



تشخیص ضایعه‌ی سرطان سینه با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های ترکیبی بر اساس

تصاویر سونوگرافی و الاستوگرافی

محمد مهدی خلیل زاده*^(۱) نیلوفر ظریف ثاقب اکبرپور^(۲) ماندانا سادات غفوریان^(۳) علی علمداران^(۴)

(۱) گروه مهندسی پزشکی، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران.*

(۲) گروه مهندسی پزشکی، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران.

(۳) دانشکده برق، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی تهران، ایران.

(۴) دانشکده برق، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی تهران، ایران.

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۹/۱۹

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۹/۶

چکیده

امروزه استفاده از تصاویر الاستوگرافی در کنار اولتراسوند بهترین روش تشخیص سرطان پستان برای بافت‌های متراکم خصوصاً برای زنان کمتر از ۳۵ سال است که در تشخیص مرز دقیق توده‌ها استفاده می‌شود. در این مقاله تصاویر سونوگرافی و الاستوگرافی بیماران جمع‌آوری و به شناسایی توده‌های پستان پرداخته شد. الگوریتم ارائه‌شده شامل پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی می‌باشد. به منظور حذف نویز اسپکل، از دو مرحله پیش‌پردازش استفاده شده و پس از بخش‌بندی هر داده با کانال رنگی مناسب خود، ویژگی‌های آماری و ویژگی‌هایی بر اساس مورفولوژی نواحی مشکوک استخراج شده است. نتایج استخراج ویژگی نشان می‌دهد که الاستوگرافی به دلیل تفکیک از لحاظ کانال‌های رنگی، به‌عنوان روش مناسب‌تر نسبت به اولتراسوند انتخاب شده است. مناسب‌ترین روش‌های ترکیبی پیشنهادی یعنی ترکیبی $MLP-SCG$ ، $RBF-Kmeans$ و $RBF-SOM$ به‌منظور طبقه‌بندی ویژگی‌ها استفاده شده است. طبقه‌بندی کننده‌ی ترکیبی $MLP-SCG$ با متوسط صحت ۹۴٪ و متوسط دقت ۹۸٪ بهبود مناسبی نسبت به روش‌های دیگر داشته است.

واژه‌های کلیدی: سرطان پستان، الاستوگرافی، توده، اولتراسوند، طبقه‌بندی

* عهده‌دار مکاتبات:

نشانی: مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد مشهد، گروه مهندسی پزشکی.

پست الکترونیکی: mmkhalilzadeh@mshdiau.ac.ir

تلفن: ۰۹۱۵۵۰۸۰۹۶۱

سرطان پستان دومین علت شایع مرگ‌ومیر ناشی از سرطان در بین زنان محسوب می‌شود [۱]. در ایران، سرطان پستان اولین رتبه سرطان در بین زنان و $۶/۲۴\%$ کل سرطان‌ها را در برمی‌گیرد. میانگین سنی مبتلایان ۴۹/۶ سال است که نشان‌دهنده نیاز جدی به تشخیص زودهنگام است. یکی از مهم‌ترین انواع کاربردهای سامانه‌های تشخیص پزشکی شناسایی توده‌ها و دسته‌بندی آن‌هاست که مقدار تضعیف اشعه توسط توده، دانسیته توده موردنظر را می‌سازد. روش‌های متنوعی برای تشخیص سرطان پستان وجود دارد که این روش‌ها مبتنی بر نور، صدا، گرما، مغناطیس، تضعیف، ریزموج‌ها، اشعه ایکس، هسته‌ای، امپدانس الکتریکی و مدل‌سازی کامپیوتری (مسئله معکوس) یا ترکیبی از چندین روش و تشخیص‌های به کمک رایانه می‌باشند. از روش‌های مبتنی بر تصویربرداری می‌توان روش تشدید مغناطیسی (MRI)، تصویربرداری اولتراسوند، ترموگرافی و اشعه ایکس را نام برد. در این مقاله به جمع‌آوری و بررسی دو نوع روش سونوگرافی و الاستوگرافی پرداخته شده است. روش سونوگرافی بر مبنای امواج فراصوت بوده و برای بررسی بافت‌های زیر جلدی و اندام‌های داخلی بدن و ضایعات آن‌ها پی‌ریزی شده است. دستگاه‌های سونوگرافی به صورت گسترده موجود و نسبت به سایر دستگاه‌ها از قیمت مناسب‌تری برخوردار است [۲، ۳] و در مقایسه با دیگر فن‌های تصویربرداری پزشکی، ایمن، سریع، غیرتهاجمی، بدون درد و نسبتاً ارزان است [۳]. روش الاستوگرافی، یک فن غیرتهاجمی با استفاده از امواج اولتراسوند است که قوام توده‌های سینه را اندازه‌گیری کرده و پزشکان را قادر به تشخیص زودهنگام بدون نیاز به نمونه‌برداری می‌کند. الاستوگرافی علاوه بر شکل ظاهری و بافت موردنظر که

با سونوگرافی‌های معمولی قابل تشخیص است می‌تواند اطلاعاتی در رابطه با سختی بافت سینه و توزیعی از تغییر شکل نسبی را نشان دهد [۴]. محل یک ضایعه سرطانی در سینه با الاستوگرافی بزرگ‌تر است. به علت اینکه الاستوگرام می‌تواند بافت‌های اطراف سرطان را نیز ببیند. تصاویر الاستوگرافی به علت افزودن اطلاعات مرتبط با میزان ارتجاعی بودن بافت‌ها، افزایش اطلاعات تشخیصی را به همراه دارد. در تصاویر الاستوگرافی می‌توان میزان قابلیت ارتجاعی توده‌های خوش‌خیم و بدخیم را به دست آورد و باهم مقایسه کرد [۵]. الاستوگرافی تاکنون به صورت یک روش مکمل برای درمان پیشنهاد شده است. تصاویر الاستوگرافی تحت تأثیر حرکت، دارای آرتیفکت هستند و کنتراست کمتری دارند [۴]. در مقاله [۳]، روش ترکیبی جدید برای افزایش کیفیت بصری تصاویر سونوگرافی پزشکی پیشنهاد کرده‌اند. در مقاله [۲]، برای بهبود تصاویر اولتراسوند از روش پالایه میانی، میانگین محلی و فشرده‌سازی با بازنمونه‌گیری (CRS) استفاده شده که این الگوریتم در دستگاه‌های کمک کامپیوتری پیش پردازنده استفاده شده است. در مقاله [۶]، برای بهبود تصاویر الاستوگرافی و کاهش آرتیفکت از روش حلقه‌ای تضعیف آرتیفکت استفاده کرده است و در مقاله [۷]، برای بهبود تصاویر اولتراسوند از روش انتشار آنیزوتروپیک کاهشی اسپکل (SRAD) و برای بخش‌بندی از (seed point) استفاده کرده و به صحت $۸۶/۹۳\%$ رسیده است. در مقاله [۸]، از سه مرحله بخش‌بندی سه‌بعدی مرز، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای تشخیص توده در سونوگرافی سه‌بعدی خودکار پستان استفاده کرده و به حساسیت ۹۵% دست پیدا کرده است. مقاله [۹]، پنج ویژگی الاستوگرافیک میانه، قابلیت ارتجاعی، بیشینه، انحراف استاندارد، درجه سختی، نسبت کشش استخراج و نقاط بهینه این پنج ویژگی با

نتیجه مساحت زیر منحنی ROC، 91-98% گزارش شده است و در آن از (BI-RADS) برای مقایسه عملکردهای تشخیصی بین تصاویر سیاه و سفید سونوگرافی و رنگی SWE استفاده می‌شود. در مقاله [۱۰]، از مراحل پیش‌پردازش، استخراج ویژگی‌های شکلی (شکل، فرم و جهت) و ویژگی‌های بافتی (الگوی پژواک، مرز و صوت)، بخش‌بندی و طبقه‌بندی استفاده شده است. در [۱۱] مقاله، از SVM به منظور طبقه‌بندی ضایعه‌ی پستان در تصاویر سونوگرافی سه‌بعدی، پیشنهاد شد که به نتیجه حساسیت ۹۷٪ و ویژگی ۹۴٪ رسیدند. در مقاله [۱۲]، به منظور بهبود تشخیص تصاویر اولتراسوند از روش متعادل‌سازی هیستوگرام، پالایه خطی (SRAD) و ترکیبی از این روش‌ها استفاده کردند و برای تقسیم‌بندی توده در تصاویر اولتراسوند سینه از متد شمارگرهای فعال مبتنی بر منطقه‌ی محلی با استفاده از SVM استفاده کردند و به دقت ۹۷/۷٪ رسیدند. مقاله [۱۳]، برای بهبود تصاویر اولتراسوند از روش پالایه میانی و برای افزایش کنتراست از گسترش هیستوگرام و به منظور بخش‌بندی تصاویر از روش شمارگر فعال پارامتریک استفاده کردند. در مقاله [۱۴]، برای بهبود تصاویر اولتراسوند از روش متعادل‌سازی هیستوگرام و بهبود فازی، بهبود مبتنی بر سیگموئید و برای بخش‌بندی تصاویر اولتراسوند از روش تبدیل واترشد استفاده شده و به صحت ۸۰٪ دست پیدا کرده است.

در مطالعه‌ی حاضر با توجه به جدید بودن داده مورد استفاده و نیز تشخیص زود هنگام سرطان پستان با استفاده هم‌زمان از تصویر اولتراسوند و الاستوگرافی، روشی پیشنهاد شده است، که به لحاظ دقت، حساسیت و صحت بسیار قابل قبول است. در این تحقیق انتخاب مناسب روش پیش‌پردازش، و جداسازی اولیه بافت‌های تصویر از هم گام ابتدایی اما بسیار اثربخش است. با انتخاب بهبوددهنده کنتراست تصویر و کاهش نویز

اسپکل با روش بهبود یافته، توانستیم از تصویر با کیفیت و ارتقا یافته‌ای در مرحله بخش‌بندی استفاده کنیم. دو روش بخش‌بندی مورد ارزیابی قرار گرفت که از نتایج آن پی بردیم می‌توان با استفاده از ویژگی کانال‌های رنگی، بهترین کانال را انتخاب کرد. از نتیجه بخش‌بندی یک دسته ویژگی خود تشابه شکلی استخراج می‌کنیم. این ویژگی دارای هم خصوصیات شکلی و هم اطلاعات مقداری است. با توجه به اینکه اکثر مقالات مشابه از شبکه SVM استفاده کرده بودند، در کنار این شبکه ما مجموعه‌ای از شبکه‌های عصبی به همراه ترکیبی از آن‌ها را به منظور بررسی بهترین شبکه برای داده‌های ویژگی شکلی استخراج شده از بخش‌بندی استفاده کردیم.

۲. مواد و روش‌ها

۲-۱- اخذ داده

برای ارزیابی کارایی سیستم پیشنهادی از یک پایگاه داده‌ی بومی استفاده شده است. داده‌های مورد استفاده در این مقاله با همکاری کلینیک دکتر علی علمداران در شهر مشهد با رعایت مسائل اخلاقی، توسط دستگاه اولتراسوند مدل (MyLab Class C's) جمع‌آوری شده است. این داده‌ها شامل چهارده نفر با توده پستان، که تصاویر سونوگرافی و الاستوگرافی، برچسب زده شده، با فرمت bmp آن‌ها ثبت شد.

۲-۲- روش پیشنهادی

فن ارائه شده شامل سه مرحله اصلی است:

(۱) پیش‌پردازش و پردازش تصویر

(۲) استخراج ویژگی

(۳) طبقه‌بندی

تا در نهایت خروجی تصویر دودویی نشان‌دهنده مناطق سالم و توده است. با استفاده از آزمون روش‌های مختلف و مقایسه معیار ارزیابی عملکرد صحت و دقت، روش مناسب هر مرحله انتخاب شده است. شکل (۱) ساختار روش ارائه شده را نشان می‌دهد.

برای پیش پردازش از دو مرحله پیش پردازش اصلاح هیستوگرام و حفظ جزئیات انتشار ناهمسان (DPAD) استفاده شده است.

۲-۳-۱-اصلاح هیستوگرام

هیستوگرام شدت نور یک تصویر، همان توزیع شدت نور پیکسل‌ها گسسته آن می‌باشد. تنظیم روشنایی تصویر با استفاده از نگاهت مقادیر شدت، از تصویر خاکستری به تصویر جدیدی گفته می‌شود. در این پروژه این تنظیم روشنایی در تصویر جدید به گونه‌ای است که ۱٪ داده به دو مقدار حداقل و حداکثر سطح خاکستری، به اشباع می‌رود. این روش کنتراست تصویر را افزایش می‌دهد. مقدار حداقل و حداکثر طوری انتخاب می‌شود که کمتر و بیشتر از ۱٪ تمام مقادیر پیکسل‌ها را پوشش دهد.

شکل ۱: ساختار الگوریتم پیشنهادی

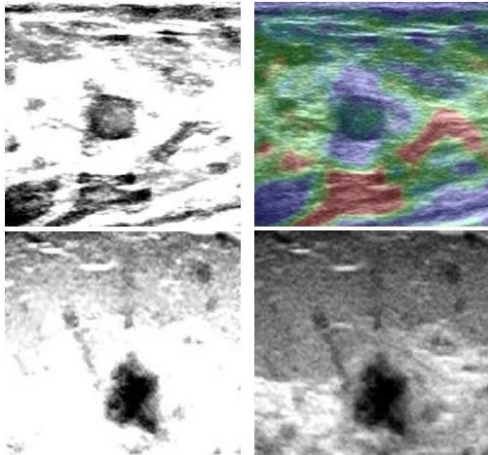
۲-۳-۲-حفظ جزئیات انتشار ناهمسان

در مقاله [۱۵]، حفظ جزئیات انتشار ناهمسان معرفی شد که روشی برای کاهش نویز اسپیکل بدون حذف بخش‌های مهم از محتوای تصویر است. به عبارتی روش بهبودیافته‌ی پالایه (SRAD) می‌باشد. مزیت این روش این است که بدون حذف بخش قابل توجهی از محتوای تصاویر، یعنی لبه‌ها، خطوط و یا جزئیات دیگری که برای تفسیر تصاویر مهم هستند، بهبود انجام می‌شود. معادله این مدل، در رابطه (۱) نشان داده شده است.

$$I_p^{t+\Delta t} = I_p^t + \frac{\Delta t}{|\eta_p|} \text{div}[c(C_{p,t}) \nabla I_p^t] \quad (1)$$

I_p^t نشان‌دهنده سطح خاکستری، t گام حرکت، $|\eta_p|$ تعداد پیکسل‌ها پنجره، p مکان پیکسل ∇I_p^t مقدار گرادیان سطح خاکستری $(C_{p,t})$ نشانگر نسبت بین انحراف محلی و میانگین محلی است.

در شکل (۲)، دو نمونه تصویر پیش پردازش شده را به روش (DPAD) مشاهده می‌کنیم.

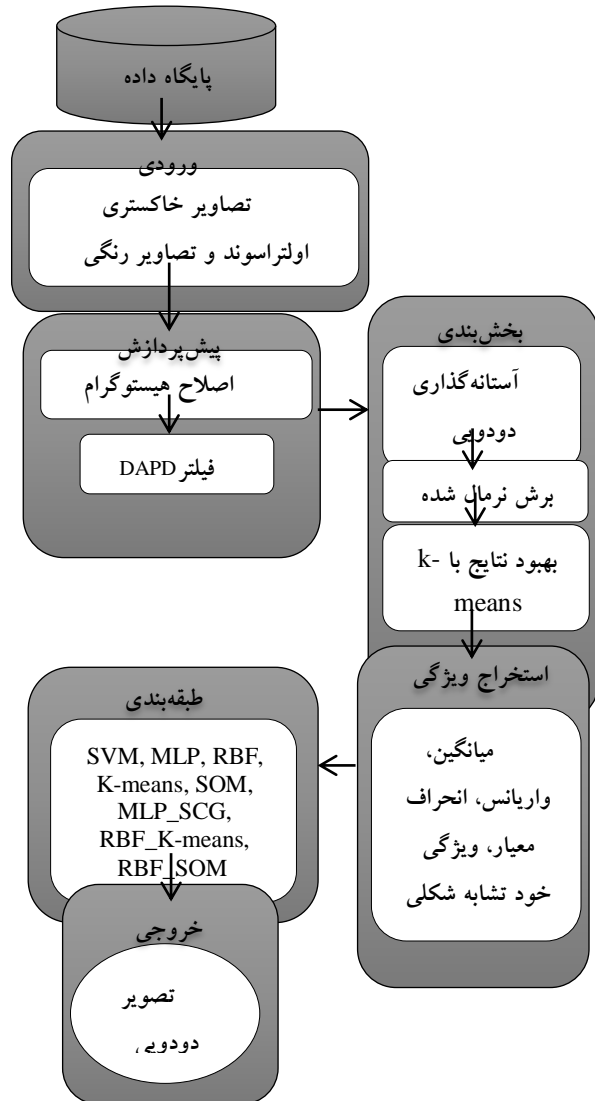


شکل ۲: دو نمونه تصاویر الاستوگرافی و سونوگرافی (تصاویر سمت راست) و پس از پیش پردازش به روش (DPAD تصاویر سمت چپ)

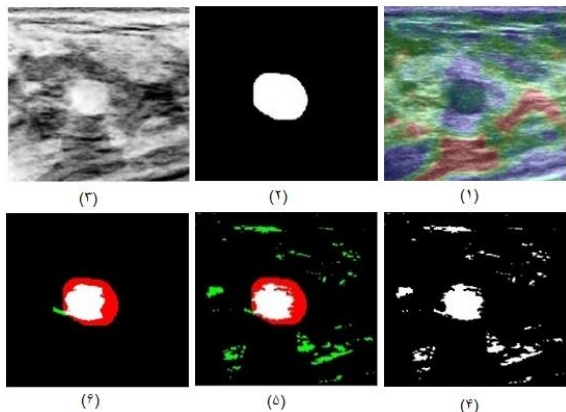
۲-۴-بخش بندی

۲-۴-۱-روش برش نرمال شده

برش نرمال شده (NC) یک مسئله تقسیم بندی گراف



کاذب، رنگ قرمز منفی کاذب، رنگ سیاه منفی حقیقی و رنگ سفید مثبت حقیقی است.



شکل ۴: مقایسه تصویر داده شماره ۸، در کانال قرمز- تصویر اصلی الاستوگرافی (۱)، برچسب تعیین شده توسط پزشک (۲)، تصویر پیش پردازش شده (۳)، بخش بندی اولیه (۴)، مقایسه بخش بندی با برچسب (۵)، خروجی نهایی با استفاده از روش kmeans (۶). رنگ سبز مثبت کاذب، رنگ قرمز منفی کاذب، رنگ سیاه منفی حقیقی و رنگ سفید مثبت حقیقی است.

۲-۵- استخراج ویژگی

ویژگی های مورد استفاده در این مقاله با دو هدف استفاده شده اند. هدف اول، جدا کردن روش بخش بندی، که به علت خصوصیات پاتولوژیکی و دستگاهی ایجاد می شود و هدف دوم، بهبود صحت و دقت بخش بندی نهایی است. برای هدف اول، از ویژگی های آماری هر کانال رنگی استفاده کردیم و برای هدف دوم، به دلیل مشخص بودن شکل از مراحل قبل، از ترکیب ویژگی شکلی و مقادیر شدت استفاده شد.

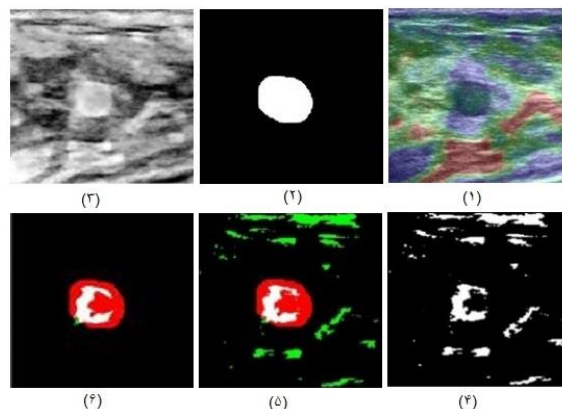
۲-۵-۱- ویژگی رنگی (پیشنهادی)

تحقیقات نشان می دهد که هیستوگرام تصویر را می توان به عنوان ویژگی به کاربرد. معیارهای بافتی که فقط با استفاده از هیستوگرام محاسبه می شوند، هیچ اطلاعاتی

است که بر اساس یک معیار کل تصویر برای تقسیم بندی عمل می کند. الگوریتم این روش یک پیچ همگن برای هر پیکسل را با استفاده از نقشه مرزی از تابع تشخیص مرز تعریف می کند و برای این محدوده ویژگی بردارهای ویژهی مقادیر شدت را به دست می آورد [۱۶].

ابتدا با استفاده از آستانه گذاری، تصویر بخش بندی شده اولیه را به دست می آوریم. سپس، با استفاده از نتایج مرزی به دست آمده از روش بخش بندی به نام برش نرمال شده استفاده می کنیم تا نتایج بهبود یابند. نتایج این روش با استفاده از یک خوشه بندی k-means برای به دست آوردن بزرگترین منطقه در میان دیگر مناطق نامزد در کل تصویر بهبود می یابند.

آزمون بخش بندی را برای تصاویر اولتراسوند و الاستوگرافی اجرا کردیم، نتایج بخش بندی تصاویر الاستوگرافی نشان داد که نتایج هر تصویر بنا به شرایط پاتولوژیکی یا ثبت در یکی از کانال های رنگی جواب مناسبی می دهد. شکل های (۳) و (۴) نتایج بخش بندی در کانال های سبز و قرمز را الاستوگرافی مشاهده می شود.



شکل ۳: بررسی کانال سبز، داده شماره ۸، تصویر اصلی الاستوگرافی (۱)، برچسب تعیین شده توسط پزشک (۲)، تصویر پیش پردازش شده (۳)، بخش بندی اولیه (۴)، مقایسه بخش بندی با برچسب (۵)، خروجی نهایی با استفاده از روش (kmeans 6). رنگ سبز مثبت

درباره موقعیت تقریبی پیکسل‌ها نسبت به یکدیگر ندارند.

صحت و دقت در کانال‌های مختلف رنگی با یکدیگر متفاوت هستند. با انتخاب دسته ویژگی‌های بافتی کانال‌ها می‌توان به تفکیک‌پذیری بهترین کانال رنگی برای خروجی بخش‌بندی دست‌یافت. ویژگی‌های میانگین، انحراف معیار و آنتروپی شاخص‌های آماری اولیه بودند که برای توصیف تصاویر رنگی الاستوگرافی انتخاب‌شده و با نرمال کردن این مقادیر بین ۰ و ۱ و رسم آن‌ها در فضای سه‌بعدی، میزان تفکیک‌پذیری هر کدام از فضای ویژگی‌ها را بررسی کردیم.

واریانس (گشتاور دوم) در توصیف بافت اهمیت ویژه‌ای دارد. این گشتاور، معیاری از کتراست شدت است که می‌تواند برای ایجاد توصیفگرهایی از هموار بودن نسبی بافت به کار رود. انحراف استاندارد نیز معیاری از بافت بوده که نسبت به واریانس شهودی‌تر است. آنتروپی، تصادفی بودن عناصر را اندازه‌گیری می‌کند.

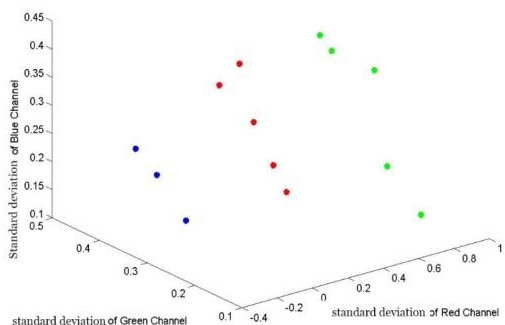
جدول ۱، نتایج بخش‌بندی اولیه بر اساس مقادیر صحت و دقت در کانال‌های مختلف رنگی را نشان می‌دهد که با یکدیگر متفاوت هستند. از این رو، فرض کردیم بر اساس محاسبه ویژگی‌های بافتی کانال‌ها می‌توان به تفکیک‌پذیری بهترین کانال رنگی برای خروجی بخش‌بندی دست‌پیدا کرد.

جدول ۱: جدول نتایج بخش‌بندی اولیه در کانال‌های مختلف رنگی

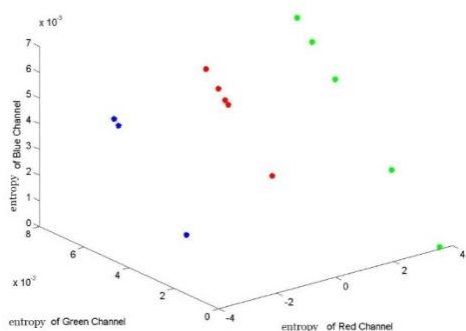
داده	کانال آبی		کانال سبز		کانال قرمز	
	صحت	دقت	صحت	دقت	صحت	دقت
۱	۰/۸۷۴	۰	۰/۸۹۱	۰/۹۸۰	۰	۰/۸۷۲
۲	--	--	۰/۹۵۵	۱	۰/۹۶۱	۰/۹۴۸
۳	۰/۰۲۲	۰/۸۳۹	۰/۹۷۱	۱	۰/۸۵۸	۰/۹۷۳
۴	۱	۰/۸۲۸	۰/۹۷۸	۰/۸۵۱	--	--
۵	--	--	۰/۷۵۵	۰/۲۳۹	۰/۴۵۱	۰/۹۱۵
۶	۱	۰/۹۲۰	۰/۹۱۴	۱	۱	۰/۹۱۶

۷	۰/۹۷۰	۰/۹۳۰	۰	۰/۸۰۶	۱	۰/۸۲۷
۸	۰	۰/۹۲۲	۱	۰/۹۴۹	۰/۹۷۲	۰/۹۶۱
۹	۱	۰/۶۸۰	۰	۰/۶۵۵	۱	۰/۶۷۴
۱۰	--	--	۰	۰/۷۲۵	۰/۳۲۱	۰/۶۲۶
۱۱	--	--	۱	۰/۴۶۷	۱	۰/۴۹۳
۱۲	--	--	۱	۰/۹۴۶	۰/۹۷۸	۰/۹۵۸
۱۳	۰	۰/۹۹۰	۰	۰/۸۹۲	۰/۰۴۱	۰/۸۹۵
۱۴	--	--	۰/۹۶۱	۰/۸۵۹	--	--

شکل‌های (۵) و (۶)، نتایج برخی از حالت‌های فضای ویژگی را نشان می‌دهد. فضای ویژگی شامل انحراف استاندارد هر سه کانال (شکل ۵) و فضای ویژگی شامل آنتروپی هر سه کانال (شکل ۶) می‌باشد. همان‌طور که نتایج شکل (۵) و (۶) نشان می‌دهد، هر سه کانال دارای شرایط تفکیک‌پذیری خطی می‌باشند. همان‌طور که نمایان است، به تفکیک‌پذیری ۱۰۰٪ ای بهترین کانال دست پیدا کردیم.



شکل ۵: انحراف استاندارد کانال قرمز و کانال سبز و کانال آبی



شکل ۶: آنتروپی کانال قرمز و آنتروپی کانال سبز و آنتروپی کانال آبی
۲-۵-۲-ویژگی شکلی

این روش به این گونه است که برای هر پیکسل q یک سطح همبستگی نرمال شده با استفاده از مسیرهای کوچک تولید می‌کند (d) و با محیط بزرگ‌تر از خودش به شعاع r مقایسه شود. از نتایج مقاله [۱۷]، $d=5$ و $r=40$ انتخاب شده است. هر سه کانال رنگی برای این ویژگی استفاده شده و در نهایت به طبقه‌بندی کننده داده می‌شود. این ویژگی‌ها را برای دو منطقه از خروجی بخش‌بندی (اول، برای داخل توده و سپس برای خارج توده) محاسبه می‌کنیم.

این کار با فرض بهبود افزایش مثبت حقیقی و کاهش مثبت کاذب انجام شده است.

۲-۶-مقایسه اولتراسوند با الاستوگرافی

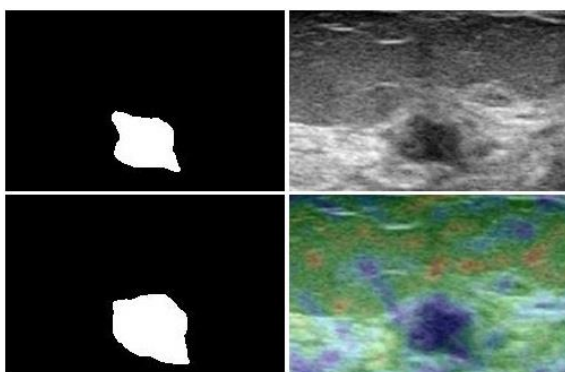
پس از آزمون نتایج بخش‌بندی بر روی الاستوگرافی و تعیین بهترین کانال برای جدا کردن توده از بافت، آزمون بخش‌بندی نیز بر روی اولتراسوند اجرا می‌شود. جدول ۲، مقایسه نتایج سونوگرافی و الاستوگرافی را بر اساس مقادیر صحت و دقت نشان می‌دهد.

جدول ۲: مقایسه نتایج سونوگرافی و الاستوگرافی

داده	کانال رنگی منتخب الاستوگرافی در گام بخش‌بندی	الاستوگرافی		سونوگرافی	
		صحت	دقت	صحت	دقت
۱	سبز	۰/۸۹۱	۰/۹۸۰	۰/۸۷۲	۰/۹۸۷
۲	سبز	۰/۹۵۵	۱	-	-
۳	سبز	۰/۹۷۱	۱	۰/۹۸۵	۰/۹۸۵
۴	سبز	۰/۸۵۱	۰/۹۷۸	-	-
۵	قرمز	۰/۹۳۸	۰/۹۲۲	-	-
۶	آبی	۰/۹۲۰	۱	۰/۹۶۵	۱
۷	آبی	۰/۹۰۳	۰/۹۷۷	۰/۸۵۳	۰/۹۹۶
۸	قرمز	۰/۹۶۱	۰/۹۷۲	۰/۹۶۶	۰/۹۹۷
۹	آبی	۰/۶۸۰	۱	-	-
۱۰	قرمز	۰/۶۲۶	۰/۳۲۱	-	-

۱۱	قرمز	۱	۰/۴۹۳	۱	۰/۵۶۰
۱۲	قرمز	۰/۹۷۸	۰/۹۵۸	۰/۹۹۹	۰/۹۶۰
۱۳	سبز	۱	۰/۹۲۸	۱	۰/۹۱۸
۱۴	سبز	۰/۹۶۱	۰/۸۵۹	-	-

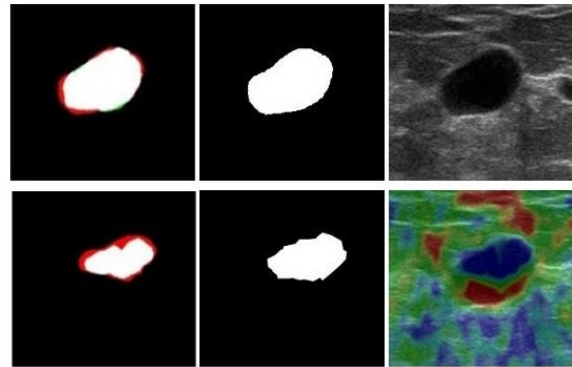
نتایج نشان می‌دهد بخش‌بندی سونوگرافی دارای ۶ داده پرت از ۱۴ داده شده است؛ در حالی که الاستوگرافی داده پرتی تولید نکرده است. در نتایج باقیمانده سونوگرافی حداقل و حداکثر صحت به ترتیب ۵۶٪ و ۹۸٪، حداقل و حداکثر دقت به ترتیب ۹۸٪ و ۱۰۰٪ است. در حالی که در الاستوگرافی میانگین صحت و دقت ۹۲٪ و ۹۷٪ است. الاستوگرافی به دلیل تفکیک شدن از لحاظ کانال‌های رنگی که بار اطلاعاتی کشش بافت‌ها را در خود دارند، از پرت شدن داده‌ها جلوگیری می‌کند و به‌عنوان روش مناسب‌تر انتخاب می‌شود. ادامه پردازش و بهبود بخش‌بندی را با تصاویر الاستوگرافی انجام می‌دهیم. از میان داده‌های سونوگرافی و اولتراسوند چند مورد تفاوت اساسی وجود داشت؛ که این تفاوت‌ها در توجیه تفاوت نتیجه مقایسه بین این دو نوع تصویر تأثیرگذار است. علاوه بر اینکه می‌توان نشان داد با توجه به کاربرد، استفاده از هر کدام از این تصاویر تنوع اطلاعاتی و کاربردی دارند. شکل (۷)، مقایسه‌ی تصویر الاستوگرافی و سونوگرافی را نشان می‌دهد.



شکل ۷: مقایسه تصویر داده شماره ۲، سونوگرافی (تصویر بالا، سمت راست)، الاستوگرافی (تصویر پایین، سمت راست) و برچسب‌های تعیین‌شده توسط پزشک

(تصاویر سمت چپ)

شکل (۸)، نشان می‌دهد که برچسب تصویر سونوگرافی با الاستوگرافی از نظر مساحت متفاوت است. مساحت بزرگ‌تر تصویر الاستوگرافی به علت اطلاعات افزوده این روش است.



شکل ۸: مقایسه تصویر داده شماره ۳ بین سونوگرافی (بالا)، الاستوگرافی (پایین) و برچسب‌های تعیین شده توسط پزشک (وسط)، نتیجه بخش‌بندی (چپ).

همان‌طور که در شکل (۸) مشاهده می‌شود، منطقه توده در تصویر الاستوگرافی، به دو بخش تقسیم شده که در سونوگرافی مساحت یکسان در نظر گرفته می‌شود. علاوه بر این، انتخاب تصاویر الاستوگرافی در مقایسه با سونوگرافی در نتیجه‌ی بخش‌بندی الاستوگرافی نیز به‌خوبی قابل مشاهده است.

به دلیل مزیت‌های تصاویر الاستوگرافی نسبت به اولتراسوند ادامه پردازش و بهبود بخش‌بندی را با تصاویر الاستوگرافی انجام می‌دهیم.

۲-۷- طبقه‌بندی

آخرین گام در روش پیشنهادی، مرحله طبقه‌بندی است که در آن ماتریس ویژگی به الگوریتم طبقه‌بندی وارد می‌شود و سپس برچسب‌های تعیین شده توسط الگوریتم با برچسب‌های تعیین شده توسط پزشک مقایسه می‌شود. در این مقاله، برای نشان دادن کارایی سیستم، از روش‌های مختلف طبقه‌بندی استفاده شد و نتایج حاصل

از الگوریتم‌های طبقه‌بندی، مورد ارزیابی قرار گرفته و با یکدیگر مقایسه شدند تا بهترین نتیجه به دست آید. از الگوریتم‌های مورد آزمایش، می‌توان به ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM)، شبکه عصبی چندلایه پرسپترون (MLP، RBF، K-means و SOM) اشاره کرد.

پارامترهای مورداستفاده در شبکه SVM شامل شرط توقف خطا 0.001 ، تعداد تکرار 10 ، ضریب یادگیری 0.5 ، بایاس 0.5 ، الگوریتم آموزش (BATCH) می‌باشد و همچنین ضریب یادگیری وزن با مقادیر 0.1 ، 0.2 و 0.3 استفاده کردیم که برای ضریب یادگیری 0.3 نتایج خوبی به دست می‌آید. شبکه MLP را با تغییر نرخ یادگیری یا ضریب آلفا و تعداد نورون مخفی استفاده کردیم. تابع فعالیت ورودی و خروجی خطی، تابع فعالیت نورون مخفی تانژانت سیگموئید، نوع شبکه پس انتشار خطا، الگوریتم آموزش (BATCH)، تعداد نورون‌های مخفی انتخاب شده 10 و 70 و 100 و مقادیر ضریب آلفا 0.1 و 0.2 و 0.3 است. با تغییر تعداد نورون مخفی، بهبود قابل ملاحظه‌ای حاصل نشد. مقدار نتایج با تغییر تعداد نورون مخفی با یکدیگر تقریباً برابر است. با بررسی زمان میانگین اجرا پیشنهاد می‌شود از تعداد نورون مخفی‌ای استفاده کنیم که میزان پردازش محاسباتی و زمان اجرا نیز کاهش یابد. با کمترین تعداد نورون مخفی زمان مورد نیاز کاهش می‌یابد (0.06 ± 0.37 ثانیه). در شبکه عصبی RBF از تابع گوسی و نرخ یادگیری 0.3 استفاده کردیم. مقدار اولیه مراکز تصادفی و الگوریتم آموزش (SEQUENTIAL) می‌باشد. در شبکه Kmeans، روش فاصله‌یابی اقلیدسی، تعداد خوشه ($k=4$)، مقداردهی اولیه (k) تصادفی و الگوریتم آموزش (BATCH) می‌باشد. در شبکه SOM ابعاد نقشه را برای مقادیر 10×10 ، 10×10 و 5×5 استفاده کردیم که برای ابعاد نقشه 10×10 نتایج بهتری به دست آمد.

۲-۷-۱- شبکه‌های ترکیبی پیشنهادی

ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) به دلیل عملکرد تعمیم‌پذیری عالی خود، متداول‌ترین طبقه‌بندی‌کننده‌ها هستند. اما SVM از لحاظ زمان اجرا برای مشکلات طبقه‌بندی چندگانه کندتر از شبکه‌های عصبی هستند و آموزش آن‌ها در یک مجموعه داده‌ی بزرگ همچنان کار مشکلی است.

اگرچه شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت قالب‌های انعطاف‌پذیر و کاربردی هستند که به محدوده وسیعی از مسائل پیش‌بینی‌کننده با دقت بالایی قابل‌اعمال هستند ولی در بعضی موارد مثل مسائل خطی جواب‌های قابل‌اطمینان را ایجاد نمی‌کنند. بعضی از محققان معتقد هستند که برای مسائل خطی که دارای رابطه‌های خطی هستند و از اغتشاش زیادی برخوردار نیستند مدل‌های خطی بهتر از شبکه‌های عصبی مصنوعی پاسخ‌گو می‌باشند. بنابراین استفاده کورکورانه شبکه‌های عصبی مصنوعی برای همه‌گونه از داده‌ها اصلاً کار هوشمندانه‌ای نیست. استفاده از ترکیب دو روش به‌عنوان یک استراتژی مناسب در کاربردهای واقعی: از جمله غلبه بر محدودیت‌های هر مدل به صورت مجزا؛ استفاده از قابلیت‌های منحصر به فرد هر مدل.

الگوریتم ترکیبی را برای آموزش شبکه RBF بر مبنای K-means و SOM پیشنهاد می‌دهیم. این الگوریتم شامل یک الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادی برای قرار دادن مرکز RBF و تعیین حداقل مربعات جهت محاسبه وزن‌ها می‌باشد. همچنین MLP با گرادیان مزدوج مقیاس شده (Graded Conjugate Scaled) به منظور نشان دادن مقایسه‌ی مدل‌های مختلف بر اساس آزمایش‌ها به کار گرفته شده است.

۲-۷-۲- شبکه MLP-SCG

نوعی شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه با گرادیان مزدوج مقیاس شده (SCG) می‌باشد که از تقریب عددی ماتریس (Hessian) استفاده می‌کند و از طریق ترکیب

روش الگوریتم (Levenberg-Marquardt) با روش مزدوج گرادیان مقیاس شده از ناپایداری جلوگیری می‌کند [۱۸]. این امر به گرادیان مزدوج مقیاس شده اجازه می‌دهد، بهینه‌سازی آموزش را برای پیدا کردن مینیمم محلی تابع بدون نیاز به انجام جستجوی محاسباتی خطی پرهزینه، که توسط الگوریتم گرادیان مزدوج سنتی مورد استفاده قرار گرفته است محاسبه کند [۱۹، ۲۰].

۲-۷-۳- شبکه هیبرید RBF-SOM

ابتدا داده آموزش به SOM وارد می‌شود و با استفاده از این شبکه، مقادیر مراکز به دست می‌آید. مراکز به دست آمده توسط توابع گوسی RBF بخش‌بندی می‌شوند [۱۹، ۲۰]. الگوریتم آموزش (BATCH) و از تابع همسایگی گوسی استفاده شد.

۲-۷-۴- شبکه هیبرید RBF-KMEANS

ابتدا داده آموزش به k-means وارد می‌شود و با استفاده از این شبکه، مقادیر مراکز به دست می‌آید. مراکز به دست آمده توسط توابع گوسی RBF بخش‌بندی می‌شوند [۱۹، ۲۱]. ۲۰٪ داده‌ها برای فرآیند آموزش و ۸۰٪ برای فرآیند تست در نظر گرفته شدند. برای تعیین صحت طبقه‌بندی‌کننده از اعتبارسنجی ضربدری که گاهی تخمین‌گردشی نیز خوانده می‌شود، استفاده شده است. اعتبارسنجی ضربدری یک روش ارزیابی بر روی نتایج طبقه‌بندی‌کننده مجموعه داده است که مشخص می‌کند این روش تا چه اندازه تعمیم‌پذیر و مستقل از داده‌های آموزشی است. به‌طور کلی اعتبارسنجی ضربدری شامل تقسیم داده‌ها به دو زیرمجموعه مکمل است که انجام تحلیل بر روی یکی از آن زیرمجموعه‌ها (داده‌های آموزشی) و اعتبارسنجی با استفاده از داده‌های مجموعه دیگر انجام می‌شود (داده‌های اعتبارسنجی یا آزمون). برای کاهش پراکندگی، عمل اعتبارسنجی چندین بار با تقسیم‌های مختلف انجام و از نتایج

اعتبارسنجی‌ها میانگین گرفته می‌شود. یکی از انواع روش‌های متداول در اعتبارسنجی ضربدری، روش K-Fold می‌باشد. در این نوع اعتبارسنجی داده‌ها به K زیرمجموعه تقسیم می‌شوند. از این K زیرمجموعه، هر بار یکی برای اعتبارسنجی و n-1 تای دیگر برای آموزش بکار می‌روند. این روال K بار تکرار می‌شود و همه داده‌ها دقیقاً یک‌بار برای آموزش و یک‌بار برای اعتبارسنجی بکار می‌روند. میانگین نتیجه این K بار اعتبارسنجی به‌عنوان یک تخمین نهایی گزارش می‌شود. البته می‌توان از روش‌های دیگر برای ترکیب نتایج استفاده کرد.

۳-۱- نتایج شبیه‌سازی

از نتیجه بخش‌بندی یک دسته ویژگی خود تشابه‌شکلی استخراج می‌کنیم. این ویژگی دارای هم خصوصیات شکلی و هم اطلاعات مقداری است. با توجه به اینکه اکثر مقالات مشابه از شبکه SVM استفاده کرده بودند، در کنار این شبکه ما مجموعه‌ای از شبکه‌های عصبی به همراه ترکیبی از آن‌ها را به‌منظور بررسی بهترین شبکه برای داده‌های ویژگی‌های استخراج‌شده از بخش‌بندی استفاده کردیم، که در شبکه RBF-KMEANS و RBF_SOM صحت افزایش‌یافته، اما طبقه‌بندی کننده MLP-SCG منجر به بهبود دقت و صحت اکثر داده‌ها شده است. ۳-۱-۱- ارزیابی کارایی روش پیشنهادی در این قسمت کارایی حاصل از روش پیشنهادی در مقایسه با سایر شبکه‌های طبقه‌بندی ارزیابی می‌شود. پارامترهای ارزیابی شامل صحت و دقت هستند که تعاریف و روش محاسبه‌ی هرکدام در ادامه بیان خواهد شد.

صحت : نسبت برچسب‌های درست به کل برچسب‌های زده‌شده توسط مدل که در رابطه‌ی (۲) داریم:

$$Accuracy (Ac) = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} (\%) \quad (2)$$

دقت : نسبت برچسب‌های مثبت درست تشخیص داده‌شده به کل برچسب‌های مثبت تشخیص داده‌شده‌ی مدل که در رابطه‌ی (۳) داریم:

$$Precision (Pr) = \frac{TP}{TP + FP} (\%) \quad (3)$$

در اینجا TP، TN، FP و FN به ترتیب برابر با مثبت صحیح، منفی صحیح، مثبت کاذب و منفی کاذب می‌باشند.

۲. بحث

بعد از ارزیابی روش‌های مختلف طبقه‌بندی و مقایسه نتایج حاصل از آن‌ها بهترین طبقه‌بندی کننده پیشنهاد شد. شبکه SVM به علت داشتن داده پرت هم در ارزیابی صحت و هم دقت از بین شبکه‌های مطلوب حذف می‌شود. شبکه RBF-SOM نیز به علت کم‌ترین بهبود نتیجه از بین شبکه‌های مطلوب حذف می‌شود. شبکه RBF-KMEANS، صحت تمام داده‌ها را افزایش داده که حداقل ۰/۵۵ و حداکثر ۱۰/۷۹ درصد بهبود داشته است. دو داده پرت وجود دارد که با حذف آن‌ها اختلاف صحت $1/1726 \pm 2/0708$ می‌شود.

اما شبکه MLP-SCG منجر به بهبود صحت و دقت نتایج شده است. (افزایش دقت ۱۱ تصویر از ۱۴، حداقل بهبود ۳/۶۲ و حداکثر ۱۱/۶۶ درصد) با توجه به اینکه پراکندگی صحت در ۱۴ داده کم ($1/1726 \pm 2/0708$) و پراکندگی دقت زیاد ($3/5838 \pm 7/0573$) است؛ شبکه MLP-SCG را به‌عنوان شبکه پیشنهادی انتخاب می‌کنیم. در جدول ۳، مقایسه بین شبکه‌های مختلف صورت گرفته است. لازم به ذکر است که برای روش‌های مطرح‌شده متوسط دقت و صحت حاصل در ۱۴ مورد، نمایش داده‌شده است.

همان‌طور که مشاهده می‌شود روش‌های ترکیبی در

مقایسه با دیگر روش‌ها نتایج بهتری دارد. به طور مثال ترکیب kmeans و شبکه عصبی RBF نسبت به RBF و یا Kmeans به تنهایی، بهبود محسوسی هم در دقت و صحت دارد. همچنین روش RBF-SOM با حذف داده پرت نتایج بهتری نسبت به طبقه‌بندی کننده SOM داشته است. روش MLP-SCG در مقایسه با دیگر روش‌ها هم از لحاظ دقت و هم صحت عملکرد بهتری داشته است. جدول ۳: مقایسه نتایج حاصل از طبقه‌بندی کننده‌های مختلف

روش‌ها	دقت	صحت
MLP	۰/۸۸۹۶	۰/۸۵۷۵
MLP_SCG	۰/۹۸۳۸	۰/۹۴۳۶
RBF	۰/۸۸۸۷	۰/۸۴۴۹
K-means	۰/۸۳۹۱	۰/۸۵۰۷
RBF_Kmeans	۰/۸۹۳۷	۰/۸۷۹۴
SOM	۰/۸۷۸۳	۰/۸۵۴۹
RBF_SOM	۰/۹۲۳۰	۰/۸۴۵۶
SVM	۰/۹۰۰۰	۰/۸۲۴۶

جدول ۴: مقایسه‌ی روش پیشنهادی با سایر روش‌های پیشین صورت گرفته است که نتایج حاصل بیانگر کارایی الگوریتم پیشنهادی است.

جدول ۴: مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های پیشین

روش‌ها	حساسیت	دقت	صحت	مساحت سطح زیر منحنی
Chuyang ye	٪۹۵	-	-	-
Yang xiao	-	-	-	٪۹۸
rodrigues	٪۹۷	-	٪۹۴	-
Menon	-	٪۹۵/۷	-	-
Rafael rodrigues	-	٪۸۹/۳	-	-
Jumaat	-	٪۹۵/۵۳	-	-
Flores	-	-	٪۸۰	-
Selvan	-	-	٪۸۶/۹۳	-
روش پیشنهادی	-	٪۹۸	٪۹۴	-

۳. نتیجه‌گیری

در این پژوهش از ایده‌ی تصاویر الاستوگرافی و همچنین استفاده از شبکه‌ی ترکیبی MLP-SCG برای شناسایی توده‌ها استفاده کردیم. نتایج نشان می‌دهد که تشخیص سرطان، وابستگی زیادی به نوع تصویر و مشخصات پاتولوژیک مانند درصد مساحت اشغال شده توسط توده دارد، بر این اساس نیز تصاویر الاستوگرافی نسبت به اولتراسوند مناسب‌تر است. برای هر داده الاستوگرافی، روش برش نرمال شده (NC) بر روی بهترین کانال رنگی صورت گرفته و با انتخاب دسته ویژگی‌های بافتی کانال‌ها، از جمله میانگین، انحراف معیار و آنتروپی و بررسی ویژگی‌های شکلی می‌توان به تفکیک پذیری بهترین کانال رنگی برای خروجی بخش‌بندی دست یافت. دسته ویژگی استخراج شده به منظور ارزیابی به شبکه‌های مختلفی داده شدند که از میان آن‌ها شبکه عصبی MLP-SCG با متوسط صحت ۹۴٪ و متوسط دقت ۹۸٪ بهبود مناسبی نسبت به روش‌های دیگر داشته است. این تحقیق روشی برای تشخیص توده سرطان پستان زنان به کمک تصاویر الاستوگرافی و استفاده از شبکه‌ی ترکیبی MLP-SCG برای بهبود صحت تشخیص، به شیوه‌ای آسان، با تشخیص سریع و سبک جدید، ارائه و ارزیابی شده است.

- [1] Tarver, T., Cancer facts & figures 2012. American cancer society (ACS) Atlanta, GA: American Cancer Society, 2012. 66 p., pdf. Available from. 2012, Taylor & Francis.
- [2] Mammone, R., et al. Preprocessing for improved computer aided detection in medical ultrasound. in Signal Processing in Medicine and Biology Symposium (SPMB), 2013 IEEE. 2013. IEEE.
- [3] Vanithamani, R., R. Dhivya, and S. Sharmili. A novel hybrid technique for visual enhancement of medical ultrasound images. in Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC), 2015 IEEE International Conference on. 2015. IEEE.
- [4] Brusseau, E., et al. Fully automated endoluminal contour detection in intracoronary ultrasound images: a pre-processing for intravascular elastography. in Ultrasonics Symposium, 2002. Proceedings. 2002 IEEE. 2002. IEEE.
- [5] Blank, M.A. and J.F. Antaki, Breast lesion elastography region of interest selection and quantitative heterogeneity: a systematic review and meta-analysis. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 2017. 43(2): p. 387-397.
- [6] Gómez-Flores, W. and B.A. Ruiz-Ortega, New Fully Automated Method for Segmentation of Breast Lesions on Ultrasound Based on Texture Analysis. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 2016. 42(7): p. 1637-1650.
- [7] Menon, R.V., et al. Automated detection and classification of mass from breast ultrasound images. in Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics (NCVPRIPG), 2015 Fifth National Conference on. 2015. IEEE.
- [8]
- [9] Ye, C., V. Vaidya, and F. Zhao. Improved mass detection in 3D automated breast ultrasound using region based features and multi-view information. in Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2014 36th Annual International Conference of the IEEE. 2014. IEEE.
- [10] Xiao, Y., et al. Quantitative analysis of peri-tumor tissue elasticity based on shear-wave elastography for breast tumor classification. in Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE. 2013. IEEE.
- [11] Sellami, L., O.B. Sassi, and A.B. Hamida, Breast cancer ultrasound images' sequence exploration using BI-RADS features' extraction: towards an advanced clinical aided tool for precise lesion characterization. *IEEE transactions on nanobioscience*, 2015. 14(7): p. 740-745.
- [12] Rodrigues, P.S., et al. A new methodology based on q-entropy for breast lesion classification in 3-D ultrasound images. in Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS'06. 28th Annual International Conference of the IEEE. 2006. IEEE.
- [13] Rodrigues, R., et al., A two-step segmentation method for breast ultrasound masses based on multi-resolution analysis. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 2015. 41(6): p. 1737-1748.
- [14] Jumaat, A.K., et al., Segmentation of masses from breast ultrasound images using parametric active contour algorithm. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2010. 8: p. 640-647.
- [15] Flores, W.G. and W.C. de Albuquerque Pereira, A contrast enhancement method for improving the segmentation of breast lesions on ultrasonography. *Computers in biology and medicine*, 2017. 80: p. 14-23.
- [16] Perona, P. and J. Malik, Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1990. 12(7): p. 629-639.
- [17] Elawady, M., et al. Automatic nonlinear filtering and segmentation for breast ultrasound images. in International Conference Image Analysis and Recognition. 2016. Springer.
- [18] Shechtman, E. and M. Irani. Matching local self-similarities across images and videos. in Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR'07. IEEE Conference on. 2007. IEEE.
- [19] Møller, M.F., A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural networks*, 1993. 6(4): p. 525-533.
- [20] Zhang, B., M. Fu, and H. Yan, A nonlinear neural network model of mixture of local principal component analysis: application to handwritten digits recognition. *Pattern Recognition*, 2001. 34(2): p. 203-214.
- [21] Gorgevik, D. and D. Cakmakov. An efficient three-stage classifier for handwritten digit recognition. in *Pattern Recognition*, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on. 2004. IEEE.

- [22] Alldrin, N., A. Smith, and D. Turnbull, Classifying facial expression with radial basis function networks, using gradient descent and K-means. CSE253, 2003.