

ناحیه‌بندی تومور در تصاویر ماموگرافی با استفاده از کانتور فعال چن-وسه و اطلاعات ویژگی محلی بافت

فاطمه شیرازی^۱، عصمت راشدی^۲ و حسین نظام آبادی پور^۳

چکیده

ناحیه‌بندی تومورهای سرطانی در تصاویر ماموگرافی مرحله‌ی مهمی در سامانه‌های تشخیص کمک کامپیوتری (CAD) بوده و یک مسأله‌ی پرچالش است. در این مقاله از اطلاعات ویژگی محلی (LFI-CV) بافت تصویر در مدل کانتور فعال چن-وسه برای ناحیه‌بندی تومور استفاده شده است. در این مدل، ابتدا نگاشت ویژگی‌های بافت از تصویر استخراج می‌شود. سپس اطلاعات ویژگی محلی بافت تصویر به عنوان مقادیر ضرایب نیروی مدل چن-وسه در نظر گرفته می‌شوند. به کمک این ضرایب، انرژی مدل کانتور کمینه می‌شود و کانتور می‌تواند دقیق‌تر بر روی مرزهای تومور قرار گیرد. اطلاعات ویژگی‌های بافت مورد استفاده شامل ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری (GLCM) و ویژگی‌های گابور می‌باشند. عملکرد روش ناحیه‌بندی پیشنهادی با استفاده از مدل‌های کانتور فعال چن-وسه مقایسه و ارزیابی شده است. ناحیه‌بندی در مدل کانتور فعال پیشنهادی با نگاشت‌های ویژگی کنتراست، آنتروپی و گابور در جهت $\pi/5$ و $2\pi/5$ نسبت به مدل‌های کانتور چن-وسه دیگر در تکرار کمتر همگرا می‌شود. نتایج نشان می‌دهند که روش ناحیه‌بندی پیشنهادی برای ویژگی بافت گابور در جهت $\pi/5$ نتایج ناحیه‌بندی مطلوبی نسبت به روش‌های کانتور فعال چن-وسه دیگر از لحاظ زمان، تعداد تکرار، دقت و حساسیت ناحیه‌بندی دارد. تصاویر استفاده شده در این مطالعه از پایگاه داده جامعه‌ی تحلیل تصاویر ماموگرافی (MIAS) اخذ شده‌اند.

کلید واژه‌ها

سرطان سینه، تشخیص کمک کامپیوتری، ماموگرافی، ناحیه‌بندی تومور سرطانی، ویژگی بافت، کانتور فعال چن-وسه با اطلاعات ویژگی محلی.

۱ مقدمه

این تصاویر دشوار می‌باشد و گاهی تومورهای موجود در سینه‌ی بیمار در این تصاویر توسط رادیولوژیست‌ها قابل تشخیص نیستند. به همین دلیل سامانه‌های تشخیص کمک کامپیوتری^۱ برای تشخیص و شناسایی سرطان سینه با تحلیل تصاویر ماموگرافی سینه ارائه می‌شوند که روشی مناسب برای کمک به پزشکان در تشخیص تومور از نظر دقت و زمان می‌باشند [۱]. این سامانه‌ها در چهار مرحله‌ی پیش‌پردازش، ناحیه‌بندی، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی، تومور را تشخیص می‌دهند. بهبود در هر کدام از این مرحله‌ها بر روی عملکرد کلی سامانه‌ها اثر می‌گذارد. ناحیه‌بندی تومور در تصاویر ماموگرافی مرحله‌ی بسیار مهمی می‌باشد و به عنوان مرحله‌ی تشخیص اولیه مورد استفاده قرار می‌گیرد. به همین دلیل نتایج حاصل از ناحیه‌بندی در مرحله‌ی استخراج ویژگی و

سرطان سینه یکی از رایج‌ترین انواع سرطان‌ها در میان زنان است [۱] تا [۶]. شناسایی و تشخیص زودهنگام یکی از عوامل مهم و اساسی برای درمان این بیماری می‌باشد. در حال حاضر روش ماموگرافی رایج‌ترین راه تشخیص زود هنگام برای این بیماری است. تفسیر تصاویر حاصل از ماموگرافی و ناحیه‌بندی تومور در

این مقاله در آبان‌ماه ۱۳۹۵ دریافت، در تیرماه ۱۳۹۶ بازنگری و در مهرماه همان سال پذیرفته شد.

^۱ دانش‌آموخته کارشناسی ارشد برق، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته کرمان
رایانامه: shirazi.fatemeh0@gmail.com

^۲ دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته کرمان، دانشکده برق و کامپیوتر
رایانامه: e.rashedi@kgut.ac.ir

^۳ دانشگاه شهید باهنر کرمان، دانشکده مهندسی برق
رایانامه: nezam@uk.ac.ir

^۱ Computer aided detection (CAD)

گردیدان تصویر استفاده می‌کنند. مدل‌های کانتور فعال برمبنای ناحیه مزیت بیشتری نسبت به مدل‌های برمبنای لبه دارند [۲۱]. یکی از معروف‌ترین مدل‌های برمبنای ناحیه، مدل چن-وسه (CV^A) [۲۲] می‌باشد که در ناحیه‌بندی دو شی در تصویر به خوبی عمل می‌کند ولی برای تصاویر با شدت روشنایی ناهمگن به خوبی ناحیه‌بندی را انجام نمی‌دهد. به منظور ناحیه‌بندی تصاویر با شدت روشنایی‌های ناهمگن، مدل‌های ناحیه‌بندی دیگر پیشنهاد شده است.

در ادامه تعدادی از مدل‌ها که به منظور بهبود عملکرد کانتور فعال مطرح شده‌اند، آورده شده است. این مدل‌ها در ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی و ناهمگن مانند تصاویر MR مغزی [۲۱] و [۲۳]، استخراج رگ‌های خونی [۲۱] و تصاویر ماموگرافی [۲۴] و [۲۵] به کار رفته‌اند. کانتور فعال جریان بردار گردیدان (GVF^A) [۲۶] از نیروی خارجی جریان بردار گردیدان برای ناحیه‌بندی استفاده می‌کند. مدل مار جریان بردار موجک (WVF^{10}) [۲۰]، مدل توزیع گوسی محلی ($LGDF^{11}$) [۲۷] و مدل کانتور فعال باینری محلی (LBF^{12}) [۲۳] از نظر دقت ناحیه‌بندی مناسب می‌باشند. همچنین در [۲۸] مدل شایستگی ناحیه‌ی مقیاس‌پذیر (RSF^{13}) بر مبنای ناحیه پیشنهاد شده است که توسعه یافته‌ی مدل کانتور فعال باینری محلی است. در [۲۱] مدل کانتور فعال برمبنای ناحیه که اطلاعات محلی^{۱۴} تصویر در آن گنجانده می‌شود، پیشنهاد شده است.

در این مقاله، مدلی از کانتور فعال CV جهت بهبود ناحیه‌بندی تصاویر ماموگرافی ارائه می‌شود که مدل کانتور فعال CV با اطلاعات ویژگی محلی ($LFI-CV^{15}$) بافت نامیده می‌شود. این مدل ضرایب نیروی مدل CV را با کمک اطلاعات ویژگی محلی بافت بهبود می‌دهد. تفاوت این روش با مدل بهبود یافته‌ی CV با نسبت محلی خودکار (ALR^{16}) [۲۹]، تعیین ضرایب نیروی کانتور فعال با استفاده از نگاشت ویژگی بافت می‌باشد. در روش پیشنهادی، ابتدا نگاشت ویژگی‌های بافت از هر تصویر استخراج می‌شود. اطلاعات ویژگی بافت مورد استفاده شامل ویژگی‌های ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری و ویژگی گابور می‌باشند. با استفاده از این اطلاعات، مقادیر ضرایب نیروی مدل CV تنظیم و تابع انرژی مدل کانتور فعال کمینه می‌شود و کانتور می‌تواند دقیق‌تر تومور سرطانی را ناحیه‌بندی کند. منظور از دقیق بودن ناحیه‌بندی

طبقه‌بندی موثر می‌باشند. تصاویر ماموگرافی دارای کنتراست پایین هستند و ناحیه‌بندی این تصاویر یک مسأله‌ی پر چالش است. در سال‌های اخیر، برای ناحیه‌بندی تصاویر ماموگرافی روش‌های مختلفی پیشنهاد شده است. ویژگی‌های آماری محلی و سراسری مانند هیستوگرام، میانگین و انحراف معیار برای ناحیه‌بندی تومور استفاده شده است [۷]. روش‌های برمبنای آنتروپی تصویر [۸]، تحلیل موجک [۹] تا [۱۱]، فیلترهای مورفولوژی [۱۲] و [۱۳]، روش رشد ناحیه^۱ [۱۴] و روش تقسیم و ادغام^۲ [۱۵] پیکسل‌ها به نواحی همگن برای ناحیه‌بندی تومور گروه‌بندی می‌کنند. همچنین روش آب‌پخش^۳ [۱۶] و تطبیق سلسله مراتبی^۴ [۱۷] برای تشخیص تومور سینه در تصاویر ماموگرافی استفاده شده‌اند. مرجع [۱۸]، روشی ترکیبی برای ناحیه‌بندی تومورهای سینه پیشنهاد داده است که بر مبنای تطبیق کلیشه و روش برنامه نویسی پویا^۵ است.

در تحقیقات اخیر، برای ناحیه‌بندی تصاویر از مدل‌های کانتور فعال (ACM^6) استفاده شده است. مدل‌های کانتورهای فعال [۱۹] برمبنای نظریه‌ی تکامل سطح و جریان‌های هندسی می‌باشند. مارها به عنوان کانتورهای فعال شناخته می‌شوند و اولین بار در سال ۱۹۸۷ توسط کاس و همکارانش^۷ معرفی شدند [۱۹]. مدل‌های کانتور فعال برای تشخیص لبه، ناحیه‌بندی اشیا، مدل‌سازی شکل، ردیابی حرکت و در تحلیل تصاویر پزشکی به خصوص در ناحیه‌بندی تصاویر استفاده می‌شوند.

کانتورها بر اساس تابع انرژی حاصل از اطلاعات تصویر تغییر شکل می‌یابند تا با کمینه‌کردن انرژی به درستی بر روی مرز شی قرار گیرند. در روش کانتور فعال، تابع انرژی با یک منحنی مرتبط می‌شود و مسأله‌ی پیدا کردن مرز شی به عنوان یک فرآیند کمینه‌سازی انرژی تعریف می‌شود. در واقع، مرز دقیق شی از طریق کمینه‌سازی تابع انرژی کانتور تعیین می‌شود. ایده‌ی اصلی در مدل‌های کانتور فعال، تکامل منحنی برای تشخیص دادن اشیاء در تصویر است. کانتورها تحت تاثیر ویژگی‌های تصویر تغییر شکل می‌یابند [۲۰].

به طور کلی مدل‌های کانتور فعال به دو دسته تقسیم می‌شوند: الف) مدل‌های برمبنای لبه و ب) مدل‌های برمبنای ناحیه. هر کدام از این روش‌ها مزایا و معایب خود را دارند. مدل‌های کانتور فعال بر مبنای ناحیه از اطلاعات آماری تصویر در تکامل منحنی استفاده می‌کنند ولی مدل‌های کانتور فعال بر مبنای لبه از اطلاعات لبه و

⁸ Chan Vese

⁹ Gradient vector flow (GVF)

¹⁰ Wavelet Vector Flow

¹¹ Local Gaussian distribution fitting

¹² Local binary fitting

¹³ Region scalable fitting

¹⁴ Local information

¹⁵ Local feature information-Chan Vese

¹⁶ Automatic local ratio

¹ Region growing

² Split and merge

³ Watershed

⁴ Hierarchical matching

⁵ Dynamic programming

⁶ Active contour model

⁷ Kass and etal

$\lambda_1 > 0$ ضریب نیروی درونی، $\lambda_2 > 0$ ضریب نیروی خارجی، μ ضریب تنظیم مرز، ν ضریب تنظیم ناحیه و $I(x, y)$ تصویر می-باشد. c_1 و c_2 طبق رابطه‌های ۲ و ۳ بدست می‌آیند [۲۲].

$$c_1(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} I H(\varphi) d\Omega}{\int_{\Omega} H(\varphi) d\Omega} \quad (۲)$$

$$c_2(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} I [1 - H(\varphi)] d\Omega}{\int_{\Omega} [1 - H(\varphi)] d\Omega} \quad (۳)$$

H تابع پله واحد^۵ می‌باشد.

برای به دست آوردن نیروی تکامل سطح همتراز، تابع انرژی E_{CV} نسبت به φ و از طریق گرادیان کاهشی^۶ کمینه می‌شود. نیرو در هر بار تکرار طبق رابطه ۴ به سطح همتراز اعمال می‌شود.

(۴)

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\varphi) \left(\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu + \lambda_1 \cdot (I(x, y) - c_1) - \lambda_2 \cdot (I(x, y) - c_2) \right)$$

$\delta_{\varepsilon}(\varphi)$ تابع دیراک^۷ بر روی φ می‌باشد. div عملگر دیورژانس^۸ می‌باشد. عبارت تنظیم $\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right)$ برای یکنواختی تکامل کانتور

فعال مهم می‌باشد. این مدل کانتور فعال می‌تواند شی‌های مختلف با شدت روشنایی‌های متفاوت با مرزهای بلور شده را نیز تشخیص دهد و طی آن کانتورهای داخلی به صورت خودکار و با استفاده از کانتور اولیه تعیین می‌شوند.

در روش ناحیه‌بندی [۲۹]، مدل کانتور فعال CV با استفاده از الگوریتم پیشنهادی ALR توسعه می‌یابد. مقادیر ضرایب نیرو به صورت خودکار از طریق اطلاعات لبه^۹ محاسبه می‌شوند. اطلاعات لبه، جایگزین تابع توقف لبه^{۱۰} در مدل CV [۲۲] می‌شوند. در واقع در این روش، پارامتری کردن خودکار ضرایب نیرو در مدل CV با استفاده از مفهوم نسبت محلی انجام می‌شود. این مدل، از ترکیب اطلاعات لبه و اطلاعات ناحیه‌ی تصویر برای ناحیه‌بندی استفاده می‌کند. تفاوت‌های مدل کانتور $ALR-CV$ با مدل CV [۲۲] در تعیین خودکار افزایش ضرایب نیرو، مقادیر محلی افزایش ضرایب نیرو (پارامترهای افزایش نیروی سراسری

تومور (چه خوش‌خیم و چه بدخیم) تاثیرگذاری بر دقت طبقه‌بندی می‌باشد.

ادامه‌ی این مقاله به این نحو ساماندهی شده است: در بخش دوم برخی از مدل‌های کانتور فعال CV مرور می‌شوند. در بخش سوم، روش پیشنهادی جهت ناحیه‌بندی تومورهای سرطانی در تصاویر ماموگرافی آورده شده است. این بخش شامل چگونگی ناحیه‌بندی تومور سرطانی با استفاده از کانتور فعال CV و اطلاعات ویژگی بافت است. در بخش چهارم، نتایج روش ناحیه‌بندی پیشنهادی بر روی تصاویر ماموگرافی و ارزیابی و مقایسه روش پیشنهادی با کانتورهای فعال [۲۲] و [۲۹] آورده شده است. در نهایت، در بخش آخر مقاله جمع‌بندی می‌شود.

۲ ناحیه‌بندی به کمک مدل‌های کانتور فعال CV

در مرجع [۲۲] مدل کانتور فعال CV پیشنهاد شده است که برای ناحیه‌بندی تصویر از اطلاعات ناحیه‌ی سراسری، توابع مامفورد-شه^۱ و سطح همتراز^۲ استفاده می‌کند. سطح همتراز از انواع با اهمیت در مدل‌های تغییر شکل است. تئوری سطح همتراز، یک رابطه برای اجرای کانتورهای فعال است که توسط اوشر^۳ و ستیان^۴ ستیان^۴ پیشنهاد شد [۳۰].

این مدل می‌تواند اشیایی که مرزهای تعریف نشده با گرادیان دارند را تشخیص دهد و تابع انرژی مدل کانتور را به حداقل برساند. تکامل کانتور با تکامل تابع سطح همتراز معادل است. یعنی $\frac{\partial c}{\partial t} = \frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial t}$. مزیت استفاده سطح همتراز صفر این است که یک کانتور می‌تواند به عنوان لبه بین نواحی مثبت و منفی تعریف شود. کانتورها می‌توانند با بررسی کردن علامت $\varphi(x, y)$ تابع اولیه سطح همتراز $\varphi_0(x, y): \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ را شناسایی کنند.

در مدل کانتور فعال CV ، فرآیند توقف براساس گرادیان تصویر انجام نمی‌شود. این مدل می‌تواند کانتورهای با گرادیان و بدون گرادیان را آشکارسازی کند و دارای یک رابطه سطح همتراز است. کانتورهای داخلی به صورت خودکار آشکار می‌شوند و منحنی اولیه می‌تواند هر جایی در تصویر باشد. تابع انرژی CV به صورت رابطه ۱ تعریف می‌شود [۲۲].

(۱)

$$E_{CV}(c_1, c_2, \varphi) = \mu \cdot \text{Length}(\varphi) + \nu \cdot \text{Area}(\text{inside}(\varphi)) + \lambda_1 \cdot \int_{\varphi \leq 0} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \cdot \int_{\varphi > 0} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy$$

φ تابع سطح همتراز، c_1 میانگین شدت روشنایی درونی φ ($\varphi > 0$)، c_2 میانگین شدت روشنایی بیرونی φ ($\varphi < 0$)،

⁵ Heaviside

⁶ Gradient descent

⁷ Dirac function

⁸ Divergence

⁹ Edge information

¹⁰ Edge stopping function

¹ Mumford- Shah

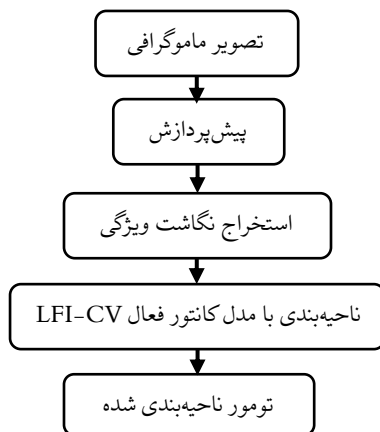
² Level set

³ Osher

⁴ Sethian

ضریب نیروی تابع انرژی تعریف شده در مدل CV استفاده می-شود.

نمودار بلوکی روش پیشنهادی کانتور فعال LFI-CV جهت ناحیه بندی تصاویر ماموگرافی در شکل ۱ آورده شده است. در روش پیشنهادی، ناحیه بندی در طی سه مرحله شامل پیش پردازش، استخراج نگاشت ویژگی و بافت و ناحیه بندی با استفاده از مدل کانتور فعال LFI-CV انجام می شود. در ابتدا ناحیه بندی محدودی تومور در تصاویر ماموگرافی با استفاده از مختصاتی که برای نواحی سرطانی در پایگاه مینی میاس^۲ مشخص شده است، جداسازی می-شود. پس از انجام پیش پردازش، نگاشت ویژگی بافت از تصویر ماموگرافی استخراج و تومور با استفاده از مدل کانتور فعال LFI-CV در تصویر ناحیه بندی می شود. در ادامه، هر یک از مراحل استخراج نگاشت ویژگی و بافت و مدل کانتور فعال LFI-CV توضیح داده می شوند.



شکل ۱ بلوک دیاگرام روش پیشنهادی مدل کانتور فعال LFI-CV

۳-۱ پیش پردازش تصاویر ماموگرافی

هدف اصلی از روش های پیش پردازش، حذف اطلاعات بی فایده ی نواحی سینه در تشخیص تومور و حذف اثرات نویزی، رگ های خونی و بافت های غده ای می باشد. در این مرحله از روش پیشنهادی، در ابتدا برجسب های موجود در تصاویر ماموگرافی که حاوی اطلاعاتی در مورد تصویر سینه است، با استفاده از روش جزء پیوسته حذف می شوند. سپس تصاویر با استفاده از روش یکسان سازی تطبیقی کنتراست و توزیع نمایی ارتقا می یابد.

به دلیل پایین بودن کنتراست تصاویر ماموگرافی، ارتقای کنتراست تصاویر و اعمال فیلترهای پیش پردازشی به منظور بدست آوردن تصاویر با کیفیت بالاتر انجام می شود. برای ارتقای کنتراست از روش یکسان سازی هیستوگرام تطبیقی کنتراست محدود استفاده می شود [۲۴]. ارتقای کنتراست باعث افزایش دقت در فرآیند تشخیص تومور می شود. شکل ۲ مرحله ی پیش-پردازش انجام شده بر روی تصاویر ماموگرافی را نشان می دهد.

به صورت دستی تعیین می شوند) و استفاده از اطلاعات ناحیه ای و لبه برای تکامل کانتور فعال می باشد. مزیت روش کانتور - ALR CV نسبت به روش CV [۲۲] استفاده هم زمان از اطلاعات ناحیه ای و لبه ی تصویر در رابطه انرژی می باشد که باعث کاهش زمان محاسباتی می شود. سپس نگاشت تبدیل لبه ایجاد شده، برابر با ضریب $I(x,y)$ قرار داده می شود و ناحیه بندی از طریق رابطه ۵ انجام می شود [۲۹].

$$\frac{\partial \varphi(x,y)}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\varphi) \left(\frac{(I(x,y) - c_1)^2 - I(x,y) \cdot (I(x,y) - c_2)^2}{\max |(I(x,y) - c_1)^2 - I(x,y) \cdot (I(x,y) - c_2)^2|} \right) \quad (5)$$

این مراحل تا رسیدن به حداکثر مقدار تکرار یا برقراری شرط $\varphi^t = \varphi^{t-1}$ تکرار می شوند.

۳ سیستم پیشنهادی

یکی از معروف ترین روش های کانتور فعال، CV می باشد که از اطلاعات ناحیه ی تصویر استفاده می کند. در این مقاله، از مدل کانتور فعال CV بهبود یافته برای ناحیه بندی تومور تصاویر ماموگرافی استفاده می شود. این روش، الگوریتم CV [۲۹] را به منظور تعیین خودکار مقادیر ضرایب نیروی کانتور با استفاده از اطلاعات ویژگی بافت بهبود می دهد. استفاده از اطلاعات ویژگی بافت تصویر در تنظیم ضرایب نیروی مدل کانتور فعال CV تفاوت اصلی روش فوق با روش بهبود یافته CV در [۲۹] است. مرجع [۲۹] از اطلاعات ناحیه و لبه تصویر برای تنظیم مقادیر ضرایب نیرو و بهبود نتایج ناحیه بندی مدل CV [۲۲] استفاده می کند. با الهام از روش [۲۹] سعی شده است از اطلاعات ویژگی های محلی بافت برای بهبود نتایج ناحیه بندی مدل CV [۲۲] بر روی تصاویر ماموگرافی استفاده شود.

روش پیشنهادی این مقاله جهت ناحیه بندی تومور سرطانی در تصاویر ماموگرافی می باشد. روش پیشنهادی، کانتور فعال CV با اطلاعات ویژگی محلی LFI-CV نامیده شده است. در این مدل کانتور فعال، اطلاعات ویژگی محلی بافت تصویر به عنوان مقادیر ضریب نیروی مدل CV در نظر گرفته می شوند. به کمک ویژگی های بافت، نیروی مدل کانتور فعال CV کمینه می شود و کانتور می تواند دقیق تر بر روی مرزهای تومور تصویر قرار گیرد. این ویژگی ها در صورتی می توانند به عنوان ضرایب نیرو در کمینه شدن نیروی مدل کانتور فعال CV موثر باشند که نگاشت ویژگی بافت^۱ مناسبی از تصویر استخراج شود. روش مرجع [۲۹] مقادیر ضرایب نیرو در مدل کانتور فعال CV را با استفاده از اطلاعات لبه تعیین می کند. در روش پیشنهادی این مقاله، از نگاشت ویژگی های بافت محلی موثر در تشخیص محدوده ی تومور، برای تنظیم

² mini-MIAS

¹ Texture feature map

آمار می‌باشد. ویژگی‌هایی که با استفاده از ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری محاسبه می‌شوند بر مبنای اطلاعات بافت تصویر و ارتباط‌های مکانی هستند که سطوح خاکستری پیکسل‌های همسایه با یکدیگر دارند. ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری همچنین شامل اطلاعاتی در مورد فرکانس هم‌رخدادهای ترکیب دو پیکسل همسایه در تصویر می‌باشد. ویژگی‌های کنتراست یکنواختی، عدم تجانس، آنتروپی و انرژی از پارامترهای مهمی

$$\text{contrast} = \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j) \quad \text{کنتراست:} \quad (6)$$

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i,j} \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j) \quad \text{یکنواختی:} \quad (7)$$

$$\text{Entropy} = - \sum_{i,j} p(i, j) \log(p(i, j)) \quad \text{آنتروپی:} \quad (8)$$

هستند که از ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری استخراج می‌شوند. این ویژگی‌ها در روابط ۶ تا ۸ آورده شده‌اند [۳۱] و [۳۲].

i و j مختصات‌های پیکسل افقی و عمودی و p مقدار پیکسل می‌باشند.

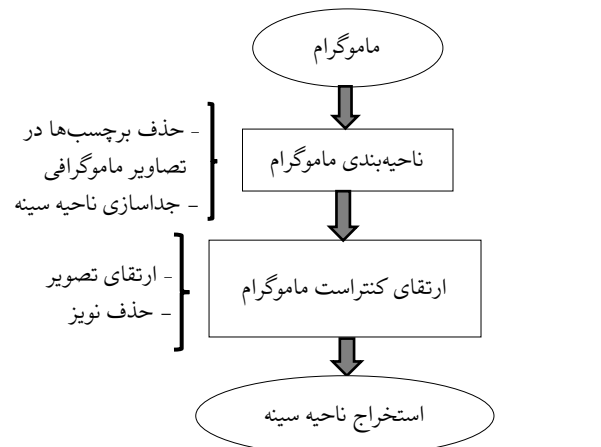
علاوه بر ویژگی‌های فوق، ویژگی دیگری به کمک فیلتر گابور استخراج شده است که یک فیلتر خطی می‌باشد و در کاربردهای مختلف بینایی کامپیوتر از قبیل آنالیز بافت و آشکارسازی لبه استفاده می‌شود. برای استخراج ویژگی از تعدادی فیلتر گابور با مقیاس‌ها و جهت‌های مختلف استفاده می‌شود. تابع گابور، یک تابع سینوسی مختلط گوسی مدوله شده در حوزه مکان است. رابطه ۹ تابع فیلتر گابور را ارائه می‌دهد [۳۳].

$$H(u, v) = \exp(-2\pi^2((u - F)^2 \sigma_x^2 + v^2 \sigma_y^2)) \quad (9)$$

u و v به ترتیب مقیاس و جهت در صفحه‌ی $u-v$ می‌باشند. روش‌های متعددی برای استخراج ویژگی از خروجی‌های فیلتر گابور وجود دارد. مرجع [۳۴] از اندازه پاسخ فیلتر گابور برای استخراج ویژگی استفاده کرده است. در این روش، ابتدا فیلترهای گابور ایجاد می‌شوند. هر ماتریس فیلتر، یک فیلتر گابور دو بعدی با ابعاد تصویر اصلی می‌باشد. سپس ویژگی‌های گابور از تصویر فیلتر شده استخراج می‌شوند.

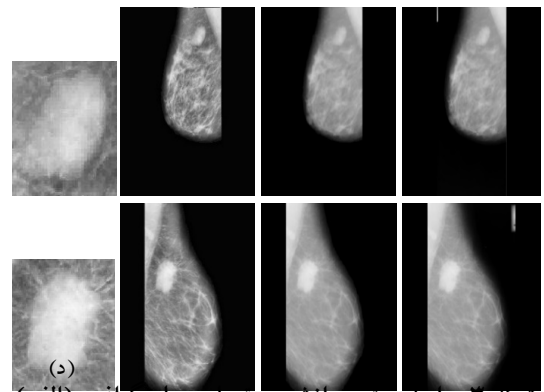
فیلترهای گابور در صورتی که دقیق تنظیم شوند، عملکرد بسیار مناسبی در استخراج ویژگی‌های بافت و لبه‌ی بافت دارند. مهم‌ترین مزیت فیلترهای گابور، تغییرناپذیری با چرخش، مقیاس و انتقال است. همچنین، این فیلترها در مقابل اختلالات فتومتریکی مانند تغییرات نور و نویز تصویر مقاوم هستند [۳۴].

همان‌گونه که بیان شد، GLCM و گابور دو ویژگی بافت رایج هستند که تاکنون در منابع مختلف جهت شناسایی بافت سرطانی استفاده شده‌اند [۳۱] و [۳۲] و [۳۵] و [۳۶]. GLCM، اطلاعات بافت فرکانس بالا و گابور اطلاعات بافت فرکانس میانی



شکل ۲ نمودار بلوکی مرحله‌ی پیش‌پردازش تصاویر ماموگرافی

بعد از اعمال پیش‌پردازش، نواحی سرطانی با استفاده از مختصات داده شده در پایگاه مینی میاس مشخص می‌شوند. شکل ۳ مراحل پیش‌پردازش گفته شده بر روی دو تصویر سرطانی ماموگرافی را نشان می‌دهد.



شکل ۳ مراحل پیش‌پردازش در تصاویر ماموگرافی. (الف) سطر اول و سطر دوم به ترتیب تصاویر ماموگرام سرطانی اصلی mdb015 و mdb184 (ب) ستون دوم، حذف برجسب‌ها، (ج) ستون سوم، ارتقای تصاویر (د) ستون چهارم، ناحیه‌ی حاصل از پیش‌پردازش

۲-۳ استخراج نگاشت ویژگی‌های بافت

ویژگی بافت، یکی از مهم‌ترین مشخصه‌های اطلاعاتی در تصاویر پزشکی می‌باشد. ویژگی ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری برای بررسی ساختار بافت‌های مختلف که براساس ماتریس هم‌رخداد می‌باشند، پیشنهاد شده است. در این روش، ابتدا ماتریس‌های هم‌رخداد برای فاصله‌ها و جهت‌های مختلف بین پیکسل‌های همسایه محاسبه می‌شوند. جهت در ماتریس‌های هم‌رخداد می‌تواند افقی (۰ درجه)، عمودی (۹۰ درجه) و قطری (۴۵ درجه) و (۱۳۵ - ۴۵ درجه) باشد. تغییر مکان در این ماتریس بر مبنای فاصله d می‌باشد که می‌تواند مقادیر ۱، ۵ و ۷ یا هر تعداد پیکسل در یک محدوده قابل قبول را به خود بگیرد. سپس برای هر یک از ماتریس‌ها، تعدادی ویژگی محاسبه می‌شود. ماتریس هم‌رخداد یک روش

و پایین را استخراج می‌کنند [۳۳]. برای بدست آوردن اطلاعات ویژگی محلی، نگاشت هر ویژگی از تصویر استخراج می‌شود. فیلترهای گابور در یک مقیاس و پنج جهت محاسبه می‌شوند. استخراج نگاشت ویژگی‌های GLCM با استفاده از یک پنجره 7×7 انجام می‌شود. سپس مقادیر ماتریس ویژگی با استفاده از تابع سیگموئید به محدوده $[1, 0.5]$ نگاشت داده می‌شوند. دلیل استفاده از این مقادیر در ماتریس نگاشت، تاثیر گذاشتن در حرکت کانتورها است. سپس ماتریس نگاشت فوق به صورت یک ضریب در رابطه‌ی نیرو ضرب می‌شود. استفاده‌ی مستقیم از مقادیر ویژگی به عنوان ضرایب نیرو نتایج مناسبی نمی‌دهد و باید نگاشت انجام شود.

در روش پیشنهادی این مقاله، از میان ویژگی‌های GLCM، دو ویژگی کنتراست و آنتروپی و همچنین دو ویژگی استخراج شده از فیلتر گابور که در جهت‌های $2\pi/5$ و $\pi/5$ و در یک مقیاس هستند، استفاده و بررسی شده‌اند.

ویژگی کنتراست، تغییرات سطح خاکستری محلی در ماتریس هم‌رخداد می‌باشد. این ویژگی می‌تواند به عنوان یک وابستگی خطی بین سطوح خاکستری پیکسل‌های همسایه باشد. اگر پیکسل‌های همسایه در مقادیر سطوح خاکستری خود بسیار مشابه باشند، آن‌گاه کنتراست در تصویر بسیار کم است. تغییرات سطح خاکستری تغییرات بافت تصویر را نشان می‌دهند. در بافت‌های سخت سینه‌ی تصاویر ماموگرافی، مقادیر کنتراست زیاد و در بافت‌های یکنواخت و نرم، مقادیر کنتراست کم می‌شوند. به همین دلیل استفاده از ویژگی کنتراست می‌تواند اطلاعات مفیدی از بافت سینه برای تکامل کانتور فعال را به دست بدهد. ویژگی دیگر آنتروپی است که نشان‌دهنده‌ی بی‌نظمی می‌باشد و در مورد تحلیل بافت، بیانگر اندازه‌گیری بی‌نظمی مکانی است [۳۲]. با استفاده از این ویژگی می‌توان به صورت محلی ضرایب نیروی کانتور فعال را تقویت کرد تا کانتور فعال به درستی بر روی مرز تومور سرطانی قرار گیرد.

در روش پیشنهادی این مقاله، از میان ویژگی‌های GLCM، دو ویژگی کنتراست و آنتروپی و همچنین دو ویژگی استخراج شده از فیلتر گابور که در جهت‌های $2\pi/5$ و $\pi/5$ و در یک مقیاس هستند، استفاده و بررسی شده‌اند.

ویژگی کنتراست، تغییرات سطح خاکستری محلی در ماتریس هم‌رخداد می‌باشد. این ویژگی می‌تواند به عنوان یک وابستگی خطی بین سطوح خاکستری پیکسل‌های همسایه باشد. اگر پیکسل‌های همسایه در مقادیر سطوح خاکستری خود بسیار مشابه باشند، آن‌گاه کنتراست در تصویر بسیار کم است. تغییرات سطح خاکستری تغییرات بافت تصویر را نشان می‌دهند. در بافت‌های سخت سینه‌ی تصاویر ماموگرافی، مقادیر کنتراست زیاد و در بافت‌های یکنواخت و نرم، مقادیر کنتراست کم می‌شوند. به همین دلیل استفاده از ویژگی کنتراست می‌تواند اطلاعات مفیدی از بافت سینه برای تکامل کانتور فعال را به دست بدهد. ویژگی دیگر آنتروپی است که نشان‌دهنده‌ی بی‌نظمی می‌باشد و در مورد تحلیل بافت، بیانگر اندازه‌گیری بی‌نظمی مکانی است [۳۲]. با استفاده از این ویژگی می‌توان به صورت محلی ضرایب نیروی کانتور فعال را تقویت کرد تا کانتور فعال به درستی بر روی مرز تومور سرطانی قرار گیرد.

۳-۳ کانتور فعال CV با اطلاعات ویژگی محلی بافت

کانتور فعال با کمینه‌کردن یک تابع انرژی، مرزی هموار نزدیک به لبه‌های شی در تصویر ایجاد می‌کند. در واقع در این روش ابتدا یک منحنی نزدیک مرز تومور تعیین و به آن یک تابع انرژی نسبت داده می‌شود. با تغییر شکل منحنی، انرژی آن هم تغییر می‌کند. سپس این منحنی متناوباً تغییر شکل می‌یابد تا زمانی که تابع انرژی کمینه شود و کانتور نهایی بر روی مرز تومور در تصویر قرار گیرد. بنابراین زمانی که کانتور روی مرز تومور قرار گیرد، تابع انرژی کمینه می‌شود.

در کانتور فعال CV، منحنی اولیه می‌تواند هر جایی در تصویر باشد. مدل پیشنهادی کانتور فعال LFI-CV بر مبنای ناحیه است و از اطلاعات ناحیه‌ای مانند ویژگی بافت برای حرکت کانتور استفاده می‌کند. این روش نسبت به مدل‌های کانتور فعال بر مبنای لبه،

$$E^{CV}(C, c_1, c_2) = \mu \cdot \text{Length}(C) + \nu \cdot \text{area}(\text{inside}(C)) + \lambda_1 \cdot \int_{\text{inside}(c)} |I - c_1|^2 dx + \lambda_2 \cdot \int_{\text{outside}(c)} |I - c_2|^2 dx \quad (10)$$

که در آن λ_1 و λ_2 ضرایب نیروی داخلی و خارجی انرژی می‌باشند. C یک منحنی بسته می‌باشد. عبارت اول، طول منحنی بسته C می‌باشد که برای تنظیم کانتور استفاده می‌شود. عبارت دوم مربوط به سطح ناحیه‌ی داخل منحنی C می‌باشد. ناحیه‌ی تصویر Ω به دو ناحیه‌ی همگن هدف (داخل منحنی) و پس زمینه (خارج منحنی) تقسیم می‌شود. c_1 و c_2 ثابت‌هایی هستند که میانگین شدت روشنایی‌های داخل و بیرون منحنی C را تقریب می‌زنند و به عنوان اطلاعات سراسری هستند. زمانی که کانتور C بر روی مرز شی در تصویر قرار گیرد، تابع انرژی کمینه می‌شود.

برای به دست آوردن نیروی تکامل سطح همتراز، تابع انرژی نسبت به ϕ کمینه می‌شود و نیرو در هر بار تکرار به تابع سطح همتراز طبق رابطه‌ی ۴ اعمال می‌شود. منحنی C همان تابع سطح همتراز ϕ است. منحنی‌های کانتور با سطح همتراز ϕ به صورت $C = \{x \in \Omega \mid \phi(x) = 0\}$ نشان داده می‌شوند [۲۲]. در تکامل منحنی، عبارت‌های سوم و چهارم تابع انرژی $-\lambda_1(I - c_1)^2 + \lambda_2(I - c_2)^2$ بسیار مهم می‌باشند. بنابراین در رابطه ۴، عبارت گوسی جایگزین عبارت تنظیم می‌شود و معادله‌ی نیرو به صورت رابطه ۱۱ بازنویسی می‌شود [۲۹].

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\epsilon(\phi) (\lambda_1 \cdot (I(x, y) - c_1)^2 - \lambda_2 \cdot (I(x, y) - c_2)^2) \quad (11)$$

بنابراین در این روش نسبت $f = \lambda_2 / \lambda_1$ به عنوان یک ضریب در شدت روشنایی تصویر ضرب می‌شود. این ضریب همان ماتریس نگاشت ویژگی‌های بافت می‌باشد و در مرجع [۲۹] از ماتریس لبه برای این ضریب استفاده شده است. در این مقاله، ماتریس f شامل اطلاعات ویژگی بافت مانند کنتراست، آنتروپی و

(و) تکرار مراحل دو و سه تا رسیدن به شرط همگرایی

$$\|\varphi_{n+1} - \varphi_n\| \leq \varepsilon$$

 (ی) تعیین سطح همتراز نهایی به عنوان مرز تومور و ناحیه‌بندی تومور.

۴ آزمایش‌ها و نتایج

در این قسمت، از روش کانتور فعال LFI-CV برای ناحیه‌بندی تومور در تصاویر ماموگرافی استفاده شده است. در این روش، کانتور فعال با تابع انرژی بر مبنای اطلاعات ویژگی بافت تصویر تغییر شکل می‌یابد تا با کمینه کردن انرژی به درستی بر روی مرز تومور قرار گیرد و ناحیه‌بندی با دقت بالاتری انجام شود. همان‌طور که در بخش قبل ذکر شد، در ابتدا نگاشت ویژگی‌های بافت شامل کنتراست، آنتروپی و ویژگی‌های گابور در یک مقیاس و دو جهت $2\pi/5$ و $\pi/5$ برای هر تصویر محاسبه می‌شوند. ویژگی‌های GLCM مانند کنتراست و آنتروپی می‌توانند ویژگی‌های مناسب از نظر اطلاعات بافتی باشند. کنتراست همان تغییرات سطح خاکستری می‌باشد و این ویژگی نشان‌دهنده تغییرات بافت است. آنتروپی نیز نشان‌دهنده بی‌نظمی مکانی است و از این طریق می‌توان به اطلاعات مفیدی از بافت دسترسی پیدا کرد که در تکامل کانتور فعال موثر است.

شبیه‌سازی این روش بر روی تصاویر مختلفی از پایگاه داده MIAS [۳۷] انجام شد. تصاویر ماموگرافی با اندازه 1024×1024 پیکسل با رزولوشن ۲۰۰ میکرون پیکسل هستند و اطلاعاتی شامل ویژگی‌های بافت پس زمینه، طبقه‌بندی تومور، شدت تومور (خوش‌خیم^۳ و بدخیم^۴)، مختصات x و y تصویر از مرکز تومور و شعاع تقریبی دایره نزدیک به تومور بر حسب پیکسل را در بر دارند. هر جفت تصویر (شماره‌های زوج و فرد از تصویر)، نشان‌دهنده ماموگرام‌های راست و چپ از یک بیمار می‌باشند و تصاویر به فرمت PGM^۵ می‌باشند.

این پایگاه داده شامل ۳۲۲ تصویر ماموگرافی است که شامل ۲۰۷ تصویر سالم و ۱۱۵ تصویر سرطانی هستند. مبدا مختصات تصاویر پایگاه داده MIAS گوشه‌ی پایین سمت چپ تصویر می‌باشد. در تصاویر این پایگاه، تومور غیرسالم هر ماموگرام با یک دایره مشخص شده است. این اطلاعات شامل تخمینی از مرکز تومور و شعاع آن است. برای ارزیابی روش پیشنهادی از تعدادی تصویر که توسط رادیولوژیست [۳۸] و [۳۹] ناحیه‌بندی شده، استفاده شده است.

گابور تصویر در نظر گرفته شده است. استفاده از ماتریس ویژگی f سبب تنظیم مقادیر نیروی کانتور می‌شود. تابع انرژی جدید کمینه می‌شود و کانتور به صورت دقیق بر روی مرز شی قرار می‌گیرد. دو طرف رابطه ۱۱ بر λ_1 که اسکالر مثبتی است، تقسیم می‌شوند. برای نرمالیزه کردن در طول شبیه‌سازی الگوریتم، نیرو بر بیشینه مقدار خود تقسیم می‌شود. در واقع ماتریس ویژگی‌های f در تمام پیکسل‌های تصویر ضرب می‌شوند. مقادیر نسبی ضرایب نیرو در ناحیه‌بندی نهایی تاثیرگذار هستند. با این روش، رابطه ۱۲ به دست می‌آید [۲۹]:

$$\frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\varphi) \cdot \left(\frac{(I(x, y) - c_1)^2 - f(x, y) \cdot (I(x, y) - c_2)^2}{\max\{|(I(x, y) - c_1)^2 - f(x, y) \cdot (I(x, y) - c_2)^2|\}} \right)$$

مقدار تابع سطح همتراز در تکرار بعد طبق رابطه ۱۳ محاسبه می‌شود [۲۹]. در این جا از هسته (کرنل) گوسی جهت سرعت بخشیدن به تکامل کانتور فعال استفاده می‌شود.

$$\varphi^{t+1} = G_{\sigma} * (\varphi^t + dt \cdot \frac{\partial \varphi}{\partial t}) \quad (13)$$

σ واریانس کرنل گوسی می‌باشد.

تفاوت روش پیشنهادی این مقاله با مراجع دیگر، استفاده از نسبت محلی اطلاعات ویژگی (FILR^۱) بافت به عنوان ضریبی برای شدت روشنایی تصویر است. این ماتریس ویژگی، مقادیر مختلفی را براساس نگاشت هر ویژگی بافت در بر می‌گیرد که برای تنظیم مقادیر ضرایب نیروی مدل CV استفاده می‌شوند. مقدار ضریب λ_1 برای همه‌ی پیکسل‌های تصویر مقدار ثابت $\lambda_1(x, y) = 1$ و $\lambda_2(x, y) = f(x, y)$ در نظر گرفته می‌شود تا تاثیر ماتریس نگاشت ویژگی در تکامل کانتور مشخص شود. در مرجع [۲۲] مقدار f برابر با ماتریس لبه در نظر گرفته شده است. در این مقاله، با توجه به مشخصات بافت تومور، استفاده از ویژگی بافت مناسب پیشنهاد شده است. روش پیشنهادی کانتور فعال LFI-CV جهت ناحیه‌بندی تومور مطابق مراحل زیر توصیف می‌شود:
 الف) استخراج نگاشت ویژگی بافت (TFM^۲) از تصویر ماموگرافی.

ب) مساوی قرار دادن $f(x, y) = \text{TFM}(x, y)$.

ج) تعیین کانتور اولیه.

د) تکامل تابع سطح همتراز φ مطابق با رابطه ۱۲.

ه) تنظیم تابع سطح همتراز از طریق کرنل گوسی مطابق با رابطه ۱۳.

³ Benign (B)

⁴ Malignant (M)

⁵ Portable Gray Map

¹ Feature information local ratio

² Texture feature map

۱-۴ معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی ناحیه بندی تومورهای ماموگرافی سه معیار حساسیت^۱، دقت^۲ و مثبت کاذب (FP^۳) مورد استفاده قرار گرفته‌اند. معیارهای عملکرد طبق روابط ۱۴ تا ۱۷ به دست می‌آیند.

$$\text{حساسیت} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{P} \quad (14)$$

$$FN = P - TP \quad (15)$$

$$\text{دقت} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (16)$$

$$FP = N - TN \quad (17)$$

P تعداد پیکسل‌های درون و N تعداد پیکسل‌های خارج ناحیه تومور است که توسط رادیولوژیست ناحیه بندی شده است. معیار مثبت واقعی (TP) تعداد پیکسل‌های درون ناحیه ی تومور است که توسط روش‌های ناحیه بندی به درستی تعیین شده است. معیار مثبت کاذب (FP) تعداد پیکسل‌هایی است که توسط روش ناحیه بندی بیرون از ناحیه تومور تعیین شده‌اند، در حالیکه درون ناحیه هستند. معیار منفی کاذب (FN) تعداد پیکسل‌هایی است که توسط روش ناحیه بندی به اشتباه درون ناحیه ی تومور تعیین شده‌اند در حالیکه بیرون از ناحیه هستند.

جدول ۱ همگرایی ناحیه بندی در مدل کانتور فعال پیشنهادی LFI-CV با چهار نگاشت

مدل کانتور فعال برای هر نگاشت	LFI-CV(Contrast)	LFI-CV(Entropy)	LFEI-CV(Entropy)	LFI-CV(Contrast)
ماموگرام mdb015 ۱۳۷×۱۳۷	۵۳۸	۳۷۲	۵۲۷	۵۳۳
ماموگرام mdb117 ۱۶۹×۱۶۹	۱۲۹۳	۱۲۷۶	۱۴۷۷	۱۰۸۶
ماموگرام mdb134 ۹۹×۹۹	۳۶۳	۳۴۷	۳۸۸	۳۵۹
ماموگرام mdb184 ۲۲۹×۲۲۹	۵۳۲	۴۸۳	۵۳۸	۵۱۶

۲-۴ نتایج

هر نگاشت ویژگی به صورت جداگانه به عنوان ضریبی در نیروی مدل کانتور فعال CV ضرب می‌شود. این ضریب یک عبارت تنظیم کننده ی مقادیر نیرو در مدل کانتور فعال پیشنهادی می‌باشد. نیرو به راحتی می‌تواند با این عبارت تنظیم و انرژی کانتور فعال براساس آن کمینه شود تا کانتور نهایی بر روی مرز دقیق تومور قرار گیرد. برای بررسی شرط همگرایی کانتورها، آستانه همگرایی به صورت تجربی به صورت $\epsilon = 0.1$ تنظیم شده است. استفاده از اطلاعات ویژگی بافت تصویر می‌تواند نقش موثری در تکامل کانتور فعال داشته باشد. برخی از این ویژگی‌ها باعث بهبود در زمان تکامل منحنی می‌شوند. کانتور اولیه به صورت یک مستطیل در اطراف محدوده ی تومور در نظر گرفته می‌شود. ضرایب نیروی مدل CV با استفاده از نگاشت ویژگی‌های بافت تنظیم می‌شوند و در تکامل کانتور فعال تاثیرگذار هستند. بنابراین انتخاب اطلاعات ویژگی مناسب از ماتریس نگاشت ویژگی‌های بافت در تنظیم ضرایب نیروی مدل CV و کمینه کردن تابع انرژی برای توقف کانتور بر روی مرز تومور موثر هستند. در جدول ۱ تعداد تکرار تکامل مدل کانتور فعال پیشنهادی نگاشت ویژگی LFI-CV(Contrast)، LFI-CV(Entropy) و LFI-CV(Gabor) در جهت $\pi/5$ و $2\pi/5$ و اندازه ی هر ماموگرام نمایش داده شده‌اند. طبق جدول ۱، نگاشت ویژگی کنتراست و نگاشت ویژگی گابور در جهت $\pi/5$ در چهار تصویر ماموگرام نسبت به نگاشت‌های ویژگی دیگر از نظر همگرایی مناسب‌تر هستند و در تعداد تکرار کم‌تر نسبت به ویژگی‌های دیگر ناحیه بندی تومور را انجام می‌دهند. در نتیجه این ویژگی‌ها می‌توانند در تقویت نیروی مدل کانتور فعال پیشنهادی موثر باشند. نگاشت ویژگی گابور در جهت $2\pi/5$ در ماموگرام mdb015 در تکرار ۵۳۸ ناحیه بندی را انجام می‌دهد که نسبت به بقیه ی نگاشت‌های ویژگی مقدار بیشتری است. در ماموگرام mdb117 نتایج ناحیه بندی مدل پیشنهادی با نگاشت ویژگی کنتراست و گابور در جهت $\pi/5$ در تکرار کم سریع‌تر همگرا می‌شود.

نتایج مدل پیشنهادی ناحیه بندی کانتور فعال LFI-CV با نتایج حاصل از مدل‌های کانتور فعال CV [۲۲]، کانتور فعال CV گوسی (G-CV^۴) [۲۳] و کانتور فعال ALR-CV [۲۹] مقایسه شده‌اند.

اندازه ی کرنل گوسی استفاده شده در مدل G-CV که به صورت تجربی تنظیم شده‌اند، به ابعاد سه و مقدار $\sigma = 0.5$ می‌باشد. به دلیل این که ویژگی کنتراست و گابور در جهت $\pi/5$ نسبت به ویژگی‌های دیگر در این روش مناسب‌تر هستند، برای مقایسه ی روش پیشنهادی از نگاشت این ویژگی‌ها استفاده می‌شود. در این مقاله، چهار تصویر برای نمونه انتخاب شده‌اند. مقایسه بر روی

¹ Sensitivity

² Precision

³ False Positive

⁴ Gaussian Chan Vese (G-CV)

(۹/۰۹ ثانیه) نسبت به مدل‌های دیگر CV انجام می‌دهد. از این رو ویژگی بافت گابور در این مدل کانتور فعال، انتخاب مناسب‌تری می‌باشد. مدل G-CV [۲۹] ناحیه‌بندی را در زمان ۱۴/۴۹ ثانیه انجام می‌دهد که نسبت به بقیه‌ی مدل‌ها زمان بیشتری است. مدل $\pi/5$ LFI-CV(Gabor) برای ماموگرام mdb117 زمان ۳۷/۵۹ ثانیه را برای ناحیه‌بندی مصرف می‌کند که این زمان نسبت به مدل‌های دیگر CV مناسب‌تر است. بنابراین مدل کانتور فعال پیشنهادی LFI-CV جهت ناحیه‌بندی تومور نسبت به روش‌های دیگر کارآمدتر است.

جدول ۲ تکرار و زمان (برحسب ثانیه) در مدل کانتور فعال پیشنهادی LFI-CV با نداشت ویژگی گابور در مقایسه با مدل‌های کانتور فعال CV دیگر

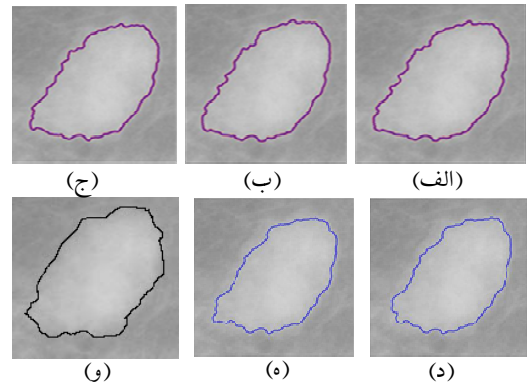
ماموگرام	ماموگرام	مدل کانتور فعال
mdb117	mdb015	
۱۶۹×۱۶۹	۱۳۷×۱۳۷	
تکرار	تکرار	CV
۵۴۸	۱۲۸۱	
زمان(ثانیه)	زمان(ثانیه)	
۱۲/۶۳	۳۷/۹۱	
تکرار	تکرار	G-CV
۵۹۲	۱۶۲۴	
زمان(ثانیه)	زمان(ثانیه)	
۱۴/۴۹	۴۸/۰۸	
تکرار	تکرار	ALR-CV
۵۴۰	۱۳۰۰	
زمان(ثانیه)	زمان(ثانیه)	
۱۲/۸۸	۴۰/۰۱	
تکرار	تکرار	LFI - CV(Gabor) $\frac{\pi}{5}$
۳۷۲	۱۲۷۶	
زمان(ثانیه)	زمان(ثانیه)	
۹/۰۹	۳۷/۵۹	

در شکل‌های ۶ و ۷ تفاوت عملکرد روش پیشنهادی با روش‌های کانتور فعال G-CV و ALR-CV [۲۹] با استفاده از منحنی‌های قرمز رنگ بر روی تصاویر مشخص شده است. می‌توان نتیجه گرفت که نداشت ویژگی بافت گابور در جهت $\pi/5$ به عنوان مناسب‌ترین ضریب برای تقویت نیروی کانتور فعال CV با اطلاعات ویژگی محلی بافت می‌باشد که بر مبنای آن تابع انرژی مدل کانتور فعال پیشنهادی کمینه می‌شود و کانتور فعال از لحاظ تعداد تکرار سریع‌تر تومور سرطانی را ناحیه‌بندی می‌کند. بنابراین، برای ناحیه‌بندی تصاویر با کنتراست پایین مدل کانتور فعال LFI-CV مناسب و کارآمد می‌باشد.

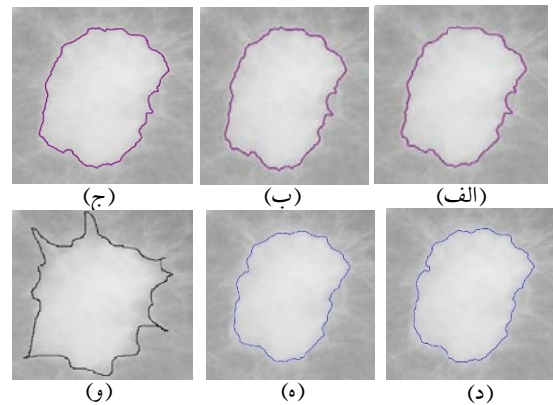
روش پیشنهادی LFI-CV بر مبنای ناحیه می‌باشد و برای ناحیه‌بندی تومور سرطانی استفاده شده است. اطلاعات ویژگی محلی بافت برای تنظیم ضرایب نیروی کانتور فعال به کار برده می‌شود. ویژگی بافت مناسب در تکامل کانتور فعال نهایی موثر می‌باشد. بنابراین مدل کانتور فعال پیشنهادی می‌تواند با استفاده از اطلاعات ویژگی بافت، رابطه‌ی انرژی مدل CV را کمینه کند.

این روش، از لحاظ زمان و تکرار در ناحیه‌بندی تومور تصاویر ماموگرافی کارا می‌باشد. جهت مقایسه‌ی بیشتر، نتایج روی ۳۰ تصویر ماموگرافی که توسط رادیولوژیست ناحیه بندی شده، ارزیابی شده است. نتایج ۱۰ عدد از این تصاویر در جدول ۳ ارائه شده است. در این جدول پیکسل‌های درون (P) و خارج (N)

تصاویر ماموگرافی mdb015، mdb184 و تصاویر ناحیه‌بندی دستی توسط رادیولوژیست در شکل ۴ و شکل ۵ نشان داده شده است.



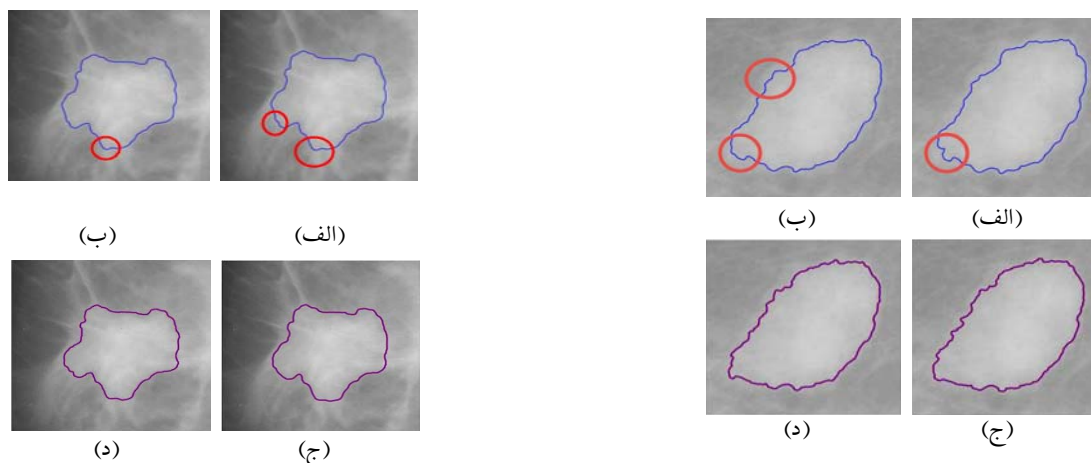
شکل ۴ مقایسه نتایج ناحیه‌بندی بر روی تصویر ماموگرام mdb015 (الف) مدل CV (ب) مدل G-CV (ج) مدل ALR-CV (د) مدل LFI-CV(Contrast) (ه) مدل LFI-CV(Gabor) در جهت $\pi/5$ (و) ناحیه‌بندی دستی توسط رادیولوژیست



شکل ۵ مقایسه نتایج ناحیه‌بندی بر روی تصویر ماموگرام mdb184 (الف) مدل CV (ب) مدل G-CV (ج) مدل ALR-CV (د) مدل LFI-CV(Contrast) (ه) مدل LFI-CV(Gabor) در جهت $\pi/5$ (و) ناحیه‌بندی دستی توسط رادیولوژیست

نتایج در شکل‌های ۴ و ۵ نشان می‌دهد که ناحیه‌بندی در همه‌ی روش‌ها تقریباً مشابه است ولی در روش پیشنهادی، قسمتی از مرزهای تومور دقیق‌تر از روش‌های دیگر مشخص شده‌اند. با توجه به نتایج ذکر شده و به دلیل این که استخراج ویژگی‌های کنتراست و آنتروپی زمان‌بر هستند، استفاده از ویژگی گابور پیشنهاد می‌شود. جدول ۲ مقایسه‌ی تکرار و زمان اجرای مدل کانتور فعال پیشنهادی نداشت ویژگی گابور در جهت $\pi/5$ با مدل‌های کانتور فعال CV [۲۲]، G-CV [۲۹] و ALR-CV [۲۹] را نشان می‌دهد. زمان اجرای مدل کانتور فعال پیشنهادی شامل مجموع زمان استخراج ویژگی بافت و ناحیه‌بندی می‌باشد. از نظر همگرایی تکامل کانتور، ویژگی‌های کنتراست و آنتروپی مناسب می‌باشند ولی زمان استخراج ویژگی زیادی دارند. برای مقایسه‌ی روش پیشنهادی از نداشت ویژگی گابور در جهت $\pi/5$ استفاده می‌شود. مدل $\pi/5$ LFI-CV (Gabor) بر روی تصویر ماموگرام mdb015 در تکرار ۳۷۲، ناحیه‌بندی را در زمان کمتری

ناحیه‌ی تومور که توسط رادیولوژیست مشخص شده و همچنین مقادیر TP و TN به دست آمده توسط روش‌های ناحیه‌بندی گزارش شده است.



شکل ۶ نتایج ناحیه‌بندی بر روی تصویر ماموگرافی mdb015 (الف) کانتور فعال LFI-CV(Contrast) (ب) کانتور فعال LFI-CV(Gabor) در جهت $\pi/5$ (ج) روش G-CV (د) روش ALR-CV

شکل ۷ نتایج ناحیه‌بندی بر روی تصویر ماموگرافی mdb117 (الف) کانتور فعال LFI-CV(Contrast) (ب) کانتور فعال LFI-CV(Gabor) در جهت $\pi/5$ (ج) روش G-CV (د) روش ALR-CV

جدول ۳ تعداد پیکسل‌های P و N در ناحیه‌بندی تومور توسط رادیولوژیست و مقادیر TP و TN در مدل‌های کانتور فعال CV

LFI-CV				ناحیه‌بندی رادیولوژیست	تصاویر
Gabor $\pi/5$	ALR	G-CV	CV		
TP=۲۴۶۸	TP=۲۳۱۳	TP=۲۱۸۶	TP=۲۲۰۴	P=۲۲۳۳	mdb010
TN=۲۰۲۱	TN=۲۱۷۶	TN=۲۳۰۳	TN=۲۲۸۵	N=۲۲۵۶	۶۷×۶۷
TP=۴۱۵۳	TP=۳۹۵۱	TP=۳۸۲۵	TP=۳۸۸۴	P=۴۲۸۴	mdb012
TN=۲۴۰۸	TN=۲۶۱۰	TN=۲۷۳۶	TN=۲۶۷۷	N=۲۲۷۷	۸۱×۸۱
TP=۱۲۱۹۳	TP=۱۱۸۲۸	TP=۱۱۵۷۷	TP=۱۱۵۹۵	P=۱۲۴۶۶	mdb015
TN=۶۵۷۶	TN=۶۹۴۱	TN=۷۱۹۲	TN=۷۱۷۴	N=۶۳۰۳	۱۳۷×۱۳۷
TP=۱۶۴۱	TP=۱۴۱۹	TP=۱۱۸۱	TP=۱۲۰۷	P=۱۲۵۱	mdb023
TN=۱۸۴۰	TN=۲۰۶۲	TN=۲۳۰۰	TN=۲۲۷۴	N=۲۲۳۰	۵۹×۵۹
TP=۵۴۵۸	TP=۵۱۲۴	TP=۴۹۷۷	TP=۴۹۶۰	P=۵۴۰۷	mdb134
TN=۴۳۴۳	TN=۴۶۷۷	TN=۴۸۲۴	TN=۴۸۴۱	N=۴۳۹۴	۹۹×۹۹
TP=۱۳۳۲	TP=۱۲۵۵	TP=۱۱۱۱	TP=۱۱۸۳	P=۱۲۰۰	mdb195
TN=۱۴۷۷	TN=۱۵۵۴	TN=۱۶۹۸	TN=۱۶۲۶	N=۱۶۰۹	۵۳×۵۳
TP=۲۱۶۷	TP=۲۰۴۵	TP=۱۸۷۷	TP=۱۸۸۶	P=۲۲۰۱	mdb199
TN=۱۸۰۲	TN=۱۹۲۴	TN=۲۰۹۲	TN=۲۰۸۳	N=۱۷۶۸	۶۳×۶۳
TP=۷۵۴۸	TP=۶۲۱۳	TP=۵۱۴۲	TP=۵۱۹۹	P=۷۴۳۱	mdb265
TN=۷۰۹۳	TN=۸۴۲۸	TN=۹۴۹۹	TN=۹۴۴۲	N=۷۲۱۰	۱۲۱×۱۲۱
TP=۹۱۲	TP=۹۱۲	TP=۹۱۲	TP=۹۱۱	P=۹۵۸	mdb290
TN=۷۳۶۹	TN=۷۳۶۹	TN=۷۳۶۹	TN=۷۳۷۰	N=۷۳۲۳	۹۱×۹۱
TP=۹۹۱۴	TP=۸۹۴۷	TP=۸۲۲۰	TP=۸۲۷۶	P=۹۷۷۰	mdb315
TN=۲۵۰۵۵	TN=۲۶۰۲۲	TN=۲۶۷۴۹	TN=۲۶۶۹۳	N=۲۵۱۹۹	۱۸۷×۱۸۷

- [2] Wolfgang A, Molecular biology of human cancers, Springer, Dordrecht, 2007.
- [3] McLoughlin K J, Bones P J, Karssemeijer N, "Noise equalization for detection of microcalcification clusters in direct digital mammogram images", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 23, pp. 313-320, 2004.
- [4] Harirchi I, Karbakhsh M, Kashefi A, Momtahan A J, "Breast cancer in Iran: results of a multi-center study", Asian pacific journal of cancer prevention, Vol. 5, pp. 24-27, 2004.
- [5] Tang J, Rangayyan R M, Xu J, El Naqa I, Yang Y, "Computer-aided detection and diagnosis of breast cancer with mammography: recent advances", IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, Vol. 13, pp. 236-251, 2009.
- [6] Cheng H-D, Cai X, Chen X, Hu L, Lou X, "Computer-aided detection and classification of microcalcifications in mammograms: a survey", Pattern Recognition, Vol. 36, pp. 2967-2991, 2003.
- [7] Saha P K, Udupa J K, Conant E F, Chakraborty D P, Sullivan D, "Breast tissue density quantification via digitized mammograms", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 20, pp. 792-803, 2001.
- [8] Mohanalin J, Kalra P.K, Kumar N, "Microcalcification segmentation using normalized tsallis entropy: an automatic "q" calculation by exploiting type II fuzzy sets", IETE J. Res, Vol. 25, pp. 90-96, 2009.
- [9] Chen C.H, Lee G.G, "On digital mammogram segmentation and microcalcification detection using multiresolution wavelet analysis", Graph. Models Image Process, Vol. 59, pp. 349-364, 1997.
- [10] Kestener P, Lina J.M, Saint-Jean P, Arneodo A, "Wavelet-based multifractal formalism to assist in diagnosis in digitized mammograms", Image Anal. Stereol, Vol. 20, pp. 169-174, 2001.
- [11] Arneodo A, Decoster N, Kestener P, Roux S.G, "A Wavelet-Based Method for Multifractal Image Analysis: From Theoretical Concepts to Experimental Applications", 2003.
- [12] Halkiots S, Botsis T, Rangoussi M, "Automatic detection of clustered microcalcifications in digital mammograms using mathematical morphology and neural networks", Signal Process, Vol. 87, pp. 1559-1568, 2007.
- [13] Stojic T, Reljin I, Reljin B, "Adaptation of multifractal analysis to segmentation of microcalcifications in digital mammograms", Physica A, Vol. 367, pp. 494-508, 2006.
- [14] Cao Y, Hao X, Xia S, "An improved region-growing algorithm for mammographic mass segmentation", Sixth International Symposium on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition, International Society for Optics and Photonics, 2009.
- [15] Reyad Y, El-Zaart A, Mathkour H, Al-Zuair M, Al-Salman H, "Segmentation of fibro-glandular discs in digital mammograms using log-normal distribution", in

همچنین، حساسیت و دقت برای ۳۰ تصویر فوق بدست آورده شده و میانگین نتایج در جدول ۴ گزارش شده است. متوسط حساسیت روش مدل کانتور فعال پیشنهادی ۹۸,۱۳ می‌باشد. متوسط دقت و حساسیت در مدل پیشنهادی LFI-CV(Gabor) نسبت به مدل‌های دیگر کانتور فعال بیشتر است.

جدول ۴ متوسط مقادیر حساسیت و دقت در مدل کانتور فعال پیشنهادی LFI-CV با نداشت ویژگی بافت گابور در مقایسه با سایر

مدل‌های کانتور فعال CV		
مدل کانتور فعال	حساسیت (متوسط)	دقت (متوسط)
CV	۹۰,۵۳	۸۵,۶
G-CV	۸۹,۷۴	۸۸,۶
ALR-CV	۹۴,۴۵	۹۲,۰۲
LI	۹۸,۱۳	۹۳,۴۱

۵ جمع‌بندی

در این مقاله، از اطلاعات ویژگی محلی بافت تصویر در مدل کانتور فعال CV به منظور ناحیه‌بندی تومور در تصاویر ماموگرافی استفاده شده است. این روش می‌تواند با استفاده از ویژگی‌های بافت مناسب، ضرایب نیروی مدل کانتور فعال CV را تنظیم کند تا تابع انرژی کمینه شود و کانتور تکامل یابد. بنابراین، انتخاب اطلاعات ویژگی بافت مناسب از ماتریس نگاشت ویژگی‌های بافت در تنظیم ضرایب نیروی مدل CV و کمینه کردن تابع انرژی برای توقف کانتور بر روی مرز تومور موثر هستند. نتایج شبیه‌سازی این روش بر روی تصاویر ماموگرافی پایگاه داده MIAS مورد بررسی قرار گرفتند و با ناحیه‌بندی انجام شده توسط رادیولوژیست مقایسه شدند. مدل ناحیه‌بندی پیشنهادی با بررسی کانتور نهایی و تعداد تکرارها و زمان مصرفی تا رسیدن به کانتور بهینه ارزیابی شد. نتایج نشان داد که روش پیشنهادی با نداشت ویژگی گابور، ناحیه‌بندی را در تکرار کمتر و از لحاظ زمانی سریع‌تر انجام می‌دهد و دقت بیشتری نسبت به مدل‌های کانتور فعال دیگر دارد. مدل کانتور فعال پیشنهادی نسبت به مدل ALR-CV از نظر تعداد تکرار و زمان و دقت مناسب‌تر می‌باشد. مقایسه‌ی روش کانتور فعال پیشنهادی $\pi/5$ با LFI-CV(Gabor) با روش‌های ارائه شده، کارآمد بودن این روش را در ناحیه‌بندی تومور در تصاویر ماموگرافی نشان می‌دهد.

مراجع

- [1] Sampat M P, Markey M k, Bovik A C, "Computer aided detection and diagnosis in mammography", Handbook of image and video processing, Vol. 2, pp. 1195-1217, 2005.

- information", *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol. 29, pp. 71–78, 2015.
- [30] Osher S, Sethian J A, "Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton–Jacobi formulations", *Journal of computational physics*, Vol. 79, pp. 12–49, 1988.
- [31] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I H, "Textural features for image classification. Systems", *IEEE Transactions on Man and Cybernetics*, Vol. 6, pp. 610–621, 1973.
- [32] Gebejes A, Huertas R. "Texture characterization based on grey-level co-occurrence matrix", *Proceedings in Conference of Informatics and Management Sciences*, 2013.
- [33] Wu Q, Gan Y, Lin B, Zhang Q, Chang H, "An active contour model based on fused texture features for image segmentation", *Neurocomputing*, Vol. 151, pp. 1133–1141, 2015.
- [34] Clausi D A, Jemigan M E, "Designing Gabor filters for optimal texture separability", *Pattern Recognition*, Vol. 33, pp. 1835–1849, 2000.
- [35] Beura S, Majhi B, Dash R, "Mammogram classification using two dimensional discrete wavelet transform and gray-level co-occurrence matrix for detection of breast cancer", *Neurocomputing*, Vol. 154, pp. 1–14, 2015.
- [36] Shen-Chuan T, Zih-Siou C, Wei-Ting T, "An Automatic Mass Detection System in Mammograms Based on Complex Texture Features", *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, Vol. 18, pp. 618–627, 2014.
- [37] <http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html>.
- [38] Saki F, Tahmasbi A, Soltanian-Zadeh H, & Shokouhi, S. B, "Fast opposite weight learning rules with application in breast cancer diagnosis", *Computers in biology and medicine*, Vol. 43, pp. 32–41, 2013.
- [39] Tahmasbi A, Saki F, B. Shokouhi Sh, "Classification of benign and malignant masses based on Zernike moments", *Computers in biology and medicine*, Vol. 41, pp. 726–735, 2011.
- Recent Progress in Data Engineering and Internet Technology, Springer, pp. 475–480, 2013.
- [16] Hamarneh G, Li X, "Watershed segmentation using prior shape and appearance knowledge", *Image and Vision Computing*, Vol. 27, pp. 59–68, 2009.
- [17] Shengzhou X, Chengdan P. "Hierarchical matching for automatic detection of masses in mammograms", *IEEE International Conference on Electrical and Control Engineering (ICECE)*, 2011.
- [18] Song E, Xu S, Xu X, Zeng J, Lan Y, Zhang S, Hung C-C, "Hybrid Segmentation of Mass in Mammograms Using Template Matching and Dynamic Programming", *Academic Radiology*, Vol. 17, pp. 1414–1424, 2010.
- [19] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D, "Snakes: Active contour models", *International journal of computer vision*, Vol. 1, pp. 321–331, 1988.
- [20] Cheng J, Liu Y, Jia R, Guo W, "A new active contour model for medical image analysis-wavelet vector flow", *IAENG International Journal of Applied Mathematics*, Hong Kong, 2007.
- [21] Zhang K, Song H, Zhang L, "Active contours driven by local image fitting energy", *Pattern recognition*, Vol. 43, pp. 1199–1206, 2010.
- [22] Chan T F, Vese L, "Active contours without edges", *IEEE transactions on Image processing*, Vol. 10, pp. 266–277, 2001.
- [23] Li C, Kao C-Y, Gore J C, Ding Z, "Implicit active contours driven by local binary fitting energy", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007.
- [24] Duarte M A, Alvarenga A V, Azevedo C M, Calas M J G, Infantosi A F, Pereira W C, "Evaluating geodesic active contours in microcalcifications segmentation on mammograms", *Computer methods and programs in biomedicine*, Vol. 122, pp. 304–315, 2015.
- [25] Fahssi K E, Elmoufidi A, Abenaou A, Jai-Andaloussi S, Sekkaki A, "Mass segmentation in mammograms based on the minimisation of energy and active contour model", *IEEE International Symposium on in Medical Measurements and Applications (MeMeA)*, Lisboa, 2014.
- [26] Xu C, Prince J L, "Snakes, shapes, and gradient vector flow", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 7, pp. 359–369, 1998.
- [27] Wang L, He L, Mishra A, Li C, "Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy", *Signal Processing*, Vol. 89, pp. 2435–2447, 2009.
- [28] Li C, Kao C-Y, Gore J C, Ding Z, "Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation", *IEEE transactions on image processing*, Vol. 17, pp. 1940–1949, 2008.
- [29] Korfiatis V C, Asvestas P A, Matsopoulos G K, "Automatic local parameterization of the Chan Vese active contour model's force coefficients using edge



فاطمه شیرازی مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی برق مخابرات سیستم در سال ۱۳۹۵ از دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته کرمان دریافت نموده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه او پردازش تصویر، یادگیری ماشین، روش‌های بهینه‌سازی ابتکاری و مخابرات سبز است.



عصمت راشدی مدرک کارشناسی ارشد و دکتری خود را در رشته برق مخابرات از دانشگاه شهید باهنر کرمان به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۶ و ۱۳۹۲ دریافت کرد. وی هم‌اکنون استادیار گروه مهندسی برق دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته کرمان می‌باشد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه او پردازش تصویر، بازشناسی الگو و رایانش نرم است.



حسین نظام‌آبادی پور تحصیلات خود را در دوره کارشناسی مهندسی برق-الکترونیک در دانشگاه شهید باهنر کرمان در سال ۱۳۷۷ و در مقاطع کارشناسی ارشد و دکتری مهندسی برق-الکترونیک در دانشگاه تربیت مدرس به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۸۳ به پایان رسانده است. وی هم‌اکنون استاد بخش مهندسی برق دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه او پردازش تصویر، بازشناسی الگو، کاربرد رایانش نرم در پردازش تصویر و روش‌های بهینه‌سازی ابتکاری است.