

مروری بر سیستم‌های کمکی کامپیوتری با هدف شناسایی توده در تصاویر سه بُعدی اولتراسوند خودکار پستان (ABUS)

احسان‌اله کوزه‌گر^۱، محسن سریانی^۲، حمید بهنام^۳ و معصومه سلامتی^۴

چکیده

اولتراسوند خودکار سه بُعدی پستان یک روش تصویربرداری جدید و کارا است که از آن می‌توان به عنوان یک مکمل در کنار ماموگرافی، جهت شناسایی سرطان در زنان دارای پستان‌های با بافت متراکم، بهره جست. در این مقاله، ابتدا روش تصویربرداری مذکور معرفی و مزایای آن نسبت به سونوگرافی رایج و روش‌های تصویربرداری دیگر تبیین شده و فواید استفاده از سیستم‌های کمکی کامپیوتری در شناسایی توده‌ها روی تصاویر سه بُعدی اولتراسوند کل پستان مورد تأکید قرار گرفته است. سپس، جزئیات سیستم‌های کمکی کامپیوتری جدید جهت شناسایی توده‌های موجود در تصاویر سه بُعدی حاصل از این روش تصویربرداری بررسی شده و روش‌های مورد استفاده به تفصیل تشریح و محدودیت‌های آنها مورد بحث قرار می‌گیرد. در انتها، راه‌حل‌های بالقوه برای غلبه بر محدودیت‌های موجود معرفی می‌گردد.

کلیدواژه‌ها

تصویربرداری سه بُعدی اولتراسوند خودکار، شناسایی توده پستان، سیستم‌های کمکی کامپیوتری، پردازش تصویر

ایران مبتلا به سرطان پستان هستند و سالانه حدود ده هزار مورد جدید هم به آمار مبتلایان به سرطان پستان در ایران اضافه می‌شود. به همین دلیل، کارشناسان می‌گویند که ایران بالاترین رشد ابتلا به سرطان پستان در جهان را دارد [۲]. این آمار و ارقام نشان می‌دهد که اجرای برنامه‌های پیشگیری و غربالگری سرطان پستان در ایران ضروری است.

مهمترین راه مقابله با سرطان پستان، تصویربرداری پزشکی است که با استفاده از آن رادیولوژیست‌ها می‌توانند سرطان را در مراحل ابتدایی شناسایی کنند. امروزه روش‌های تصویربرداری متنوعی در حال توسعه هستند که برای تشخیص زودهنگام این بیماری مورد استفاده قرار می‌گیرند [۳]. ماموگرافی رایج‌ترین روش تصویربرداری از پستان است اما محدودیت‌های خاصی دارد. به عنوان مثال، ماموگرافی برای زنان جوان و زنانی که پستان‌های متراکم دارند از حساسیت کمتری برخوردار است (سن پایه ماموگرافی برای زنان حدود ۳۵ سال است) [۴]. همچنین توجه به این نکته ضروری است که ماموگرافی برای زنان باردار، زنان شیرده و زنان دارای انواع خاصی از ضایعات عفونی و یا آبه قابل استفاده نیست. نکته‌ی دیگری که باید به آن اشاره کرد، نحوه تهیه کلیشه‌های ماموگرافی با استفاده از اشعه

۱ مقدمه

سرطان پستان یک بیماری مهم در کشورهای مختلف (مخصوصاً کشورهای غربی) محسوب می‌شود. طبق آمار، سرطان پستان رایج‌ترین نوع سرطان و اولین عامل مرگ زنان ۲۰ تا ۵۹ ساله است [۱]. این بیماری در کشور ایران نیز فراگیر شده است به گونه‌ای که به گفته رئیس مرکز تحقیقات سرطان دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی حدود شصت هزار نفر در

این مقاله در آبان‌ماه ۱۳۹۵ دریافت، در خردادماه ۱۳۹۶ بازنگری و در دی‌ماه پذیرفته شد.

^۱ دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران

رایانامه: e_koozegar@comp.iust.ac.ir

^۲ دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران

رایانامه: soryani@iust.ac.ir

^۳ دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران

رایانامه: Behnam@iust.ac.ir

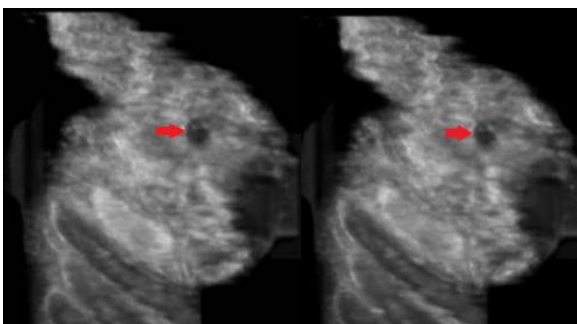
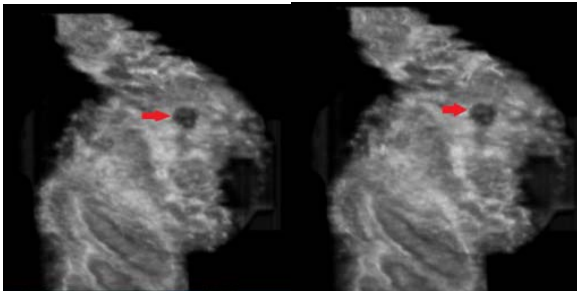
^۴ متخصص رادیولوژی، پژوهشگاه رویان، پژوهشکده زیست‌شناسی و علوم پزشکی تولید مثل - جهاد دانشگاهی، مرکز تحقیقات پزشکی تولید مثل، گروه تصویربرداری تولید مثل

رایانامه: Dr.m.salamati@gmail.com

روی زنان دارای پستان‌های متراکم با بافت نامتجانس نشان دادند که با اضافه کردن اولتراسوند خودکار سه بُعدی به ماموگرافی، نرخ شناسایی سرطان افزایش می‌یابد [۴].

جدول ۱. مقایسه معایب روش‌های تصویربرداری مختلف از پستان.

دستگاه تصویربرداری	معایب
ماموگرافی	<ul style="list-style-type: none"> اشعه ایکس یون زا است برای زنان جوان، بارداری، شیرده و موارد مبتلا به بیماری‌های خاص توصیه نمی‌شود عدم کارایی بالا برای زنانی که پستان‌های متراکم دارند مثبت کاذب بالایی دارد
MRI	<ul style="list-style-type: none"> هزینه بالایی دارد ترس بیمار از تونل MRI جا نشدن بعضی از بیماران به دلیل بزرگ بودن بدنشان در تونل MRI وجود مثبت‌های کاذب زیاد به دلیل وضعیت هورمونی خانم‌ها تنظیم MRI مشکل است
سونوگرافی دو بُعدی	<ul style="list-style-type: none"> وابسته به کاربر است وابسته به دستگاه است قابلیت تولید مجدد ندارد



شکل ۱ چند مقطع متوالی از یک حجم سه بُعدی در نمای کروئال. فلش قرمز رنگ مکان توده را نشان می‌دهد.

۲ تصویربرداری اولتراسوند سه بُعدی خودکار

در این روش جدید تصویربرداری، پستان با یک غشا تحت فشار قرار می‌گیرد و یک مبدل عریض منحنی شکل، به آرامی و با سرعت ثابت، بر روی پستان حرکت کرده و مقطع‌ها را جمع‌آوری می‌کند. دو نوع سیستم ABUS اکنون در بازار وجود

ایکس است که مضرات قابل توجهی دارد (این اشعه یونزا بوده و قرار گرفتن در معرض این اشعه ممکن است خطر ابتلا به سرطان را افزایش دهد). همچنین استفاده از ماموگرافی می‌تواند منجر به مثبت‌های کاذب گردد به طوری که ۶۵ تا ۸۵ درصد از موارد، به اشتباه به پاتولوژی ارجاع داده می‌شوند تا تحت عمل بیوپسی قرار گیرند. این اقدامات غیرضروری علاوه بر اینکه هزینه‌بردار هستند، فشار روحی فراوانی به بیمار وارد می‌کنند [۵]. بنابر موارد بالا نتیجه می‌گیریم که استفاده از ماموگرافی برای زنان جوان چندان کارا نمی‌باشد. حال با توجه به اینکه که در کشور ما سن ابتلا به سرطان ۵ تا ۱۰ سال پایین‌تر از میانگین جهانی است [۵] و این کاهش همچنان ادامه دارد، انتظار می‌رود که برای افزایش کارایی غربالگری از روش دیگری در کنار ماموگرافی استفاده شود. یک روش رایج استفاده از تصویربرداری اولتراسوند دو بُعدی است.

گرچه استفاده از اولتراسوند دو بُعدی در برابر ماموگرافی دارای مزایایی است اما دارای چندین محدودیت نیز می‌باشد. به عنوان مثال، اولتراسوند دو بُعدی وابسته به کاربر است و نیاز به رادیولوژیست‌های خبره دارد. حتی رادیولوژیست‌های چیره دست نیز تصاویر متفاوتی را ثبت می‌کنند. همچنین به دلیل استفاده از رادیولوژیست‌های خبره برای گرفتن تصاویر اولتراسوند دو بُعدی، این نوع غربالگری هزینه بردار نیز می‌باشد. علاوه بر این، استفاده از اولتراسوند دو بُعدی 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 اولتراسوند دو بُعدی 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 [۶]. در جدول ۱ معایب دستگاه‌های تصویربرداری رایج به طور خلاصه بیان شده است.

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

^۱ Automatic Breast Ultrasound System

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. در آخرین نسخه تولید شده توسط 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 دهد (شکل ۲).

۳ سیستم‌های کمکی کامپیوتری

در صورت استفاده از سیستم‌های خودکار اولتراسوند، از یک طرف، زحمت و هزینه‌ی گردآوری تصاویر در قیاس با اولتراسوند دو بُعدی کاهش می‌یابد (زمان تصویربرداری در سیستم‌های توسعه داده شده توسط Siemens و U-Systems بین ۶ تا ۱۰ دقیقه است)، زیرا دیگر نیاز به یک رادیولوژیست خبره نیست. اما از طرف دیگر، به دلیل مقاطع زیاد (تعداد این مقاطع گاهی به ۷۰۰ مقطع می‌رسد) و نماهای مختلف تهیه شده، میزان کار رادیولوژیست‌ها به طرز چشمگیری افزایش می‌یابد. بنابراین فرآیند غربالگری حجم^۲ برای رادیولوژیست زمان‌بر خواهد شد و ممکن است ضایعات کوچک از دید رادیولوژیست دور بمانند [۷]. در صورتی که محققان، با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی بتوانند سیستمی طراحی نمایند که به صورت خودکار نواحی مشکوک را به رادیولوژیست نشان دهد، آنگاه رادیولوژیست قادر خواهد بود با تمرکز بیشتر بر روی این نواحی، غربالگری دقیق‌تری انجام دهد. پیش‌بینی می‌شود که با افزایش رزولوشن تصاویر و به تبع آن افزایش مقاطع تصاویر حجمی، استفاده از سیستم‌های کمکی کامپیوتری غیر قابل اجتناب باشد به گونه‌ای که این سیستم‌ها به عنوان یک مفسر دوم عمل کرده و به رادیولوژیست در شناسایی اختلالات کمک می‌کنند [۸].

سیستم‌های کمکی کامپیوتری عموماً به دو دسته‌ی سیستم‌های کمکی برای شناسایی ضایعه‌ها (CAD^۳) و سیستم‌های کمکی تشخیصی (CAD^۴) تقسیم می‌شوند. بر خلاف تصاویر ماموگرافی، توسعه سیستم‌های کمکی کامپیوتری برای تصاویر سه بُعدی اولتراسوند خودکار (ABUS) در مراحل مقدماتی قرار دارد. از این‌رو در این مقاله قصد داریم که یک مطالعه جامع در بررسی سیستم‌های کمکی کامپیوتری برای شناسایی توده‌ها در تصاویر حجمی ABUS ارائه داده و محققان را با کارهای انجام شده در این زمینه بیشتر آشنا سازیم. اکثر سیستم‌هایی که برای شناسایی توده‌ها در تصاویر ABUS توسعه داده شده‌اند از بلوک دیاگرام شکل ۴ پیروی می‌کنند.

دارند که عبارتند از: Somo-V (متعلق به شرکت U-Systems) که در شکل ۲ نشان داده شده است و ACUSON S2000 (متعلق به شرکت Siemens) که در شکل ۳ نشان داده شده است.



(ب)

(الف)

شکل ۲ الف) سامانه ACUSON S2000 که توسط شرکت Siemens توسعه داده شده است، ب) مبدل استفاده شده در دستگاه ACUSON S2000.



(الف)

(ب)

شکل ۳ الف) سامانه Somo-V که توسط شرکت U-systems توسعه داده شده است، ب) مبدل استفاده شده در دستگاه Somo-V.

دستگاه اول تصویری با حداکثر اندازه‌ی ۱۴٫۶ سانتی‌متر در ۱۶٫۸ سانتی‌متر روی یک صفحه کرومال با حداکثر عمق نفوذ ۴٫۸۶ سانتی‌متر تولید می‌کند در حالیکه دستگاه دوم تصویری با حداکثر اندازه‌ی ۱۶٫۸*۱۶٫۴*۱۵٫۴ سانتی‌متر می‌تواند فراهم کند. این ۲ دستگاه از ۲ جنبه با هم فرق دارند: اولاً فرکانس مبدل استفاده شده توسط ACUSON S2000 بین ۵ تا ۱۴ مگاهرتز است (که بسته به اندازه پستان می‌تواند متغیر باشد) ولی فرکانس Somo-V ۸ یا ۱۰ مگاهرتز است (این فرکانس ثابت است و نمی‌تواند تغییر کند). در نماهای سه بُعدی تولید شده توسط Somo-V حداقل اندازه‌ی هر وکسل ۰٫۲۹ میلی‌متر (در امتداد مبدل)، ۰٫۱۳ میلی‌متر (در جهت عمقی) و ۰٫۰۶ میلی‌متر (در جهت جاروب کردن) است ولی در ACUSON S2000 حداقل اندازه‌ی هر وکسل ۰٫۲۱ میلی‌متر در ۰٫۰۷ میلی‌متر در ۰٫۵۲ میلی‌متر است. تفاوت دوم این ۲ دستگاه در فشار

² Volume screening

³ Computer Aided Detection

⁴ Computer Aided Diagnosis

سومین بلوک از شکل ۴ مربوط به استخراج و انتخاب ویژگی می‌باشد. ویژگی‌ها می‌توانند با توجه به خواص ناحیه‌ی مورد نظر مانند اندازه، شکل، چگالی، همواری و... استخراج شوند. شایان ذکر است که چون نواحی استخراج شده سه بُعدی هستند باید ویژگی‌های حجمی استخراج شوند. معمولاً فضای ویژگی‌ها بسیار بزرگ و پیچیده می‌باشد، اما تنها تعداد کمی از ویژگی‌ها حائز بیشترین اهمیت هستند. استفاده از ویژگی‌های اضافی و نامربوط موجب افت کارایی و افزایش پیچیدگی طبقه‌بند می‌گردد. بنابراین محققان ترجیح می‌دهند که بعضی از ویژگی‌ها را به منظور بهبود کارایی طبقه‌بند حذف کنند. پس از ساختن بردارهای ویژگی، تعدادی از آن‌ها را برای آموزش طبقه‌بند در نظر گرفته شده و از مابقی بردارها برای آزمون طبقه‌بند استفاده می‌شود.

به دلیل استفاده از مجموعه‌های داده متفاوت، مقایسه‌ی کارایی سیستم‌های CADe به صورت کمی کار بسیار مشکل و حتی غیر ممکن می‌باشد. معمولاً برای ارزیابی یک سیستم CADe در شناسایی توده‌ها، از منحنی FROC استفاده می‌شود. محققان معمولاً از روی این منحنی نقاطی را به عنوان نقاط عملیاتی سیستم شناسایی معرفی کرده و آن‌ها را به عنوان خروجی نهایی سیستم در نظر می‌گیرند.

۴ کارهای انجام شده در شناسایی توده در تصاویر سه بُعدی اولتراسوند پستان

با توجه به اینکه اکثر روشهای شناسایی توده از بلوک دیاگرام شکل ۴ پیروی می‌کنند، در این بخش روش‌هایی که در هر بلوک از این شکل استفاده می‌شود تشریح می‌گردد.

۴-۱ پیش‌پردازش

مهمترین پیش‌پردازش در تصاویر اولتراسوند (چه دو بُعدی و چه سه بُعدی)، کاهش نویز لکه ای است. بعضی از روش‌های حذف نویز لکه‌ای، تنها برای نویز جمع‌شونده طراحی شده‌اند. برای اینکه بتوان از این روش‌ها استفاده کرد، از تصویر نویزی (که حاصل ضرب نویز لکه‌ای در تصویر بدون نویز است) لگاریتم گرفته می‌شود. در این صورت، ضرب به جمع تبدیل شده و می‌توان از روش‌های حذف نویز جمع‌شونده نیز استفاده کرد. روش‌های حذف نویز لکه‌ای را می‌توان به ۴ دسته تقسیم کرد: (۱) روش‌های حوزه مکان (۲) روش‌های حوزه موجک (۳) روش‌های ترکیبی (۴) روش‌های سخت‌افزاری.

تمامی روش‌های به کار رفته برای تضعیف نویز لکه‌ای در تصاویر سه بُعدی ABUS مربوط به حوزه مکان بوده و محققان از روش‌های دیگر برای این تصاویر استفاده نکرده‌اند. روش‌های فیلترینگ حوزه مکان به دو دسته فیلترهای خطی و غیرخطی تقسیم می‌شوند. برای حذف نویز لکه‌ای استفاده از



شکل ۴ بلوک دیاگرام سیستم‌های نوعی شناسایی توده.

پیش‌پردازش گام مهمی در پردازش تصاویر پزشکی مخصوصاً تصاویر اولتراسوند می‌باشد. تصاویر اولتراسوند معمولاً نویز لکه‌ای زیادی دارند که روی نتایج بلوک دوم از شکل ۴ تأثیرگذار است. بنابراین اکثر محققان از یک روش تضعیف نویز لکه‌ای مناسب، قبل از ورود به بلوک دوم استفاده می‌کنند. نرمال‌سازی سطوح خاکستری، پیش‌پردازش دیگری است که می‌تواند بر روی تصاویر انجام شود. تصاویر موجود در پایگاه‌های داده، معمولاً در یک مدت زمان طولانی و از مراکز درمانی مختلفی جمع‌آوری می‌شوند. از اینرو از نسخه‌های نرم‌افزاری و تنظیمات متفاوتی برای جمع‌آوری این تصاویر استفاده می‌شود. به همین دلیل سطوح خاکستری بافت‌های مختلف (بافت چربی، بافت متراکم و...) از یک بیمار به بیمار دیگر متفاوت است [۹]. بنابراین، قبل از انتخاب نواحی مشکوک و استخراج ویژگی، از این پیش‌پردازش نیز بهره می‌گیرند.

در مقالات مختلف شناسایی توده در تصاویر پزشکی (نه صرفاً تصاویر ABUS) همیشه سعی بر این است که در بلوک دوم، تمام توده‌ها استخراج شوند، زیرا این مرحله حداکثر حساسیت سیستم را تعیین می‌کند و اگر توده‌ای در این مرحله شناسایی نشود، شناسی برای شناسایی مجدد آن باقی نمی‌ماند. در واقع می‌توان گفت که این مرحله مهمترین مرحله‌ی شناسایی توده‌ها می‌باشد. به همین دلیل اکثر روش‌های موجود، تمرکز خود را بر روی این بلوک گذاشته‌اند. چالش اصلی در این مرحله این است که توده‌ها دارای شکل‌ها و اندازه‌های مختلفی هستند و مرزهای ضعیفی دارند و به کارگیری روشی که بتواند چنین اشیاء متغیری را شناسایی کند بسیار دشوار است، علی‌الخصوص که این روش‌ها باید یک حجم (و نه یک تصویر دو بُعدی) را غربالگری کنند که این امر بر سختی کار می‌افزاید. نواحی مشکوک حاصله می‌توانند شامل ساختارهایی باشند که به اشتباه به عنوان توده شناسایی شده‌اند (مثبت کاذب). بنابراین معمولاً محققان در مراحل بعد سعی می‌کنند تا الگوهای نمونه‌های مثبت کاذب را به یک طبقه‌بند آموزش دهند تا اگر در تصاویر تست با چنین الگوهایی برخورد شد، بتوان از طبقه‌بند آموزش یافته برای حذف آن‌ها بهره جست.

امکان استفاده از فیلتر SRAD در تصاویر ABUS جهت پیش-پردازش سیستم‌های CADe وجود ندارد [۲۷]. فیلتر سیگما، یکی دیگر از فیلترهایی است که برای کاهش نویز لکه‌ای در تصاویر ABUS استفاده شده است [۱۲]، [۱۳]. فیلتر سیگما یک توزیع گاوسی با میانگین μ و انحراف معیار σ را در نظر می‌گیرد. این فیلتر به این صورت عمل می‌کند: ابتدا تعداد پیکسل‌های اطراف پیکسل مرکزی که در بازه $[-\mu, \mu+2\sigma]$ قرار دارند را محاسبه می‌کند. این تعداد با m نشان داده می‌شود. اگر m از یک حد آستانه k بزرگتر باشند، آنگاه پیکسل مرکزی با میانگین این m پیکسل جایگزین می‌شود. در غیر اینصورت، با میانگین تمام پیکسل‌های همسایه جایگزین می‌شود. انتخاب مقدار k بسیار مهم است. اگر مقدار k را بزرگ بگیریم آنگاه این فیلتر شبیه فیلتر میانگین عمل کرده و لکه‌ها را تضعیف می‌کند و اگر k را کوچک بگیریم آنگاه حذف نویز چندانی اتفاق نمی‌افتد. معمولاً مقدار k را برابر ۳ در نظر می‌گیرند. لازم به ذکر است که این فیلتر اصولاً یک فیلتر میانگین-گیر است و باعث محو شدن لکه‌ها شده و برای کاهش نویز لکه-ای کارایی چندانی ندارد.

مون و همکارانش ایده‌ی جالبی را برای کاهش نویز لکه‌ای پیشنهاد کردند. ایده‌ی آن‌ها بر این اساس بنا شده است که اگر با استفاده از خوشه‌بندی یک تصویر را ناحیه‌بندی کنیم آنگاه نویز لکه‌ای تصویر نیز حذف می‌شود [۱۴]. آن‌ها از فیلتر شیفیت میانگین برای خوشه‌بندی و کسپل‌های تصویر استفاده کردند. این فیلتر روی هر وکسل به طور جداگانه اعمال می‌شود. ضعف اصلی این روش، عدم وجود مکانیزم مدون برای تعیین تعداد خوشه‌ها است. در صورتی که تعداد خوشه‌ها به تعداد کافی در نظر گرفته نشود آنگاه ناحیه‌های مجاور که به لحاظ روشنایی نزدیک به یکدیگر هستند در هم ادغام شده و ناحیه جدیدی را به وجود می‌آورند.

کوزه‌گر و همکارانش از فیلتر $OBNLM^v$ جهت حذف نویز لکه‌ای در تصاویر استفاده کرده و نشان دادند که این فیلتر از روش‌های مشهوری مانند k -svd، bayes-shrink، total variation و BM3D بهتر عمل می‌کند. این فیلتر علیرغم کاهش شدید نویز موجود در تصویر، روی کیفیت لکه‌ها تأثیر چندانی نمی‌گذارد [۲۷]. در جدول ۲ مزایا و معایب روش‌های مختلف در حذف نویز لکه‌ای بر روی تصاویر ABUS به طور خلاصه بیان شده است.

علاوه بر کاهش نویز لکه‌ای موجود در تصویر، تقویت لکه‌های موجود در تصویر نیز از جمله پیش‌پردازش‌هایی است که می‌تواند در نظر گرفته شود. طبق آخرین بررسی‌ها، تنها روشی که به منظور بهبود لکه‌ها در تصاویر سه‌بُعدی اولتراسوند پستان استفاده شده است فیلتر ترکه‌ای^۸ است [۱۵]. ترکه‌ها در واقع پاره‌خط-

فیلترهای خطی توصیه نشده است زیرا باعث محوشدگی بیش از حد لکه‌ها می‌گردد و نویز را هم چندان تضعیف نمی‌کند. در این راستا، به منظور کاهش محوشدگی تصویر محققان از فیلترینگ غیرخطی استفاده کرده‌اند. از جمله فیلترهای غیرخطی می‌توان به فیلترهای مرتبه آماری اشاره کرد. فیلترهای مرتبه آماری به ویژه برای کاهش نویزهایی مؤثرند که تابع چگالی احتمالشان دارای کران‌های بزرگی است. فیلتر میانه نوع خاصی از فیلترهای مرتبه آماری است که تیزی لکه‌ها را حفظ کرده و تصویر را کمتر محو می‌کند. آیکدو و همکارانش از این فیلتر برای تضعیف نویز لکه‌ای بهره گرفتند [۱۰]. فیلتر میانه گرچه از تیزی لکه‌ها چندان نمی‌کاهد اما دارای ضعف‌هایی نیز هست که از آن جمله می‌توان به جابه‌جایی لکه‌ها پس از اعمال فیلتر و کارایی کم آن برای حذف نویز ضربه‌ای اشاره کرد.

یکی از فیلترهای غیر خطی معروف دیگر، فیلتر انتشار است. فیلتر انتشار، فیلتری تطبیقی است که جهت و اندازه‌ی انتشار در آن به وسیله‌ی یک تابع لبه‌یاب کنترل می‌شود [۱۱]. این فیلتر می‌تواند کاهش نویز لکه‌ای و بهبود لکه‌ها را به طور همزمان انجام دهد. حذف نویز لکه‌ای در این روش با حل یک مسأله‌ی PDE انجام می‌شود [۱۱]. انتشار غیرهمسانگرد برای تصاویری که دارای نویز گاوسی جمع‌شونده هستند خوب عمل می‌کند ولی برای نویز ضرب‌شونده چندان مناسب نیست و این به دلیل استفاده کردن از اندازه‌گرادیان برای تخمین زدن لبه‌هاست (زیرا جایی که نویز وجود دارد هم مانند لکه‌ها اندازه‌گرادیان زیاد است). به منظور پوشاندن این ضعف، فیلتری به نام انتشار غیرهمسانگرد کاهنده‌ی لکه‌ای (SRAD^۶) پیشنهاد شد. این فیلتر فیلتر نسخه‌ای است که به صورت ویژه برای حذف نویز لکه‌ای در تصاویر اولتراسوند طراحی شده است. یو و همکارانش SRAD دو بُعدی را به سه بُعد تعمیم دادند تا پردازش تصاویر سه بُعدی اولتراسوند بهتر انجام شود [۲۱]. فیلتر SRAD گرچه برای حذف نویز لکه‌ای طراحی شده است، اما به هیچ عنوان نمی‌توان از آن برای پیش‌پردازش تصاویر ABUS در سیستم‌های خودکار شناسایی توده بهره گرفت، زیرا به عنوان پیش‌نیاز، باید یک پنجره در روش SRAD در نظر بگیریم که واریانس این پنجره مبین واریانس نویز است. در واقع آن پنجره باید در جایی در نظر گرفته شود که مطمئن هستیم آن منطقه یک منطقه کاملاً هموار است و هر گونه ناهمگنی در آن به دلیل نویز است. تکامل در روش SRAD به گونه‌ای انجام می‌شود که واریانس این پنجره به صفر میل کند. حال سوال اساسی اینجاست که در روش‌های خودکار این پنجره چگونه باید تعیین شود؟ مطمئناً چنین پنجره-ای را نمی‌توان به صورت خودکار تعریف کرد و اصولاً تعیین یک ناحیه کاملاً هموار در بافت پستان غیر ممکن است. بنابراین

⁷ Optimized Bayesian Non-Local Mean

⁸ Stick filter

⁶ Speckle reducing anisotropic diffusion

رابطه‌ی ۱ برای نرمال‌سازی سطوح خاکستری و کسل‌ها استفاده کردند [۹]:

$$I = \frac{(I_{97} - I_5)(I_0 - I'_5)}{I'_{97} - I'_5} + I_5 \quad (1)$$

که I'_{97} و I'_5 به ترتیب نشان‌دهنده‌ی سطوح خاکستری‌ای هستند که ۹۷٪ و ۵٪ و کسل‌ها سطح خاکستری کمتری از آن‌ها دارند. همچنین I_0 مقدار اصلی و کسل است. از طرفی، I'_{97} و I'_5 ثابت‌هایی هستند که انتظار می‌رود ۹۷ و ۵ درصد و کسل‌ها از آن کوچکتر باشند. این درصدها به این دلیل انتخاب شده‌اند که اثر نمونه‌های نادر را بر روی نرمال‌سازی خنثی کنند. لازم به ذکر است که اگر از ماکزیمم و مینیمم سطوح خاکستری به جای ۹۷ و ۵ درصد استفاده کنیم آنگاه نمونه‌های نادر مشکل‌ساز خواهند شد.

از پیش‌پردازش‌های دیگر، می‌توان به محدود کردن حجمی که در آن به دنبال توده می‌گردیم اشاره کرد. تن و همکارانش مقطع‌هایی از تصاویر ABUS که مربوط به ۶ میلی‌متر ابتدایی هستند را نادیده گرفتند زیرا این مقطع‌ها از روی اکوهای بافت پوست ساخته می‌شود که تومور نمی‌تواند در آنجا وجود داشته باشد [۹]. همچنین آنها روشی برای شناسایی دنده‌ها در تصاویر ABUS پیشنهاد دادند. بدین ترتیب می‌توان و کسل‌هایی که مربوط به پشت دنده هستند را از حجم مورد جستجو حذف کرد [۱۶].

۴-۲ انتخاب نواحی کاندیدای اولیه

این بخش در واقع مهم‌ترین بخش شناسایی توده در تصاویر ABUS محسوب می‌شود و محققان بر روی آن تمرکز بیشتری می‌کنند. از اینرو، روش‌هایی که برای این قسمت پیشنهاد شده‌اند را با جزئیات بیشتری تشریح می‌کنیم.

▪ روش آب‌پخشان سورت‌های

لو و همکارانش از نسخه‌ی خاصی از تبدیل آب‌پخشان به نام آب‌پخشان سورت‌های^۹ برای ناحیه‌بندی تصویر بهره برده‌اند [۱۷]. در روش سورت‌های هدف این است که پیکسل‌ها را به مینیمم مشترکشان سردهیم. این روش هر پیکسل را با کوچک‌ترین همسایه‌اش متصل می‌کند، سپس همان پیکسل همسایه به کوچک‌ترین همسایه‌اش متصل می‌شود و الی آخر. سرانجام به نقاطی می‌رسیم که هیچ همسایه‌ی کوچکتری ندارند (نقاط مینیمم محلی) که این مبنایی برای تشکیل یک آبگیر است. در نهایت، مجموع تمام نقاطی که به یک مینیمم محلی متصل می‌شوند، یک آبگیر را می‌سازند. مشکل عمده تبدیل‌های آب‌پخشان بیش‌قطعه‌بندی است. در مقاله مذکور از مفهوم عمق آب‌پخشان برای ادغام آبگیرها استفاده شده است. همانطور که

هایی هستند با جهت‌های مختلف که به عنوان یک الگو استفاده می‌شوند. نحوه‌ی عملکرد این فیلتر به این صورت است: شکل این فیلتر یک مربع با اندازه‌ی $N_s * N_s$ است. از مرکز این مربع می‌توان ۲- $2N_s$ خط با ضخامت N_s پیکسل در نظر گرفت. نحوه اعمال فیلتر به این صورت است که مجموع سطوح خاکستری روی هر خط محاسبه می‌شود، سپس ماکزیمم این مقادیر به جای مقدار پیکسل مرکزی قرار می‌گیرد. یکی از ضعف‌های این روش این است که تنها خطوط را بهبود می‌دهد و روی ویژگی‌های غیر خط تأثیر نمی‌گذارد.

جدول ۲ مزایا و معایب روش‌های به کار گرفته شده در مقالات برای حذف نویز لکه‌ای در تصاویر ABUS

معایب	مزایا	روش کاهش نویز لکه‌ای
کارایی پایین در حذف نویز لکه‌ای، جابه‌جایی موقعیت لبه‌ها	سادگی در پیاده‌سازی، سرعت زیاد، عدم محو شدگی زیاد لبه‌ها	فیلتر میانه [۱۰]
کارایی پایین در حذف نویز لکه‌ای، محو شدگی لبه‌ها	سادگی در پیاده‌سازی، سرعت زیاد	فیلتر سیگما [۱۲، ۱۳]
این روش برای نویزهای جمع‌شونده کارایی دارد و برای حذف نویز لکه‌ای چندین مناسب نیست، سرعت پایین بر روی تصاویر سه‌بُعدی	کاهش نویز همراه با تقویت لبه‌ها	فیلتر انتشار [۱۱]
سرعت پایین بر روی تصاویر سه‌بُعدی	کارایی بالا در حذف نویز لکه‌ای، عدم تضعیف لبه‌ها	فیلتر OBNLM [۲۷]
حساسیت روش بر روی تعداد خوشه‌ها، ادغام نواحی با سطح روشنایی نسبتاً مشابه	کارایی نسبتاً مناسب در حذف نویز لکه‌ای	استفاده از خوشه‌بندی [۱۴]

روش‌های پیش‌پردازش ارائه شده برای شناسایی توده در تصاویر سه‌بُعدی پستان محدود به حذف نویز و تقویت لبه‌ها نیستند. نرمال‌سازی سطوح خاکستری، پیش‌پردازش دیگری است که می‌تواند بر روی تصاویر انجام شود. دلیل این نرمال‌سازی از آنجا نشأت می‌گیرد که تصاویر موجود در پایگاه‌های داده، معمولاً در یک مدت زمان طولانی و از مراکز درمانی مختلفی جمع‌آوری می‌شود. بنابراین از نسخه‌های نرم‌افزاری و تنظیمات متفاوتی برای جمع‌آوری این تصاویر استفاده می‌شود. به همین دلیل سطوح خاکستری بافت‌های مختلف (بافت چربی، بافت متراکم و...) از بیماری به بیمار دیگر متفاوت است. از اینرو، قبل از انتخاب نواحی مشکوک و استخراج ویژگی می‌توان از این پیش‌پردازش هم استفاده کرد. به عنوان مثال تن و همکارانش از

⁹ Tobbogan watershed

مقیاس σ می‌تواند برای کنترل شعاع ساختارهای حباب‌گونه استفاده شود. ساختارهای حباب‌گونه‌ی بزرگ زمانی بهبود می‌یابند که مقدار σ بزرگ باشد. در ابتدا بردارهای ویژه و مقادیر ویژه ماتریس هسین در هر پیکسل محاسبه می‌شود. در مقاله مربوطه، درجه‌ی حباب‌گونه بودن و بزرگی مقادیر ویژه با استفاده از روابط زیر محاسبه می‌شوند:

$$R_B = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{|\lambda_2| \cdot |\lambda_3|}} \quad (۳)$$

$$M = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2} \quad (۴)$$

در ساختارهای حباب‌گونه، انحنای در طول هر ۳ جهت متعامد باید تقریباً یکسان و اندازه‌ی آن‌ها نیز بزرگ باشد. بنابراین R_B زمانی به حداکثر مقدار خود می‌رسد که شیء دارای ساختار حباب‌گونه باشد. در کل، مقدار M در اشیاء نسبت به مقدار M در پس‌زمینه بیشتر است، از اینرو می‌توان از آن برای تمایز اشیاء و پس‌زمینه بهره برد. می‌توان R_B و M را بر اساس رابطه‌ی زیر با هم ترکیب کرد:

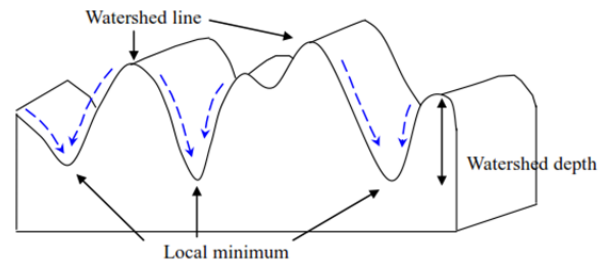
$$B_{\sigma}(\lambda_p) = \begin{cases} \left(1 - e^{-\frac{\lambda_p}{\sigma^2}}\right) \left(1 - e^{-\frac{M}{\sigma^2}}\right) & \text{if } \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۵)$$

در رابطه (۵)، λ_p نشان‌دهنده‌ی مقادیر ویژه در موقعیت p بوده و α و β پارامترهای حساسیت مربوط به R_B و M می‌باشند. پارامترهای حساسیت می‌توانند وزن ترم‌های متناظر را کنترل کنند. بدین ترتیب یک تصویر احتمالی به دست می‌آید (به ازای هر پیکسل یک احتمال داریم) که می‌توان با یک آستانه‌گذاری روی آن، تعدادی نواحی کاندیدای توده به دست آورد. لازم به ذکر است که نویسندگان مقاله مقدار این آستانه را ذکر نکرده‌اند. یکی از مزایای این روش این است که نسبت به اندازه توده‌ها حساس نیست و نویسندگان با در نظر گرفتن مقادیر مختلف برای σ آن را مدیریت کردند. اما مشکل اصلی این روش به رابطه (۳) بازمی‌گردد. نویسندگان این مقاله ادعا کرده‌اند که مقدار R_B برای توده‌ها زیاد خواهد بود که ادعای درستی است اما مقدار R_B برای ساختارهای دیگر مانند رگ‌ها (خطوط) و چربی‌های دوار (حباب‌هایی که تنها در یک مقطع ظاهر می‌شوند) نیز زیاد خواهد بود زیرا مخروط کسر در اینگونه موارد کوچک و کل کسر بزرگ می‌شود. این امر سبب می‌شود که این روش دارای تعداد نمونه‌های مثبت کاذب زیادی باشد.

استفاده از لبه و اختلاف روشنایی در شناسایی توده

آیکدو و همکارانش از یک یافته‌ی جدید بر روی تصاویر کلی پستان استفاده کردند. ایده‌ی آن‌ها بر این فرض استوار است که تصویر لبه‌ای که از روی یک تصویر نرمال تولید می‌شود از لبه‌های تقریباً افقی تشکیل می‌گردد ولی تصویر لبه‌ای که از روی

در شکل ۵ ملاحظه می‌شود، عمق آب‌پخشان، اختلاف ارتفاع بین مینیمم محلی و پایین‌ترین نقطه‌ی مرزی مجاور است. اگر دو آبگیر مجاور عمقشان از یک آستانه‌ای کمتر باشد، آنگاه با یکدیگر ادغام می‌شوند. این آستانه برابر $1/4$ عمق عمیق‌ترین آبگیر در نظر گرفته شده است. این روش دارای محدودیت‌هایی است که به چند مورد از آنها اشاره می‌کنیم. همانگونه که ذکر گردید، روش‌های مبتنی بر تبدیل آب‌پخشان از مشکل بیش-قطعه‌بندی رنج می‌برند. این روش نیز علیرغم استفاده از مفهومی به نام عمق آب‌پخشان کماکان با این مشکل روبه‌رو است. یکی از مشکلات دیگر این روش در مواجهه با توده‌های بدخیمی بروز می‌کند که دارای ناحیه‌هایی با خواص هایپراکوئیک^{۱۱} درون خود هستند. این نواحی تشکیل آبگیرهای جداگانه‌ای می‌دهند که از کارایی سیستم توده‌یاب به شدت می‌کاهد زیرا توده‌ای که این نواحی را محاط کرده است به شدت از ویژگی‌هایی مانند دوار بودن فاصله می‌گیرد. از طرف دیگر، این نواحی هایپراکوئیک می‌توانند سبب افزایش نمونه‌های مثبت کاذب در سیستم شوند. همچنین در مقاله مذکور آزمون حساسیتی بر روی آستانه عمق آب‌پخشان انجام نشده است در حالیکه به نظر می‌رسد این روش شدیداً به آستانه مذکور وابسته است.



شکل ۵ نمای توپوگرافیک از یک تبدیل آب‌پخشان [۱۷].

شناسایی چندمقیاسی حباب^{۱۱}

از آنجاییکه تومورها در تصاویر سه‌بعدی پستان ساختارهایی حباب‌گونه با اندازه‌های مختلف دارند، مون و همکارانش تصمیم گرفتند که از یک الگوریتم حباب‌یابی بهره‌گیرند که قادر است حباب‌هایی با اندازه‌های مختلف را پیدا کند [۱۲]. آنها ساختارهای حباب‌گونه را بر اساس مقادیر ویژه‌ی به دست آمده از ماتریس هسین بهبود دادند. این ماتریس شامل مشتق‌های دوم در ۳ جهت است که این مشتق‌ها از طریق کانولوشن تصاویر با مشتق‌های کرنل گاوسی به دست می‌آیند. ماتریس هسین به صورت زیر است:

$$H_{\sigma}(x, y, z) = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{yx} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{zx} & I_{zy} & I_{zz} \end{bmatrix} \quad (۲)$$

¹⁰ Hyper-echoic

¹¹ Multi resolution blob detection

نقطه مرکزی آن روشن‌تر از میانگین کل ناحیه کروی باشد را حذف کردند. یکی از محدودیت‌های این روش این است که در مواجهه با توده‌های دارای سایه پسین دچار مشکل می‌شود. زیرا در تصاویر، این سایه به توده چسبیده است و کل شیء به صورت دوار دیده نمی‌شود. از اینرو تبدیل هاف کروی در یافتن این توده‌ها دچار مشکل می‌شود.

یک محدودیت کلی که همه روش‌های مبتنی بر لبه در مسأله شناسایی توده در تصاویر ABUS با آن روبه‌رو هستند، کیفیت پایین تصاویر و بافت پیچیده پستان است. توده‌های موجود در تصاویر ABUS معمولاً مرزهای ضعیفی دارند، به همین دلیل خروجی لبه‌یاب‌ها بر روی مرز توده‌ها دارای ناپوستگی‌های زیاد و طولانی خواهد بود. همچنین به دلیل بافت پیچیده پستان، لبه‌های ناخواسته زیادی ظاهر می‌شوند که در الگوریتم‌های پیشنهادی تأثیر منفی خواهند داشت.

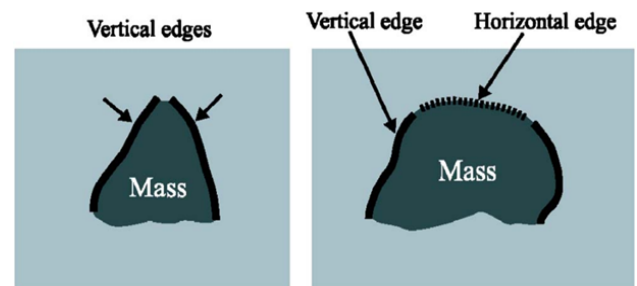
▪ شناسایی توده بر اساس خوشه‌بندی

منظور از خوشه‌بندی این است که داده‌ها (عناصر تصویر) را به گونه‌ای دسته‌بندی کنیم که عناصر درون هر دسته به هم شبیه بوده ولی با عناصر دسته‌ی دیگر فرق داشته باشند. بعضی از محققان این خوشه‌بندی را با انجام سعی و خطا انجام داده‌اند و بعضی دیگر از الگوریتم‌های کلاسیکی مانند k-means و FCM بهره بردند.

چنگ و همکارانش روشی را برای شناسایی توده‌ها و کیست‌ها ارائه کردند که در آن، محدوده‌ی سطوح خاکستری تصویر به ۴ بازه تقسیم می‌شود: ۰-۱۲، ۲۷-۴۲، ۴۳-۷۱ و ۷۲-۲۵۵. اولین محدوده مربوط به کیست‌ها، دومین و سومین محدوده مربوط به نواحی مشکوک به توده و آخرین محدوده مربوط به بافت‌های دیگر نظیر بافت‌های فیبروس، بافت‌های غددی و کلسیفیکون‌ها است [۱۱]. محدوده‌های انتخاب شده تنها برای موردی قابل اعمال است که بر اساس TGC^{۱۵} و محدوده‌ی دینامیکی ثابت اسکن شده‌اند. سرانجام پیکسل‌هایی که سطوح خاکستری آن‌ها در یک خوشه قرار می‌گیرند با مقدار میانگین-شان جایگزین می‌شوند. بدین ترتیب تصویر اولتراسوند خوشه-بندی می‌شود. این روش به دلیل استفاده از آستانه‌های ثابت بر روی تصاویر قابلیت تعمیم پائینی دارد.

دراکر و همکارانش از الگوریتم خوشه‌بندی k-means برای انتخاب نواحی کاندیدا استفاده کردند [۶]. مطالعه‌ی آنها بر روی زنانی انجام گرفته است که سرطان آن‌ها در تصاویر ماموگرافی مخفی مانده است، زنانی که طبق ارزیابی BI-RADS جزء گروه ۳ و ۴ هستند (زنانی با پستان‌های متراکم نامتجانس یا بسیار متراکم) و پس از ماموگرافی برای آن‌ها سونوگرافی در نظر گرفته شده است. آن‌ها ابتدا در هر مقطع یک آستانه‌گذاری انجام می‌دهند تا پروفایل پستان استخراج شود. مقدار این آستانه برابر

یک تصویر غیرنرمال تولید می‌شود دارای لبه‌های تقریباً عمودی در مرز توده است [۱۰]. طبق یافته‌های آن‌ها، توده‌ها در روی مرزهای خود دارای ۲ لبه‌ی نسبتاً عمودی ($CoE-V^{12}$) یا ۲ لبه‌ی نسبتاً عمودی و یک لبه‌ی نسبتاً افقی هستند ($CoE-VH^{13}$). این پدیده در شکل ۶ نشان داده شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود، لبه‌های نسبتاً افقی در مرز زیرین یک توده استفاده نشده‌اند زیرا در تصاویر اولتراسوند توده‌هایی وجود دارند که دارای تضعیف اکوی پسین می‌باشند.



شکل ۶ سمت چپ یک توده با دو لبه‌ی نسبتاً عمودی و سمت راست یک توده با یک لبه‌ی نسبتاً عمودی و یک لبه‌ی نسبتاً افقی [۱۰].

لبه‌ها، در هر مقطع از حجم سه بُعدی، به وسیله‌ی لبه‌یاب گنی^{۱۴} شناسایی شده و با بکارگیری یک روش نازک‌سازی، تصویر لبه-ای به نام EI حاصل می‌شود. در ادامه دو نوع تصویر لبه تولید می‌شود: یکی تصویری که در آن لبه‌های نسبتاً عمودی وجود دارد ($n-VEI$) و دیگری تصویری که شامل لبه‌های نسبتاً افقی است ($n-HEI$). تصویر اول ($n-VEI$) از روی تفریق EI از نسخه‌ی انتقال یافته‌اش در جهت x حاصل می‌شود و تصویر دوم ($n-HEI$) از تفریق EI از $n-VEI$ تولید می‌شود. نویسندگان این مقاله از روش دیگری به عنوان مکمل روش مزبور به منظور افزایش حساسیت سیستم استفاده کردند. در این روش، از اختلاف روشنایی مقطع‌های متوالی یک حجم برای استخراج توده‌ها استفاده شده است. ایده‌ی استفاده از این ویژگی از آنجا نشأت می‌گیرد که رادیولوژیست‌ها کل تصویر ۳ بُعدی را به صورت یک تصویر متحرک تفسیر می‌کنند. در حقیقت، آن‌ها روی ناحیه‌ای متمرکز می‌شوند که روشنایی‌اش در مقایسه با مقطع قبلی یا بعدی‌اش فرق کند.

جتونگ و همکارانش از ایده دیگری مبتنی بر لبه‌یابی استفاده کردند [۲۸]. آن‌ها ابتدا کنتراست تصویر را افزایش و از فیلتر میانه به عنوان پیش‌پردازش استفاده کردند. سپس با استفاده از لبه‌یاب Canny یک تصویر باینری به دست آوردند و روی این تصویر باینری یک تبدیل هاف سه‌بُعدی برای استخراج ناحیه-های کروی اعمال نمودند. علاوه بر این، آن‌ها برای کاهش نمونه‌های مثبت کاذب، ناحیه‌های کروی که سطح خاکستری

¹² Combination of Vertical Edges

¹³ Combination of Vertical and Horizontal Edges

¹⁴ Canny

می‌کند. برای آموزش این طبقه‌بند مرکب، مجموعه‌ای از \mathcal{U} -کسل-های برچسب خورده (به عنوان توده یا نرمال) مورد نیاز است. در تصاویر ۳ بُعدی که نویسندگان در اختیار داشتند، موقعیت مرکز توده مشخص بود. از آنجایی که میانگین شعاع توده‌های موجود در مجموعه تصاویر آن‌ها ۹ میلی‌متر بود، نویسندگان تصمیم گرفتند که تمام \mathcal{U} -کسل‌های درون کره‌ای به شعاع ۳٫۶ میلی‌متر (۶ \mathcal{U} -کسل) را به عنوان توده برچسب‌گذاری کنند. برای برچسب‌گذاری \mathcal{U} -کسل‌های نرمال، \mathcal{U} -کسل‌هایی انتخاب شدند که حداقل ۱۸ میلی‌متر با مرکز توده فاصله داشتند. سپس از این \mathcal{U} -کسل‌ها، ۷ ویژگی اعم از حباب‌گونه بودن، سوزنی بودن، عمق و کنتراست و... استخراج می‌شوند. بدین ترتیب یک سری بردار ویژگی ساخته می‌شوند که کلاس آن‌ها (توده یا غیرتوده) نیز مشخص است. پس از آموزش طبقه‌بند پیشنهاد شده، زمانی که یک تصویر سه بُعدی در اختیار طبقه‌بند قرار می‌گیرد، یک احتمال به هر \mathcal{U} -کسل منسوب می‌شود. بنابراین، یک نقشه‌ی احتمالی به ازای هر تصویر حجمی به دست می‌آید که ابتدا با اعمال یک کرنل گاوسی آن را هموار کرده و سپس یک آستانه-گذاری روی آن انجام شده و نقاط ماکزیمم محلی به مرحله‌ی بعدی واگذار می‌شوند. در مرحله‌ی بعد، بر اساس این نقاط ماکزیمم محلی، یک بخش‌بندی دقیق سه بُعدی روی نواحی انجام می‌شود. نویسندگان این مقاله از روشی بر مبنای برنامه-نویسی پویا استفاده کردند که این روش اولین بار بر روی تصاویر سی‌تی اسکن اعمال شده است. تن و همکارانش در مقاله دیگری [۲۲]، در کنار ویژگی‌های ذکر شده، از ویژگی‌های ۱۶ برای شناسایی توده‌های کوچک بهره گرفتند.

■ استفاده از کانتورهای تک شدتی

کوزه‌گر و همکارانش از یک دستاورد جدید برای شناسایی نواحی مشکوک به توده استفاده کردند [۲۷]. آنها بر اساس تحقیقات خود به این نتیجه دست یافتند که «همیشه کانتوری در اطراف مرز توده در یک برش می‌توان یافت که پیکسل‌های روی این کانتور مقادیر سطح خاکستری‌شان بسیار نزدیک به هم است». این کانتورها اصطلاحاً به کانتور تک‌شدتی معروف هستند. در واقع نیاز نیست که ما به دنبال ناحیه‌ای تقریباً دوار باشیم که درون آن تقریباً یکنواخت و تاریک است. زیرا در داخل توده‌ها معمولاً خاصیت‌های هاپراکوئیک (یعنی ناحیه‌های با شدت روشنایی بالا) و ناهمگنی‌های زیادی وجود دارد ولی طبق یافته‌ها، این ناهمگنی‌ها در نزدیکی مرز توده‌ها کمتر است. از اینرو، کوزه‌گر و همکارانش پس از کوانتیزه کرده تصویر، تمامی کانتورهای تک‌شدتی ممکن را استخراج و با استفاده از دانش زمینه تعدادی زیادی از آنها را حذف می‌کنند تا بدین ترتیب از تعداد نمونه‌های مثبت کاذب بکاهند. این روش دارای نرخ حساسیت بالایی است که یک حسن محسوب می‌شود اما از

۸۵٪ سطح خاکستری روشن‌ترین پیکسل است. سپس، کل تصویر را با استفاده از الگوریتم k -means به ۳ ناحیه‌ی مختلف خوشه‌بندی می‌کنند: ناحیه‌ی روشن (parenchyma)، تیره (مانند نوک پستان) و نواحی کاندیدا. بعد از اینکه تصویر بخش‌بندی شد، آن‌ها از یک آستانه‌گذاری تطبیقی برای بخش‌بندی ۳ بُعدی نواحی استفاده کردند. بدین صورت که در اطراف مرکز هر ناحیه، یک مکعب به ابعاد $2*2*2$ میلی‌متر در نظر گرفته می‌شود و مقدار آستانه، برابر مینیمم سطح خاکستری درون این مکعب خواهد بود. پس از انجام آستانه‌گذاری، اگر ناحیه‌ای شامل مرکز مورد نظر باشد، آن ناحیه به عنوان یک ناحیه‌ی مشکوک در نظر گرفته و مابقی نواحی دور انداخته می‌شوند.

از الگوریتم‌های خوشه‌بندی معروف دیگر می‌توان به FCM اشاره کرد که نسبت به k -means معمولاً به نتایج بهتری منجر می‌شود. لو و همکارانش از این الگوریتم برای خوشه‌بندی سطوح خاکستری تصویر استفاده کردند [۱۳]. آن‌ها تعداد خوشه‌ها را برابر ۴ در نظر گرفتند. پیکسل‌هایی که درون تاریک‌ترین خوشه قرار می‌گیرند به عنوان پیکسل‌های مورد نظر انتخاب شده و مابقی دور انداخته می‌شوند. در نهایت از روش برچسب‌دهی مؤلفه‌های متصل برای گروه‌بندی پیکسل‌ها به صورت نواحی مشکوک استفاده می‌شود. مون و همکارانش نیز دقیقاً از همین روش استفاده کردند با این تفاوت که پس از بخش‌بندی با FCM، بعضی از نواحی مجاور را با هم ادغام کردند. عمل ادغام در صورتی انجام می‌شود که اختلاف میانگین روشنایی دو ناحیه‌ی مجاور کمتر از ۴ باشد. بدین ترتیب این عمل ادغام باعث می‌شود که هم نواحی کمتری انتخاب شوند و هم کیفیت بخش‌بندی بهتر شود.

یکی از چالش‌های عمده‌ی روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی به تعیین تعداد خوشه‌ها باز می‌گردد. بعضی از محققان این تعداد را برابر ۳ و بعضی دیگر برابر ۴ در نظر گرفتند. تغییر تعداد خوشه‌ها در کارایی الگوریتم بسیار تأثیرگذار است. همچنین طبق بررسی‌های انجام شده، خوشه‌بندی بر اساس این تعداد ابداً به نتیجه قابل قبولی بر روی تصاویر ABUS منتهی نمی‌شود. همچنین روش‌هایی مانند k -means و FCM نسبت به مقداردهی اولیه حساس بوده و در هر بار تکرار، منجر به خروجی متفاوتی می‌شوند که این نیز از معایب روش‌های خوشه‌بندی به کار رفته است.

■ استفاده از یک طبقه‌بند برای شناسایی کاندیداها

تن و همکارانش با استفاده از ترکیبی از شبکه‌های عصبی، به ازای هر \mathcal{U} -کسل یک احتمال به دست می‌آورند [۹]. آنها از ترکیبی از ۵ شبکه‌ی عصبی برای تخمین این احتمالات بهره بردند که احتمال نهایی با میانگین‌گیری از این ۵ احتمال حاصل می‌شود. این احتمال شانس تعلق داشتن یک \mathcal{U} -کسل به یک توده را بیان

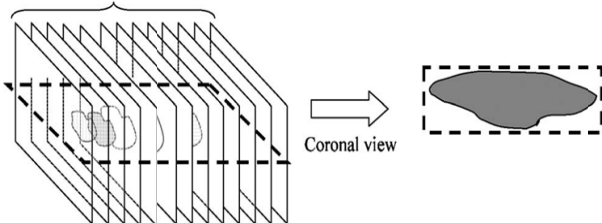
دادند که این مقدار نشان می‌داد که آن وکسل تا چه اندازه می‌تواند مرکز یک حباب باشد. پس از استخراج کاندیداهای اولیه، می‌توان از مقدار منتسب به وکسل‌های هر ناحیه برای استخراج ویژگی بهره برد. این ویژگی‌ها عبارتند از: ماکزیمم، میانگین و انحراف معیار حباب‌گونه بودن وکسل‌های درون یک حجم کاندیدا.

از ویژگی‌های دیگر می‌توان به اندازه‌ی ناحیه‌ی کروئال اشاره کرد. یک تصویر کروئال از روی سطح مقطع^{۱۹} تصاویر متوالی در یک عمق دلخواه به دست می‌آید. شکل ۷ مثالی از ساختن یک تصویر کروئال را ارئه می‌دهد که از روی تصاویر متوالی شامل تومور تولید می‌شود.

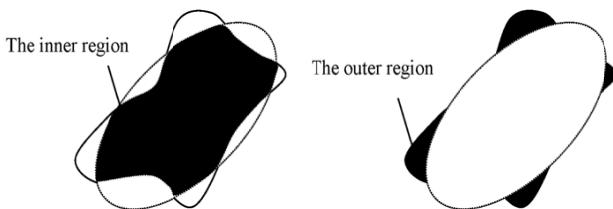
عموماً تصویر کروئال یک تومور به صورت یک بیضی تاریک تقریب زده می‌شود. معمولاً مساحت کروئال یک ناحیه‌ی مشکوک بیشتر از نواحی نرمال است. فرض کنیم که $area_T$ اندازه‌ی تومور در تصویر کروئال و $area_{CR}$ اندازه‌ی تصویر کروئال باشد در اینصورت اگر نسبت این دو مساحت کوچک باشد آنگاه می‌توان از این کاندیدا صرف‌نظر کرد.

لو و همکارانش از مدل بیضی منطبق‌شونده، برای استخراج ویژگی‌های مورفولوژی بهره بردند [۱۳]. یکی از این ویژگی‌ها، نسبت قطر بزرگ به کوچک بیضی است. یک ویژگی دیگر، زاویه‌ی بین محور x و قطر بزرگ بیضی است. همچنین از مساحت همپوشانی بیضی منطبق‌شونده با ناحیه کاندیدا نیز به عنوان یک ویژگی بهره گرفته‌اند.

Consecutive US images with tumor



شکل ۷ نمایی کلی از نحوه تشکیل تصویر کروئال [۱۷].



شکل ۸ ناحیه درونی و بیرونی یک بیضی منطبق‌شونده بر کاندیدا [۱۳].

طرف دیگر دارای نرخ نمونه‌های مثبت کاذب زیادی نیز می‌باشد.

در جدول ۳ محدودیت‌های رویکردهای مختلف برای شناسایی نواحی کاندیدای اولیه به طور خلاصه بیان شده است.

۴-۳ استخراج و انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی توده‌ها (کاهش نمونه‌های مثبت کاذب)

پس از استخراج کاندیداهای اولیه، تعداد زیادی از آن‌ها به اشتباه به عنوان توده استخراج می‌شوند که باید از تعداد آن‌ها کاسته شود. بدین منظور نیاز است که یک سری ویژگی به ازای هر کاندیدا محاسبه شود. ویژگی‌هایی که برای دسته‌بندی ناحیه‌ها به عنوان ناحیه‌های نرمال یا ناحیه‌های غیر نرمال مؤثر باشند. در ادامه ویژگی‌هایی را بررسی خواهیم کرد که در شناسایی توده‌ها در تصاویر ABUS مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

▪ ویژگی‌های ریخت‌شناسی^{۱۷}

این ویژگی‌ها پس از مشخص شدن مرز و شکل توده استخراج می‌شوند. بعضی از آن‌ها از روی کاندیداهای استخراج شده از مقطع‌ها به دست می‌آیند و بعضی دیگر با توجه به پروفایل سه بُعدی کاندیداها تعیین می‌شوند.

از رایج‌ترین این ویژگی‌ها می‌توان به اندازه‌ی ناحیه‌ی کاندیدا (مساحت یا حجم) اشاره کرد. از این ویژگی می‌توان برای حذف نواحی خیلی کوچک (نویز) یا نواحی خیلی بزرگ (بعضی از سایه‌های بزرگ) استفاده کرد [۱۸].

چربی‌ها در تصاویر سه بُعدی اولتراسوند پستان معمولاً به صورت نواحی نازک و تخت دیده می‌شوند. بنابراین می‌توان یک مستطیل محاطی برای کاندیداهای ۲ بُعدی یا یک مکعب مستطیل برای کاندیداهای ۳ بُعدی در اطراف توده در نظر گرفت و بر اساس آن یک سری ویژگی استخراج کرد. از جمله می‌توان به نسبت اندازه‌ی کاندیدا به اندازه‌ی مستطیل (یا مکعب مستطیل) محاطی بهره برد. همچنین می‌توان از نسبت کوچکترین محور به بزرگترین محور این مستطیل نیز برای فیلتر کردن نواحی چربی‌گونه استفاده کرد [۱۷].

یکی از ویژگی‌های مهم دیگر فشردگی^{۱۸} است که میزان دوار بودن یک ناحیه را تعیین می‌کند [۱۷]. این ویژگی به ازای هر کاندیدا مقداری بین [۰, ۱] خواهد داشت که برای یک دایره (برای ۲ بُعد) یا یک کره (برای ۳ بُعد) مقداری برابر ۱ خواهد داشت.

از جمله ویژگی‌های دیگری که برای تمایز نواحی نرمال و توده‌ها استفاده می‌شود، می‌توان به حباب‌گونه بودن اشاره کرد. مقالات مختلف از روش‌های متفاوتی برای اندازه‌گیری این معیار استفاده کرده‌اند. به عنوان مثال، در بخش قبل روشی را بررسی کردیم که مون و همکارانش به هر وکسل مقداری نسبت

¹⁹ Cross section

¹⁷ Morphology

¹⁸ Compactness

جدول ۳ محدودیت‌های روش‌های مختلف برای شناسایی نواحی کاندیدای اولیه.

نام رویکرد	محدودیت‌ها
آب‌پخشان سورتمه‌ای [۱۷]	بیش‌قطعه‌بندی، تولید آبگیرهای مجزا در درون توده‌های بدخیم به دلیل وجود ناحیه‌های هایپراکوئیک، حساسیت زیاد بر روی مقدار آستانه عمق آب‌پخشان
شناسایی چند مقیاسی حساب [۱۲]	استخراج نواحی مثبت کاذب زیاد به دلیل استخراج رگ‌ها و نواحی چربی
استفاده از لبه و اختلاف روشنایی [۲۸، ۱۰]	عدم پیوستگی لبه‌ها به دلیل کیفیت پایین تصاویر و مرز ضعیف توده‌ها، استخراج لبه‌های نامربوط به دلیل بافت پیچیده پستان
شناسایی توده بر اساس خوشه‌بندی [۱۳، ۱۱، ۶]	رخ شناسایی پایین، وابستگی زیاد به تعداد خوشه‌ها، قابلیت تعمیم پایین بر روی تصاویر جدید
استفاده از یک طبقه‌بند [۲۲، ۹]	وجود پارامترهای زیاد در مدل که آموزش مدل را با مشکل مواجه می‌کند
استفاده از کانترهای تک شدتی [۲۷]	رخ مثبت کاذب بالا

▪ ویژگی‌های بافت

از جمله ویژگی‌های بافت می‌توان به ممان‌های استخراج شده از روی هیستوگرام سطوح خاکستری و کسل‌های درون یک ناحیه‌ی سه بُعدی اشاره کرد. از آنجایی که توده‌ها به شکل نواحی تیره دیده می‌شوند، می‌توان از میانگین و واریانس سطوح خاکستری برای توصیف آن‌ها استفاده کرد. همچنین می‌توان عدم تقارن و کشیدگی هیستوگرام را هم به عنوان ممان‌های سوم و چهارم در نظر گرفت. در واقع این ویژگی‌ها منعکس‌کننده‌ی اکوی درونی کاندیداها می‌باشند.

لو و همکارانش کنتراست بین نواحی مجاور را به عنوان یک ویژگی در نظر گرفتند [۱۳]. آن‌ها تفاوت روشنایی یک ناحیه‌ی مفروض با نواحی مجاورش را به صورت زیر تعریف کردند:

$$I_{diff} = \frac{1}{N_{adj}} \sum I_{Mean-adj} - I_{mean} \quad (۶)$$

در رابطه‌ی ۶، $I_{Mean-adj}$ میانگین روشنایی هر یک از نواحی مجاور یک ناحیه‌ی کاندیدا و N_{adj} تعداد آن نواحی مجاور است.

ویژگی‌های حاصل از ماتریس هم‌رخداد از جمله ویژگی‌های دیگری هستند که به مراتب در طبقه‌بندی بافت‌ها در حوزه‌های مختلف استفاده شده‌اند [۱۹]، [۲۰]. در مقالات پس از ساختن این ماتریس در جهات و فواصل مختلف، تعدادی ویژگی اعم از انرژی، همبستگی ۱ و ۲، آنتروپی، سایه‌ی خوشه ۲ و... استخراج می‌کنند. طبق آخرین دانش ما، تمام روش‌ها، این ویژگی‌ها را برای نواحی ۲ بُعدی استخراج کرده و از آن برای کاهش نمونه‌های مثبت کاذب در مقطع‌های تصاویر سه بُعدی اولتراسوند بهره برده‌اند. البته می‌توان به شیوه‌ای ضعیف آن‌ها را به سه بُعد تعمیم داد. به عنوان مثال، چنگ و همکارانش از میانگین ویژگی‌های استخراج شده از مقطع‌های متوالی یک

حجم به عنوان ویژگی‌های نهایی بافت استفاده کردند [۱۱]. مثلاً معیار انرژی را از روی ماتریس‌های هم‌رخداد مربوط به هر مقطع استخراج کردند. بنابراین تعداد معیارهای انرژی استخراج شده برابر تعداد مقطع‌های حجم کاندیدا خواهد بود. در نهایت، انرژی نهایی، میانگین تمام انرژی‌ها است که این میانگین به عنوان یک ویژگی در بردار ویژگی نهایی لحاظ می‌شود. در مورد معیارهای دیگر نیز وضع بر همین منوال است.

چنگ و همکارانش معیاری به نام ناسازگاری^{۲۱} را معرفی کردند که این ویژگی بر اساس روش میانگین‌گیری فریم‌ها در تصاویر ویدئویی بنا نهاده شده است [۱۱]. اکنون به معرفی این معیار می‌پردازیم. تصور کنید که I_D تصویری باشد که توده در آن نهفته است. بر اساس تصویر I_D ، ۲ مجموعه از تصاویر تعریف می‌شوند: $I_{D \pm q}$ و $I_{D \pm p}$. تصاویر قبل و بعد از I_D که ممکن است شامل تومور باشند به صورت $I_{D \pm p}$ نشان داده می‌شوند. از این تصاویر (که مجموعاً $2a+1$ تصویر می‌باشند) پرش می‌کنیم و به آن‌ها کاری نداریم. سپس، تصویر پس‌زمینه I_B با میانگین‌گیری از تصاویر $I_{D \pm q}$ حاصل می‌شود. مجموعه تصاویر $I_{D \pm q}$ ، تصاویری هستند که $b-a$ تصویر جلوتر و عقب‌تر از $I_{D \pm p}$ قرار دارند. بدین ترتیب، سطح خاکستری هر پیکسل I_B به صورت رابطه ۷ محاسبه می‌شود:

$$I_B = \frac{\sum I_{D \pm q}(x,y)}{2(b-a)} \quad (۷)$$

پس از تولید تصویر پس‌زمینه، برای همه‌ی مختصات (x,y) که درون ناحیه‌ی شناسایی شده قرار دارند، کنتراست بین پیکسل‌های متناظر در I_D و I_B محاسبه شده و یک تصویر کنتراستی حاصل می‌شود. در نهایت میانگین کنتراست پیکسل‌های درون یک ناحیه مشکوک، به عنوان مقدار ناسازگاری استخراج می‌شود.

21 Inconsistency

20 Cluster shade

واقع، آن‌ها آستانه‌هایی برای مقادیر ویژگی در نظر می‌گیرند که این آستانه‌ها بر اساس سعی و خطا به دست می‌آید نه بر اساس توزیع نمونه‌ها در فضای ویژگی. چون اصولاً نمی‌توان نمونه‌هایی که بیش از ۳ ویژگی دارند را در فضا تصویر کرد و مرز نمونه‌های مثبت واقعی و کاذب را تشخیص داد. اینگونه طبقه‌بندی نمونه‌ها چندان معتبر نمی‌باشد. راه بهتر این است که از یک طبقه‌بند استفاده شود. اکثر طبقه‌بندهای استفاده شده در این حوزه، از نوع رگرسیون لجیستیک هستند. بعضی از روش‌ها از SVM²⁵ و شبکه‌ی عصبی و LDA²⁶ نیز استفاده کرده‌اند.

۴-۴ ارزیابی سیستم‌های توده‌یاب

برای ارزیابی سیستم‌های توده‌یاب معمولاً از منحنی FROC²⁷ استفاده می‌شود [9] و متخصصان تحلیل خود را بر اساس این نمودار انجام می‌دهند. این نمودار دارای ۲ بُعد است: محور افقی بیانگر میانگین نمونه‌های مثبت کاذب به ازای هر تصویر و محور عمودی نشان‌دهنده‌ی حساسیت سیستم توده‌یاب می‌باشد. برای ساختن نمودار FROC، مهم‌ترین پارامتر مربوط به یک سیستم توده‌یاب تغییر داده شده و نقاط مختلفی روی نمودار مربوطه به دست می‌آید.

می‌توان به جای استفاده از کل نمودار FROC، بهترین نقطه‌ی تعادل بین حساسیت و تعداد نمونه‌های مثبت کاذب را پیدا کرده و این نقاط عملیاتی موجود در نمودارهای FROC را با یکدیگر مقایسه کرد. باید توجه داشت که این نقطه یک نقطه‌ی کیفی می‌باشد که به نظر متخصصین بستگی دارد. ممکن است یک متخصص، توده‌یابی را ترجیح دهد که به تعداد نمونه‌های مثبت کاذب کمی منتهی شود و در مقابل متخصص دیگری تنها حساسیت برایش مهم باشد (هرچند نرخ نمونه‌های مثبت کاذب بالا باشد). در جدول ۴ مقایسه‌ای کلی بین روش‌ها به لحاظ حساسیت و نرخ مثبت کاذب انجام شده است.

۵ بحث

پس از بررسی روش‌های مختلف شناسایی توده بر روی تصاویر ABUS به کمک سیستم‌های کامپیوتری، دریافتیم که پیش‌پردازش‌های انجام شده، روش‌های سنتی هستند که مخصوص نويز جمع‌شونده می‌باشند، در حالیکه نويز لکه‌ای یک نويز ضرب شونده است. لازم به ذکر است که تمامی روش‌های مطرح شده نسبت به نويز لکه‌ای حساس بوده و وجود این نويز از کارایی توده‌یاب‌ها می‌کاهد. به عنوان نگاهی به آینده، بهتر است روش‌هایی توسعه داده شوند که به صورت ویژه برای

تن و همکارانش از ویژگی‌های هار²² و گابور²³ و ماتریس هم‌رخداد با اندازه پنجره‌های متفاوت برای یافتن توده‌های کوچک بهره بردند [22]. طبق نتایج آنها استفاده از این ویژگی‌های بافتی می‌تواند سبب افزایش دقت سیستم در یافتن توده‌های کوچک با شعاع تقریبی ۱ تا ۵ میلی‌متر شود.

• ویژگی‌های مربوط به موقعیت توده

یک ویژگی ساده ولی در عین حال مهم برای فیلتر کردن نواحی کاندیدای کاذب، عمق ناحیه است. در تصاویر اولتراسوند، ویژگی‌ها با افزایش عمق تغییر می‌کنند. علاوه بر این، احتمال رخداد سرطان در عمق‌های مختلف، متفاوت است. می‌توان از این ویژگی برای فیلتر کردن نواحی‌ای بهره برد که خیلی نزدیک به پوست هستند و یا در عمق خیلی زیاد (مثلاً پشت دنده‌ها) قرار دارند.

می‌توان از موقعیت کاندیدها نسبت به ساختارهای آناتومیک نیز به عنوان یک ویژگی مناسب استفاده کرد. تائو و همکارانش فاصله‌ی کاندیدها از ساختارهایی مانند نوک پستان و قفسه پستان را به عنوان ویژگی بکار گرفتند [9]. این ساختارها معمولاً منجر به سایه‌هایی می‌شوند که به اشتباه به عنوان توده تلقی می‌گردند و سیستم توده‌یاب را با مشکل مواجه می‌سازند. آن‌ها برای پیدا کردن موقعیت نوک پستان در مقطع‌های ابتدایی تصاویر ABUS، از تبدیل دایره‌ای هاف استفاده کردند. آن‌ها همچنین یک مدل سیلندری برای پیدا کردن دنده‌ها و به تبع آن قفسه پستان پیشنهاد دادند. سپس برای ناحیه‌هایی که در پشت قفسه پستان قرار می‌گیرند، یک فاصله‌ی منفی را به کار گرفتند، زیرا توده‌ها نمی‌توانند در پشت قفسه پستان واقع شوند. فاصله‌ی مرکز ثقل هر کاندیدا تا مرز پروفایل پستان نیز می‌تواند به عنوان یک ویژگی لحاظ شود.

▪ انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی

طبق آخرین دانش ما، همه‌ی روش‌هایی که جهت انتخاب ویژگی در این حوزه استفاده شده‌اند از روش گام به گام رو به عقب²⁴ بهره برده‌اند. معیار مناسب بودن یک مجموعه ویژگی نیز بر اساس خطای طبقه‌بند استفاده شده تعیین می‌گردد. هر چقدر خطای طبقه‌بند مورد نظر با استفاده از آن مجموعه ویژگی پایین‌تر باشد آنگاه آن مجموعه ویژگی از کارایی بیشتری برخوردار است.

برای کاهش نمونه‌هایی که به اشتباه به عنوان کاندیدا استخراج شده‌اند، بعضی از محققان خودشان قراردادهایی را بر اساس مشاهداتشان پیشنهاد می‌کنند. مثلاً یک قرارداد این است که اگر میانگین روشنایی یک ناحیه از یک آستانه‌ای پایین‌تر نباشد آنگاه آن ناحیه باید از لیست کاندیدها حذف شود. در

²⁵ Support vector machine

²⁶ Linear Discriminate Analysis

²⁷ Free-response operating characteristics

²² Haar

²³ Gabor

²⁴ Backward stepwise

نواحی مشکوک را حفظ نکند آنگاه ویژگی‌های شکل بلااستفاده خواهند بود. همچنین اگر سیستم به گونه‌ای باشد که به مثبت‌های کاذب زیادی منجر شود، آنگاه ویژگی‌های مربوط به نمونه‌های مثبت کاذب، فضای ویژگی را تسخیر کرده و طبقه‌بند را به سمت خود بایاس می‌کنند.

در گام استخراج ویژگی، محققان عموماً روش‌های موجود در تصاویر دو بُعدی اولتراسوند و ماموگرافی را توسعه داده‌اند که ذاتاً برای نواحی سه بُعدی اولتراسوند طراحی نشده‌اند. به خصوص در زمینه ویژگی‌های مربوط به بافت، هیچگونه ویژگی-ای طراحی نشده است که بافت را به صورت سه بُعدی تحلیل کند.

جدول ۴ مقایسه حساسیت و نرخ مثبت کاذب در روش‌های مختلف.

روش شناسایی توده	تعداد توده‌های موجود در تصاویر	حساسیت (%)	میانگین تعداد مثبت کاذب در هر تصویر
دراکر و همکاران [۶]	۶۱	۵۰	۱
تن و همکاران [۹]	۳۲۳	۶۴	۱
آیکدو و همکاران [۱۰]	۳۶	۸۰٫۶	۳٫۸
چنگ و همکاران [۱۱]	۲۶	۹۲٫۳	۱٫۷۶
مون و همکاران [۱۲]	۱۳۶	۷۰	۲٫۷
لو و همکاران [۱۳]	۵۸	۷۹٫۳	۵
مون و همکاران [۱۴]	۱۴۸	۸۹٫۱	۲
لو و همکاران [۱۷]	۱۳۳	۸۰	۳٫۳۳
کیم و همکاران [۱۸]	۶۹	۸۲٫۶۷	۰٫۲۶
تن و همکاران [۲۲]	۲۱۱	۸۳	۱۰
کوزه‌گر و همکاران [۲۷]	۱۱۲	۶۸	۱
جونگ و همکاران [۲۸]	۱۲۸	۹۶٫۱	۰٫۸۴

الگوریتم‌های بوستینگ برای مجموعه داده‌هایی که نامتعادل بوده و تعداد ویژگی‌های زیادی دارند عملکرد قابل قبولی دارند.

در مورد ارزیابی و مقایسه عادلانه سیستم‌های شناسایی توده توجه به این نکته ضروری است هیچگونه پایگاه داده استاندارد در حال حاضر در دسترس نبوده و سیستم‌های مختلف بر روی پایگاه داده‌های اختصاصی آزمایش‌های خود را انجام داده‌اند. بنابراین به لحاظ آماری نمی‌توان این سیستم‌ها را با یکدیگر مقایسه کرد، زیرا روی نمونه‌های مختلف آزمایش شده‌اند.

در انتها توجه به این نکته ضروری است که سیستم‌های تصویربرداری ABUS می‌توانند توسط جراحان پستان نیز مورد استفاده قرار گیرد. امروزه در ایران اکثر جراحان پس از انجام عمل، بیمار را دوباره به رادیولوژیست ارجاع می‌دهند تا بررسی کند که آیا توده به صورت کامل برداشته شده است یا خیر. جراحان پستان در صورت در اختیار داشتن چنین دستگاهی نیازی به ارجاع دوباره بیمار به رادیولوژیست ندارند، بلکه می‌توانند توسط این دستگاه خودکار، تصویر کامل پستان را اسکن کنند. علاوه بر این، جراحان با استفاده از این دستگاه قادرند جراحی دقیق‌تری انجام دهند زیرا پروفایل سه بُعدی پستان را در

حذف نویز لکه‌ای طراحی شده و بر روی تصاویر سه بُعدی بصورت یکپارچه اعمال کردند.

اکثر روش‌های موجود در زمینه شناسایی توده بر روی مؤلفه دوم شکل ۴ تمرکز کرده و تمام تمرکز خود را بر روی توسعه‌ی این مؤلفه گذاشته‌اند زیرا اگر توده‌ای در این مرحله شناسایی نشود آنگاه امکان بازیابی آن در مراحل بعد وجود نداشته و حساسیت سیستم پایین می‌آید. در واقع مؤلفه دوم مهمترین مؤلفه در سیستم‌های توده‌یابی است که باید نرخ شناسایی بالایی داشته باشد. لازم به ذکر است اگر این مؤلفه بنا به هر دلیلی چندان موفق نباشد، در مراحل بعد سیستم دچار مشکل می‌شود. مثلاً اگر روش به گونه‌ای باشد که شکل کلی

همچنین در گام انتخاب ویژگی، توجه به این نکته ضروری است که تمامی روش‌ها از روش گام به گام رو به عقب استفاده کردند. این روش یک روش حریصانه است که به احتمال زیاد در مینیمم‌های محلی گیر کرده و به جواب بهینه نخواهد رسید. در حالی که روش‌های بسیار کارآمدی در حوزه یادگیری ماشین مانند MRMR^{۲۸} [۲۳] توسعه داده شده‌اند که می‌توان از آنها برای حذف ویژگی‌های مازاد و نامربوط بهره گرفته و دقت سیستم را افزایش داد. همچنین اکثر طبقه‌بندهای استفاده شده برای فیلتر کردن نواحی مثبت کاذب، از نوع لجستیک یا شبکه عصبی هستند، در حالیکه این نوع طبقه‌بندها نسبت به نامتعادل بودن مجموعه داده آموزش حساس بوده و کارایی آن‌ها به دلیل بایاس شدن به سمت نمونه‌های مثبت کاذب کاهش می‌یابد. برای کاهش تأثیر نامتعادل بودن مجموعه داده‌ها در کارایی طبقه‌بندها، پیشنهاد می‌شود که از نسخه‌های مختلف الگوریتم بوستینگ^{۲۹} مانند آدا بوست^{۳۰} [۲۴]، بوستینگ زیرنمونه‌گیری تصادفی^{۳۱} [۲۵] و بوستینگ مقاوم^{۳۲} [۲۶] استفاده شود. اصولاً

²⁸ Maximum Relevance Minimum Redundancy (MRMR)

²⁹ Boosting

³⁰ AdaBoost

³¹ Random Under-Sampling Boosting (RUSBoost)

³² RobustBoost

- [8] Molloy E. Automated Image Analysis Techniques for Screening of Mammography Images. MSc Thesis, National University of Ireland, 2009.
- [9] Tan T, Platel B, Mus R, Tabar L, Mann RM, Karssemeijer N. Computer-aided detection of cancer in automated 3-D breast ultrasound. *IEEE Trans Med Imaging*, Vol. 32, pp. 1698–1706, 2013.
- [10] Ikedo Y, Fukuoka D, Hara T, Fujita H, Takada E, Endo T, Morita T. Development of a fully automatic scheme for detection of masses in whole breast ultrasound images. *Med Phys*, Vol. 34, PP. 4378–4388, 2007.
- [11] Chang RF, Chang-Chien KC, Takada E, Huang CS, Chou YH, Kuo CM, Chen JH. Rapid image stitching and computer-aided detection for multipass automated breast ultrasound. *Med Phys*, Vol. 37, pp. 2063–2073, 2010.
- [12] Moon WK, Shen YW, Bae MS, Huang CS, Chen JH, Chang RF. Computer-aided tumor detection based on multi-scale blob detection algorithm in automated breast ultrasound images. *IEEE Trans Med Imaging*, Vol. 32, pp. 1191–1200, 2013.
- [13] Lo C, Shen YW, Huang CS, Chang RF. Computer-aided multiview tumor detection for automated whole breast ultrasound. *Ultrason Imaging*, Vol. 36, pp. 3–17, 2014.
- [14] Moon WK, Lo CM, Chen RT, Shen YW, Chang JM, Huang CS, Chen JH, Hsu WW, Chang RF. Tumor detection in automated breast ultrasound images using quantitative tissue clustering. *Med Phys*, 2014.
- [15] Awad J, Abdel-Galil TK, Salama MMA, Tizhoosh H, Fenster A, Rizkalla K, Downey DB. Prostate's boundary detection in transrectal ultrasound images using scanning technique. in *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. Toward a Caring and Humane Technology (Cat. No.03CH37436)*, Vol. 2, pp.1199–1202, 2003.
- [16] Tan T, Platel B, Mann RM, Huisman H, Karssemeijer N. Chest wall segmentation in automated 3D breast ultrasound scans. *Med. Image Anal*, Vol. 17, pp. 1273–1281, 2013.
- [17] Lo CM, Chen RT, Chang YC, Yang YW, Hung MJ, Huang CS, Chang RF. Multi-dimensional tumor detection in automated whole breast ultrasound using topographic watershed. *IEEE Trans Med Imaging*, Vol. 33, pp.1503–1511, 2014.
- [18] Kim JH, Cha JH, Kim N, Chang Y, Ko MS, Choi YW, Kim HH. Computer-aided detection system for masses in automated whole breast ultrasonography: development and evaluation of the effectiveness. *Ultrason. (Seoul, Korea)*, Vol. 33, pp.105–115, 2014.
- [19] Xu R, Zhao X, Li X, Kwan C, Chang C. Target Detection with Improved Image Texture Feature

اختیار داشته و از موقعیت کامل توده در نماهای مختلف به صورت کامل اطلاع خواهند داشت.

۶ نتیجه‌گیری

تصویربرداری سه‌بُعدی اولتراسوند پستان یک روش تصویربرداری جدید است که در آینده می‌تواند انقلابی در تصویربرداری پستان ایجاد نماید. با افزایش رزولوشن تصاویر حاصله و به تبع آن افزایش مقاطع تولید شده، استفاده از سیستم‌های کمکی کامپیوتری جهت کمک به رادیولوژیست‌ها به عنوان یک مفسر دوم غیر قابل اجتناب خواهد بود. در این مقاله یک چارچوب کلی برای همه سیستم‌های توده‌یاب در تصاویر ABUS ترسیم شده و مولفه‌های موجود در این چارچوب به همراه جدیدترین سیستم‌های توده‌یاب به طور مفصل تشریح و نوآوری آنها بیان گردید. علاوه بر این، چالش‌های موجود در مولفه‌های چارچوب معرفی شده مورد بحث قرار گرفته و افق‌های جدیدی برای بهبود کارایی سیستم‌های توده‌یاب معرفی گردید.

مراجع

- [1] Siegel RL, Miller KD, Jemal A. Cancer statistics. *CA Cancer J Clin*, vol. 66, pp. 7–30, 2016.
- [2] کوزه‌گر، احسان اله، پیاده‌سازی یک روش کارا برای شناسایی خودکار توده‌ها در تصاویر ماموگرافی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه علم و صنعت ایران، دانشکده مهندسی کامپیوتر، ۱۳۹۰
- [3] Sree S, Ng E, Acharya R, Faust O. Breast imaging: A survey. *World J Clin Oncol*, Vol. 2, pp.171–8, 2011.
- [4] Wilczek B, Wilczek HE, Rasouliyan L, Leifland K. Adding 3D automated breast ultrasound to mammography screening in women with heterogeneously and extremely dense breasts: Report from a hospital-based, high-volume, single-center breast cancer screening program. *Eur Radiol*, Vol. 85, pp.1554–1563, 2016.
- [5] Pena-Reyes CA, Sipper M, Prieto L. Sensitive. Specific, and interpretable: evolving a fuzzy mammographic-interpretation assessment tool. In: *IEEE World Congress on Computational Intelligence. IEEE International Conference on Fuzzy Systems. FUZZ-IEEE'02. Proceedings (Cat. No.02CH37291)*, Vol. 2, pp.837–842, 2002.
- [6] Drukker K, Sennett CA, Giger ML. Computerized detection of breast cancer on automated breast ultrasound imaging of women with dense breasts. *Med Phys*, Vol. 41, pp.12901–12909, 2014.
- [7] Tan T. Automated 3D Breast Ultrasound Image Analysis. PhD Thesis, Radboud University Nijmegen, 2014.



محسن سریان در سال ۱۳۵۹ از دانشگاه علم و صنعت ایران مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق - الکترونیک اخذ کرد و در سال ۱۳۶۶ از دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه هریوت-وات در شهر ادینبورو در اسکاتلند در رشته مهندسی الکترونیک - تکنیک‌های دیجیتال در مقطع کارشناسی ارشد فارغ التحصیل شد. وی سپس در دوره دکتری در همان دانشگاه در گرایش پردازش تصویر ادامه تحصیل داد و در سال ۱۳۶۹ پس از فراغت از تحصیل در دانشکده فنی دانشگاه مازندران به عنوان عضو هیات علمی مشغول به کار گردید. در سال ۱۳۸۱ به گروه هوش مصنوعی و رباتیک دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه علم و صنعت ایران آمد و در حال حاضر در این گروه با مرتبه دانشیاری مشغول به کار است. زمینه های پژوهشی مورد علاقه وی شامل پردازش و تحلیل تصویر، بینایی ماشین و پردازش تصاویر پزشکی است.



حمید بهنام در سال ۱۳۶۶ از دانشگاه علم و صنعت ایران مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق - الکترونیک اخذ کرد و در سال ۱۳۷۱ از دانشکده مهندسی برق دانشگاه صنعتی شریف در رشته مهندسی پزشکی - بیوالکتریک در مقطع کارشناسی ارشد فارغ‌التحصیل شد. وی سپس دوره دکتری الکترونیک کاربردی را در سال ۱۳۷۷ در دانشگاه صنعتی توکیو - ژاپن به پایان رساند. از سال ۱۳۷۷ تا سال ۱۳۸۳ در گروه مهندسی پزشکی سازمان پژوهش‌های علمی و صنعتی ایران فعالیت داشت و از سال ۱۳۸۳ تاکنون در گروه مهندسی پزشکی دانشکده مهندسی برق دانشگاه علم و صنعت ایران مشغول به کار است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه وی شامل اولتراسوند در پزشکی و پردازش تصاویر پزشکی است.



معصومه سلامتی در سال ۱۳۷۳ از دانشگاه آزاد اسلامی به عنوان پزشک عمومی فارغ‌التحصیل شد. سپس در سال ۱۳۷۹ مدرک دکتری تخصصی رادیولوژی را از دانشگاه علوم پزشکی ایران اخذ کرد. وی هم‌اکنون در پژوهشگاه رویان و مراکز خصوصی و خیریه‌های مختلف فعالیت می‌کند.

- Coding Method and Support Vector Machine. *Int J Intell Technol*, Vol. 1, pp.47-56, 2006.
- [20] Haralick RM, Shanmugan K, Dinstein I. Textural Features for Image Classification. *IEEE Trans Syst Cybern*, Vol. 3, pp. 610-621, 1973.
- [21] Yu KY, Acton S. Speckle reducing anisotropic diffusion, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 11, pp. 1260-1270, 2002.
- [22] Tan T, Mordang JJ, Zelst J, Grivegnee A, Gubern-Merida A, Melendez J, Mann R, Zhang W, Platel B, Karssemeijer N. Computer-aided detection of breast cancers using Haar-like features in automated 3D breast ultrasound. *Med Phys*, Vol. 42, pp. 1498-1504, 2015.
- [23] Peng H, Long F, Ding C. Feature selection based on mutual information: criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, Vol. 27, pp.1226-1238, 2005.
- [24] Freund Y, Schapire RE. A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting. *J Comput Syst Sci*; Vol. 55, pp.119-139, 1997.
- [25] Ceiffert C, Khoshgoftar TM, Van Hulse J. RUSBoost: A Hybrid Approach to Alleviating Class Imbalance. *IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics*, Vol. 40, pp.185-197, 2010.
- [26] Freund Y. A more robust boosting algorithm. *arXiv:0905.2138v1* 2009
- [27] 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*, Vol. 79, pp. 68-80, 2017.
- [28] Jeong JW, Yu D, Lee S, Chang JM. Automated Detection Algorithm of Breast Masses in Three-Dimensional Ultrasound Images. *Healthc Inform Res*, Vol. 22, pp. 293-298, 2016.



احسان‌اله کوزه‌گر در سال ۱۳۸۸ از دانشگاه علم و صنعت ایران مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر- نرم افزار اخذ کرد. سپس در سال ۱۳۹۰ از دانشگاه علم و صنعت ایران در رشته مهندسی کامپیوتر- هوش مصنوعی در مقطع کارشناسی ارشد

فارغ‌التحصیل شد. وی در سال ۱۳۹۱ به عنوان استعداد درخشان دانشگاه علم و صنعت وارد مقطع دکتری شده و اکنون در رشته مهندسی کامپیوتر- هوش مصنوعی در حال تحصیل است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه وی شامل بازشناسی الگو و پردازش تصاویر پزشکی است.