ORIGINAL ARTICLE

Iranian Quarterly Journal of Breast Disease 2017; 10(2):16.

Determining Mass Boundary in 3D Automated Breast Ultrasound Images Using a Deformable Model

Kozegar E: School of Computer Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran
Soryani M: School of Computer Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran
Behnam H: School of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran
Salamati M: Department of Reproductive Imaging, Reproductive Biomedicine Research Center, Royan Institute for Reproductive Biomedicine, ACECR, Tehran, Iran
Tan T, Department of Radiology and Nuclear Medicine, Radboud University Medical Center, Nijmegen 6525 GA, the Netherlands

Corresponding Author: Mohsen Soryani, soryani@iust.ac.ir

[Downloaded from ijbd.ir on 2025-07-15]

[DOR: 20.1001.1.17359406.1396.10.2.2.3]

Abstract

Introduction: 3D Automated Breast Ultrasound System (ABUS) is a new imaging modality which can be utilized for early diagnosis of breast cancer. Mass segmentation plays an important role in ABUS because the segmented region is used for mass volume estimation, temporal comparison and diagnosing the type of masses as benign or malignant.

Methods: In this paper a geometric model called distance regularized level set evolution (DRLSE) has been applied for mass segmentation. This model is categorized into edge based deformable models. We implemented DRLSE in three dimensions and modified the Neumann boundary conditions as well. Afterwards, a force named balloon force was adjusted to approach the initial contour to the mass borders.

Results: In the presented work Dice similarity measure has been used for evaluation of the proposed segmentation method. Based on the results, we concluded that using a balloon force of -5.5 we can achieve a Dice of 0.52. This result is calculated by comparing the output of the proposed computerized segmentation method and the manually segmented regions by an expert radiologist on a dataset with 50 masses.

Conclusion: The resulted similarity is higher than 0.4 which is an acceptable level for segmentation of masses in ABUS.

Keywords: 3D Automated Breast Ultrasound, Computer Aided Systems, Image Processing, Mass Segmentation.

مقاله پژوهشی

فصلنامهٔ بیماری‌های پستان ایران، سال دهم، شماره دوم، تابستان ۱۳۹۶؛ (۲۶ -۱۷)

تاریخ ارسال: ۹۶/۲/۴ | تاریخ پذیرش: ۹۶/۴/۲۶

تعیین مرز توده در تصاویر سه بُعدی اولتراسوند خودکار (ABUS) با استفاده از یک مدل شکل‌پذیر

احسان‌اله کوزه‌گر: دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

محسن سریانی*: دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

حمید بهنام: دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

معصومه سلامتی: پژوهشگاه رویان، پژوهشکده زیست‌شناسی و علوم پزشکی تولید مثل جهاد دانشگاهی، مرکز تحقیقات پزشکی تولید مثل، گروه تصویربرداری تولید مثل، تهران، ایران

تائو تَن: دانشکده رادیولوژی و پزشکی هسته‌ای، مرکز پزشکی دانشگاه رادبود، نایمخن، هلند

چکیده

مقدمه: تصویربرداری اولتراسوند خودکار سه بُعدی موسوم به ABUS یک روش تصویربرداری جدید است که به عنوان یک روش غربالگری مکمل برای ماموگرافی، جهت تشخیص زودهنگام سرطان پستان مورد استفاده قرار می‌گیرد. بخش‌بندی توده‌ها در این تصاویر نقش بسیار مهمی ایفا می‌کند، زیرا نتیجه حاصل از آن جهت تخمین حجم توده، مقایسه‌های زمانی و تشخیص خوش‌خیمی و بدخیمی ضایعه بسیار مهم است.

روش بررسی: در مقاله حاضر، از یک مدل هندسی موسوم به «تکامل مجموعه تراز تنظیم فاصله» جهت بخش‌بندی توده‌ها بهره گرفتیم. این مدل در زمره مدل‌های هندسی مبتنی بر لبه قرار می‌گیرد که آن را در سه‌بُعد پیاده‌سازی و شرایط مرزی نیومن را اصلاح کردیم. سپس با تنظیم نیرویی به نام نیروی بالونی سعی کردیم منحنی اولیه را تا حد امکان به مرزهای توده نزدیک کنیم. در مقاله حاضر، جهت ارزیابی کارایی سیستم پیشنهاد شده، آن را بر روی ۵۰ توده آزمایش کردیم. در آزمایش‌های انجام شده برای ارزیابی روش پیشنهادی از معیار دایس استفاده کردیم.

یافته‌ها: طی ارزیابی انجام شده به این نتیجه رسیدیم که با استفاده از ضریب بالونی برابر ۵/۵- می‌توانیم به میانگین همپوشانی برابر ۰/۵۲ بر اساس معیار دایس دست یابیم. این در حالیست که مدل مشهور کانتور فعال جئودزیک (GAC) به میانگین همپوشانی برابر ۰/۲۸ رسیده است که نشان دهنده کارایی بیشتر روش پیشنهاد شده است.

نتیجه‌گیری: نتیجه به دست آمده در این مقاله بالاتر از همپوشانی ۰/۴ است که به عنوان یک سطح قابل قبول برای بخش‌بندی توده‌ها در تصاویر ABUS شناخته می‌شود.

واژه‌های کلیدی: تصویربرداری سه بعدی اولتراسوند خودکار، سیستم‌های کمکی کامپیوتری، پردازش تصویر، بخش‌بندی توده.

* نشانی نویسنده مسئول: تهران، میدان رسالت، خیابان هنگام، دانشگاه علم و صنعت ایران، دانشکده مهندسی کامپیوتر، محسن سریانی.
نشانی الکترونیک: soryani@iust.ac.ir

[Downloaded from ijbd.ir on 2025-07-15]

DOR: 20.1001.1.17359406.1396.10.2.2.3]

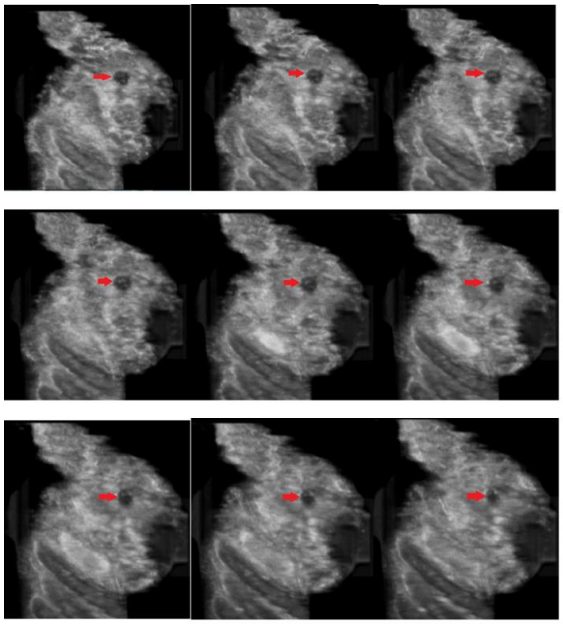
مقدمه

سرطان پستان یک بیماری مهم در کشورهای مختلف (مخصوصا کشورهای غربی) محسوب می‌شود. طبق آمار، سرطان پستان رایج‌ترین نوع سرطان و اولین عامل مرگ زنان ۲۰ تا ۵۹ ساله است (۱). مهم‌ترین راه مقابله با سرطان پستان تصویربرداری پزشکی است که با استفاده از آن رادیولوژیست‌ها می‌توانند سرطان را در مراحل ابتدایی شناسایی کنند. ماموگرافی رایج‌ترین روش تصویربرداری از پستان است اما محدودیت‌های خاص خودش را دارد. یکی از این محدودیت‌ها حساسیت کم ماموگرافی بر روی زنانی است که پستان‌های متراکم دارند (۲). نکته دیگری که باید به آن اشاره کرد، ضرر استفاده از اشعه ایکس در ماموگرافی است. این اشعه یون‌زا بوده و برای زنان زیر ۳۰ سال توصیه نمی‌شود زیرا در معرض اشعه قرار گرفتن می‌تواند خطر ابتلا به سرطان را افزایش دهد. همچنین استفاده از ماموگرافی منجر به مثبت‌های نادرست زیادی می‌شود به طوری که ۶۵ تا ۸۵ درصد از موارد به اشتباه به پاتولوژی ارجاع داده می‌شوند تا تحت عمل بیوپسی قرار گیرند. بیوپسی‌های غیر ضروری علاوه بر اینکه برای بیمار هزینه‌بردار هستند، فشار روحی فراوانی به بیمار وارد می‌کند (۳).

بنابر موارد بالا نتیجه می‌گیریم که استفاده از ماموگرافی برای زنان جوان چندان کارا نمی‌باشد. حال با توجه به آن که در کشور ما سن ابتلا به سرطان ۵ تا ۱۰ سال پایین‌تر از میانگین جهان است (۱) و این کاهش همچنان ادامه دارد، انتظار می‌رود که برای افزایش کارایی غربالگری از تکنیک دیگری در کنار ماموگرافی استفاده شود. یک روش رایج استفاده از تصویربرداری سونوگرافی[1] است که با استفاده از آن می‌توان توده‌های کوچکی که در تصاویر ماموگرافی به دلیل بافت‌های چگال از چشم دور می مانند را شناسایی کرد. همچنین در مورد زنانی که نباید در معرض اشعه قرار بگیرند می‌توان از سونوگرافی به عنوان یک جایگزین ماموگرافی استفاده کرد.

گرچه استفاده از سونوگرافی در برابر ماموگرافی دارای مزایایی است اما محدودیت‌هایی نیز دارد. به عنوان مثال، سونوگرافی وابسته به کاربر است و برای تولید تصویر نیاز به رادیولوژیست‌های خبره دارد. حتی رادیولوژیست‌های چیره دست نیز تصاویر متفاوتی را ثبت می‌کنند. همچنین از آنجایی که از رادیولوژیست‌های خبره برای گرفتن تصاویر سونوگرافی باید استفاده شود، این نوع غربالگری هزینه‌بردار نیز می‌باشد. از طرفی استفاده از سونوگرافی زمان‌بر است، چون باید کل پستان توسط رادیولوژیست اسکن شود که این امر موجب خستگی رادیولوژیست شده و احتمال خطا را بالا می‌برد. یکی دیگر از ضعف‌های سونوگرافی این است که قابلیت تولید مجدد ندارد. قابلیت تولید مجدد در مواردی می‌تواند مفید باشد که پزشک بخواهد تغییرات توده را در بازه‌های زمانی معین ارزیابی کند (۵).

می‌توان مشکلات سونوگرافی را با استفاده از دستگاه‌های تصویربرداری خودکار حل کرد. این نوع تصویربرداری می‌تواند توسط یک تکنسین یا پرستار آموزش دیده انجام شود و نیاز به یک رادیولوژیست خبره نیست (۶). در این تصویربرداری، مبدل در عرض پستان و یا دور پستان به صورت خودکار حرکت کرده و تصاویر دو بعدی را فراهم می‌کند که مجموع این تصاویر کل پستان را پوشش می‌دهند. سپس تصاویری سه بعدی از روی هم قرار دادن این برش‌های دو بعدی حاصل می‌شود که می‌تواند برای مقایسه‌های زمانی نیز مورد استفاده قرار گیرد. به عنوان نمونه، در شکل ۱ چندین مقطع پشت سر هم از یک حجم سه بعدی از کل پستان نشان داده شده است.



شکل ۱: چند مقطع متوالی از یک حجم سه بعدی در نمای کرونال (فلش قرمز رنگ مکان توده را نشان می‌دهد)

[1] Handheld Ultrasound (HHUS)

[Downloaded from ijbd.ir on 2025-07-15]
[DOR: 20.1001.1.17359406.1396.10.2.2.3]

تصویربرداری اولتراسوند به صورت خودکار نسبتاً کم هزینه و کارا است. کِلی و همکارانش نشان دادند که با اضافه کردن اولتراسوند خودکار به ماموگرافی بر روی زنان دارای پستان‌های متراکم، هم حساسیت[2] افزایش می‌یابد و هم نرخ مثبت نادرست[3] کاهش می‌یابد (۲). بنابر موارد مطرح شده تاکنون، می‌توان نتیجه گرفت که تصویربرداری ABUS می‌تواند انقلابی در تصویربرداری پستان (به ویژه برای زنان جوان) ایجاد کند.

حال به این موضوع می‌پردازیم که سیستم کمکی کامپیوتری ما با چه هدف و انگیزه‌ای ایجاد خواهد شد. اصولاً هدف از طراحی سیستم‌های کمکی همان‌گونه که از اسم آن بر می‌آید کمک به رادیولوژیست‌ها در شناسایی و تشخیص اختلالات موجود در تصاویر می‌باشد و هیچگاه هدف این نبوده که بخواهیم این سیستم‌ها را جایگزین رادیولوژیست‌ها کنیم، بلکه این سیستم‌ها به عنوان یک مفسر دوم عمل کرده و به رادیولوژیست در شناسایی اختلالات کمک می‌کنند (۷). برعکس تصاویر ماموگرافی، هنوز جای سیستم‌های کمکی کامپیوتری برای تصاویر سه بعدی اولتراسوند خودکار (ABUS) خالی است و توسعه این سیستم‌ها هنوز در مراحل مقدماتی قرار دارد. ما در مقاله قصد داریم یک سیستم خودکار برای تعیین مرز توده در تصاویر ABUS ارایه دهیم. تعیین مرز توده، در استخراج ویژگی برای سیستم‌های کمکی کامپیوتری جهت تشخیص خوش‌خیمی و بدخیمی توده نقش بسیار مهمی ایفا می‌کند. علاوه بر این، این سیستم‌های تعیین مرز می‌توانند برای تخمین حجم توده و مقایسه‌های زمانی برای بررسی تغییرات توده در طول زمان مورد استفاده قرار گیرند. همچنین تعیین مرز توده در یک تصویر سه بعدی با تعداد برش‌های زیاد، به صورت دستی برای یک رادیولوژیست زمان‌بر و خسته کننده است که این امر احتمال خطای انسانی را بالا می‌برد. از این‌رو، پیاده‌سازی یک سیستم بخش‌بندی خودکار از اهمیت بسزایی برخوردار است.

بر اساس آخرین تحقیقات ما، به دلیل جدید بودن موضوع، تنها دو مقاله بر روی تعیین مرز توده‌ها در تصاویر سه بعدی ABUS کار کرده و نتایج کمّی خود را ارایه کرده‌اند. در این قسمت به معرفی این دو کار می‌پردازیم.

در مقاله اول که در سال ۲۰۱۳ توسط کیو و همکارانش ارایه شد (۹)، برای تخمین اولیه مرز توده‌ها از تعیین مرز RGI[4] استفاده کردند. برای یک کانتور مفروض $d\Omega$، RGI سه بعدی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$RGI_{3D} = \frac{\sum_{d\Omega} \vec{G}(x,y,z).\hat{r}(x,y,z)}{\sum_{d\Omega} |\vec{G}(x,y,z)|}$$

که G بردار گرادیان تصویر و r بردار یکه در جهت شعاعی[5] است. بنابراین از میان کانتورهای کاندیدا، کانتوری که بیشترین مقدار RGI را داشته باشد به عنوان نتیجه بخش‌بندی RGI انتخاب می‌شود. سپس خروجی این روش، به عنوان ورودی یک مدل شکل‌پذیر مبتنی بر لبه در نظر گرفته شد. این مدل شکل‌پذیر اولین بار در سال ۲۰۰۵ توسط لی و همکارانش توسعه داده شد[6]. نوآوری آنها این بود که $\int(|\nabla\varphi|-1)^2$ را به عنوان یک جمله در تابعی انرژی Geodesic به عنوان تنظیم کننده فاصله[7] در نظر گرفتند (۱۰). مدل Geodesic به کار رفته در مقاله کیو و همکاران، مانند اکثر مدل‌های مبتنی بر لبه دارای یک نیروی بالونی (نیروی ثابت) است. آنها این ضریب را منفی در نظر گرفتند برای اینکه کانتور متورم شود. یعنی فرض کردند که کانتور حاصل از RGI در درون توده قرار گرفته است. اما ضعف اصلی مدل آنها دقیقا همینجاست زیرا هیچگونه تضمینی وجود ندارد که نتیجه بخش‌بندی RGI کاملاً درون کانتور قرار گیرد. برای اینکه شرایط برای این فرض فراهم شود آنها با عمل مورفولوژی erosion سعی کردند که کانتور را کوچک کنند. آنها از یک ساختار مکعبی به عنوان عنصر سازنده[8] استفاده کردند. طول ضلع این مکعب برابر با یک پنجم ریشه سوم حجم حاصل از RGI در نظر گرفته شد. اما نکته اینجاست که حتی با اعمال این تکنیک باز هم تضمینی برای اینکه نتیجه بخش‌بندی اولیه بیرون توده واقعی قرار گیرد وجود ندارد.

[2] Sensitivity
[3] False positive rate

[4] Radial Gradient Index
[5] Radial direction
[6] لی و همکارانش ۵ سال بعد مشکلات این روش را برطرف و در سال ۲۰۱۰ مدل DRLSE را پیشنهاد کردند.
[7] Distance Regularization
[8] Structuring Element

[Downloaded from ijbd.ir on 2025-07-15]
DOR: 20.1001.1.17359406.1396.10.2.2.3]

کیو و همکارانش برای ارزیابی روش پیشنهادی، تنها سه صفحه عمود بر هم که از مرکز توده میگذرد را مبنای مقایسه قرار دادند:

$$dice_{avg} = \frac{1}{3}\left(\frac{2(\Omega \cap \omega_{man})}{\Omega + \omega_{man}})_{xy} + \frac{2(\Omega \cap \omega_{man})}{\Omega + \omega_{man}})_{yz} + \frac{2(\Omega \cap \omega_{man})}{\Omega + \omega_{man}})_{xz}\right)$$

که Ω نتیجه تعیین مرز الگوریتم پیشنهاد شده در یک صفحه مشخص و ω_{man} نتیجه تعیین مرز رادیولوژیست به صورت دستی است. بر اساس معیاری که آنها تعریف کردند. نویسندگان این مقاله حتی در تعریف معیار دقت نیز بایاس شده عمل کردند زیرا می‌بایست هم‌پوشانی را بر روی کل حجم بخش‌بندی شده و توده واقعی محاسبه کرد در حالی‌که آنها تنها هم‌پوشانی را بر روی ۳ بُرش محاسبه کردند.

در مقاله دوم که مقاله به مراتب عمیق‌تری نسبت به مقاله اول است، تَن و همکارانش از یک تکنیک برنامه‌نویسی پویا برای به دست آوردن مرز توده استفاده کردند (۱۱). این تکنیک که ملقب به اسکن حلزونی است توسط ونگ و همکارانش برای تعیین مرز ندول‌های ریوی در تصاویر سه بعدی سی‌تی اسکن معرفی گردید. به دلیل جزئیات زیاد این روش، در اینجا تنها مراحل آن را به طور خلاصه بیان می‌کنیم. این الگوریتم شامل ۵ مرحله است: ۱) تبدیل حجم مورد نظر به یک تصویر دو بعدی ۲) لبه‌یابی با استفاده از برنامه نویسی پویا ۳) اضافه کردن چندین جهت اسکن در مدل حلزونی ۴) بازسازی سه بعدی ۵) اضافه کردن اطلاعات عمق جهت بهبود نتیجه تعیین مرز توده.

تَن و همکارانش علاوه بر پیاده‌سازی تکنیک برنامه‌نویسی پویا، روش‌های موجود دیگری مانند graph cut، GAC، smart opening را نیز پیاده‌سازی کردند طبق نتایج به دست آمده، تکنیک برنامه نویسی پویا بهتر از روش‌های دیگر عمل کرده است.

بخش‌بندی توده‌ها در تصاویر ABUS به ۴ دلیل یک مساله چالش‌انگیز محسوب می‌شود. ۱) توده‌های موجود در پستان دارای شکل‌ها و اندازه‌های متنوعی هستند که این امر باعث می‌شود پیاده‌سازی یک روش بخش‌بندی مقاوم نسبت به این تغییرات بسیار مشکل شود. ۲) وجود نویز اسپکل موجود در تصاویر اولتراسوند سبب کاهش وضوح لبه‌های موجود در تصویر می‌گردد. ۳) رزولوشن تصاویر ABUS به طور کلی پایین است که این امر به منزله کیفیت پایین این تصاویر است. ۴) در تصاویر ABUS با یک حجم سر و کار داریم و مدل‌های تعیین مرز ما باید یک حجم را به جای یک سطح دو بعدی بخش‌بندی کنند. در واقع اضافه شدن بعد سوم به مساله تعیین مرز، سبب سخت‌تر شدن آن می‌شود. این چالش‌ها در کنار هم سبب می‌شوند تا روش‌های کلاسیک تعیین مرز در مورد این تصاویر پاسخ قابل قبولی در پی نداشته باشند. در مساله تعیین مرز که ما با آن مواجهیم، تنها اطلاعاتی که ما در اختیار داریم، مختصات تقریبی مرکز توده است. این محدودیت کار ما را بسیار سخت‌تر می‌کند. در واقع این شرط به این دلیل اعمال می‌شود که خروجی سیستم‌های توده‌یاب (یعنی سیستم‌هایی برای تعیین مکان توده‌ها) بتوانند به عنوان ورودی سیستم‌های تشخیصی (جهت تشخیص خوش‌خیمی و برخیمی) مورد استفاده قرار گیرند. از آنجایی که خروجی بسیاری از سیستم‌های توده‌یاب، یک مختصات به عنوان مرکز توده است (مانند یک مارکر در یک موقعیت مشخص)، این محدودیت مهم را برای بخش‌بندی توده‌ها در نظر گرفتیم.

یک کاندیدای مناسب برای مساله تعیین مرز اشیا در تصاویر پزشکی (و نه فقط تصاویر اولتراسوند) مدل‌های شکل‌پذیر هستند. مدل‌های شکل‌پذیر به شدت توسط محققان مورد توجه قرار گرفته و برای بخش‌بندی تصاویر پزشکی منجر به نتایج قابل قبولی شده‌اند. ما نیز در این مقاله به سراغ یک مدل شکل‌پذیر هندسی مبتنی بر لبه موسوم به DRLSE[9] (۸) رفتیم و با اصلاح آن و توسعه آن در سه بعد، به نتایج قابل قبولی دست یافتیم.

مواد و روش‌ها

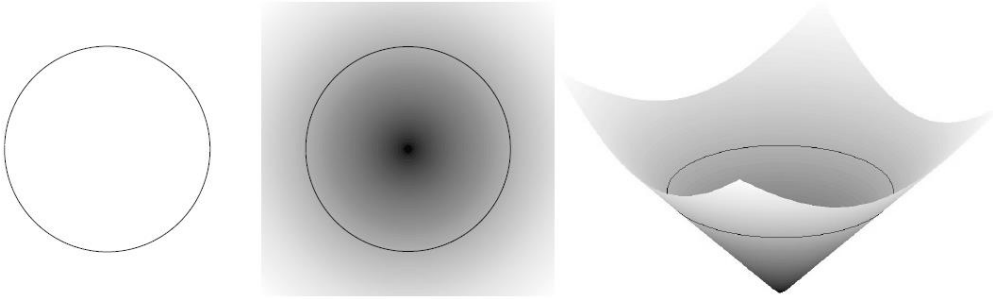
همان‌طور که در بخش مقدمه ذکر شد، یک کاندیدای مناسب برای مساله تعیین مرز در تصاویر پزشکی (نه فقط تصاویر اولتراسوند) مدل‌های شکل‌پذیر هستند. مدل‌های شکل‌پذیر به دو دسته کلی تقسیم می‌شوند: ۱) مدل‌های پارامتریک ۲) مدل‌های هندسی. مدل‌های پارامتریک

[9] Distance Regularization Level Set Evolution (DRLSE)

[Downloaded from ijbd.ir on 2025-07-15]

[DOR: 20.1001.1.17359406.1396.10.2.2.3]

نسبت به مقداردهی اولیه خم حساس هستند و مطلقا در مساله ما قابل استفاده نیستند. مدل‌های هندسی بر مبنای تئوری تکامل خم و مجموعه‌های تراز بنا شده‌اند. در واقع ایده‌ی اصلی مدل‌های شکل‌پذیر هندسی، متناسب کردن تغییرات منحنی (با استفاده از انحنا یا نیروی ثابت) با داده‌های تصویر است به صورتی که تکامل منحنی در مرزهای شی خاتمه یابد. این تکامل با روش مجموعه تراز پیاده سازی می‌شود. در روش مجموعه تراز، منحنی به صورت ضمنی به شکل یک مجموعه از توابع عددی دو بعدی نمایش داده می‌شود که از آن تحت عنوان تابع مجموعه تراز نام برده می‌شود. این تابع معمولاً در همان فضایی تعریف می‌شود که تصویر تعریف شده است. مجموعه تراز به صورت مجموعه نقاطی که مقادیر تابع یکسانی دارند تعریف می‌شود. شکل ۲ مثالی از نمایش یک منحنی به صورت مجموعه سطح صفر را نشان می‌دهد. تنها هدف استفاده از توابع مجموعه سطح فراهم کردن نمایشی صریح از تصویر برای کاربردهای تکامل منحنی می‌باشد.



شکل ۲: مثالی از نمایش منحنی به صورت مجموعه سطح. تصویر چپ: نمایش منحنی. شکل وسط: تابع مجموعه سطح که در آن منحنی به صورت مجموعه سطح صفر تعبیه شده است (به رنگ مشکی). شکل سمت راست: نقشه ارتفاع تابع مجموعه سطح که در آن مجموعه سطح صفر به رنگ مشکی نمایش داده شده است.

در روش مجموعه تراز، منحنی به صورت ضمنی به شکل یک مجموعه از توابع عددی دو بعدی نمایش داده می‌شود که از آن تحت عنوان تابع مجموعه تراز نام برده می‌شود. این تابع معمولاً در همان فضایی تعریف می‌شود که تصویر تعریف شده است. مجموعه تراز به صورت مجموعه نقاطی که مقادیر تابع یکسانی دارند تعریف می‌شود. شکل ۲ مثالی از نمایش یک منحنی به صورت مجموعه سطح صفر را نشان می‌دهد. تنها هدف استفاده از توابع مجموعه سطح، فراهم کردن نمایشی صریح از تصویر برای کاربردهای تکامل منحنی می‌باشد.

برعکس مدل‌های پارامتریک، روش مجموعه تراز به جای دنبال کردن منحنی در زمان، منحنی را با بروز رسانی تابع مجموعه تراز در مختصات‌های ثابتی در زمان تغییر می‌دهد. یک خاصیت مهم این روش آن است که تابع مجموعه تراز در خلال تغییر منحنی و تغییر توپولوژی آن، تابعی معتبر باقی خواهد ماند. مدل‌های هندسی به دو دسته کلی تقسیم می‌شوند: ۱) مدل‌های هندسی مبتنی بر ناحیه ۲) مدل‌های هندسی مبتنی بر لبه. ما از مدل‌های مبتنی بر ناحیه صرف‌نظر کردیم زیرا مدل‌های مبتنی بر ناحیه در مساله ما تصویر را به دو ناحیه تقسیم می‌کنند: یک ناحیه روشن همگن و یک ناحیه تاریک همگن، اما از آنجایی‌که توده‌ها (مخصوصاً توده‌های بدخیم) دارای ناهمگنی‌های زیادی در درون خود هستند بنابراین نتیجه می‌گیریم که این مدل‌ها مناسب مساله ما نیست. از این‌رو مدل‌های شکل‌پذیر مبتنی بر لبه را انتخاب کردیم. در این مقاله ما از تکامل مجموعه تراز تنظیم فاصله (DRLSE) بهره گرفتیم.

نوآوری اصلی این مدل، گنجاندن یک عبارت جدید در تابعی انرژی، به منظور تنظیم فاصله[10] است. هدف از تنظیم فاصله این است که تابع مجموعه تراز[11] ما از تعریف فاصله علامت دار تخطی نکرده تا بدین ترتیب نیاز به مقداردهی مجدد حین تکامل منحنی نداشته باشیم. تابعی انرژی برای این مدل به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$E(\varphi) = \mu R_p(\varphi) + E_{ext}(\varphi)$$

[10] Distance regularization
[11] Level set function

[Downloaded from ijbd.ir on 2025-07-15]
DOR: 20.1001.1.17359406.1396.10.2.2.3]

در رابطه (۳)، $R_p(\varphi)$ عبارت تنظیم‌کننده فاصله است. جمله دیگر یعنی $E_{ext}(\varphi)$، انرژی بیرونی است که می‌تواند از هر مدلی اقتباس شود. عبارت تنظیم‌کننده فاصله به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$R_p(\varphi) = \int_{\Omega} p(|\nabla\varphi|)dX$$

در رابطه (۴)، p تابع پتانسیلی است که یک عدد بین ۰ تا بی‌نهایت را به یک عدد حقیقی نگاشت می‌کند. تابع پتانسیلی که پیشنهاد شده است دارای ۲ مینیمم محلی در ۰ و ۱ بود:

$$p(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2}(1-\cos(2\pi s)), & if\ s \le 1 \\ \frac{1}{2}(s-1)^2, & if\ s \ge 1 \end{cases}$$

این خاصیت می‌تواند برای تنظیم فاصله بسیار مناسب باشد. همچنین این تابع در بازه صفر تا بینهایت دارای مشتق اول و دوم است که به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$p'^{(s)} = \begin{cases} \frac{1}{2\pi}\sin(2\pi s), & if\ s \le 1 \\ s-1, & if\ s \ge 1 \end{cases}$$

$$p''^{(s)} = \begin{cases} \cos(2\pi s), & if\ s \le 1 \\ 1, & if\ s \ge 1 \end{cases}$$

حال برای یافتن تابع مجموعه ترازی که تابعی انرژی مذکور را کمینه کند، باید در جهت عکس گرادیان حرکت کنیم:

$$\frac{\partial\varphi}{\partial t} = -\frac{\partial E}{\partial\varphi}$$

بنابراین مجموعه روابط (۹) تا (۱۳) را خواهیم داشت:

$$\frac{\partial R_p}{\partial\varphi} = -div\big(d_p(|\nabla\varphi|)\nabla\varphi\big)$$

$$d_p(s) = \frac{p'(s)}{s}$$

$$\frac{\partial E}{\partial\varphi} = \mu\frac{\partial R_p}{\partial\varphi} + \frac{\partial E_{ext}}{\partial\varphi}$$

$$\frac{\partial\varphi}{\partial t} = -\mu\frac{\partial R_p}{\partial\varphi} - \frac{\partial E_{ext}}{\partial\varphi}$$

$$\frac{\partial\varphi}{\partial t} = \mu div\big(d_p(|\nabla\varphi|)\nabla\varphi\big) - \frac{\partial E_{ext}}{\partial\varphi}$$

وقتی به جای جمله دوم در رابطه (۱۳)، از جمله‌های مربوط به GAC[12] استفاده کنیم، آنگاه به رابطه (۱۴) می‌رسیم:

$$\frac{\partial\varphi}{\partial t} = \mu div\big(d_p(|\nabla\varphi|)\nabla\varphi\big) + \lambda\delta_\epsilon(\varphi)div\left(g\frac{\nabla\varphi}{|\nabla\varphi|}\right) + \alpha g\delta_\epsilon(\varphi)$$

در رابطه (۱۴)، جمله اول تنظیم‌کننده فاصله است، جمله دوم تعیین کننده میزان هموار بودن کانتور و جمله سوم نیروی ثابتی موسوم به نیروی بالونی است که با یک نیروی ثابت، کانتور را منبسط یا منقبض می‌کند. همچنین تابع g، یک تابع کاهشی از اندازه گرادیان بر روی تصویر اصلی است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$g = \frac{1}{1+|\nabla G_\sigma * I|^2}$$

در رابطه (۱۴) δ_ϵ یک تابع ضربه هموار شده است که به صورت زیر تعریف می‌شود. این تابع سبب می‌شود که مجموعه تراز در نقاط دور از خم دچار تغییرات زیادی نشود که این امر به همگرایی روش کمک می‌کند. در این مقاله جهت همگرا شدن به سمت جواب بهینه، از روش گرادیان نزولی استفاده شده است.

$$\delta_\varepsilon(x) = \begin{cases} \frac{1}{2\varepsilon}\left[1+\cos\left(\frac{\pi x}{\varepsilon}\right)\right], & |x| \le \varepsilon \\ 0, & |x| > \varepsilon \end{cases}$$

یافته‌ها

تصاویر ABUS استفاده شده در این مقاله تصاویری هستند که توسط گروه تحلیل تصاویر دیجیتال به سرپرستی پروفسور نیکو کارسمایر۱۳ از دانشگاه رادبود هلند۱۴ در اختیار ما قرار داده شدند. این تصاویر توسط ۲ دستگاه مختلف به نام somo-v (مربوط به شرکت u-systems) و ACUSON S2000 (مربوط به شرکت زیمنس) تهیه شدند. در پایگاه داده ما، تصاویر حاصل از Somo-v دارای حداکثر سطحی به ابعاد ۱۶/۸*۱۴/۶ سانتی‌متر روی یک صفحه کرونال و حداکثر عمقی به اندازه ۴/۸۶ سانتی‌متر هستند در حالیکه تصاویر حاصل از ACUSON S2000 دارای حداکثر سطح ۱۶/۸*۱۵/۴ رو صفحه کرونال و حدکثر عمق ۶ سانتی‌متر هستند.

[12] Geodesic active contour (GAC)
[13] Nico Karrssemeijer
[14] Radboud University

[Downloaded from ijbd.ir on 2025-07-15]
[DOR: 20.1001.1.17359406.1396.10.2.2.3]

مبدل استفاده شده توسط u-system دارای فرکانس ثابت ۱۰ مگاهرتز است در حالیکه فرکانس استفاده شده توسط زیمنس بین ۵ تا ۱۴ مگاهرتز متغیر است که می‌تواند مطابق با اندازه پستان تنظیم شود. در نماهای سه‌بُعدی تولید شده توسط Somo-V حداقل اندازه‌ی هر وکسل mm۰/۲۹ (در امتداد مبدل) در mm۰/۱۳ (در جهت عمقی) در mm۰/۶ (در جهت جاروب کردن) است ولی در ACUSON S2000 حداقل اندازه‌ی هر وکسل mm۰/۲۱ در mm۰/۰۷ در mm۰/۵۲ است. تفاوت دیگر این ۲ دستگاه در فشار مربوط به غشا است. در Somo-V این فشار به صورت دستی وارد شده ولی در ACUSON S2000 این فشار به صورت خودکار توسط یک بازوی مکانیکی وارد می‌شود. علاوه بر این در U-systems از یک مبدل منحنی شکل استفاده شده است که این باعث می‌شود فشار یکنواختی به کل سطح پستان وارد شده و قابلیت نفوذ موج را افزایش می‌دهد.

عمق بیتی تصاویر ABUS تهیه شده، ۸ بیت در نظر گرفته شده است. بنابراین، بازه سطوح خاکستری تصاویر ما بین ۰ تا ۲۵۵ است. همچنین کلیه تصاویر به حجم‌هایی با اندازه وُکسل ۰/۶ میلی‌متر در ۰/۶ میلی‌متر در ۰/۶ میلی‌متر زیر نمونه‌گیری[15] شده‌اند. این تبدیل ایزوتروپیک[16] با استفاده از درونیابی دوخطی[17] انجام شده و سبب افزایش سرعت و راحت‌تر شدن پردازش‌ها می‌گردد. تعداد توده‌های موجود در تصاویر ما ۵۰ توده است. لازم به ذکر است که برای ارزیابی سیستم تعیین مرز پیشنهاد شده، نیاز به یک صحت زمینه[18] از توده‌های بخش‌بندی شده داریم. در واقع صحت زمینه به عنوان یک مجموعه مرجع در نظر گرفته می‌شود که می‌بایست دقت روش خود را نسبت به آن بسنجیم. برای تهیه این مجموعه ما از یک رایولوژیست خبره بهره گرفتیم و حجم‌های سه بعدی باینری از توده‌ها تهیه کردیم. در ادامه، این حجم‌های سه بعدی با خروجی تولید شده توسط الگوریتم تعیین مرز ما مقایسه و نتیجه ارزیابی بر اساس معیار شباهت دایس[19] گزارش شده است.

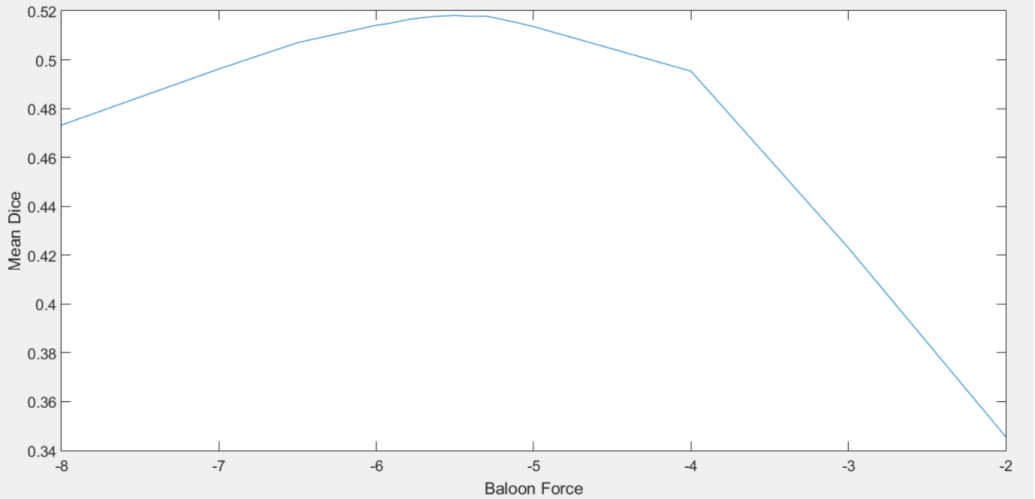
[15] Downsample
[16] isotropic
[17] Bilinear interpolation
[18] Ground truth
[19] Dice similarity

همان‌گونه که قبلاً نیز ذکر شد، تنها اطلاعاتی که ما در اختیار داریم، مختصات تقریبی مرکز توده است. جهت استفاده از مدل DRLSE، ابتدا پیاده‌سازی آن را بر روی تصاویر سه بُعدی توسعه داده و شرایط مرزی نیومن[20] را اصلاح کردیم. شرایط مرزی نیومن در تصاویر دو بعدی بر روی خطوط عمودی و افقی اعمال می‌شود اما در تصاویر سه‌بُعدی رو سطح (بُرش) اعمال می‌گردد. پس از توسعه مدل دوبعدی به سه بعد، یک کره به شعاع ۳ وُکسل را به عنوان کانتور اولیه در نظر گرفتیم که مرکز آن همان مختصات تقریبی مرکز توده است. این کانتور باید منبسط شود و تا حد امکان خود را به مرزهای توده برساند. بنابراین مهمترین پارامتری که در این مرحله در رابطه تکامل DRLSE (رابطه (۱۴)) نقش بازی میکند، آلفا است. مابقی پارامترها به صورت پیش‌فرض مدل در نظر گرفته شدند. ما مقادیر مختلف را برای این پارامتر امتحان و میانگین دایس را بر روی مجموعه داده خود اندازه‌گیری کردیم. در شکل ۳ نمودار این معیار بر حسب مقادیر مختلف آلفا نشان داده شده است. بیشترین مقدار دایس برابر ۰/۵۲ است که به ازای ضریب بالون ۵/۵- به دست آمد. نمونه‌ای از خروجی روش پیشنهاد شده در شکل ۴ نشان داده شده است. همچنین در این مقاله دقت روش پیشنهاد شده با مدل سه بعدی GAC مقایسه شد. همانطور که در جدول۱ مشاهده می‌کنید، مدل اصلاح شده DRLSE به میانگین دایس بهتری در قیاس با مدل GAC دست یافته است. علاوه بر این، این دو مدل به صورت آماری نیز با یکدیگر مقایسه شدند، بدین صورت که مقدار دایس به دست آمده برای هر توده موجود در مجموعه داده را به عنوان نتیجه یک آزمایش در نظر گرفتیم. سپس برای بررسی نرمال بودن، ما آزمون Jarque-Bera را با سطح اطمینان ۹۵٪ انجام دادیم و به این نتیجه رسیدیم که هر دو مجموعه نرمال هستند. پس از بررسی نرمال بودن، آزمون t دو طرفه را انجام دادیم و به این نتیجه رسیدیم که میانگین دایس روش DRLSE مبتنی بر نیروی بالونی نسبت به روش GAC به لحاظ آماری بالاتر است. همچنین در این مقاله دقت روش پیشنهاد شده با مدل سه بعدی GAC مقایسه شد. همانطور که در جدول ۱ مشاهده می‌کنید، مدل اصلاح شده DRLSE به میانگین دایس بهتری در قیاس با مدل

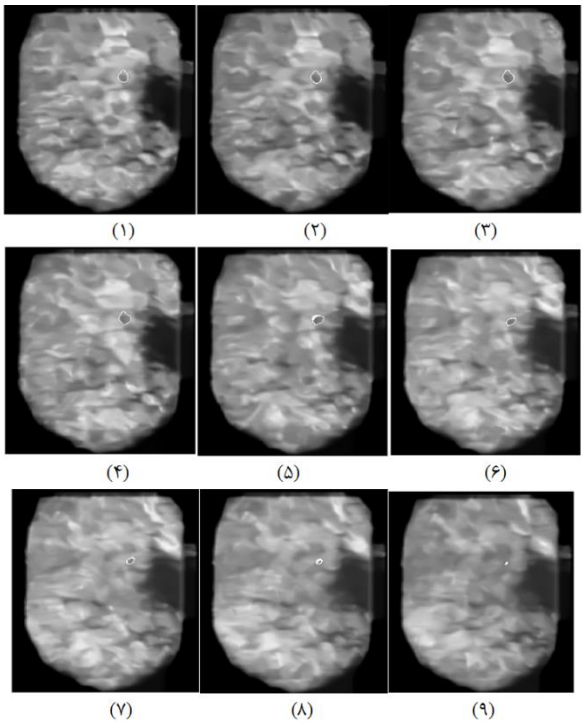
[20] Neumann boundary conditions

[Downloaded from ijbd.ir on 2025-07-15]
DOR: 20.1001.1.17359406.1396.10.2.2.3]

GAC دست یافته است. علاوه بر این، این دو مدل به صورت آماری نیز با یکدیگر مقایسه شدند، بدین صورت که مقدار دایس به دست آمده برای هر توده موجود در مجموعه داده را به عنوان نتیجه یک آزمایش در نظر گرفتیم. سپس برای بررسی نرمال بودن، ما آزمون Jarque-Bera را با سطح اطمینان ۹۵٪ انجام دادیم و به این نتیجه رسیدیم که هر دو مجموعه نرمال هستند. پس از بررسی نرمال بودن، آزمون t دو طرفه را انجام دادیم و به این نتیجه رسیدیم که میانگین دایس روش DRLSE مبتنی بر نیروی بالونی نسبت به روش GAC به لحاظ آماری بالاتر است.



شکل ۳: تأثیر ضریب بالون در دقت روش DRLSE جهت تخمین اولیه مرز توده



شکل ۴: نمونه‌ای از اجرای روش تعیین مرز ارایه شده در این مقاله که کانتورهای حاصل از آن در برش های مختلف نشان داده شده است

جدول۱: مقایسه عددی روش‌های پیشنهادی برای تخمین اولیه مرز توده‌ها

روش پیشنهاد شده	میانگین معیار دایس	انحراف معیار دایس
استفاده از مدل DRLSE با تنظیم نیروی بالونی	۰/۵۲	**۰/۲۷**
استفاده از مدل GAC	۰/۲۸	**۰/۱**

[Downloaded from ijbd.ir on 2025-07-15]
[DOR: 20.1001.1.17359406.1396.10.2.2.3]

بحث

همان‌گونه که ملاحظه کردیم روشی مانند GAC که یک روش قدرتمند در تعیین مرز ضایعه‌ها محسوب می‌شود به معیار دایس پایینی رسیده است که این نشان از دشوار بودن کار بخش‌بندی توده‌ها در تصاویر ABUS است. این تصاویر آنقدر چالش‌انگیز هستند که معیار دایس دو رادیولوژیست مختلف هم با یکدیگر بسیار فرق دارد. به عنوان مثال در مقاله ارایه شده توسط تَن و همکارانش میانگین این معیار برای تصاویر بخش‌بندی شده توسط رادیولوژیست برابر ۰/۷ گزارش شده است که این نشان می‌دهد این تصاویر دارای لبه‌های بسیار مبهمی در مرز توده‌ها هستند. همچنین لازم به ذکر است که همپوشانی بالای ۴۰٪ به عنوان یک نتیجه قابل قبول برای تعیین مرز توده‌های موجود در تصاویر ABUS تلقی می‌شود (۹) که ما در این مقاله به آن دست یافتیم.

در مقاله حاضر، تنها دانشی که از توده در دست داریم، موقعیت مکانی یک نقطه (به عنوان یک مارکر) در درون توده است. وجود چنین قیدی از یک طرف سبب دشوارتر شدن مساله می‌شود اما از طرف دیگر تعمیم‌پذیری روش موجود را بالا می‌برد، زیرا سیستم پیشنهاد شده می‌تواند بر روی همه نوع سیستم توده‌یابی به کار گرفته شود و پس از تعیین مرز توده، ویژگی‌های مورد نظر را از حجم بخش‌بندی شده استخراج کند. ما در این مقاله از یک مدل مبتنی بر لبه به جای یک مدل مبتنی بر ناحیه استفاده کردیم، زیرا در مدل‌های مبتنی بر ناحیه، کاربر می‌بایست یک ROI[21] مشخص کند که توده در درون آن قرار دارد اما در مساله ما، هیچگونه تخمینی از حجم توده نداریم و کاربر اجازه تعیین چنین ناحیه‌ای ندارد.

یکی از محدودیت‌های مدل پیشنهاد شده در این مقاله، تعیین بهینه ضریب نیروی بالونی است. در این مقاله با سعی و خطا تنظیم این پارامتر انجام شده و یک ضریب ثابت به دست آوردیم. اما به عنوان کارهای آتی، می‌توان با استفاده از یک الگوریتم تطبیقی[22]، به ازای هر تصویر یک ضریب مناسب به دست آورد. در واقع نیروی بالونی بهتر است متغیر باشد.

یکی از محدودیت‌های مدل‌های شکل‌پذیر مبتنی بر لبه مانند روش پیشنهاد شده در این مقاله، حساسیت آنها به مقداردهی اولیه کانتور است. در این راستا، می‌توان از یک روش دیگر مانند الگوریتم رشد ناحیه به صورت تطبیقی، جهت یک تعیین مرز اولیه بهره جست. سپس از ناحیه منتج از الگوریتم رشد ناحیه، به عنوان یک کانتور اولیه استفاده کرده و با تغییر شکل آن بر اساس مدل پیشنهاد شده به نتیجه دقیق‌تری دست یابیم.

به عنوان یک رویکرد پیشنهادی که در آینده قصد دنبال کردن آن را داریم، می‌توان مدل پیشنهاد شده را به عنوان مدلی برای تخمین اولیه مرز توده‌ها، به خروجی یک سیستم توده‌یاب وصل کنیم و سپس با استخراج ویژگی از توده بخش‌بندی شده، یک سیستم تشخیصی جهت تشخیص خوش‌خیمی و بدخیمی توده‌ها بسازیم.

نتیجه‌گیری

در این مقاله یک مدل هندسی مبتنی بر لبه را برای بخش‌بندی توده‌ها در تصاویر سه بعدی ABUS توسعه دادیم. در این مدل فرض کردیم که مختصات یک نقطه در درون توده را می‌دانیم و این تنها اطلاعاتی است که از توده در اختیار داریم. ما مدل پیشنهاد شده را با نیروی بالون مناسب بر روی این مدل اعمال کردیم و به میانگین معیار دایس برابر با ۰/۵۲ دست یافتیم که یک نتیجه مناسب در ادبیات موضوع محسوب می‌شود. همچنین این مدل را با مدل GAC به لحاظ آماری قیاس کرده و به این نتیجه رسیدیم که مدل پیشنهاد شده با سطح اطمینان ۹۵٪ بهتر از مدل GAC است.

تقدیر و تشکر

بدینوسیله از پروفسور نیکو کارسمایر (Nico Karssemeijer) سرپرست آزمایشگاه تحلیل تصاویر پزشکی دانشگاه رادبود هلند که تصاویر ABUS را در اختیار ما قرار دادند صمیمانه تشکر می‌کنیم.

[21] Region of Interest
[22] Adaptive algorithm

[Downloaded from ijbd.ir on 2025-07-15]
DOR: 20.1001.1.17359406.1396.10.2.2.3]

References

1. Siegel RL, Miller KD, Jemal A. Cancer statistics. CA Cancer J Clin 2016; 66(1):7-30.
2. Kelly KM, Dean J, Comulada WS, Lee SJ. Breast cancer detection using automated whole breast ultrasound and mammography in radiographically dense breasts. Eur Radiol 2010; 20(3):734-42.
3. Pena-Reyes CA, Sipper M, Prieto L. Sensitive, specific, and interpretable: evolving a fuzzy mammographic-interpretation assessment tool. IEEE World Congress on Computational Intelligence. IEEE International Conference on Fuzzy Systems. FUZZ-IEEE'02. Proceedings (Cat. No.02CH37291) 2002; 2:837-42.
4. Ehsan Kozegar, Implementing an efficient algorithm for mass detection in mammograms, M.Sc. Thesis, School of Computer Engineering, Iran University of Science and Technology, 2012.
5. Drukker K, Sennett CA, Giger ML. Computerized detection of breast cancer on automated breast ultrasound imaging of women with dense breasts. Med Phys 2014; 41(1):12901-9.
6. Kozegar E, Soryani M, Behnam H, Salamati M, Tan T. Breast cancer detection in automated 3D breast ultrasound using iso-contours and cascaded RUSBoosts. Ultrasonics 2017; 79(1):68-80.
7. Molloy E. Automated Image Analysis Techniques for Screening of Mammography Images. National University of Ireland, 2009.
8. Li C, Xu C, Gui C, Fox MD. Distance Regularized Levelset Evolution and Its Aplication to Image Segmentation. IEEE Transactioins on Image Processing 2010; 19(12): 3243-54.
9. Kuo H, Giger ML, Reiser I, Drukker K, Edwards A, Sennet C. Automatic 3D lesion segmentation on breast ultrasound images. Proc. SPIE 8670, Medical Imaging 2013: Computer-Aided Diagnosis, 867025 (February 28, 2013); http://dx.doi.org/10.1117/12.2008014.
10. Li C, Xu C, Gui C, Fox MD. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation. Proc. IEEE CVPR 2005; 1:430-6.
11. Tan T, Gubern-Mérida A, Borelli C, Manniesing R, van Zelst J, Wang L, et al. Segmentation of malignant lesions in 3D breast ultrasound using a depth-dependent model. Med Phys 2016; 43(7): 4074-84.

[Downloaded from ijbd.ir on 2025-07-15]

[DOR: 20.1001.1.17359406.1396.10.2.2.3]