



بهبود مرز فعال خودنسبی برای ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی

حسن قاسمیان

دانشکده فنی، دانشگاه تربیت مدرس

ghassemi@modares.ac.ir

مهدی سعادتمند طرزجان

دانشکده فنی، دانشگاه تربیت مدرس

saadatmand@kiaeee.org

فروفتگی‌های مرز می‌باشد؛ در حالی که لبه‌های ضعیف ممکن است با استفاده از یک نیروی فشار قوی نادیده گرفته شوند [۸]. همچنین، بالون نیازمند دقت بیشتر در مقداردهی اولیه است، زیرا نیروی فشار دوجه‌تی نمی‌باشد.

Park و همکاران [۹] عملکرد مدل مار را با در نظر گرفتن جهت گرادیان در تابعی انرژی^۱ (علاوه بر اندازه آن) بهبود بخشیدند. Marques Nascimento و [۱۰] با استفاده از الگوریتم بیشینه‌سازی امید^۲ مدل مار تطبیق‌پذیر را ارائه دادند. در این روش مرز فعال تحت تأثیر لبه‌های غیرمرتبط با مرز مطلوب منحرف نمی‌شود. Park و Keller [۱۱] به منظور پرهیز از کمینه‌های محلی تابعی انرژی از برنامه‌نویسی پویا در الگوریتم watersnake سود جستند. آنها برای کاهش پیچیدگی الگوریتم کمینه‌سازی، تبدیل حوضچه^۳ را با یک روش کل به جزء^۴ ترکیب نمودند. بعلاوه، Cheng و همکاران [۱۲] از تبدیل حوضچه برای مقداردهی اولیه مرز فعال استفاده نمودند. به عنوان مثالی دیگر، می‌توان به الگوریتم WaterBalloons اشاره نمود که به یکپارچه‌سازی تبدیل حوضچه و مدل بالون می‌پردازد [۱۳]. اخیرا Zhu و همکاران [۱۴] میدان الکتریکی مجازی ناهمسانگرد^۵ را پیشنهاد نموده‌اند. در این روش اطلاعات هندسی لبه‌های تصویر با یک مدل میدان الکتریکی مجازی ترکیب شده است. مثال دیگر الگوریتم شار بردار گرادیان^۶ (GVF) [۱۵] می‌باشد که به شکل مؤثری مشکلاتی از قبیل دامنه جذب وسیع و استخراج فروفتگی‌های مرز را حل نموده است. در GVF از یک میدان نیروی غیرپتانسیل که با کمینه‌سازی یک تابعی انرژی بدست می‌آید، استفاده شده است. به منظور بهبود عملکرد GVF در استخراج فروفتگی‌های بسیار باریک و دراز، Xu و Prince [۶] با جایگزینی ضرایب ثابت با توابع وزن‌دهی متغیر روش GVF توسعه یافته^۷ (GGVF) را ارائه داده‌اند. با وجود این، GVF و GGVF در استخراج مرزهای ضعیف خصوصاً زمانی که در نزدیکی لبه‌های قویتر قرار گرفته‌اند، با دشواری‌هایی مواجه هستند. محققین برای رفع مشکل فوق تحقیقات وسیعی انجام داده‌اند که از آنجلمه می‌توان به الگوریتم EPGVF^۸ از Lia و همکاران [۱۶] اشاره نمود.

چکیده: در این مقاله یک مرز فعال پارامتری جدید بنام مرز فعال خودنسبی معرفی و تکمیل گردیده است. در این روش با ترکیب سامانه نگاشت خودنسبی و تبدیل موجک، یک میدان نیروی خارجی برای مدل مارها ارائه شده است. همچنین، حجم محاسباتی روش پیشنهادی پس از پیاده‌سازی بصورت پویا و بهینه به شکل چشمگیری بهبود یافته است. نتایج تجربی بیانگر عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی در ناحیه‌بندی تصاویر مصنوعی و پزشکی هم از نظر کیفیت پاسخها و هم از نظر زمان محاسباتی در مقایسه با چند مرز فعال متدال می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: مرزهای فعال پارامتری، تبدیل موجک، سامانه نگاشت خودنسبی، ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی، مرز فعال خودنسبی

۱- مقدمه

امروزه، استفاده از تصاویر ناحیه‌بندی شده پزشکی در کابردهای متعددی از قبیل مطالعه ساختارهای آناتومی [۱]، تشخیص بیماری‌ها [۲] و آسیب‌شناسی [۳] بسیار متدال می‌باشد. اما، ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی به دلیل تغییرات وسیع شکل ارگان‌ها و کیفیت پایین تصاویر پزشکی همچنان وظیفه‌ای دشوار می‌باشد. خصوصاً آنکه تصاویر پزشکی عموماً توسط نویز و اشکالات نمونه‌برداری^۹ تخریب شده‌اند. مرزهای

فعال یا مدل مارها به عنوان یک راه حل شناخته شده‌اند [۴]. مدل مار عبارت است از یک مرز فعال پارامتری که می‌تواند تحت تأثیر نیروهای داخلی و خارجی به سمت ویژگی‌های مطلوب در تصویر (عموماً لبه‌ها) حرکت کند [۵]. نیروهای داخلی مرز را یکپارچه نگاه داشته و از تاک خودرن آن جلوگیری می‌کنند؛ در حالی که نیروهای خارجی مرز را به سمت ویژگی‌های مورد نظر در تصویر سوق می‌دهند. مرزهای فعال عموماً از برخی مشکلات رنج می‌برند. به عنوان مثال، مرز اولیه باید به اندازه کافی به مرز شی نزدیک باشد [۶]. عموماً در بازسازی فروفتگی‌های مرز دچار مشکل می‌شوند [۷] و بعلاوه، ممکن است در استخراج مرزهای ضعیف خصوصاً زمانی که در نزدیکی مرزهای قویتر قرار گرفته‌اند، موفق نباشند [۸].

با وجود این، اگرچه در بیشتر روش‌ها برخی از اشکالات فوق رفع می‌گردد؛ اما مشکلات جدیدی رخ می‌نماید. به عنوان مثال، در روش‌های چند مقیاسی دامنه جذب افزایش می‌یابد؛ در حالی که تصمیم‌گیری درباره نحوه حرکت از یک مقیاس به دیگری مشکل بزرگی است [۷]. مدل بالون دارای دامنه جذب وسیع بوده و قادر به استخراج

² Energy functional

³ Expectation maximization

⁴ Watershed transform

⁵ Coarse-to-fine strategy

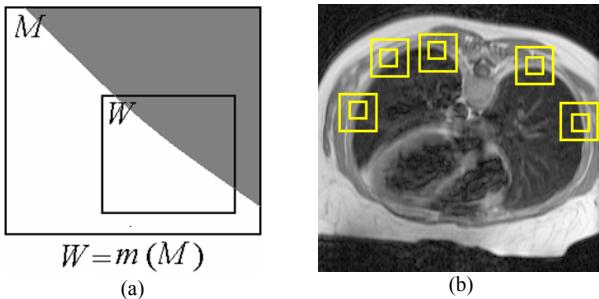
⁶ Anisotropic virtual electric field (AVEF)

⁷ Gradient vector flow (GVF)

⁸ Generalized GVF (GGVF)

⁹ Edge preserving GVF (EPGVF)

¹ Sampling artifacts



شکل ۱. (a) یک نگاشت خودنسبی انقباضی. (b) یک مدل خودنسبی با تعداد ۵ ناحیه مربعی.

معمولًا در کابردهای پردازش تصویری به منظور حفظ شرایط خودشabahtی به جای u از نگاشت همانی ($u = 1$ و $q = 0$) استفاده می‌شود. علاوه بر ضریب مقیاس r به منظور کاهش حجم محاسباتی عموماً ثابت فرض می‌شود. نگاشتهای خودنسبی انساطی به روش مشابه با $r > 1$ تعریف می‌شوند. برای مطالعه بیشتر دراینباره به [۱۸] مراجعه شود.

به منظور استخراج نگاشتهای خودنسبی پس از تخصیص نواحی M (یا W) پارامترهای هر نگاشت با استفاده از الگوریتم تطبیق ناحیه بهینه می‌گردد. در این روش، مؤلفه‌های بردار جابجایی با مقادیر مختلف در محدوده مجاز مقداردهی شده و در هر مرحله تابع هزینه ذیل محاسبه می‌گردد:

$$\psi_W(\tau) = \iint_{x \in W} (I(x) - I(x_m))^2 dx dy \quad (4)$$

بردار بهینه، برداری است که مطابق رابطه ذیل کمترین مقدار هزینه را داشته باشد:

$$\tilde{\tau} = \text{index} \left(\min_{-k < s, t < k} (\psi(\tau)) \right) \quad (5)$$

در شکل ۱-۱b یک مدل خودنسبی با تعداد ۵ ناحیه و $r = 0.5$ نشان داده است.

۳- مرزهای فعال پارامتری

یک مار یا مرز فعال پارامتری عبارت است از منحنی $[x(s), y(s)]$ که با حرکت در محدوده تصویر تابعی انرژی ذیل را کمینه می‌نماید:

$$E = \int_0^1 \frac{1}{2} [\alpha \|x'(s)\|^2 + \beta \|x''(s)\|^2] + E_{\text{ext}}(x(s)) ds \quad (6)$$

که در آن $x'(s)$ و $x''(s)$ بیانگر مشتقهای مرتبه اول و دوم $x(s)$ نسبت به s بوده، عملگر $\| \cdot \|$ فاصله اقلیدووسی را محاسبه می‌کند و پارامترهای وزن دهی α و β نیز میزان قابلیت کشش و سختی منحنی را کنترل می‌نمایند. تابع انرژی خارجی E_{ext} با استفاده از اطلاعات تصویر محاسبه گردیده و در محل ویژگی‌های مطلوب تصویر (مثلًا مرز شی) در مقایسه

اخیراً نویسندها مقاله در [۱۷] روش جدید مرز فعال خودنسبی^{۱۰} (SAS) را معرفی نموده‌اند. ایده اصلی در این روش، ترکیب سامانه نگاشت خودنسبی [۱۸] و تبدیل موجک به منظور تولید یک میدان نیروی خارجی کارآمد برای مدل مارها می‌باشد. آنها نشان دادند که روش مذکور در حل مشکلاتی چون دامنه جذب وسیع و بازسازی گستینگی‌های مرز دارای قابلیت‌های ویژه‌ای است. با وجود این بزرگترین مشکل SAS حجم محاسباتی بالای آن بوده است.

در این مقاله ابتدا روش پیشنهادی مرز فعال خودنسبی با جزئیات کامل شرح داده شده و تکمیل گردیده است. سپس، به منظور بهبود پیچیدگی محاسباتی، روش جدید پیاده‌سازی پویا الگوریتم پیشنهادی، ارائه می‌گردد. در نهایت، با پیاده‌سازی بهینه SAS حجم محاسباتی آن به شکل چشمگیری کاهش می‌یابد. بعلاوه، عملکرد این الگوریتم در ناحیه‌بندی تصاویر مصنوعی و پژوهشی با مرز فعال گوسی، بالون، GVF و GGVF مقایسه گردیده و کارایی آن هم از نظر کیفیت پاسخ‌ها و هم از نظر زمان محاسباتی نشان داده شده است.

در ادامه، در بخش ۲ سامانه نگاشت خودنسبی معرفی گردیده است. بخش ۳ به بررسی اصول مرزهای فعال پارامتری می‌پردازد. بخش ۴ به شرح تفصیلی مرز فعال خودنسبی اختصاص یافته است. در بخش ۵، روش پیاده‌سازی پویا و بهینه الگوریتم پیشنهادی بررسی شده است. نتایج تجربی در بخش ۶ و در نهایت، نتیجه‌گیری در بخش ۷ ارائه گردیده است.

۲- سامانه نگاشت خودنسبی

معمولًا، از سامانه نگاشت خودنسبی در کابردهایی چون کدگذاری تصاویر فرآکتالی، ناحیه‌بندی تصاویر، تشخیص لبه و استخراج مرز استفاده می‌شود [۱۹-۲۰].

فرض کنید تصویر I با محدوده تعریف $G \subset R^2$ دارای سطح خاکستری $I(x, y) \in G$ برای هر $x, y \in G$ باشد. در این صورت مطابق شکل ۱-a نگاشت خودنسبی انقباضی m با محدوده تعریف $G \subset M$ به صورت ذیل تعریف می‌شود:

$$x_\omega = m(x) = r(x - \bar{x}_m) + \bar{x}_\omega, \quad r < 1 \quad (1)$$

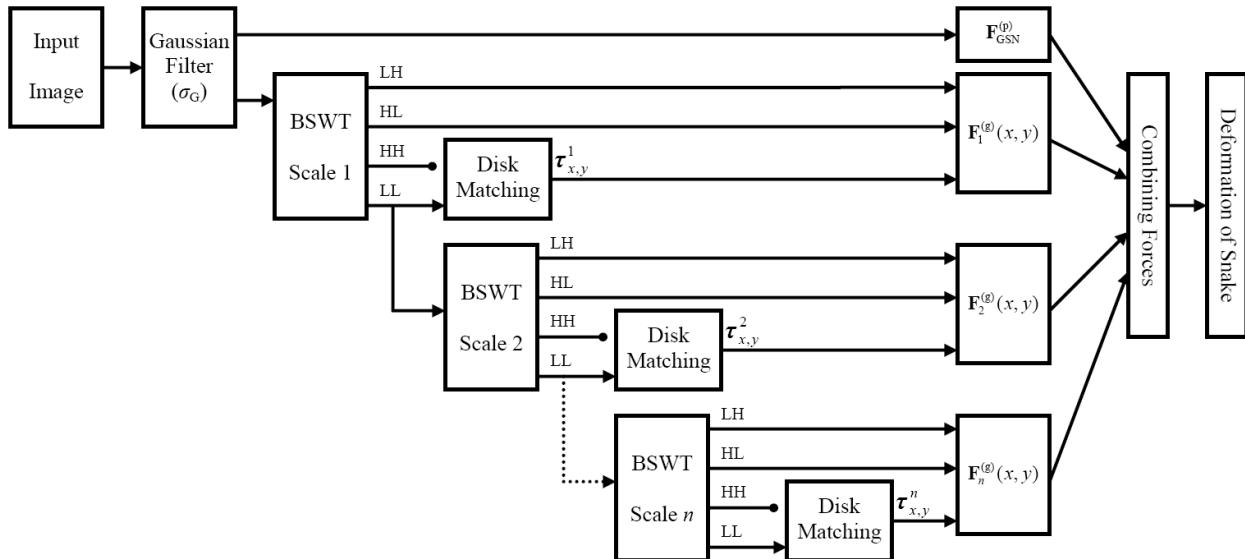
که در آن \bar{x}_m و \bar{x}_ω به ترتیب نقاط مرکزی نواحی M و G بوده و داریم:

$$\bar{x}_\omega = \bar{x}_m + \tau \quad (2)$$

به عبارت دیگر، مطابق شکل ۱-a معادله (1) ناحیه M را با بردار جابجایی $(s, t) = \tau$ انتقال داده و با ضریب r تغییر مقیاس می‌دهد (در اینجا، کوچک می‌شود) تا ناحیه G بدست آید. یک مدل نگاشت خودنسبی به صورت $\{M, m, u\}$ تعریف می‌شود؛ به طوری که:

$$u(z) = pz + q, \quad z = I(x_\omega), \quad 0 \leq p \leq 1 \quad (3)$$

¹⁰ Self-affine snake (SAS)


شکل ۲. نمودار بلوکی الگوریتم مرز فعال خودنسبی.

۴- مرز فعال خودنسبی

همانطور که در شکل ۲ نشان داده شده، مرز فعال خودنسبی شامل شش مرحله می‌باشد: ۱) نرم نمودن تصویر ورودی، ۲) محاسبه ضرایب موجک، ۳) استخراج نگاشت‌های خودنسبی در هر مقیاس موجک، ۴) محاسبه زیرنیروهای خودنسبی در هر مقیاس موجک، ۵) محاسبه نیروهای خودنسبی با ترکیب زیرنیروهای مربوط به مقیاس‌های مختلف و ۶) همگرایی مرز فعال با استفاده از نیروهای حاصل بر اساس فرمولبندی تعادل نیروها که در ادامه به صورت اجمالی شرح داده خواهد شد.

۱-۴ نرم کردن تصویر و محاسبه ضرایب موجک

در روش مرز فعال خودنسبی، به منظور تضعیف نویز، تصویر ورودی ابتدا با استفاده از یک هسته گوسی با انحراف معیار σ_G نرم می‌گردد. سپس، ضرایب موجک تصویر حاصل در n مقیاس متوالی محاسبه می‌شوند. ما برای این منظور تبدیل موجک اسپیلاین متعامد^{۱۱} (BSWT) را به دلیل خصوصیاتی چون فشرده بودن، بازسازی دقیق با استفاده از فیلترهای FIR و تقارن به خدمت گرفته‌ایم [۲۱].

۲-۴ استخراج نگاشت‌های خودنسبی

پس از محاسبه ضرایب موجک، در هر مقیاس، یک نگاشت خودنسبی انقباضی به هر پیکسل از زیرماتریس LL تخصیص داده می‌شود. مطابق شکل ۳، در الگوریتم پیشنهادی از نواحی دیسکی به دلیل شباهت در همه جهات استفاده شده است. به عبارت دقیقتر، ناحیه مادر $M_{x,y}$ متناظر با پیکسل $(y,x)=R$ دیسکی با شعاع R پیکسل و به مرکز x

با سایر نقاط، دارای مقادیر کمتری می‌باشد. منحنی که تابعی E را کمینه می‌کند باید در معادله اویلر صدق نماید [۵]:

$$\alpha x''(s) - \beta x^{(4)}(s) - \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad (7)$$

با تعریف $F_{\text{ext}}^{(p)} = -\nabla E_{\text{ext}}$ و $F_{\text{int}} = \alpha x''(s) - \beta x^{(4)}(s)$ می‌توان معادله تعادل نیروی ذیل را بدست آورد:

$$F_{\text{int}} + F_{\text{ext}}^{(p)} = 0 \quad (8)$$

و از آنجا داریم:

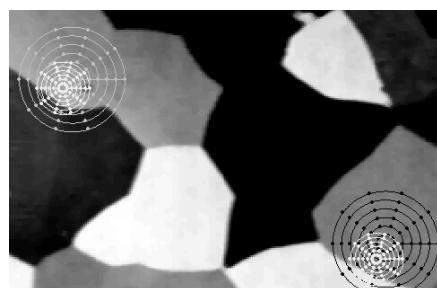
$$x_t(s,t) = \alpha x''(s) - \beta x^{(4)}(s) - \nabla E_{\text{ext}} \quad (9)$$

هنگامی که در معادله فوق (s,t) x پایدار گردیده و دیگر تغییر نکند، عبارت $x_t(s,t)$ حذف گردیده و یک پاسخ معادله (7) بدست می‌آید.

برخی محققین مدل مار را مستقیماً با استفاده از یک معادله تعادل نیرو که در آن نیروی پتانسیل $F_{\text{ext}}^{(p)}$ با نیروی خارجی کلی تر $F_{\text{ext}}^{(g)}$ جایگزین شده است، فرمولبندی نموده‌اند [۶]:

$$F_{\text{int}} + F_{\text{ext}}^{(g)} = 0 \quad (10)$$

که در آن $F_{\text{ext}}^{(g)}$ معمولاً ترکیبی از نیروهای پتانسیل و غیرپتانسیل می‌باشد.



شکل ۳. دو نمونه از میدان‌های دیسکس مورد استفاده در مرز فعال خودنسبی. در هر جفت دیسک، بافت درون دیسک بزرگتر شبیه بافت درون دیسک کوچکتر است.

¹¹ Biorthogonal spline wavelet transform (BSWT)



که در آن تابعی انرژی گوسی $E_{GSN}(x,y)$ به صورت ذیل بدست می‌آید:

$$E_{GSN}(x,y) = -|\nabla[G(x,y)*I(x,y)]|^2 \quad (15)$$

که در آن عملگر گرادیان با استفاده از هسته Sobel با ابعاد 5×5 (به دلیل عملکرد مناسب در حذف نویز) تخمین زده می‌شود.

در معادله (۱۲) نیروهای گوسی به منظور بهبود عملکرد الگوریتم پیشنهادی در تطبیق دقیق بر مرز شی مطلوب بکار گرفته شده‌اند. بعلاوه، با افزایش مقیاس موجک، محدوده اثر زیرنیروها افزایش می‌یابد در حالی که ضریب وزنی آنها (هر دو) با ضریب $\gamma=2$ کم می‌شود. در حقیقت، ما در ارائه راهبرد فوق از الگوریتم تفکیک Mallat [۲۲] در محاسبه ضرایب موجک‌های متعدد الهام گرفته‌ایم.

مطابق معادله (۱۳) نیروهای گوسی ضعیف (با دامنه‌ای کمتر از θ) در فرمول برآیند نیروها حذف شده‌اند، زیرا احتمال تخریب آنها توسط نویز بسیار زیاد است. بعلاوه، در انتخاب هسته گوسی فوق مصالحه‌ای بین تطبیق دقیق بر مرز مطلوب و مقاومت در برابر نویز می‌باشد. به عبارت دقیقتر، انتخاب یک هسته گوسی بسیار کوچک (بزرگ) سبب بهبود تخریب) ویژگی اول و تخریب (بهبود) ویژگی دوم می‌گردد. لذا، با هدف فرآهم آوردن بهترین کارایی در تطبیق بر مرز مطلوب، در الگوریتم پیشنهادی از هسته جدگانه‌ای برای محاسبه نیروهای گوسی مذکور استفاده نگردیده است. زیرا تصویر ورودی در مرحله اول به اندازه کافی نرم شده است.

۵-۴ همگرایی مرز فعال خودنسبی

در نهایت، پس از محاسبه نیروهای خودنسبی، از آنها در حرکت مار به سمت مرز شی مورد نظر بر اساس فرمولیند پویا (بخش ۳ را ببینید)، به صورت ذیل استفاده شده است:

$$\mathbf{x}_i(s,t) = \mathbf{F}_{int} + \mathbf{F}_{SAS}^{(g)} \quad (16)$$

۶-۴ تعداد مقیاس‌های موجک

همانطور که در معادله (۱۲) نشان داده شده، محدوده جذب نیروهای خودنسبی با افزایش تعداد مقیاس‌های موجک (n) افزایش می‌یابد. به طور کلی، برای جذب مرز فعال به سمت مرزی در فاصله D پیکسلی از آن، در تصویری با ابعاد $N \times N$ ، تعداد مقیاس‌های موجک مورد نیاز باید در شرایط ذیل صدق نماید:

$$D \leq \eta^n \times R \leq N \Rightarrow \log_{\eta} \left(\frac{D}{R} \right) \leq n \leq \log_{\eta} \left(\frac{N}{R} \right) \quad (17)$$

با وجود این، نتایج تجربی نشان داده که در اکثر کاربردها، انتخاب $n \leq 4$ برای فرآهم آوردن محدوده جذب مورد نیاز، کافی می‌باشد.

۵- پیاده‌سازی پویا و بهینه مرز فعال خودنسبی

در نگاه اول به نظر می‌رسد که S-SAS الگوریتمی سریع است. زیرا در این روش شعاع میدان‌های دیسکی مادر M (R) کاملاً محدود و برابر با

می‌باشد. پارامترهای هر نگاشت با استفاده از الگوریتم تطبیق ناحیه که در بخش ۲ شرح داده شد، بدست می‌آید. به منظور کاهش حجم محاسبات، مقادیر $1/5$ و 0 به صورت تجربی برای پارامترهای $x_{x,y}$ و $q_{x,y}$ و $p_{x,y}$ انتخاب شده است.

۳-۴ محاسبه زیرنیروها در هر مقیاس موجک

الگوریتم تطبیق ناحیه در هر نگاشت خودنسبی، با کمینه‌سازی تابع هزینه (۴)، بردار انتقال بهینه $\tilde{\tau}_{x,y}^m$ را محاسبه می‌نماید. این بدان معنی است که این بردار ممکن است در پیکسل $(x,y) = x$ ، راستایی مناسب برای مرز فعال جهت نزدیک شدن به مرز مطلوب معرفی نماید. بنابراین، زیر نیروهای مقیاس m موجک به صورت ذیل محاسبه می‌شوند:

$$\mathbf{F}_m^{(g)}(x,y) = \frac{\tilde{\tau}_{x,y}^m}{\|\tilde{\tau}_{x,y}^m\|} \left(1 + \frac{|LH_m(x,y)| + |HL_m(x,y)|}{\max_{(x,y)}(|LH_m(x,y)| + |HL_m(x,y)|)} \right) \quad (11)$$

که در آن $\tilde{\tau}_{x,y}^m$ بردار بهینه بدست آمده توسط الگوریتم تطبیق ناحیه برای پیکسل (x,y) از زیرماتریس LL در مقیاس m موجک می‌باشد. بعلاوه، LH_m و HL_m بیانگر زیرماتریس‌های LH و HL در همان مقیاس موجک می‌باشند. مطابق معادله فوق، دامنه هر زیرنیرو با استفاده از اندازه گرادیان نرمالیزه (بدست آمده بر اساس ضرایب موجک در زیرماتریس‌های LH و HL) تنظیم شده است.

۴-۴ ترکیب زیرنیروها

اکنون، زیرنیروهای بدست آمده در مقیاس‌های مختلف موجک باید به شکل مؤثری با یکدیگر ترکیب گردند تا میدان نیروی خودنسبی بدست آید. مقیاس‌های بالاتر موجک شامل اطلاعات کلی تری می‌باشند در حالی که همواره می‌توان جزئیات را در مقیاس‌های پایین‌تر مشاهده نمود. به عبارت دیگر، زیرنیروهای مقیاس بالا برای حرکت مار به سمت مرز مطلوب از فاصله‌ای دور مناسب هستند؛ در حالی که زیرنیروهای مقیاس پایین می‌توانند برای تطبیق دقیق منحنی بر مرز شی مورد نظر مورد استفاده قرار گیرند. این بدان معنی است که در ترکیب این زیرنیروها، باید به دسته اول وزن کمتری در مقایسه با دسته دوم اختصاص داده شود. در نتیجه نیروی خودنسبی متناظر با پیکسل (x,y) ، به صورت برآیند وزن دار ذیل تعریف می‌گردد:

$$\mathbf{F}_{SAS}^{(g)}(x,y) = \mathbf{F}_{GSN}^{(g)}(x,y) + \sum_{m=1}^n \eta^{-m} \mathbf{F}_m^{(g)} \left(\frac{x}{\eta^m}, \frac{y}{\eta^m} \right) \quad (12)$$

و $\mathbf{F}_{GSN}^{(g)}$ به صورت ذیل محاسبه می‌شود:

$$\mathbf{F}_{GSN}^{(g)}(x,y) = \begin{cases} \frac{\mathbf{F}_{GSN}^{(p)}(x,y)}{\max_{(x,y)}(\|\mathbf{F}_{GSN}^{(p)}(x,y)\|)} & \frac{\|\mathbf{F}_{GSN}^{(p)}(x,y)\|}{\max_{(x,y)}(\|\mathbf{F}_{GSN}^{(p)}(x,y)\|)} > \theta \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

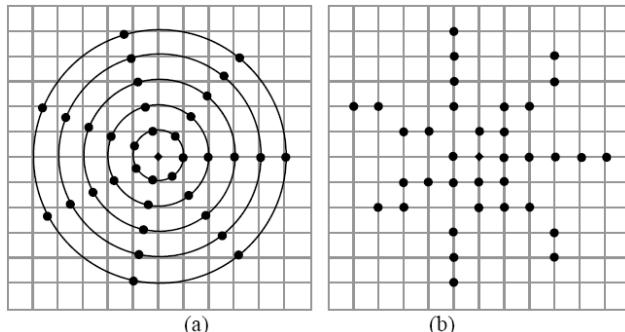
که θ آستانه اندازه نیروهای گوسی بوده و نیروی پتانسیل گوسی $\mathbf{F}_{GSN}^{(p)}(x,y)$ به صورت ذیل قابل محاسبه است [۴]:

$$\mathbf{F}_{GSN}^{(p)}(x,y) = -\nabla E_{GSN}(x,y) \quad (14)$$

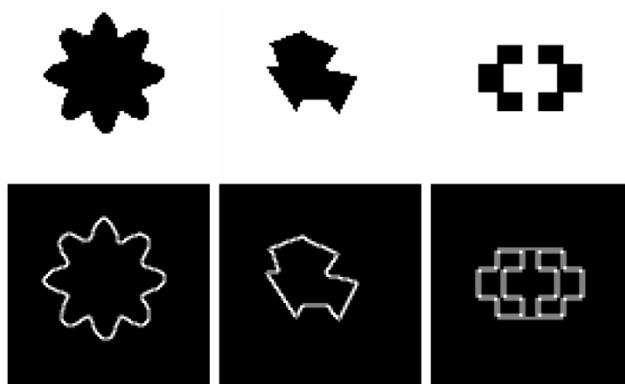


محاسباتی بر روی نواحی دیسکی غیرخطی می‌باشد. در پیاده‌سازی S-SAS و D-SAS از روش درونیابی دوخطی^{۱۴} برای تخمین دقیق نواحی دیسکی مذکور استفاده شده که سبب افزایش شدید حجم محاسباتی با ضریب $256^4=4^4$ گردیده است (شکل ۴-a^{۱۵} را ببینید).

به منظور غلبه بر مشکل فوق، ما از روش درونیابی نزدیکترین همسایه برای تخمین سطوح خاکستری نواحی دیسکی استفاده کردی‌ایم. با این روش، همانطور که در شکل ۴-b^{۱۶} نشان داده شده، نقاط نمونه‌برداری در هر ناحیه کاملاً بر پیکسل‌های تصویر منطبق می‌گردد. در این حالت می‌توان معادله (۴) را با استفاده از روش اندیس‌گذاری بهینه^{۱۷} [۲۳] می‌توان معادله (۴) را با استفاده از روش اندیس‌گذاری بهینه^{۱۸} [۲۳] پیاده‌سازی نمود. بهینه‌سازی فوق سبب افزایش چشمگیر سرعت S-SAS^{۱۹} یا D-SAS^{۲۰} بهینه^{۱۷} (ES-SAS) و D-SAS^{۲۱} (ED-SAS) در ناحیه‌بندی تصویر بهینه^{۲۲} به ترتیب (از ۳۶ و ۱۹ ثانیه) به ۲/۸ و ۲/۲ ثانیه کاهش می‌یابد.



شکل ۴. پیاده‌سازی نواحی دیسکی: (a) محاسبه دقیق با استفاده از درونیابی دوخطی و (b) تخمین بهینه با استفاده از درونیابی نزدیکترین همسایه. مرکز هر دیسک با استفاده از یک نقطه لوزی مشخص شده است.



شکل ۵. (ردیف اول) تصاویر مصنوعی مورد استفاده در ارزیابی مرز فعال خودنسبی. (ردیف دوم) مرز مطلوب متناظر با هر تصویر.

^{۱۴} Bilinear interpolation

^{۱۵} Efficient indexing method

^{۱۶} Efficient S-SAS (ES-SAS)

^{۱۷} Efficient D-SAS (ED-SAS)

۵ انتخاب شده است (بخش ۶ را ببینید). اما در واقع مشاهدات تجربی خلاف این امر را نشان می‌دهد. به عنوان مثال، برای تصویر مصنوعی Flower8 (شکل ۵)، زمان محاسباتی SAS بسیار طولانی و در حدود ۳۶ ثانیه بوده است. لذا، اندیشیدن تمهدیاتی در جهت بهبود حجم محاسباتی الگوریتم پیشنهادی ضروری می‌نماید.

۱-۵ پیاده‌سازی پویا

مرزهای فعال را از نظر نحوه محاسبه نیروها می‌توان به دو دسته ایستا و پویا تقسیم نمود. در مارهای ایستا ابتدا نیروهای خارجی برای همه اجزای تصویر محاسبه شده و سپس از میدان نیروی حاصل برای تکامل مرز فعال استفاده می‌شود. به عنوان مثال GVF و همه مشتقاش از نوع مرزهای فعال ایستا هستند. در مقابل، مرزهای فعال پویا در هر مرحله نیروهای خارجی را تنها برای نقاط روی منحنی فعلی محاسبه نموده و از آنها برای تکامل مرز فعال طی تنها یک مرحله استفاده می‌کنند. در این‌گونه روش‌ها، معمولاً نیروهای خارجی تحت تأثیر مرز فعال تغییر می‌کنند که از آنجلمه می‌توان به مرز فعال تطبیق‌پذیر [۱۰] اشاره نمود.

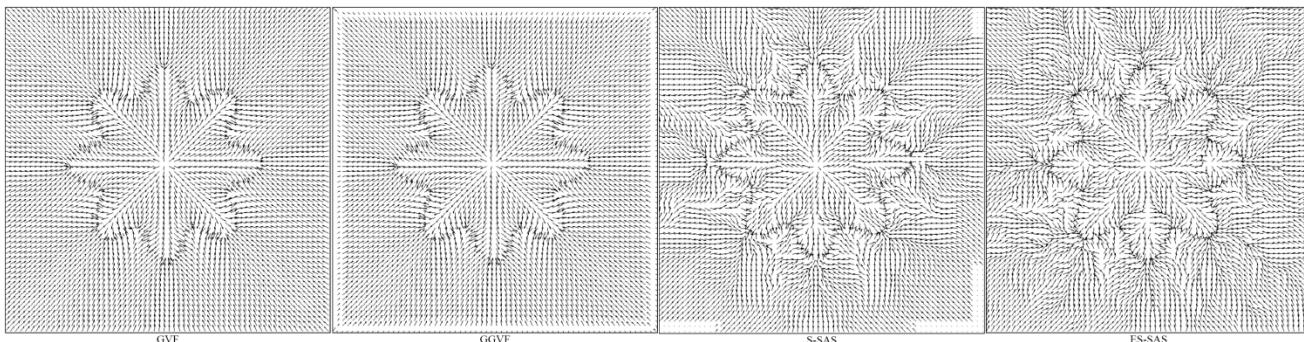
در روش پیشنهادی، اگرچه نیروهای خودنسبی را می‌توان مطابق آنچه در بخش ۴ بیان گردید، به منظور بدست آوردن یک میدان نیروی کامل، برای همه اجزای تصویر، محاسبه نمود (مرز فعال خودنسبی ایستا^{۱۲} یا S-SAS). اما یکی مزایای اساسی SAS در مقایسه با GVF و مشتقاش، قابلیت محاسبه نیروی خودنسبی مربوط به هر پیکسل، به صورت مجزا از سایر پیکسل‌ها می‌باشد. بنابراین، در هر مرحله از تکامل مرز فعال پیشنهادی، می‌توان تنها نیروهای مربوط به پیکسل‌های روی مار (در همان مرحله) را محاسبه نمود (مرز فعال خودنسبی پویا^{۱۳} یا D-SAS). مطابق نتایج تجربی ارائه شده در زیربخش ۱-۶ پیاده‌سازی پویای فوق تأثیر بسزایی در بهبود سرعت همگرایی الگوریتم پیشنهادی دارد.

۲-۵ پیاده‌سازی بهینه

همانطور که گفتیم پیاده‌سازی پویا سبب بهبود حجم محاسباتی آن می‌شود. به عنوان مثال، برای تصویر مصنوعی Flower8 (از ۳۶ ثانیه بهینه S-SAS در مقایسه با D-SAS) کاهش یافته؛ در حالی که پاسخ‌های آنها معادل و یکسان هستند. اما هنوز هم زمان محاسباتی الگوریتم پیشنهادی طولانی می‌باشد. دلیل اصلی اشکال فوق را باید در الگوریتم تطبیق ناحیه جستجو نمود. در حقیقت، معادله (۴) که قلب الگوریتم تطبیق ناحیه می‌باشد باید به دفعات (متناوب با ضریب R^2) برای هر پیکسل محاسبه گردد. در نگاه اول این معادله کاملاً خطی به نظر می‌رسد؛ در حالی که شامل

^{۱۲} Static self-affine snake (S-SAS)

^{۱۳} Dynamic self-affine snake (D-SAS)



شکل ۶. میدان نیروی حاصل از الگوریتم‌های GVF، GGVF، S-SAS و ES-SAS

جدول ۱. زمان محاسباتی چهار نسخه روش پیشنهادی شامل مزک شامل مرز فعال گوسی، بالون، GVF و GGVF برای سه تصویر مصنوعی.

Synthetic Images	Image Size	Gaussian Snake	Balloon	GVF	GGVF	S-SAS	D-SAS	ES-SAS	ED-SAS
Flower8	90×90	1.7	2.8	3.2	2.6	35.7	18.6	2.8	2.2
Test Room	85×85	6.4	2.4	2.7	2.5	31.4	17.8	2.4	2.0
	64×64	1.0	0.3	1.2	0.7	16.3	12.0	1.0	0.7
Average		3.03	1.83	2.37	1.93	27.80	16.13	2.07	1.63

۱-۶ نتایج تجربی برای تصاویر مصنوعی

به منظور ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با چهار الگوریتم مذکور شده در بخش ۶ از سه تصویر مصنوعی استفاده گردیده است. مطابق شکل ۵، این تصاویر عبارتند از Flower8، Test Room. همچنین در این شکل (ردیف دوم) مرز مطلوب منتظر با هر تصویر نیز مشخص شده است.

در شکل ۶، میدان نیروی S-SAS و ES-SAS در مقایسه با GVF و GGVF نشان داده شده است. همانطور که می‌بینید همه الگوریتم‌ها دارای دامنه جذب وسیعی می‌باشند. در شکل ۷، پاسخ هر یک از سخن‌های D-SAS، S-SAS، ES-SAS و ED-SAS در مقایسه با مرز فعال گوسی، بالون، GVF و GGVF نشان داده شده است. همه الگوریتم‌ها در استخراج مرز مطلوب موفق بوده‌اند. همچنین، در جدول ۱ زمان همگرایی هر الگوریتم برای هر یک از تصاویر مصنوعی نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، زمان محاسباتی-ED-SAS از همه الگوریتم‌های رقیب به جز مرز فعال گوسی بهتر بوده است. بعلاوه، پیاده‌سازی بهینه مرز فعال خودنسبی سبب کاهش زمان محاسباتی الگوریتم پیشنهادی با ضریب $\alpha=\beta=1$ شده است.

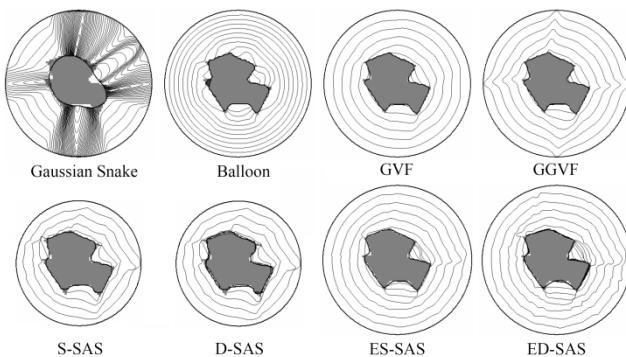
در شکل ۸، پاسخ هر یک از الگوریتم‌های رقیب به تصویر Test Nشان داده شده است. ویژگی اساسی این تصویر در وجود گوشش‌های فراوان در آن می‌باشد. بازهم همه الگوریتم‌ها بجز مرز فعال گوسی در ناحیه‌بندی شی مورد نظر موفق بوده‌اند. بعلاوه، با توجه به جدول ۱، زمان همگرایی ED-SAS از دیگر رقبا بهتر بوده است.

۶- نتایج تجربی

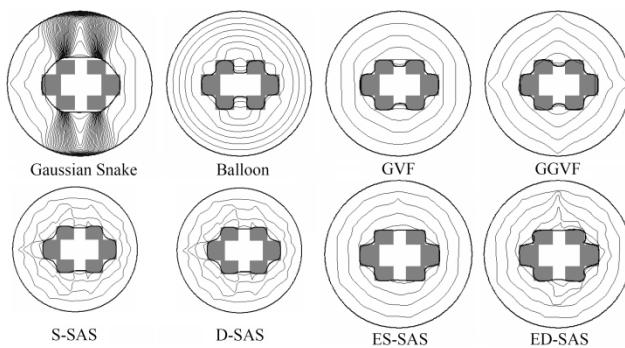
در این بخش عملکرد مرز فعال خودنسبی با استفاده از تعدادی تصویر مصنوعی و پیشکی بررسی شده است. همه نتایج با استفاده از یک لپ‌تاپ با پردازنده INTEL CORE 2 DUO 2.0-GHz DELL و حافظه اصلی 1.0-GB تحت محیط نرم‌افزاری MATLAB بدست آمده است.

الگوریتم پیشنهادی با چهار روش شامل مرز فعال پتانسیل گوسی [۴]، بالون [۱۵] و GVF [۶] هم از نظر کیفیت پاسخ‌ها و هم از نظر زمان محاسباتی مقایسه گردیده است. الگوریتم پیشنهادی شامل پارامترهای شعاع دیسک‌های مادر (R)، انحراف معیار هسته گوسی (σ_G)، تعداد مقیاس‌های موجک (n)، آستانه اندازه نیروهای گوسی (θ)، ضریب کشش مار (α) و ضریب الاستیسیته مار (β) می‌باشد. از میان پارامترهای فوق α ، β و σ_G با دیگر روش‌های مرز فعال مشترک می‌باشند. با وجود این، ما در همه مرحله به صورت تجربی مقادیر $\alpha=\beta=1$ را برای همه الگوریتم‌ها استفاده نموده‌ایم.

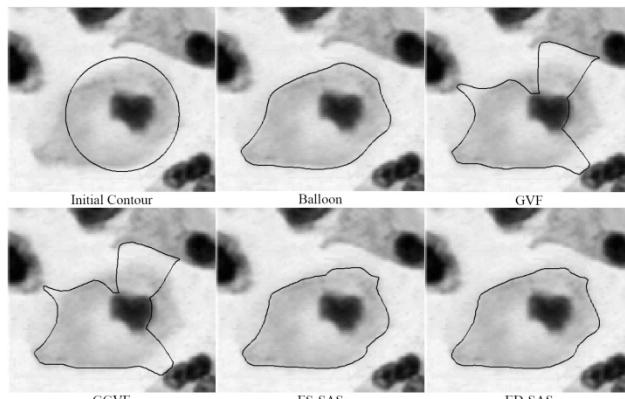
علاوه، اندازه نواحی مادر M نباید بیش از اندازه بزرگ باشد زیرا در این صورت ممکن است جزئیات مرز نادیده گرفته شوند. در مقابل، استفاده از نواحی مادر خیلی کوچک سبب افزایش شدید حساسیت الگوریتم به نویز می‌شود. ما به صورت تجربی مقدار $R=5$ را برای این پارامتر بدست آورده‌ایم. همچنین، مقدار پارامتر n طبق معادله (۱۷) تعیین می‌شود. در نتیجه، از میان پارامترهای فوق تنها σ_G ، θ و n باید برای هر تصویر به صورت جداگانه تنظیم شوند.



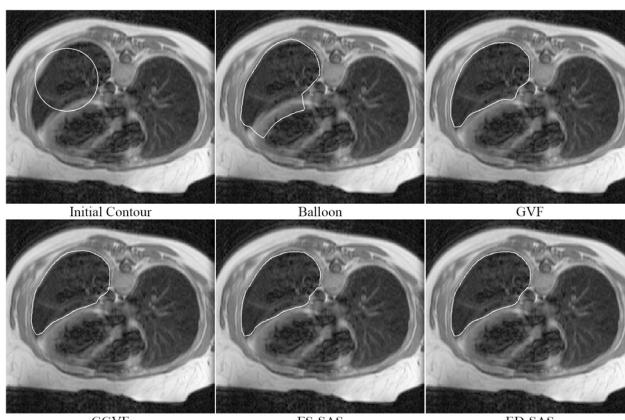
شکل ۸. پاسخهای مرز فعال خودنسبی و رقبايش برای تصویر Test.



شکل ۹. پاسخهای مرز فعال خودنسبی و رقبايش برای تصویر Room.

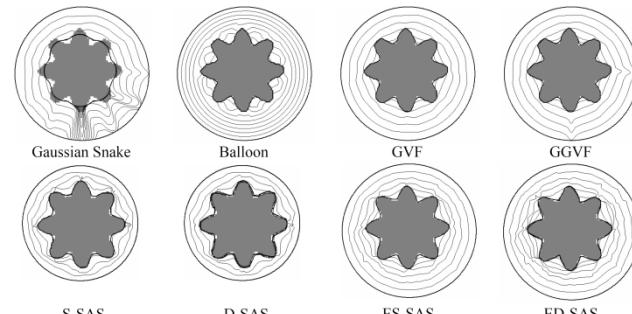


شکل ۱۰. پاسخهای مرز فعال خودنسبی در مقایسه با بالون، GVF و GGVF برای تصویر سلول با ابعاد ۹۲×۱۰۴.



شکل ۱۱. پاسخهای مرز فعال خودنسبی در مقایسه با بالون، GVF و GGVF برای تصویر MR سینه انسان با ابعاد ۲۱۱×۲۵۵.

در نهایت، در شکل ۹ پاسخهای الگوریتم پیشنهادی برای شکل مصنوعی Room با دیگر الگوریتم‌ها مقایسه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، همه نسخه‌های مرز فعال خودنسبی در بازسازی گسستگی‌های بالا و پایین شی مورد نظر موفق بوده‌اند؛ در حالی دیگر رقبا همگی به داخل گسستگی‌ها نفوذ نموده‌اند. این در حالی است که با توجه به جدول ۱، زمان محاسباتی ED-SAS به طور متوسط از همه رقبا بهتر بوده است.



شکل ۷. پاسخهای مرز فعال خودنسبی در مقایسه با مرز فعال گوسی، بالون، GVF و GGVF برای تصویر مصنوعی Flower8.

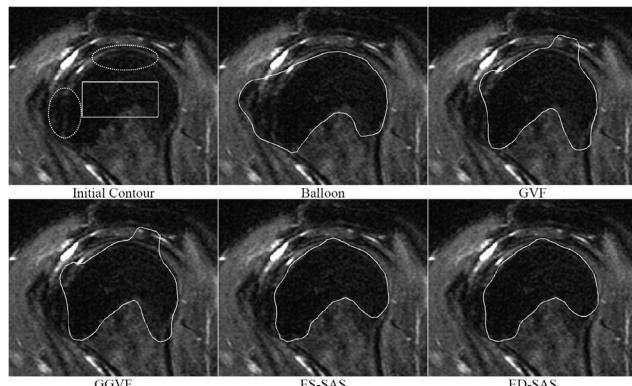
۲-۶ نتایج تجربی برای تصاویر پزشکی

همانطور که در بخش قبل نشان داده شد، ED-SAS و ES-SAS در زمان بسیار کوتاهتری پاسخهایی معادل با D-SAS و S-SAS ارائه می‌دهند. لذا برای تصاویر پزشکی تنها پاسخهای دو نسخه بهینه ارائه شده است. علاوه‌上، پاسخهای مرز فعال گوسی نیز بدلیل عملکرد ضعیف در تمام موارد، حذف شده است.

در شکل ۱۰ پاسخ ED-SAS و ES-SAS در مقایسه با بالون، GVF و GGVF برای تصویر سلول نشان داده شده است. هر دو نسخه الگوریتم پیشنهادی در ناحیه‌بندی مرز سلول موفق بوده‌اند. اما GVF و GGVF در برخی نقاط جذب مرزهای قوی‌تر مربوط به هسته سلول یا سلول‌های مجاور شده‌اند. در شکل ۱۱، پاسخ الگوریتم‌های رقیب برای تصویر تشید مغناطیسی^{۱۸} (MR) سینه انسان نشان داده شده است. اینبار، بالون بر خلاف دیگر رقبا به دلیل یک جهته بودن نیروی فشار، نتوانسته است مرز مورد نظر را استخراج نماید. در شکل ۱۲ نیز پاسخهای الگوریتم پیشنهادی و دیگر رقبايش برای یک تصویر MR از مقطع سازیتال شانه انسان نشان داده شده است. سر استخوان شانه‌ای (شی مورد نظر ما در این تصویر)، در برخی نقاط دارای گسستگی‌های بزرگی می‌باشد. از میان همه الگوریتم‌های رقیب، تنها ES-ED-SAS توانسته‌اند مرز مورد نظر را استخراج نمایند؛ در حالی که بالون، GVF و GGVF از محل گسستگی‌های مرز به بیرون نشست کرده‌اند.

¹⁸ Magnetic resonance (MR)

- Image Processing and Analysis*, pp. 175–272, London, 2000.
- [5] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, “Snakes: active contour models,” *Int'l J. Computer Vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321–331, 1987.
- [6] C. Xu and J.L. Prince, “Generalized gradient vector flow external forces for active contours,” *Signal Processing*, vol. 71, pp. 131–139, 1998.
- [7] B. Leroy, I. Herlin, and L.D. Cohen, “Multi-resolution algorithms for active contour models,” in *Proc. 12th Int'l Conf. Analysis and Optimization of Systems*, 1996, pp. 58–65.
- [8] L.D. Cohen, “On active contour models and balloons,” *Computer Vis., Graph., Image Process.: Image Understanding Arch.*, vol. 53, no. 2, pp. 211–218, 1991.
- [9] H.W. Park, T. Schoepflin, and Y. Kim, “Active contour model with gradient directional information: directional snake,” *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 11, no. 2, pp. 252–256, 2001.
- [10] J.C. Nascimento and J.S. Marques, “Adaptive snakes using the EM algorithm,” *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 14, no. 11, pp. 1678–1686, 2005.
- [11] J. Park and J.M. Keller, “Snakes on the watershed,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 10, pp. 1201–1205, 2001.
- [12] J. Cheng, S.W. Foo, and S.M. Krishnan, “Watershed-presegmented snake for boundary detection and tracking of left ventricle in echocardiographic images,” *IEEE Trans. Information Technology in Biomedicine*, vol. 10, no. 2, pp. 414–416, 2006.
- [13] I. Dagher and K.E. Tom, “WaterBalloons: a hybrid watershed balloon snake segmentation,” *Image and Vision Computing*, vol. 26, pp. 905–912, 2008.
- [14] G. Zhu, S. Zhang, Q. Zeng, and C. Wang, “Anisotropic virtual electric field for active contours,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, pp. 1659–1666, 2008.
- [15] C. Xu and J.L. Prince, “Snakes, shapes, and gradient vector flow,” *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 7, no. 3, pp. 359–369, 1998.
- [16] C. Lia, J. Liub, and M.D. Fox, “Segmentation of external force field for automatic initialization and splitting of snakes,” *Pattern Recognition*, vol. 38, pp. 1947–1960, 2005.
- [17] M. Saadatmand-Tarzjan, H. Ghassian, “Self-affine snake: a new parametric active contour,” *IEEE Int'l Conf. Signal Processing and Communications*, 2007.
- [18] M. Barnsley and L. Hurt, *Fractal Image Compression*. Wellesley, MA: Peters, 1993.
- [19] T. Ida and Y. Samborsugi, “Image segmentation and contour detection using fractal coding,” *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 8, no. 8, pp. 968–975, 1998.
- [20] T. Ida and Y. Samborsugi, “Self-affine mapping system and its application to object contour extraction,” *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, no. 11, pp. 1926–1936, 2000.
- [21] I. Daubechies, “Ten lectures on wavelets”, *CBMS, SIAM*, vol. 61, pp. 271–280, 1994.
- [22] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*. 2nd ed., Academic Press, New York, 1999.
- [23] R.W. Lewis, “Introduction to scientific computing with MATLAB,” *Client Services – Information Systems & Technology*, University of Waterloo, 2008. Online on <http://saw.uwaterloo.ca/matlab/course/IntroMatlabJul2008.pdf>.



شکل ۱۲. پاسخ‌های مرز فعال خودنسبی در مقایسه با بالون، GVF و GGVF برای تصویر MR شانه انسان با ابعاد ۲۰۶×۲۰۶

۷- نتیجه گیری

در این مقاله مرز فعال خودنسبی معرفی و تکمیل گردیده است. همچنین، با پیاده‌سازی پویا و بهینه‌گرایی الگوریتم پیشنهادی، زمان محاسباتی آن به شکل چشمگیری بهبود یافته است. نتایج تجربی بر روی تعدادی تصویر مصنوعی و پزشکی حاکی از کارایی و دقت الگوریتم پیشنهادی در ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی در مقایسه با مرز فعال گوسی، بالون، GVF و GGVF بوده است. بعلاوه، زمان محاسباتی روش پیشنهادی نیز به طور متوسط از همه الگوریتم‌های رقیب بهتر بوده است.

به طور کلی، روش پیشنهادی در بازسازی گسستگی‌های مرز، استخراج مرزهای ضعیف، تطبیق بر گوشدها و نفوذ در فرورفتگی‌های مرز عملکرد قابل قبولی داشته است. بعلاوه، نیروهای خودنسبی قادر به فرآهن آوردن دامنه جذبی وسیع می‌باشند. مجموعه ویژگی‌های فوق مرز فعال خودنسبی را به روشنی مناسب برای ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی بدل نموده است.

مراجع

- [1] Z. Wu, K.D. Paulsen, and J.M. Sullivan, “Adaptive model initialization and deformation for automatic segmentation of T1-weighted brain MRI data,” *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 6, pp. 1128–1131, 2005.
- [2] L. Antiga, B. Ene-Iordache, and A. Remuzzi, “Computational geometry for patient-specific reconstruction and meshing of blood vessels from MR and CT angiography,” *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 22, no. 5, pp. 674–684, 2003.
- [3] P. Macklin and J. Lowengrub, “Evolving interfaces via gradients of geometry-dependent interior Poisson problems: application to tumor growth,” *J. Computational Physics*, vol. 203, pp. 181–220, 2005.
- [4] C. Xu, D. Pham, and J.L. Prince, “Image segmentation using deformable models,” In J. Fitzpatrick and M. Sonka (editors), *Handbook of Medical Imaging*. vol. 2: *Medical*