

Left Ventricle Segmentation in Cardiac Magnetic Resonance Imaging (MRI) by Modified Active Contour Method

Maryam Aghai Amirkhizi*, Siamak Haghypour

Department of Mechanical Engineering, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran

Received: 18 Mar, 2013 Accepted: 16 Jun, 2013

Abstract

Background and Objectives: The desired segmentation of medical images is a pivotal problem in medical image processing. Segmenting the Left Ventricle (LV) in Magnetic Resonance Images (MRIs) is essential for evaluation of cardiac function. For the segmentation of cardiac MRI several methods have been proposed and implemented. The aim of this paper was to use the segmentation of LV chamber with more accuracy and comparing the results with current methods.

Materials and Methods: A modified region-based active contour model was applied. A new semi-automatic algorithm suggested calculating the appropriate Balloon force according to mean intensity of the region of interest for each image. The database is included of 2,039 MR images collected from 18 children under 18. The results were compared with previous literatures according to two standards: Dice Metric (DM) and Point to Curve (P2C) to get error values.

Results: According to defined standards, the obtained segmentation results are better than previously reported values in several literatures. In this study different points were used in cardiac cycle and several slices levels and classified into three levels: Base, Mid. and Apex. The better results were obtained at End Diastole (ED) in comparison with End Systole (ES), and on base slice than other slices, because of LV bigger size in ED phase and base slice.

Conclusions: With segmentation of LV MRI based on novel active contour and application of the suggested algorithm for balloon force calculation, the mean improvement of DM is 19.6% in ED and 49.5% in ES phase. Also the mean improvement of P2C for ED and ES phase is 43.8% and 39.6% respectively.

Keywords: Magnetic resonance imaging, Cardiac, Left ventricular chamber

*Corresponding Author:

E-mail: maryam.amirkhizi@gmail.com

مقاله پژوهشی

بخش‌بندی بطن چپ در تصاویر تشدید مغناطیسی قلب، با استفاده از روش کانتور فعال بهبود یافته

مریم آقائی امیرخیزی: دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تبریز، دانشکده مکانیک، تبریز، ایران، نویسنده رابط:

E-mail: maryam.amirkhizi@gmail.com

سیامک حقی پور: دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تبریز، دانشکده مکانیک، تبریز، ایران

دریافت: ۹۱/۱۲/۲۸ پذیرش: ۹۲/۳/۲۶

چکیده

زمینه و اهداف: بخش‌بندی تصاویر با تشدید مغناطیسی (MRI) قلب به‌عنوان یکی از روشهای تشخیص و بررسی روند بهبود بیماریها حائز اهمیت می‌باشد. تاکنون روشهای مختلفی پیشنهاد و پیاده‌سازی شده‌اند. هدف از انجام این مطالعه بکارگیری روشی جهت بخش‌بندی لایه آندوکارد بطن چپ در تصاویر MR قلب می‌باشد که نسبت به روشهای قدیمی و رایج از دقت بیشتری برخوردار باشد.

مواد و روش‌ها: در این مقاله از روش کانتور فعال بهبود یافته استفاده شده است. یک روش نیمه اتوماتیک نیز جهت برآورد مقدار نیروی بالون مناسب برای هر تصویر بر مبنای متوسط شدت روشنایی ناحیه بطن چپ پیشنهاد گردیده است. پایگاه داده مورد استفاده شامل ۲۰۳۹ تصویر MR از ۱۸ کودک با نمونه‌گیری تصادفی می‌باشد. مطالعه بصورت مقایسه‌ای می‌باشد. نتایج بدست آمده بر اساس دو استاندارد میزان همپوشانی (DM) و متوسط کوتاهترین فاصله عمودی بین نقاط کانتور اتوماتیک و کانتور دستی (P2C) با استفاده از روش آماری ناپارامتریک مان-ویتنی با نتایج مقالات قبلی مقایسه گردیدند.

یافته‌ها: جهت پیاده‌سازی الگوریتم، سیکل کامل قلبی شامل فاز انقباضی و انقباضی و سه سطح برش Mid, Base و Apex در نظر گرفته شده است. نتایج حاصل نسبت به نتایج مشابه در مقالات دیگر از نظر استانداردهای تعریف‌شده مقادیر مناسبتری را نشان می‌دهند. در فاز انقباضی نسبت به انقباضی و در سطح برش Base نسبت به سایر سطوح نتایج بهتری بر اساس دو استاندارد به‌دست آمده است.

نتیجه‌گیری: با بخش‌بندی بطن چپ با استفاده از کانتور فعال بهبود یافته و الگوریتم پیشنهادی جهت استخراج نیروی بالون مناسب، در مقایسه با مقاله مشابه، مقدار متوسط DM ۱۹/۶٪ در فاز انقباضی و ۴۹/۵٪ در انقباضی و مقدار متوسط P2C ۴۳/۸٪ و ۳۹/۶٪ در فاز انقباضی و انقباضی بهبود داشته است.

کلید واژه‌ها: تصویر تشدید مغناطیسی، قلب، بطن چپ

مقدمه

می‌گردد. در فاز انقباضی قلب بیشترین حالت جمع‌شدگی یا کمترین سایز خود را دارد و در فاز انقباضی در بزرگترین اندازه خود قرار دارد، بنابراین قلب یک اندام پویا است. دلایل متعددی برای عدم موفقیت الگوریتم‌های ارائه شده برای بخش‌بندی و آنالیز تصاویر قلبی در مقالات دیگر در مقایسه با بخش‌بندی دستی توسط کارشناسان مطرح می‌گردد (۲):

۱. روشهای موجود جوابگوی تمامی مشکلات بخش‌بندی نمی‌باشند
۲. اغلب روشهای موجود برای تصاویر سه بعدی کاربرد ندارند
۳. بیشتر روشهای موجود محتوای زمانی را به‌عنوان جزء تفکیک ناپذیر خود در نظر نمی‌گیرند
۴. لازم است که الگوریتم‌های پیشنهادی برای محدوده وسیعی از حالات تصاویر در

بیماریهای قلبی علت اصلی مرگ و میر در سراسر جهان طی دهه اخیر می‌باشند. روشهای متعددی برای تشخیص بیماریهای قلبی وجود دارند که نمونه‌های آنها عبارتند از: سی تی اسکن (CT)، پزشکی هسته‌ای و MRI به دلیل دقت زیاد MRI، این روش نسبت به روشهای هسته‌ای بویژه در تشخیص مرگ لایه آندوکارد دارای مزیت می‌باشد. بعلاوه روشی غیرتهاجمی با قابلیت تفکیک‌پذیری فضایی اطلاعات می‌باشد (۱). محاسبه پارامترهای کلینیکی برای بررسی عملکرد قلب نیاز به بخش‌بندی بطن‌های قلب دارد (۲). در هر سیکل قلبی ۲ فاز وجود دارد: فاز انقباضی یا جمع شدن قلب (S) و فاز انقباضی یا بزرگ شدن قلب (D). در فاز انقباضی خون از تمامی اندامهای بدن بجز قلب جمع‌آوری

ACMهای مینی بر ناحیه مزایای زیادی نسبت به مدل‌های مینی بر لبه دارند. اول اینکه، مدل‌های مینی بر ناحیه از اطلاعات آماری در داخل و خارج کانتور جهت کنترل پیشروی استفاده می‌کنند، حساسیت کمتری به نویز دارند و عملکرد بهتری برای تصاویر با سلبه‌های ضعیف یا بدون لبه دارند. دوم اینکه، به طور قابل توجهی حساسیت کمتری نسبت به محل کانتور اولیه دارند و می‌توانند بطور همزمان مرزهای داخلی و خارجی را تشخیص دهند (۹). یکی از رایج‌ترین مدل‌های مینی بر ناحیه، مدل Chan-Vese (C-V) (۷) می‌باشد. Chan و Vese روش C-V را بر اساس روش Mumford-Shah (۶) پیشنهاد کردند که برای تقسیم‌بندی فاز باینری استفاده گردید. در این تحقیق یک ACM جدید مینی بر ناحیه به کار گرفته شد که مزایای مدل‌های C-V و GAC را داراست. با استفاده از اطلاعات آماری در داخل و خارج کانتور یک تابع نیروی علامتدار (SPF) (۱۲) بر مبنای ناحیه ایجاد شده که به جای تابع توقف لبه (ESF) قادر به کنترل مسیر پیشروی است. تابع SPF پیشنهادی در اطراف مرز شیء علامتهای مخالفی دارد، بنابراین وقتی کانتور خارج از شیء است منقبض و وقتی داخل شیء است منبسط می‌شود. برای پیاده سازی این مدل یک روش سطوح همتراز جدید مانند سطوح همتراز انتخابی باینری و تنظیم شده با فیلتر گوسی

SBGFRL: Selective Binary and Gaussian Filtering Regularized Level Set

استفاده شده است. این تابع روشهای سطوح همتراز قدیمی را که نیازمند محاسبه تابع فاصله علامتدار (SDF) و مقداردهی مجدد می‌باشند بهبود داده است (۲۱). به این صورت که ابتدا تابع سطوح همتراز را تحت تاثیر قرار داده و باینری می‌کند، سپس از فیلتر گوسی برای تنظیم آن استفاده می‌نماید. فیلتر گوسی می‌تواند تابع سطوح همتراز را هموار و پیشروی آن را پایدارتر کند.

در مدل GAC، معمولاً یک $ESF(g(|\nabla I|))$ مثبت، کاهشی و منظم استفاده می‌شود به نحوی که $\lim_{t \rightarrow \infty} g(t) = 0$ به عنوان مثال:

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |\nabla G\sigma * I|} \quad 1$$

که $G\sigma * I$ نشان‌دهنده کانولوشن تصویر I با یک کرنل گوسی است که انحراف معیار آن σ می‌باشد. با این حال برای تصاویر دیجیتال، گرادیان گسسته در معادله ESF محدود شده و ESF هرگز در لبه‌ها صفر نخواهد شد. اگر Ω یک زیرمجموعه باز محدود از R^2 و $I: [0, a] \times [0, b] \rightarrow R^+$ تصویر داده شده باشد و $C(q): [0, 1] \rightarrow R^2$ پارامتر دو وجهی $C(q)$ در Ω باشد، مدل GAC با کمینه کردن تابع انرژی زیر بدست می‌آید:

$$E^{GAC}(C) = \int_0^1 g(|\nabla I(C(q))|) |C'(q)| dq \quad 2$$

که g ، ESF در معادله ۱ است.

با استفاده از محاسبه تغییرات (۲۲)، می‌توان معادله اویلر-لاگرانژ را از رابطه ۲ بدست آورده و نهایتاً فرمول سطوح همتراز مربوطه را به صورت زیر محاسبه نمود:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} \equiv g|\nabla \Phi| \left(\text{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) + \alpha \right) + \nabla g \cdot \nabla \Phi \quad 3$$

نظر گرفته شود. اختلاف در تصاویر به میزان سلامت بیمار، حرکت بیمار، نویز تصویر و آرتی فکتها بستگی دارد (۲).

مطالعات گسترده‌ای درباره بخش‌بندی تصویر انجام گرفته است و روشهای زیادی مطرح گردیده‌اند (۳-۴). در میان آنها روش کانتور فعال (ACM) (۳-۸) یکی از رایج‌ترین روش‌ها می‌باشد. ایده اصلی ACM تکامل یک منحنی تحت برخی محدودیتها تا همگرایی با ناحیه مورد نظر است (۹). بر اساس نوع محدودیتها، روشهای کانتور فعال موجود به دو نوع تقسیم‌بندی می‌شوند: بر مبنای لبه (۱۳-۱۰، ۸، ۶-۵، ۳) و بر مبنای ناحیه (۲۰-۱۴، ۷). در این مقاله یک روش کانتور فعال بهبودیافته جهت بخش‌بندی بطن چپ به کار گرفته شده است.

این الگوریتم با یک روش سطوح همتراز بخصوصی به نام تابع سطوح همتراز باینری و تنظیم شده با فیلتر گوسی (SBGFRL: Selective Binary & Gaussian Filtering Regularized Level Set) پیاده سازی می‌گردد.

به علت شکل هلالی پیچیده بطن راست که نسبت به سطح برش متفاوت است و بدلیل نقش کمرنگ‌تر بطن راست نسبت به بطن چپ در عملکرد قلب، بیشتر تحقیقات بر روی بطن چپ انجام گرفته است و بر این اساس در این مقاله نیز به بخش‌بندی بطن چپ پرداخته شده است. الگوریتمی جهت برآورد مقدار نیروی بالون مناسب برای هر تصویر بر اساس متوسط شدت روشنایی تصویر ارائه شده است. با مقایسه نتایج با مقالات مشابه، بهبود در هر دو مقدار میزان همپوشانی و متوسط کوتاهترین فاصله بین نقاط کانتور اتوماتیک و کانتور دستی حاصل شده است.

پیشینه کانتور فعال به کار رفته: از کانتورهای فعال مینی بر لبه

می‌توان به روش GAC (Geometric Active Contour) اشاره کرد (۷-۸) که از گرادیان تصویر به عنوان تابع توقف لبه (ESF) استفاده می‌نماید تا پیشروی کانتور را بر روی مرزهای شیء مورد نظر متوقف سازد. برخی از ACMهای مینی بر لبه از یک نیروی بالونی جهت انبساط یا انقباض کانتور استفاده می‌کنند که طراحی این نیرو کار دشواری است. اگر نیروی بالونی بزرگ باشد، کانتور از لبه ضعیف شیء عبور خواهد کرد. اگر نیروی بالونی به حد کافی بزرگ نباشد، امکان دارد کانتور از قسمت باریک شیء عبور نکند. بعلاوه مدل‌های مبتنی بر لبه، متمایل به حداقل محلی هستند و هنگامی که کانتور اولیه از مرز شیء مورد نظر دور است، برای تشخیص مرزهای داخلی و خارجی با شکست مواجه می‌شوند (۹).

جهت برآورد مقدار مناسب نیروی بالون برای هر تصویر، تعدادی از تصاویر بصورت تصادفی در نظر گرفته شده و مقدار نیروی بالون مناسب برای هر یک با استفاده از روشهای قدیمی بدست می‌آید. سپس با برازش شدت روشنایی تصویر و نیروی بالون مناسب، رابطه موجود تخمین زده شد. کاربر با انتخاب منطقه مورد نظر و با استفاده از روابط بدست آمده مقدار مناسب نیروی بالون را تخمین می‌زند. با استفاده از این روش زمان اجرای روش کانتور فعال کوتاهتر از قبل خواهد بود.

الگوریتمی به دست می آید که دربرگیرنده مزایای هر دو مدل GAC و C-V خواهد بود.

مراحل پیاده سازی این الگوریتم بصورت زیر خلاصه می شود:

۱- مقدار دهی اولیه تابع سطوح همتراز Φ

$$\phi(x, t = 0) = \begin{cases} -\rho & x \in \Omega_0 - \partial\Omega_0, \\ 0 & x \in \partial\Omega_0, \\ \rho & x \in \Omega - \Omega_0, \end{cases} \quad (11)$$

که $\rho > 0$ یک مقدار ثابت است، Ω یک زیرمجموعه در دامنه تصویر Ω و $\partial\Omega$ حد Ω است.

۲- محاسبه $c_1(\Phi)$ و $c_2(\Phi)$ به ترتیب با استفاده از معادله های ۵ و ۶

۳- برآورد نیروی بالون مناسب هر تصویر بر اساس متوسط شدت روشنایی تصویر

۴- رشد تابع سطوح همتراز مطابق معادله ۹

۵- اگر $\Phi > 0$ ، فرض می کنیم $\Phi = 1$ ، در غیر این صورت $\Phi = -1$

۶- تنظیم تابع سطوح همتراز با یک فیلتر گوسی. به عنوان مثال: $\Phi = \Phi * G\sigma$

۷- بررسی اینکه آیا نمو تابع سطوح همتراز منجر به همگرایی شده است. اگر نه، بازگشت به مرحله ۲.

مواد و روش ها

به منظور پیاده سازی روش پیشنهادی از پایگاه داده ای (پایگاه داده MRI قلب دانشگاه York) استفاده شد. این پایگاه شامل تصاویر MR از محور کوتاه قلب از ۱۸ کودک زیر ۱۸ سال (با عملکرد قلبی نرمال، نارسایی آنورت، بطن بزرگ و...) است که بصورت تصادفی از پایگاه داده تهیه شده توسط بخش تصویربرداری تشخیصی بیمارستان کودکان شهر تورنتو کانادا انتخاب شده است. این پایگاه داده در سال ۲۰۰۸ توسط دکتر آندرو پولوس و همکار ایشان جهت تقسیم بندی حجمی بطن چپ مورد استفاده قرار گرفت (۲) و هم اکنون توسط دانشگاه York جهت استفاده محققین در دسترس قرار گرفته است. تصاویر مورد استفاده با استفاده از پروتکل اسکن FIESTA و بوسیله اسکنر MR مدل GE Gensis Signa اسکن شده اند. بیشتر کودکان دارای نوعی حالت غیرطبیعی مانند کاردیوموپاتی، نارسایی آنورت، بطن بزرگ، ایسکمی و... می باشند. هر تصویر دقیقاً دارای ۲۰ فریم می باشد که ۱۰ فریم ۶ تا ۱۵ مربوط به مرحله انقباض قلب (S) و ۱۰ فریم ۱ تا ۵ و ۱۶ تا ۲۰ مربوط به مرحله انقباض (D) می باشد. تعداد برش های انجام شده در محور کوتاه نیز بین ۸ تا ۱۵ برش می باشد. فاصله بین برش ها بین ۶ تا ۱۳ میلی متر است. هر برش از تصویر شامل ۲۵۶×۲۵۶ پیکسل با فاصله پیکسلی ۰/۹۳-۱/۴۳ میلی متر می باشد. همچنین جهت مقایسه نتایج از بخش بندی دستی موجود استفاده شده است (۲). با تقسیم برش های صورت گرفته در راستای محور کوتاه، به ۳ قسمت شامل پایه (Base)، میانی (Mid) و راس (Apex) الگوریتم مورد نظر بر روی تصاویر پایگاه داده که شامل ۱۸ نفر و ۲۰۳۹ تصویر می باشد اجرا شد. الگوریتم پیشنهادی توسط نرم افزار متلب (Matlab)، نسخه ۷.۱۱.۰

نیروی بالون α جهت افزایش سرعت انتشار اضافه شده و انقباض و انبساط کانتور را کنترل می کند.

روش کانتور فعال C-V توسط Chan و Vese (۷) پیشنهاد شد که می توان آن را عنوان حالت خاصی از مدل Mumford (۱۵) در نظر گرفت. برای یک تصویر داده شده I در دامنه Ω مدل C-V بوسیله کمینه کردن تابع انرژی زیر فرموله شده است (۹):

$$E^{CV} = \lambda_1 \int_{\text{inside}(c)} |I(x) - c_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{\text{outside}(c)} |I(x) - c_2|^2 dx, \quad x \in \Omega, \quad (4)$$

که c_1 و c_2 دو ثابت هستند که به ترتیب میانگین شدت را در داخل و خارج کانتور بیان می کنند. با کمینه کردن رابطه ۵، روابط c_1 و c_2 بصورت زیر بدست می آیند:

$$c_1(\Phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x) \cdot H(\Phi) dx}{\int_{\Omega} H(\Phi) dx}, \quad (5)$$

$$c_2(\Phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x) \cdot (1 - H(\Phi)) dx}{\int_{\Omega} (1 - H(\Phi)) dx}. \quad (6)$$

به این ترتیب می توان فرمول سطوح همتراز متناظر با تغییرات را بصورت زیر بدست آورد:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) \left[\mu \nabla \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) - v - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] \quad (7)$$

که $\mu \geq 0$ ، $v \geq 0$ ، $\lambda_1 < 0$ ، $\lambda_2 < 0$ پارامترهای ثابتی هستند، پارامتر μ صافی سطوح همتراز صفر را کنترل می کند، v سرعت انتشار را افزایش می دهد، λ_1 و λ_2 به ترتیب نیروی ارائه اطلاعات تصویر در داخل و خارج کانتور را کنترل می کنند. ∇ عملگر گرادیان است. $H(\Phi)$ تابع Heaviside و $\delta(\Phi)$ تابع دیراک می باشد. بر اساس بررسی های صورت گرفته در روابط پیشین، تابع SPF بصورت زیر ساخته می شود:

$$spf(I(x)) = \frac{I(x) - \frac{c_1 + c_2}{2}}{\max\left(|I(x) - \frac{c_1 + c_2}{2}|\right)}, \quad x \in \Omega, \quad (8)$$

که c_1 و c_2 در معادلات ۵ و ۶ تعریف شده اند. با جایگزینی تابع SPF در معادله ۸ با ESF در معادله ۳، فرمول سطوح همتراز برای مدل پیشنهادی بصورت زیر خواهد بود:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = spf(I(x)) \cdot \left(\text{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) + \alpha \right) |\nabla \Phi| + \nabla spf(I(x)) \cdot \nabla \Phi, \quad x \in \Omega \quad (9)$$

در واقع به جای تابع توقف لبه در معادله مربوط به روش GAC، تابع نیروی علامتدار را که از مدل C-V بدست آمده و جهت پیشروی کانتور را کنترل می کند جایگذاری می کنیم. به این ترتیب

$$DM = 2A_{am}(A_a + A_m)^{-1} \quad ۱۲$$

نتایج حاصل در جدول ۱ خلاصه شده است.

میانگین کوتاهترین فاصله عمودی

میانگین کوتاهترین فاصله عمودی با استفاده از رابطه ۱۳، میانگین کمترین فاصله کانتور اتوماتیک و کانتور دستی محاسبه می گردد.

$$P2C(C_a, C_m) = \frac{1}{N_a} \sum_{i=1}^{N_a} \text{mind}(P_a^i, P_m^j) \quad ۱۳$$

در این رابطه، C_a نشان دهنده کانتور اتوماتیک و C_m نشان دهنده کانتور دستی است. نقاط روی کانتور دستی و P_a^j نقاط کانتور اتوماتیک می باشند. نتایج حاصل در جدول ۱ خلاصه شده است. جدول ۱:

بر روی پردازشگر Intel (R) Core (TM) i7 CPU پیاده سازی و اجرا گردید.

یافته ها

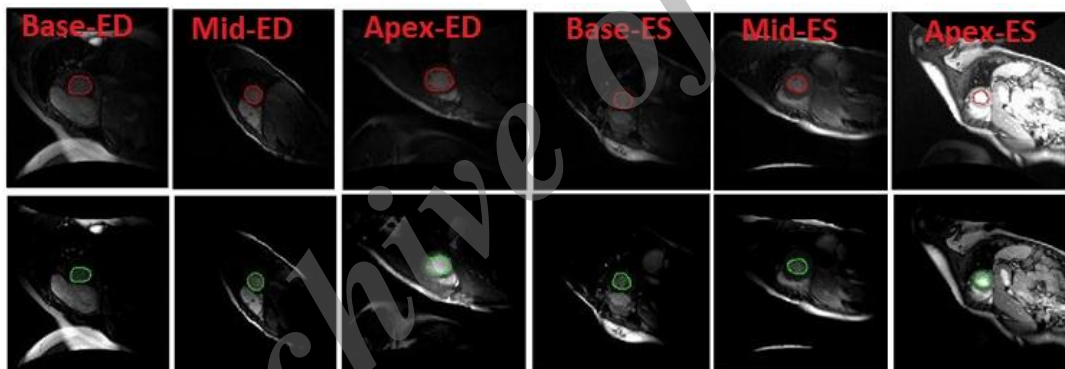
تصاویر بخش بندی شده دستی جهت مقایسه با نتایج حاصل از بخش بندی توسط کانتور فعال بهبود یافته، از لحاظ میزان همپوشانی (DM) و میانگین کوتاهترین فاصله عمودی بین نقاط دو کانتور (P2C) مورد مقایسه قرار گرفتند.

اندازه گیری میزان همپوشانی نتایج بخش بندی دستی و بخش بندی اتوماتیک (Dice Metric):

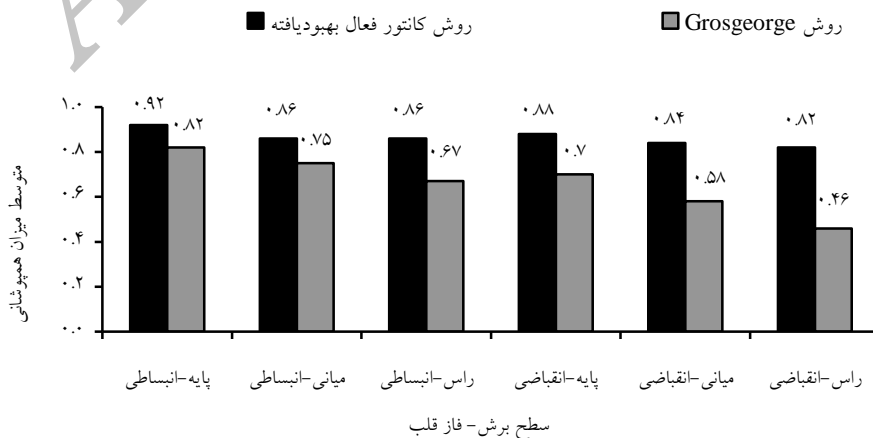
این مقایسه شامل اندازه گیری میزان همپوشانی نواحی بخش بندی شده اتوماتیک (A_a) و نواحی بخش بندی شده دستی (A_m) و نواحی مشترک آن دو (A_{am}) با استفاده از رابطه زیر می باشد.

جدول ۱: متوسط میزان همپوشانی و کوتاهترین فاصله عمودی با انحراف معیار مربوطه

متوسط میزان همپوشانی (DM)		متوسط کوتاهترین فاصله عمودی (P2C)		سطح برش
فاز انقباضی قلب	فاز انقباضی قلب	فاز انقباضی قلب	فاز انقباضی قلب	پایه
۰/۸۸±۰/۰۳	۰/۹۲±۰/۰۳	۰/۸۸±۰/۰۳	۰/۸۸±۰/۰۳	میانی
۰/۸۴±۰/۰۷	۰/۸۶±۰/۰۵	۰/۸۴±۰/۰۷	۰/۸۴±۰/۰۷	راس
۰/۸۲±۰/۰۶	۰/۸۶±۰/۰۶	۰/۸۲±۰/۰۶	۰/۸۲±۰/۰۶	



شکل ۱: نتایج حاصل از پیاده سازی روش کانتور فعال بر روی پایگاه داده در فاز انقباضی و انقباضی قلب رنگ سبز: تصاویر بخش بندی شده توسط کانتور فعال رنگ قرمز: تصاویر بخش بندی شده با روش دستی



نمودار ۱: متوسط میزان همپوشانی کانتور اتوماتیک و کانتور دستی (۲۳)

جدول ۲: متوسط کوتاهترین فاصله عمودی بین نقاط کانتور اتوماتیک و کانتور دستی (۲۳)

نویسندگان	تعداد پایگاه داده (نفر)	فاز	تعداد برش‌ها	انحراف معیار (P2C)(mm±)
Lynch و همکاران (۲۴)	۲۵	انبساطی و انقباضی	۵-۱۲	۰/۶۹±۰/۸۸
El Barbari و همکاران (۱)	۱۳	انبساطی	۳	۰/۶±۰/۳
Kaus و همکاران (۲۵)	۱۲۱	انبساطی	۷-۱۰	۲/۴۵±۰/۷۵
		انقباضی		۲/۸۴±۱/۰۵
Mitchell و همکاران (۲۶-۲۷)	۲۰	انبساطی	سطح برش میانی	۱/۷۱±۰/۸۲
	۵۶	انبساطی	۸-۱۴	۲/۷۵±۰/۸۶
Van Assen و همکاران (۲۸)	۱۵	انبساطی	۱۰-۱۲	۱/۹۷±۰/۵۴
Lorenzo و همکاران (۲۹)	۱۰	سیکل کامل قلب	سطح برش میانی	۲/۳۱±۲/۲۲
		انبساطی		۱/۸۸±۲/۰۰
Lotjonen و همکاران (۳۰)	۲۵	انبساطی	۴-۵	۲/۰۱±۰/۳۱
			پایه	۲/۴۵±۱/۵۷
			میانی	۲/۲۷±۲/۰۲
			راس	۵±۲/۱۲
Grosgeorge et al (۳۳)	۵۹		پایه	۲/۳۳±۱/۷۸
			میانی	۲/۹۱±۲/۲۵
			راس	۳/۵۲±۲/۰۵
			پایه	۱/۵۴±۰/۵۶
			میانی	۱/۹۲±۰/۷۰
			راس	۱/۶۶±۰/۸۳
			پایه	۱/۲۵±۰/۵۰
			میانی	۱/۹۳±۰/۹۸
			راس	۱/۶۸±۰/۸۴

بحث

در این مقاله، روش کانتور فعال بهبود یافته همراه با الگوریتم محاسبه نیروی بالون جهت بخش‌بندی تصاویر MR بطن چپ بکار گرفته شد. الگوریتم بر روی پایگاه داده‌ای شامل ۲۰۳۹ تصویر MR قلب که از ۱۸ نفر جمع آوری شده بود پیاده‌سازی گردید. تصاویر حاصل از بخش‌بندی بر روی چند نمونه تصویر، در شکل ۱ نشان داده شده است. نتایج بدست آمده بر اساس دو استاندارد میزان همپوشانی کانتورها و کوتاهترین فاصله عمودی بین نقاط دو کانتور دستی و کانتور فعال بهبود یافته دستی (P2C) با استفاده از روش آماری ناپارمتریک مان-ویتنی با نتایج مقالات قبلی مقایسه گردیدند. مقدار متوسط بهبود در فاکتور میزان همپوشانی (DM) نسبت به مرجع (۲۳) مطابق نمودار ۱ برابر ۱۲٪ برای سطح برش Base، ۱۸٪ برای Mid و ۲۸٪ نسبت به Apex در فاز انبساطی و ۲۵٪، ۴۴٪ و ۷۸٪ به ترتیب برای سطح برش Mid، Base و Apex بدست آمد. پارامتر P2C نیز مطابق جدول ۲ در مقایسه با مرجع (۲۳)، ۴۶٪، ۳۳٪ و ۵۲٪ در فاز انبساطی و ۳۷٪، ۱۵٪ و ۶۶٪ برای فاز انقباضی به ترتیب در سطح برش Mid، Base و Apex بهبود داشته است. بهترین نتایج در فاز انبساطی نسبت به فاز انقباضی و در سطح برش Base نسبت به سایر سطوح برش بدست آمد که علت اصلی این اختلاف اندازه بزرگتر بطن چپ در فاز انبساطی نسبت به فاز انقباضی می‌باشد. به همین منوال در سطح برش Mid و Base بطن از اندازه بزرگتری نسبت به سطح برش Apex برخوردار است. مقایسه نتایج حاصل برای پارامتر P2C با سایر مقالات که در جدول ۲ آمده است، با در نظر گرفتن

تعداد برشهای مساوی و فازهای انقباضی و انبساطی، نشان دهنده بهبود ایجاد شده در استفاده از روش کانتور فعال جدید در بخش‌بندی بطن چپ در تصاویر MR نسبت به سایر روشهای به کار گرفته شده می‌باشد. از سوی دیگر زمان اجرای الگوریتم به عنوان دیگر فاکتور مهم بطور متوسط کمتر از ۲ ثانیه به دست آمده است که بدلیل عدم اشاره مقالات دیگر به زمان اجرای الگوریتم، امکان مقایسه وجود ندارد. این مطالعه بر روی استخراج لایه آندوکارد انجام گرفته است و گام بعدی در تکمیل این الگوریتم جهت کاربرد آن در تشخیص بیماریها و یا بررسی روند بهبود بیماران، استخراج لایه اپی‌کارد به عنوان لایه خارجی قلب می‌باشد تا بدین طریق ضخامت دیواره بطن چپ (میوکارد) بدست آمده و از طریق بررسی تغییرات در ضخامت این دیواره و یا محاسبه فاکتورهای نظیر کسر جهشی به تشخیص سریعتر و دقیقتر بیماریها دست یافت.

نتیجه‌گیری

با در نظر گرفتن نتایج بدست آمده بر اساس دو استاندارد میزان همپوشانی کانتورها و کوتاهترین فاصله عمودی بین نقاط دو کانتور دستی و کانتور فعال بهبود یافته دستی، می‌توان برای بخش‌بندی لایه آندوکارد بطن چپ از روش کانتور فعال بهبود یافته استفاده نمود و با تکمیل این روش جهت استخراج لایه اپی‌کارد و بررسی تغییرات ضخامت دیواره بطن چپ به تشخیص سریعتر و دقیقتر بیماریها دست یافت.

References

1. El Berbari R, Bloch I, Redheuil A, Angelini E, Mousseaux E, et al. An automated myocardial segmentation in cardiac MRI. *Eng Med Biol Soc* 2007; **5**: 4508-4511.
2. Andreopoulos A, Tsotsos J. Efficient and Generalizable Statistical Models of Shape and Appearance for Analysis of Cardiac MRI. *Med Image Anal* 2008; **12**(3): 335-357.
3. Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models. *Int J Comput Vision* 1988; **1**: 321-331.
4. Ahuia N, Xu N, Bansal R. Object segmentation using graph cuts based active contours. *Comput Vis Image Und* 2007; **107**: 210-224.
5. Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours. in *Processing of IEEE International Conference on Computer Vision*: Boston, MA, 1995; PP: 694-699.
6. Saini BS, Sethi G. Comparative analysis of edge based and region based active contour using level sets and its application on CT images. *IJERT* 2013; **2**(4): 566-573.
7. Chan T, Vese L. Active contours without edges. *IEEE T. Image Process* 2001; **10**(2): 266-277.
8. Mikulka J, Gescheidtova E, Bartusek K. Soft-tissues Image Processing: Comparison of Traditional Segmentation methods with 2D active contour methods. *Meas Sci rev* 2012; **12**(4): 153-161.
9. Zhang K, Zhang L, Song H, Zhou W. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set method. *Image Vision Comput* 2010; **28**: 668-676.
10. Li CM, Xu CY, Gui CF, Fox MD. level set evolution without re-initialization: a new variational formulation. in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* 2005; San Diego: 430-436.
11. Paragios N, Deriche R. Geodesic active contours and level sets for detection and tracking of moving objects. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 2000; **22**: 1-15.
12. Xu CY, Yezzi A, Prince JL. On the relation between parametric and geometric active contours. in *processing of 34th asilomar conference on signals and computers*. 2000.
13. Vasilevskiy A, Siddiqi K. Flux-maximizing geometric flows. *IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence* 2002; **24**: 1565-1578.
14. Lie J, Lysaker M, Tai XC. A binary level set model and some application to Mumford-Shah image segmentation. *IEEE T. Image Process* 2006; **15**: 1171-1181.
15. Mumford D, Shah J. Optimal approximation by piecewise smooth function and associated variational problems. *Comm Pure Appl Math* 1989; **42**: 577-685.
16. Li CM, Kao C, Gore J, Ding Z. *Implicit active contours driven by local binary fitting energy*. in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* 2007.
17. Tsai A, Yezzi A, Willsky AS. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification *IEEE T. Image Process* 2001; **10**: 1169-1186.
18. Vese LA, Chan TF. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford-Shah model. *Int J Comput Vision* 2002; **50**: 271-293.
19. Ronfard R. Region-based strategies for active contour models. *Int J Comput Vision* 2002; **46**: 223-247.
20. Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation. *International Journal of Computer Vision* 2002; **46**: 223-247.
21. Osher S, Fedkiw R. *level set Methods and Dynamic Implicit Surfaces* 153 New York Springer-Verlag 2002.
22. Aubert G, Kornprobst P. *Mathematical Problems in Image Processing: Partial Differential Equations and the Calculus of Variations*. 147 New York, Springer-Verlag, 2002.
23. Grosgeorge D, Petitjean C, Caudron J, Fares J, Dacher JN. Automatic Cardiac Ventricle Segmentation in MR Images: a Validation Study. *Int J CARS* 2010; **19**(8): 991-1002.
24. Lynch M, Ghita O, Whelan P. Automatic segmentation of the left ventricle cavity and myocardium in MRI data *Comput. Biol Med* 2006; **36**(4): 389-407.
25. Kaus MR, Von Berg J, Weese J, Niessen W, Pekar V. Automated segmentation of the left ventricle in cardiac MRI. *Med Image Anal* 2004; **8**(3): 245-254.
26. Mitchell S, Lelieveldt B, Van der Geest R, Bosch J, Reiber J, Sonka M. Multistage hybrid active appearance model matching: segmentation of left and right ventricles in cardiac MR images. *IEEE Trans Med Imaging* 2001; **20**(5): 415-423.
27. Mitchell S, Bosch JG, Lelieveldt B, van der Geest RJ, Reiber JH, Sonka M. 3D active appearance models:

- segmentation of cardiac MR and ultrasound images. *IEEE Trans Med Imaging* 2002; **21**(9): 1167-1178.
28. Van Assen HC, Danilouchkin MH, Frangi AF, Orda's S, Westenberg JJ, et al. SPASM: a 3D-ASM for segmentation of sparse and arbitrarily oriented cardiac MRI data. *Med Image Anal* 2006; **10**: 286-303.
29. Lorenzo- Valdes M, Sanchez- Ortiz GI, Elkington AG, Mohiaddin RH, Rueckert D. Segmentation of 4D cardiac MR images using a probabilistic atlas and the EM algorithm. *Med Image Anal* 2004; **8**(3): 255-265.
30. Lötjönen J, Kivistö S, Koikkalainen J, Smutek D, Lauerma K. Statistical shape model of atria, ventricles and epicardium from short- and long-axis MR images. *Med Image Anal* 2004; **8**(3): 371-386.

Archive of SID