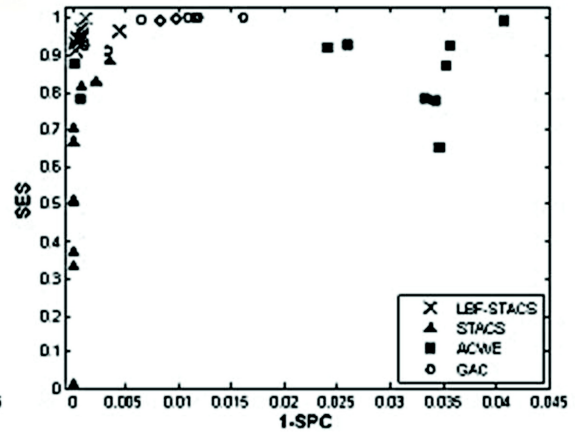


(الف)

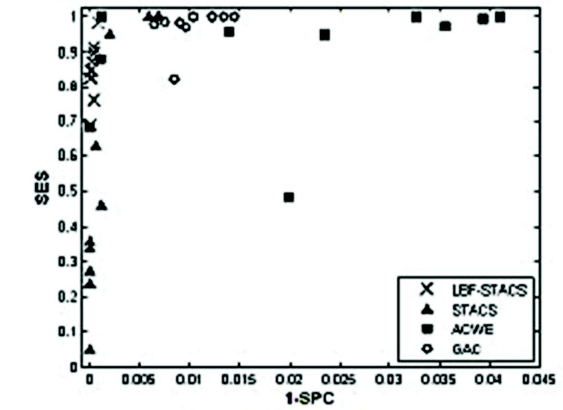
شکل- ۵: مقایسه کیفیت پاسخ روش‌های LBF-STACS, STACS, ACWE, GAC و LBF برای ده تصویر مختلف براساس معیارهای (الف) شباهت مساحت و (ب) شباهت شکل.



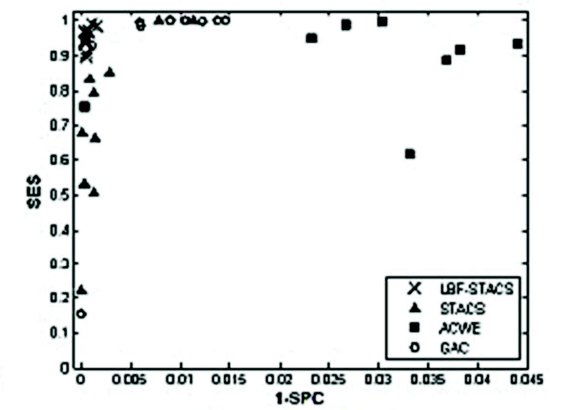
(برش ۸ - پایان دیاستول)



(برش ۴ - پایان دیاستول)



(برش ۸ - پایان سیستول)



(برش ۴ - پایان سیستول)

شکل- ۶: نمودارهای ROC برای LBF-STACS, STACS, ACWE و GAC به تفکیک تصویر.

FP: تعداد پیکسل‌های پیش‌زمینه غلط.

$$\begin{cases} \frac{\partial C}{\partial f_1} - \left(\frac{\partial}{\partial x} \frac{\partial C}{\partial f_{1,x}} + \frac{\partial}{\partial y} \frac{\partial C}{\partial f_{1,y}} \right) = 0 \\ \frac{\partial C}{\partial f_2} - \left(\frac{\partial}{\partial x} \frac{\partial C}{\partial f_{2,x}} + \frac{\partial}{\partial y} \frac{\partial C}{\partial f_{2,y}} \right) = 0 \end{cases} \quad (17)$$

که $f_{i,y} = \frac{\partial f_i}{\partial y}$ و $f_{i,x} = \frac{\partial f_i}{\partial x}$ ($i=1,2$) است.

حال می‌خواهیم توابع بهینه f_1 و f_2 در تابعی انرژی معرفی شده در معادله (۸) به دست آوریم. اگر معادله مذکور را با رابطه (۱۶) تطبیق دهیم، خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} C(f_1, f_2) = & \alpha_1 \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H_{\epsilon}(\phi(y)) dy + \\ & \alpha_2 \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H_{\epsilon}(\phi(y))) dy \end{aligned} \quad (18)$$

بنابراین، مطابق قضیه اولر-لاگرانژ داریم:

$$\begin{cases} \frac{\partial C}{\partial f_1} = 2\alpha_1 \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) (I(y) - f_1(x)) H_{\epsilon}(\phi(y)) dy = 0 \\ \frac{\partial C}{\partial f_2} = 2\alpha_2 \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) (I(y) - f_2(x)) (1 - H_{\epsilon}(\phi(y))) dy = 0 \end{cases} \quad (19)$$

با ساده‌سازی معادله بالا، می‌توان نوشت:

$$\begin{cases} f_1(x) \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) H_{\epsilon}(\phi(y)) dy = \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) [I(y) H_{\epsilon}(\phi(y))] dy \\ f_2(x) \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) (1 - H_{\epsilon}(\phi(y))) dy = \\ \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) [I(y) (1 - H_{\epsilon}(\phi(y)))] dy \end{cases} \quad (20)$$

با جای‌گذاری کانولوشن به جای انتگرال‌های بالا، به‌آسانی معادله (۹) به دست خواهد آمد.

از طرف دیگر، تابعی انرژی معادله (۸) تابعی از تابع سطح تراز ϕ نیز است که باید به صورت بهینه محاسبه شود. از آنجا که در مقایسه با تابعی انرژی STACS (معادله ۱)، تنها دو جمله اول تابعی انرژی پیشنهادی (معادله ۸) تغییر کرده است؛ لذا در اینجا معادله اولر-لاگرانژ تنها برای همان جملات تغییر یافته نوشته شده و پاسخ مربوط به جملات مشترک مشابه با نتایج گزارش شده در مرجع (Pluempitiwiriwawej et al., 2005) است.

بدیهی است در نمودار ROC، هر چه نقاط به (۰،۱) نزدیک‌تر باشند، الگوریتم در بخش‌بندی مرز اندوکارد (و در نتیجه، تفکیک پیش‌زمینه از پس‌زمینه) موفق‌تر بوده است. همان‌طور که در شکل (۶) نشان داده شده، نقاط مربوط به پاسخ‌های روش پیشنهادی در گوشه بالا-چپ جمع شده‌اند. لذا LBF-STACS در مقایسه با STACS، ACWE و عملکرد بهتری داشته است. در مجموع می‌توان نتیجه گرفت روش پیشنهادی در مقایسه با دیگر رقبا، در بخش‌بندی مرز اندوکارد موفق‌تر بوده است.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک مدل فرم‌پذیر جدید برای بخش‌بندی مرز اندوکارد در تصاویر تشدید مغناطیسی قلبی ارائه شده است. در مرز فعال پیشنهادی عبارت مبتنی بر ناحیه در تابعی انرژی روش STACS با جملات مبتنی بر پردازش قلابی از روش LBF جایگزین شده است. بدین ترتیب، روش پیشنهادی برخلاف STACS، در بخش‌بندی مرز اندوکارد در تصاویر با روشنایی غیریکنواخت نیز موفق است. نتایج تجربی نیز بیان‌گر برتری LBF-STACS را در مقایسه با سه روش STACS، ACWE و GAC بر روی پایگاه تصویری شامل چهل تصویر از ده بیمار مختلف است.

تقدیر و تشکر

بدین وسیله نویسندگان مقاله مراتب سپاسگزاری خود را از معاونت پژوهشی دانشگاه فردوسی مشهد به خاطر حمایت از این پژوهش در قالب طرح پژوهشی شماره ۱/۲۸۳۸۴ ابراز می‌دارند. همچنین، بر خود لازم می‌دانیم از زحمات معاونت پژوهشی سابق و فعلی دانشکده مهندسی به خاطر همه حمایت‌ها و کمک‌های بی‌دریغ، قدردانی نماییم.

پیوست الف

مطابق قضیه اولر-لاگرانژ توابع بهینه $f_1(x)$ و $f_2(x)$ $x=(x,y) \in \Omega$ و $R \rightarrow \Omega: f_1, f_2$ که تابعی انرژی:

$$J(f_1(x), f_2(x)) = \int C(x, f_1, f_2, f_{1,x}, f_{1,y}, f_{2,x}, f_{2,y}) dx \quad (16)$$

را کمینه می‌کند، از حل دستگاه معادلات دیفرانسیل زیر به دست می‌آیند:



پیوست ج

مراحل محاسبه معیار شباهت شکل برای دو منحنی C_1 (مرز مطلوب) و C_2 (مرز حاصل) به شرح زیر است (Pluempitiwiriawej et al., 2005):

(۱) انتشار شکل مرز با محاسبه فاصله اقلیدسی بر اساس معادله زیر:

$$D(x, y) = \begin{cases} -\min_{(i,j) \in C} \sqrt{(x-i)^2 + (y-j)^2}, & (x, y) \in \Omega_1 \\ \min_{(i,j) \in C} \sqrt{(x-i)^2 + (y-j)^2}, & (x, y) \in \Omega_2 \end{cases} \quad (25)$$

که (i, j) مختصات پیکسلی بر روی منحنی C ، Ω_1 مجموعه پیکسل‌های داخل مرز C و Ω_2 مجموعه پیکسل‌های خارج مرز C است. با محاسبه تبدیل فاصله برای مرزهای C_1 و C_2 نکاشت‌های فاصله، به ترتیب D_1 و D_2 به دست می‌آید.

(۲) محاسبه نکاشت مرحله با استفاده از رابطه زیر:

$$\Phi_i(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{\frac{\partial D_i(x, y)}{\partial y}}{\frac{\partial D_i(x, y)}{\partial x}} \right), \quad i = 1, 2 \quad (26)$$

(۳) محاسبه مرحله هنجارسازی شده مطابق با معادله زیر:

$$S_{\text{phase}} = \frac{|\Phi_1 - \Phi_2 - \pi|}{\pi} \quad (27)$$

که $S_{\text{phase}} \in [0, 1]$ است. وقتی مرزها هم‌مرحله هستند $S_{\text{phase}} = 1$ می‌باشد؛ در حالی که برای دو مرز با بیش‌ترین اختلاف مرحله $S_{\text{phase}} = 0$ است.

(۴) در نهایت، محاسبه معیار شباهت شکل برای مرزهای C_1 و C_2 با استفاده از رابطه زیر:

$$S_{\text{shape}} = \frac{1}{n(C_2)} \sum_{(x,y) \in C_2} \Gamma_1(x, y) S_{\text{phase}}(x, y) \quad (28)$$

که $n(C_2)$ بیان‌گر تعداد پیکسل‌های مرز C_2 بوده و $\Gamma_1(x, y) \in [0, 1]$ با استفاده از نکاشت فاصله D_1 به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\Gamma_1(x, y) = \exp \left\{ -\frac{D_1^2(x, y)}{\sigma^2} \right\} \quad (29)$$

که σ ضریبی ثابت و مثبت است. در معادله (۲۸) $S_{\text{shape}} \in [0, 1]$ است؛ به طوری که مقدار یک متناظر با

از مقایسه دو جمله اول معادله (۸) با معادله کلی (الف-۱) می‌توان نتیجه گرفت که:

$$\begin{aligned} \hat{C}(\phi) = & \alpha_1 H_\epsilon(\phi(y)) \int_{\Omega} K_\sigma(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dx + \\ & \alpha_2 (1 - H_\epsilon(\phi(y))) \int_{\Omega} K_\sigma(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 dx = \\ & (\alpha_1 e_1) H_\epsilon(\phi(y)) + (\alpha_2 e_2) [1 - H_\epsilon(\phi(y))] \end{aligned} \quad (21)$$

از آنجا که \hat{C} شامل مشتقات ϕ نیست، لذا تنها کافی است جمله اول معادله اوایلر-لاگرانژ محاسبه شود:

$$\frac{\partial \hat{C}}{\partial \phi} = \delta_\epsilon(\phi(y)) (\alpha_1 e_1 - \alpha_2 e_2) \quad (22)$$

با جای‌گذاری عبارت اخیر در معادله (۱۰)، معادله کامل اوایلر-لاگرانژ برای تابعی انرژی معادله (۸) برحسب ϕ به دست خواهد آمد.

پیوست ب

برای تنظیم ضرایب جملات مختلف تابعی انرژی پیشنهادی $(\lambda_1$ تا $\lambda_4)$ از روابط تجربی زیر استفاده شده است (Chen et al., 2008):

$$\begin{cases} \lambda_i(n) = \frac{1}{2} [\lambda_i(0) - \lambda_i(N)] \left[1 + \cos\left(\frac{n\pi}{N}\right) \right] & \text{for } i = 1, 2 \\ \lambda_3(n) = \frac{\lambda_3(N) - \lambda_3(0)}{\cosh\left[10\left(\frac{n}{N} - 1\right)\right]} \\ \lambda_4(N) = \lambda_4(0) \end{cases} \quad (23)$$

که در آن N تعداد کل گام‌های تکامل، n شماره گام تکامل، $\lambda_i(0)$ و $\lambda_i(N)$ به ترتیب مقدار شروع و پایان λ_i است. در روش پیشنهادی مقادیر اولیه و پایانی ضرایب بالا به صورت زیر است:

$$\begin{cases} \lambda_1(0) = 0.9 & \lambda_1(N) = 0 \\ \lambda_2(0) = 10^6 & \lambda_2(N) = 0 \\ \lambda_3(0) = 0 & \lambda_3(N) = 10^8 \\ \lambda_4(0) = 10 & \lambda_4(N) = 10 \end{cases} \quad (24)$$

لازم به ذکر است منحنی‌های تغییرات ضرایب λ_1 تا λ_4 در شکل (۲) نشان داده شده است.

Int'l Symp. Biomedical Imaging: From Nano to Macro, pp. 25–28, 2009.

Li, C., Kao, C., Gore J. and Ding, Z., “Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation”, IEEE Trans. Image Processing, vol. 17, no. 10, pp. 1940–1949, 2008.

Lynch, M., Ghita, O., and Whelan, P. F., “Left-ventricle myocardium segmentation using a coupled level-set with a priori knowledge”, Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 30, no. 4, pp. 255–262, 2006.

Mendis, S., Puska, P., Global Atlas on Cardiovascular Disease Prevention and Control. WHO Press, World Health Organization Publications, 2011.

Paragios, N., “A level set approach for shape-driven segmentation and tracking of the left ventricle”, IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 22, no. 6, pp. 773–776, 2003.

Petitjean, C. and Dacher, J.N., “A review of segmentation methods in short axis cardiac MR images,” Medical Image Analysis, vol. 15, no. 2, pp. 169–184. 2011

Pluempitiwiriyaewej, C., Moura, J. M. F., Lin Wu, Y.-J and Ho, C., “STACS: New active contour scheme for cardiac MR image segmentation,” IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 24, no. 5, pp. 593–603, 2005.

Ranganath, S., “Contour extraction from cardiac MRI studies using snakes”, IEEE. Trans. Med. Imag, vol. 14, no. 2, pp. 328–338, 1995.

Sapiro, G., Geometric Partial Differential Equations and Image Anal-ysis. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2001.

Schöllhuber, A., Automatic segmentation of contrast enhanced cardiac MRI for myocardial perfusion analysis. M.Sc. Theses, Inst. Comp. Graph. Alg, Vienna Univ, Vienna, Austria, 2008.

Sethian, J., “Level set methods and fast marching methods,” vol. 3, Cambridge University Press, 1999.

Tsotsos, J., “Laboratory for Active and Attentive Vision (LAAV)”, 2014. [Online] Available: <http://www.cse.yorku.ca/~mridataset/>

Vese L., and Chan, T., “A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model”, Int. J. Computer Vision, vol. 50, no. 3, pp. 271–293, 2002.

Woo, J., Hong, B.-W., Ramesh, A., Germano, G., Jay Kuo, C.-C. and Slomka, P., “Curve evolution with a dual shape similarity and its application to segmentation of left ventricle”, Medical Imaging

حداکثر انطباق بین مرزها و مقدار صفر متناظر با عدم انطباق کامل است. در صورتی که $S_{shape} > 0.7$ باشد، تطابق عالی بین شکل مرزها برقرار است (Pluempitiwiriyaewej *et al.*,) (2005).

مراجع

Ben Ayed, I., Li, S. and Ross, I., “Embedding overlap priors in variational left ventricle tracking,” IEEE Trans. Med. Imag, vol. 28, no. 12, pp. 1902–1913, 2009.

Caselles, V., Catte, F., Coll, T. and Dibos, F., “A geometric model for active contours”, Numerische Mathematik, vol. 66, no. 1, pp. 1–31, 1993.

Caselles, V., Kimmel, R., and Sapiro, G., “Geodesic active contours,” in Proc. IEEE Int’5 Conf. Computer Vision, pp. 694–699, 1995.

Chan, T. and Vese, L., “Active contours without edges”, IEEE Trans. Image Processing, vol. 10, no. 2, pp. 266–277, 2001.

Chen, T., Babb, J., Kellman, P., Axel, L. and Kim, D., “Semiautomated segmentation of myocardial contours for fast strain analysis in cine displacement-encoded MRI”, IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 27, no. 8, pp. 1084–1094, 2008.

Cootes, T. F, Taylor, C. J., Cooper D. H. and Graham J., "Active Shape Models-Their Training and Application", Computer Vision and Image Understanding, vol. 61, no 1, pp. 38–59, 1995.

Elsgolc, L. E., Calculus of Variations. Reading, MA: Addison-Wesley, 1962.

Hautvast, G., Segmentation of short axis cardiac MR using Active Contours. M.A. Thesis, University of Eindhoven, 2004.

Kass, M., Witkin, A. and Terzopoulos, D., “Snakes: active contour models,” Int. J. of Computer Vision, vol. 1, no. 4, pp. 321–331, 1987.

Lankton S. and Tannenbaum A., “Localizing region-based active contours”, IEEE Trans. Image Processing, vol. 17, no. 11, pp. 2029–2039, 2008.

Li, C., Huang, R., Ding, Z., Gatenby, C., Metaxas, D. N. and Gore, J. C., “A level Set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI”, IEEE Trans. Image Processing, vol. 20, no. 7, pp. 2007–2016, 2011.

Li, C., Jia, X. and Sun, Y., “Improved semi-automated segmentation of cardiac CT and MR images,” IEEE

به‌منظور تشخیص بیماری‌های آلزایمر و اوتیسم، پردازش تصاویر رادیولوژی با دو انرژی و تعیین سن استخوانی براساس تصاویر رادیولوژی دست چپ بوده است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

saadatmand@um.ac.ir

Physics of Medical Imaging .Proc. of SPIE, 2009, vol. 7259, pp. 7259T_1.

Yuan, J., Li, P., Wen, Y. and Xu, Y., "Level set segmentation of intensity inhomogeneous images based on local linear approximation of difference image", IET Image Processing, vol. 6, no. 5, pp. 473–482, 2012.

Zhang, K., Song, H. and Zhang, L., "Active contours driven by local image fitting energy", J. of Pattern Recognition, vol. 43, no. 4, pp. 1199–1206, 2010.



محمدباقر خامه‌چیان مدرک

کارشناسی خود را در رشته مهندسی پزشکی - بیوالکترونیک از دانشگاه آزاد اسلامی مشهد در سال ۱۳۹۰ و کارشناسی ارشد خود را در همان رشته از دانشگاه فردوسی

مشهد در سال ۱۳۹۲ اخذ کرد. موضوعات پژوهشی مورد علاقه ایشان؛ تصویرگری پزشکی، پردازش تصاویر پزشکی، پزشکی از راه دور است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

bagher.m.kh@gmail.com



مهدی سعادت‌مند طرزجان در

سال ۱۳۵۹ در مشهد متولد شد. وی مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق - کنترل از دانشگاه فردوسی مشهد در سال ۱۳۸۱ اخذ کرد. همچنین، وی موفق به کسب مدرک کارشناسی ارشد و درجه

دکتری (PhD) در رشته مهندسی پزشکی - بیوالکترونیک، به‌ترتیب، از دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی در سال ۱۳۸۴ و دانشگاه تربیت مدرس در سال ۱۳۸۹ شده است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه وی، به‌صورت عام، پردازش تصاویر پزشکی، تصویربرداری پزشکی و پردازش سیگنال‌های حیاتی است. آخرین تحقیقات وی در زمینه بخش‌بندی تصاویر تشدید مغناطیسی قلبی، پردازش سیگنال‌های صدای قلب و ECG به‌منظور تشخیص بیماری‌های قلبی، پردازش تصاویر تشدید مغناطیسی مغزی