

تعیین فشردگی بافت سینه با استفاده از منطق فازی

دکتر مصطفی لنگری زاده^۱، دکتر رزی محمود^۲

چکیده

زمینه و هدف: احتمال ابتلا به سرطان سینه با افزایش فشردگی بافت سینه بیشتر می‌شود. فشردگی بافت به وجود سلولهای غدد شیری در بافت نرم سینه وابسته است. بنابراین، کشف غدد سرطانی در سینه‌های فشرده مستلزم توجه بیشتر از سوی پزشکان است. هدف اصلی این مقاله ارائه روش کمی برای تعیین و دسته بندی فشردگی بافت سینه در تصاویر ماموگرام دیجیتال با استفاده از منطق فازی می‌باشد.

روش بررسی: این پژوهش از نوع مقطعی و توسعه‌ای است که منجر به پیشنهاد و توسعه‌ی یک نظام جدید می‌گردد. جامعه پژوهش مشتمل بر کلیه بیمارانی بود که به مرکز ملی سرطان مالزی برای انجام ماموگرافی بین سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۱ مراجعه نموده‌اند. حجم نمونه، مشتمل بر ۲۲۰ تصویر ماموگرام بود که به صورت تصادفی از بین تصاویر موجود در بانک اطلاعات مرکز ملی سرطان مالزی انتخاب گردید. برای تعیین میزان انطباق پاسخ‌های این نظام با تشخیص پزشک، از آزمون کاپا در محیط نرم افزار SPSS استفاده شد.

یافته‌ها: براساس نتایج بدست آمده، در ۹۲/۸ درصد موارد فشردگی بافت سینه بدرستی تشخیص داده شد و همبستگی شدیدی بین نتایج حاصل از سیستم و نظر رادیولوژیست‌ها وجود داشت ($k=0/87$, $p=0/0001$).

نتیجه‌گیری: نتایج حاصل از سیستم پیشنهادی نسبت به موارد مشابه از کارایی بیشتری برخوردار بود؛ در نتیجه می‌توان استنباط نمود که از منطق فازی در این زمینه می‌توان بهره مند گردید. به علاوه، استفاده از اینگونه نظام‌ها کمک موثری برای پزشکان خواهد بود.

واژه‌های کلیدی: منطق فازی، فشردگی سینه، طبقه بندی، ماموگرام، عوامل خطر

* نویسنده مسئول :

دکتر مصطفی لنگری زاده ؛

دانشکده مدیریت و اطلاع رسانی
پزشکی دانشگاه علوم پزشکی ایران

Email :
Langarizadeh.m@iums.ac.ir

- پذیرش مقاله : مرداد ۱۳۹۳

- دریافت مقاله : اسفند ۱۳۹۲

مقدمه

بافت سینه از بافت‌های مختلف از جمله بافت چربی، بافت پیوندی، و بافت پارانشیم تشکیل شده است. بافت سینه در تصویر ماموگرام به طور کلی به دو گروه بافت چربی و بافت فشرده تقسیم می‌شود. بافت فشرده با فشردگی سینه ارتباط مستقیم دارد(۴) و خطر ابتلا به سرطان پستان در زنانی که فشردگی سینه بیشتری دارند ۴ تا ۶ برابر زنانی است که فشردگی سینه کمتری دارند(۵).

فشردگی سینه یکی از عوامل خطرزای مهم سرطان سینه است. تفسیر تصاویر ماموگرام گرفته شده

عوامل خطرزای مختلفی وجود دارند که باعث افزایش شانس ابتلا به سرطان سینه در زنان می‌شود. از جمله این فاکتورها می‌توان از سابقه فامیلی، وجود عوامل ژنتیک BRCA1 و BRCA2، تشعشع، چاقی، رژیم غذایی و یائسگی نام برد(۱-۳).

^۱ استادیار انفورماتیک پزشکی، گروه مدیریت اطلاعات سلامت، دانشکده مدیریت و اطلاع

رسانی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی ایران، تهران، ایران

^۲ استاد گروه تصویربرداری پزشکی، دانشکده پزشکی و علوم بهداشتی، دانشگاه پوترا، کوالالمپور، مالزی

از سینه‌های فشرده برای رادیولوژیست‌ها مشکل‌تر است، مخفی شود (۶). معمولاً رادیولوژیست در اولین مرحله زیرا ممکن است ضایعات سینه، پشت بافت فشرده فشردگی بافت سینه را تعیین می‌نماید.

جدول ۱: الگوی فشردگی سینه ولف

گروه	توضیح
N1	بافت کاملاً چربی
P1 P2	افزایش بافت پیوندی و مجاری شیری
DY	گسترش بافت فشرده

اولین طبقه بندی نظام مند فشردگی بافت سینه توسط Wolf در دهه ۷۰ پیشنهاد شد (۵). این طبقه بندی براساس درصد سلولهای بافت پیوندی نسبت به کل سینه توسعه یافته و براساس جدول ۱ شامل گروههای N1، P1، P2 و DY بود (۷و۸).

جدول ۲: فشردگی بافت سینه بر اساس ACR و درصد

گروه	درصد	ACR
BIRADS-I	بافت فشرده کمتر از ۲۵ درصد	تقریباً بطور کامل بافت چربی
BIRADS-II	بافت فشرده بین ۲۵ تا ۵۰ درصد	بافت پیوندی پراکنده
BIRADS-III	بافت فشرده بین ۵۰ تا ۷۵ درصد	تقریباً فشرده
BIRADS-IV	بافت فشرده بیش از ۷۵ درصد	کاملاً فشرده

البته این موضوع براساس درصد بافت فشرده نسبت به کل نیز قابل نمایش است (جدول ۲) (۹). علاوه بر آن، طبقه بندی‌های دیگری نیز برای تعیین فشردگی بافت سینه براساس میزان بافت چربی و اندازه محدوده هر بافت نیز وجود دارد که بعنوان نمونه می‌توان به طبقه بندی زیر اشاره نمود:

گروه ۱: هیچ منطقه‌ای که توانایی پوشاندن سرطان را داشته باشد موجود نیست

گروه ۲: حداقل یک منطقه که بتواند سرطان را مخفی نماید وجود دارد

گروه ۳: بافتی که بتواند سرطان را مخفی کند در ۵۰ تا ۷۵ درصد بافت سینه وجود دارد.

گروه ۴: بیش از ۷۵ درصد بافت سینه توانایی مخفی کردن سرطان را دارد (۱۱و۱۰).

کالج رادیولوژیست‌های آمریکا (ACR) یا American College of Radiologists (نظام BIRADS) Breast Imaging Report and Data System را در سال ۱۹۹۲ به منظور استانداردسازی تفسیر تصاویر ماموگرام ارائه نمود (۱۲). براساس این نظام، فشردگی سینه در چهار گروه تقسیم بندی می‌شود (جدول ۲) (۱۴و۱۳):

در سال ۲۰۰۶، Jamal و همکاران یک نظام نیمه

جداسازی حوزه‌های بافت چربی و پیوندی، تعیین خصوصیات بافت شناسی هر منطقه، و در نهایت طبقه بندی فشرده‌گی با استفاده از Bayesian تشکیل شده است. نتایج نشان داد که با استفاده از روشهای معمولی تنها ۶۶ درصد پاسخ درست بدست می‌آید و با استفاده از روش Bayesian درصد فشرده‌گی صحیح سینه به میزان ۷۵ درصد تعیین شد (۱۷). Bezdek سالها پیش توابع فازی را توصیف نمود و بسیاری از پژوهشگران از این روش به منظور شناسایی سرطان سینه و شناسایی الگوها استفاده کرده‌اند (۲۰-۱۸). هدف اصلی این مقاله تعیین و ارائه‌ی یک روش جدید برای دسته بندی فشرده‌گی بافت سینه با استفاده از منطق فازی می‌باشد.

روش بررسی

این پژوهش از نوع کاربردی بود که به صورت مقطعی انجام شد. حجم نمونه شامل ۲۲۰ تصویر ماموگرام دیجیتال بود که به صورت تصادفی از آرشیو تصاویر مرکز ملی سرطان مالزی و از بین تصاویری انتخاب گردید که رضایت استفاده از تصویر برای مقاصد پژوهشی را امضا کرده بودند (۶۷۰ مورد). تحلیل یافته‌ها با استفاده از نرم افزار SPSS و آزمون کاپا انجام شد. از آنجایی که تفسیر تصاویر ماموگرام بسیار مشکل است، برای بهبود کیفیت تصاویر و اعتبار خصایص استخراج شده یک مرحله پیش پردازش مورد نیاز است. سه تکنیک روی تصاویر اعمال شد: ابتدا مناطق اضافی تصویر که حاوی هیچ اطلاعاتی نیستند بریده و حذف شدند. در مرحله بعد یک فیلتر ۳ در ۳ (Median filter) روی تصاویر اجرا شد. این فیلتر، بهترین گزینه برای کاهش پارازیت‌های تصاویر ماموگرام دیجیتال می‌باشد (۲۲ و ۲۱). در نهایت با

خودکار برای دسته بندی فشرده‌گی بافت سینه پیشنهاد نمودند که بر مبنای آن منطقه‌ی عضله‌ی سینه و منطقه‌ی بافت پیوندی باید توسط کاربر و از طریق هیستوگرام تصویر تعیین می‌گشت. این سیستم ابتدا تعداد سلولهای بافت پیوندی را شمارش کرده و سپس آنرا به تعداد کل سلولهای بافت سینه تقسیم می‌کند. این پژوهشگران معیار طبقه بندی Tabar را به منظور تشخیص فشرده‌گی سینه مورد استفاده قرار دادند که عبارت بود از:

گروه ۱: کمتر از ۲۵ درصد

گروه ۲: بین ۲۵ تا ۵۰ درصد

گروه ۳: بین ۵۰ تا ۷۵ درصد

گروه ۴: بیش از ۷۵ درصد

Zhou و همکاران ابزار خودکاری برای تعیین فشرده‌گی سینه توسعه دادند که سه مرحله تعیین منطقه بیماری، افزایش وضوح و طبقه بندی قانونمند را شامل می‌شد. سیستم قانونمند برای طبقه بندی فشرده‌گی سینه در چهار گروه مورد استفاده قرار گرفت (۱۵).

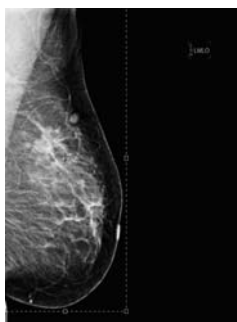
در پژوهش دیگری که توسط Oliver و همکاران انجام شد سیستم خودکار طبقه بندی فشرده‌گی سینه پیشنهاد گردید. در این سیستم الگوریتم‌هایی از جمله FCN، kNN و ID3 مورد استفاده قرار گرفت. روش پیشنهادی این پژوهشگران در واقع براساس یکپارچه سازی اطلاعات مربوط به رنگ (طیف خاکستری) و بافت بود. نتایج نشان داد که وقتی kNN و ID3 مورد استفاده قرار گرفت، ۴۷ درصد موارد بدرستی طبقه بندی شد. در حالیکه وقتی هر یک از این روشها به تنهایی استفاده شد درصد پاسخ درست کمتر بوده است (۱۶).

در سال ۲۰۰۸، یک روش جدید توسط Oliver و همکاران پیشنهاد شد. این روش از سه مرحله‌ی

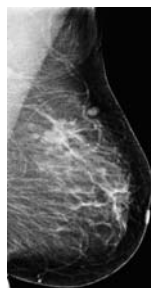
نمونه‌ای از تصاویر نمایش داده شده است.

استفاده از الگوریتم Region Growing ماهیچه

سینه‌ای شناسایی و حذف شد. در شکل ۱ و ۲



شکل ۱: تصویر ماموگرام اصلی



شکل ۲: تصویر اصلی پس از جداسازی قسمتهای اضافی و اجرای فیلتر

پراکندگی تعداد کمی از داده‌ها در سایر مناطق است. به عبارت دیگر اگر داده‌ها در طول محور X پراکنده شده باشند ارتفاع هیستوگرام زیاد نخواهد بود. این پارامتر براساس فرمول ۱ محاسبه می‌شود:

$$Kurtosis = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{(N-1)s^4} \quad (1)$$

بدین گونه که \bar{x} میانگین توزیع، s پراکندگی استاندارد، و N تعداد داده‌هاست. از آنجایی که اوج توزیع نرمال استاندارد مساوی ۳ می‌باشد برخی از منابع فرمول زیر را معرفی و مورد استفاده قرار داده‌اند:

۲-۱ استخراج خصوصیات

چهار پارامتر آماری جهت محاسبه ورودی‌های فازی برای هر تصویر ماموگرام استخراج گردید. براساس مطالعات قبلی اثبات شده است که مقادیر آماری (پارامترهای منطقه‌ای) می‌توانند در این زمینه کارآمد باشند (۲۳). با استفاده از روش داده کاوی انتخاب خصوصیات چهار پارامتر موثر تعیین گردید که در ادامه شرح داده می‌شوند. در علم آمار، اوج (Kurtosis) به قله یا ارتفاع نمودار هیستوگرام یک توزیع اطلاق می‌شود. ارتفاع بیشتر هیستوگرام به معنی تجمع داده‌های بیشتر در یک منطقه‌ی کوچک و

قاعده) استخراج و برای بدست آوردن خروجی تابع عضویت خروجی متشکل از چهار گروه فشردگی بافت سینه براساس دسته بندی ACR تعریف گشت. برای این منظور جعبه ابزار فازی مورد استفاده قرار گرفت. Cheng و همکاران اعتقاد دارند تابع عضویت زنگوله‌ای شکل بهترین نوع تابع برای داده‌هایی است که توزیع نرمال یا نزدیک به نرمال دارد. این تابع براساس فرمول زیر قابل محاسبه است:

$$f(x) = \exp\left(\frac{-0.5(x-c)^2}{\sigma^2}\right) \quad (6)$$

به دلیل اینکه در خروجی، طبقه بندی فشردگی بافت سینه مورد نظر بود از تابع عضویت مثالی استفاده شد و از مرکزیت وزن قواعد فازی استفاده شد که براساس فرمول ۷ قابل محاسبه است:

$$\bar{X} = \frac{1}{3}(a + x_{\max} + b) \quad (7)$$

۲-۳ ارزیابی

برای بررسی ارتباط بین مشاهدات رادیولوژیست‌ها و نتایج حاصل از دسته بندی فشردگی سینه توسط نظام پیشنهادی از آزمون آماری کاپا (K) استفاده گردید که براساس فرمول ۸ قابل محاسبه است:

$$K = \frac{\Pr(o) - \Pr(e)}{1 - \Pr(e)} \quad (8)$$

به طوری که $\Pr(o)$ میزان ارتباط بین مشاهدات پاسخگویان، $\Pr(e)$ احتمال ارتباط محاسبه شده بین مشاهدات پاسخگویان که نشان دهنده‌ی احتمال تصادفی بودن پاسخ هر گروه می‌باشد. اگر ارتباط کامل بین مشاهدات پاسخگویان وجود داشته باشد، مقدار k برابر با ۱ خواهد بود و در صورتی که ارتباطی وجود نداشته باشد یا بعبارت دیگر پاسخها کاملاً تصادفی باشند، مقدار k برابر با صفر خواهد شد. برای تفسیر مقادیر بین صفر و یک،

$$Kurtosis = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{(N-1)s^4} - 3 \quad (2)$$

با این تعریف، اوج مثبت نشاندهنده‌ی ارتفاع بیشتر توزیع و اوج منفی معرف یک توزیع کم ارتفاع خواهد بود (۲۴).

چولگی (Skewness) عبارتست از میزان تقارن یک توزیع آماری، به طوری که وقتی شکل توزیع به صورت زنگوله‌ای شکل در می‌آید چولگی آن صفر خواهد بود (۲۵). چولگی براساس فرمول زیر قابل محاسبه است:

$$Skewness = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{(N-1)s^3} \quad (3)$$

\bar{x} میانگین توزیع، s پراکندگی استاندارد، N تعداد داده‌هاست (۲۶). لازم به ذکر است که در توزیع نرمال میانگین، نما، و میانه مساوی و برابر با ۱ می‌باشد، در حالی که در یک توزیع غیرنرمال اینگونه نیست (۲۶ و ۲۵).

در اولین مرحله، کلیه‌ی پیکسل‌های مربوط به پس زمینه‌ی تصویر با مقدار صفر، حذف و چهار پارامتر مذکور محاسبه گردید. سپس نسبت بین اوج به چولگی و تفاوت میانه و میانگین براساس فرمول ۴ و ۵ تعیین گردید.

$$R = \text{چولگی} / \text{اوج} \quad (4)$$

$$D = \text{میانگین} - \text{میانه} \quad (5)$$

۲-۲ دسته بندی

با استفاده از الگوریتم J48 و درخت تصمیم‌گیری ارتباط دو خصیصه‌ی فوق با فشردگی بافت سینه تعیین گردید. سپس برای کاهش میزان پاسخهای غلط و افزایش دقت سیستم، با توجه به گروه‌های به دست آمده از درخت تصمیم‌گیری دو تابع عضویت ورودی فازی تعریف گردید. قواعد فازی (مشمول بر ۲۸

Landis and Koch معیارهایی را مشخص کرده‌اند (۲۷).

دیجیتال (نمای MLO) که از مرکز ملی سرطان مالزی جمع آوری گردیده بود، مورد استفاده قرار گرفت. این تصاویر از هر چهار گروه فشردگی بافت بصورت تصادفی انتخاب گردید:

یافته‌ها

به منظور ارزیابی سیستم ۲۲۰ تصویر ماموگرام

جدول ۳: توزیع فراوانی فشردگی بافت در تصاویر منتخب

تعداد تصاویر	فشردگی بافت
۸	BIRADS-I
۷۸	BIRADS-II
۸۱	BIRADS-III
۱۳	BIRADS-IV
۱۸۰	جمع

روش رشد منطقه‌ای شناسایی و حذف گردید. در مرحله‌ی بعد پس از حذف پیکسل‌های مربوط به پس زمینه، خصایص مورد نیاز سیستم (اوج؛ چولگی؛ میانگین و میانه) محاسبه و نسبت و اختلاف مورد نظر براساس فرمولهای ۴ و ۵ تعیین گردید.

در نهایت، براساس قواعد فازی، فشردگی بافت سینه تعیین و اعلام گشت. در مقایسه با نظر رادیولوژیست‌ها، نتایج نشان داد که فشردگی بافت در ۱۶۷ مورد (۹۲/۸ درصد) بدرستی توسط نظام تعیین گردید (جدول ۴).

ابتدا کلیه‌ی مناطقی که اطلاعات پاتولوژیک نداشتند (پس زمینه)، از تصاویر جدا گردید تا سرعت پردازش بیشتر شود. سپس سه رادیولوژیست که حداقل ۵ سال تجربه در زمینه‌ی تفسیر تصاویر رادیولوژی داشتند، فشردگی بافت را در تصاویر فوق تعیین کردند. از این میان، تصاویری که هر سه رادیولوژیست در مورد فشردگی بافت آنها توافق کامل داشتند (شامل ۱۸۰ تصویر)، برای ارزیابی سیستم انتخاب گردید (جدول ۳).

در مرحله‌ی اول، عضله سینه‌ای با استفاده از

جدول ۴: مقایسه نتایج حاصل از نظام و رادیولوژیست‌ها

فشردگی بافت	نظر رادیولوژیست‌ها	نتایج حاصل از نظام	
		تعداد	درصد
۱	۸	۸	۱۰۰
۲	۷۸	۷۱	۹۱/۰۲
۳	۸۱	۷۸	۹۶/۳
۴	۱۳	۱۰	۷۶/۹
جمع	۱۸۰	۱۶۷	۹۲/۸

محاسبات پیچیده ریاضی، امکان محاسبه‌ی فشردگی بافت را ارائه کرده‌اند که زمان محاسبه را به شدت افزایش می‌دهد (۱۷ و ۹ و ۶).

سهولت استفاده همچنین از دیدگاه کاربران بسیار اهمیت دارد، همانگونه که در مطالعه‌ی Weber اشاره شده است، پزشکان در مقابل استفاده از سیستم‌های پیچیده مقاومت می‌نمایند (۲۹). در این حوزه، کاملاً مشهود است که تشخیص فشردگی بافت، کاملاً ذهنی بوده و وابسته به تجربه رادیولوژیست می‌باشد؛ بنابراین تبدیل این تجربه، به محاسبات ریاضی، مشکلی است که همچنان موضوع پژوهش‌های متعدد در حوزه‌ی هوش مصنوعی است.

نتیجه گیری

فشردگی بافت پستان یکی از مهمترین عوامل مورد توجه رادیولوژیستها به منظور تفسیر تصاویر ماموگرام می باشد. فشردگی بیشتر بافت سینه باعث افزایش خطر ابتلا به سرطان سینه خواهد شد. در این پژوهش روش جدید برای دسته بندی و تعیین فشردگی بافت سینه ارائه گشت. مزیت این روش نسبت به روشهای قبلی در سهولت استفاده از آن و دوری از محاسبات پیچیده ریاضی است. کارآیی سیستم براساس تست کاپا مطلوب ($p=0/0001$ ، $k=0/87$) ارزیابی شد که نشان دهنده‌ی قابلیت مطلوب این روش در تعیین فشردگی بافت پستان است. در نتیجه، این پژوهش نشان داد که موارد ذهنی از جمله تعیین فشردگی بافت سینه را می‌توان با استفاده از خصوصیات عینی و به وسیله کامپیوتر در حد مطلوب تعیین نمود. استفاده از این روش به رادیولوژیستها در تعیین فشردگی بافت کمک بسزایی خواهد کرد.

همانگونه که در جدول ۴ به وضوح نشان داده شده است، در گروه فشردگی بافت ۱ کلیه تصاویر بدرستی توسط این نظام تشخیص داده شده است. در حالی که در گروه ۲ و ۳ به ترتیب ۹۱/۰۲ و ۹۶/۳ درصد موارد به درستی تعیین گردیده است. در نهایت در گروه ۴ فشردگی بافت در ۷۶/۹ درصد موارد، منطبق با نظر رادیولوژیستها و بدرستی دسته بندی گشته است. نتایج فوق بیانگر کارآیی مطلوب این سیستم در خصوص تعیین فشردگی بافت سینه است. به منظور محاسبه ارتباط بین نظر رادیولوژیستها و نظام مورد نظر از آزمون آماری کاپا استفاده گردید (۲۷). براساس داده‌های استخراج شده از نظام و نظر رادیولوژیستها $k=0/87$ بدست آمد ($p=0/0001$) که ارتباط معنی دار و خیلی شدید بین مشاهدات و نتایج دو گروه را نشان می‌دهد.

بحث

کارآیی روش پیشنهادی در این پژوهش، بیشتر از سایر روش‌های پیشنهادی توسط پژوهشگران قبلی بوده است، به طوری که درصد موارد صحیح بدست آمده در این پژوهش، تقریباً دو برابر روش پیشنهادی Oliver و همکاران در سال ۲۰۰۵ است (۱۶). همچنین موارد صحیح نظام پیشنهادی، بیش از ۲۵ درصد بالاتر از روش پیشنهادی Oliver و همکاران در سال ۲۰۰۸ است (۱۷). لذا باید گفت که کارایی روش پیشنهادی نسبت به روشهای پیشنهاد شده در پژوهشهای Jamal و همکاران و Boehm و همکاران بالاتر بوده و نتایج بهتری به دست آمد (۲۸ و ۱۱).

لازم به ذکر است که برخی روش‌های قبلی مانند Cheng و همکاران، Nicholson و همکاران و Oliver و همکاران تنها تحت شرایط آزمایشگاهی و با

تشکر و قدردانی

در زمینه‌ی استخراج و تامین تصاویر مورد نیاز این پژوهش کمال همکاری را داشتند تقدیر و تشکر گردد.

در پایان لازم است از زحمات دکتر Sulaiman Tamanang (مرکز ملی سرطان مالزی) که

منابع

1. American Cancer Society. What is Cancer? 2006. Available at: http://www.cancer.org/docroot/CRI/content/CRI_2_4_1x_What_Is_Cancer.asp. 2008.
2. Wahid MI. Breast cancer. 2007. Available at: www.malaysiaoncology.org. 2008.
3. Marchant DJ. Breast disease. Massachusetts: W.B Sanders Company; 1997: 90-100.
4. Kaufhold J, Thomas JA, Eberhard JW, Galbo CE & Trotter DE. A calibration approach to glandular tissue composition estimation in digital mammography. *Medical Physics* 2002; 29(8): 1867-80.
5. Kerlikowske K. The mammogram that cried wolfe. *N Engl J Med* 2007; 356(3): 297-300.
6. Cheng HD, Shi XJ, Min R, Hu LM, Cai XP & Du HN. Approaches for automated detection and classification of masses in mammograms. *Pattern Recognition* 2006; 39(4): 646-68.
7. Hersh MR. Imaging the dense breast. *Appl Radiol* 2004; 33(1): 22-6.
8. Greendale GA, Reboussin BA, Slone S, Wasilauskas C, Pike MC & Ursin G. Postmenopausal hormone therapy and change in mammographic density. *Journal of the National Cancer Institute* 2003; 95(1): 30-7.
9. Nicholson BT, LoRusso AP, Smolkin M, Bovbjerg VE, Petroni GR & Harvey JA. Accuracy of assigned BI-RADS breast density category definitions. *Academic Radiology* 2006; 13(9): 1143-9.
10. Kolb T, Lichy J & Newhouse JH. Occult cancer in women with dense breasts: Detection with screening US--diagnostic yield and tumor characteristics. *Radiology* 1998; 207(1): 191-9.
11. Jamal N, Ng KH, Ranganathan S & Tan LK. Comparison of computerised assessment of breast density with subjective BI-RADS classification and tabar's pattern from two-view CR mammography, COEX Seoul, Korea: Springer Berlin Heidelberg: World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, 2006.
12. D'Orsi C, Bassett L & Feig S. Illustrated breast imaging reporting and data system: Illustrated BI-RADS. 3rd ed. Reston, Va: American College of Radiology; 1998: 5-10.
13. Luijckx T & Weerakkody Y. Breast imaging reporting and data system (BI-RADS). 4th ed. Reston, Va: American College of Radiology; 2004: 80-5.
14. Gottlieb S. Genetic factors may underlie link between breast density and cancer risk. *BMJ* 2003; 326(7393): 556-8.
15. Zhou C, Chan HP, Petrick N, Helvie MA, Goodsitt MM, Sahiner B, et al. Computerized image analysis: Estimation of breast density on mammograms. *Medical Physics* 2001; 28(6): 1056-69.
16. Oliver A, Freixenet J & Zwiggelaar R. Automatic classification of breast density. Available at: <http://eia.udg.edu/~aoliver/publications/icip05.pdf>. 2005.

17. Oliver A, Freixenet J, Marti R, Pont J, P'erez E, Denton ER, et al. A novel breast tissue density classification methodology. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* 2008; 12(1): 55-65.
18. Bezdek JC. *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. New York: Plenum; 1981: 210-5.
19. Nandi RJ, Nandi AK, Rangayyan RM & Scutt D. Classification of breast masses in mammograms using genetic programming and feature selection. *Med Bio Eng Comput* 2006; 44(1): 683-94.
20. Saha PK, Udupa JK, Conant EF, Chakraborty DP & Sullivan D. Breast tissue density quantification via digitized mammograms. *IEEE Trans Med Imag* 2001; 20(8): 792-803.
21. Tyan SG. *Median filtering, deterministic properties*. Berlin: Springer Verlag; 1981: 20-5.
22. Umbaugh SE. *Computer imaging: Digital image analysis and Pprocessing*. NewYork: CRC Press; 2005: 55-60.
23. Torrent A, Bardera A, Oliver A, Freixenet J, Boada I, Feixes M, et al. Breast density segmentation: A comparison of clustering and region based techniques. Berlin: Springer; 2008: 9-16.
24. Karssemeijer N. Automated classification of parenchymal patterns in mammograms. *Phys Med Biol* 1998; 43(2): 365-78.
25. Hippel PTV. Mean, median, and skew: Correcting a textbook rule. *Journal of Statistics Education* 2005; 13(2): 1-13.
26. Joanes DN & Gill CA. Comparing measures of sample skewness and kurtosis. *The Statistician* 1998; 47(1): 183-9.
27. Landis JR & Koch GG. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics* 1977; 33(1): 159-74.
28. Boehm HF, Schneider T, Buhmann-Kirchhoff SM, Schlossbauer T, Rjosk-Dendorfer D, Britsch S, et al. Automated classification of breast parenchymal density: Topologic analysis of X-ray attenuation patterns depicted with digital mammography. *American Journal of Roentgenology* 2009; 191(6): 275-82.
29. Weber DO. Survey reveals physicians' love/hate relationship with technology. *Physician Exec* 2004; 30(2): 4-10.

Determination Of Breast Density Using Fuzzy Logic

Langarizadeh Mostafa¹(Ph.D) - Mahmud Rozi²(Ph.D)

1 Assistant Professor in Medical Informatics, Health Information Management Department, School of Health Management & Information Sciences, Iran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

2 Professor, Medical Imaging Department, School of Medicine and Allied Health Sciences, University Putra Malaysia, Kuala Lumpur, Malaysia

Abstract

Received : Feb 2014
Accepted : Jul 2014

Background and Aim: The risk of breast cancer increases directly in line with breast density. Therefore, it is important to pay more attention to denser breasts in order to detect abnormalities. The aim of this paper was to design and suggest a quantitative method to categorize breast density in digital mammogram images using fuzzy logic.

Materials and Methods: This was a cross-sectional study which resulted in developing a new system. The research population was including patients who undergo mammography in National Cancer Society of Malaysia during 2010 to 2011. Sample included 220 mammogram images which was selected randomly. Data analysis was done using SPSS with Kappa statistics.

Results: Accuracy level of 92.8% was obtained based on evaluation of the system and there was a strong correlation between the system output and radiologists' estimation ($K=0.87$, $p=0.0001$).

Conclusion: Results obtained from the suggested system had higher performance than similar systems. Therefore, it could be concluded that the fuzzy logic may be used in this area. In addition, such systems could be helpful for physicians.

Key words: Fuzzy Logic, Breast Density, Classification, Mammogram, Risk Factor

* Corresponding
Author:
Langarizadeh M;
E-mail:
Langarizadeh.m@iums.
ac.ir