DOI: 10.22041/ijbme.2005.13523

Automatic Diagnosis of Clustered Microcalcifications Using Wavelet Transform and Neural Networks

H. Abrishami – Moghaddam [1*], A. Sheikh – Hasani [1], M. Giti [2], P. Abdolmaleki [3], A. Mostafa [1]

[1] K. N. Toosi University of Technology
[2] Tehran University of Medical Science
[3] Tarbiat Modarres University

Received 31 October 2002; received in revised form 10 October 2004; accepted 7 February 2005

Abstract

This paper presents a CAD system for detection and diagnosis of microcalcification clusters in mammograms. The proposed algorithm is composed of three main stages. In the first stage, the image pixels are examined for corresponding to individual microcalcification objects. For this purpose, the wavelet transform of the image is computed. Then two wavelet coefficients as well as two statistical features are used with a neural network for a primary classification of the image pixels. In the second stage, some noisy pixels extracted by the first step are eliminated. Then 18 features defined for each microcalcification are used with a nonlinear classifier for accurate detection of microcalcifications. For training of this classifier we used 16 regions from a database containing 379 microcalcifications. Finally, in the third stage five features defined for each microcalcification cluster with a neural network are used to recognize malignant microcalcification clusters. For training of this network, 22 clusters including 8 malignant and 14 benign cases were used. The performance of the algorithm was evaluated using a separate image set composed of 22 clusters including 10 malignant and 12 benign cases. Using these test images and the threshold value of 0.45, the sensitivity of the algorithm was 100% and its specificity was 91.6%.

Keywords: **Mammography; Microcalcification; Automatic diagnosis of mammograms; Artificial neural networks; Image processing; Wavelet transform**

* **Corresponding author**
Address: *Department of Electrical Engineering, K.N. Toosi University of Technology, Seyed Khandan St, P.O. Box 16315-1355, Tehran I.R.Iran*
Tel: *+98 21 88469084*
Fax: *+98 21 88462066*
Email: *moghadam@saba.kntu.ac.ir*

DOI: 10.22041/ijbme.2005.13523

تشخیص خودکار خوشه های میکروکلسیفیکاسیون به کمک تبدیل موجک و شبکه های عصبی

حمید ابریشمی مقدم*[۱], علیرضا شیخ حسنی[۱], معصومه گیتی[۲], پرویز عبدالمالکی[۳], عباس مصطفی[۱]

[۱] دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

[۲] دانشگاه علوم پزشکی تهران

[۳] دانشگاه تربیت مدرس

تاریخ ثبت اولیه: ۱۳۸۱/۸/۹، تاریخ دریافت نسخه اصلاح شده: ۱۳۸۳/۷/۱۹، تاریخ پذیرش قطعی: ۱۳۸۳/۱۱/۱۹

چکیده

در ایـن مقـاله, یک سیستم **CAD** بـه منظور شناسایی و تشخیص خوشه های میکروکلسیفیکاسیون در تصاویر ماموگرافی معرفی شده است. الگوریتم معرفی شده مرکب از سه مرحله اساسی است. در مرحله اول، تبدیل موجک روی تصاویر ماموگرافی اعمال شـده و دو ضریب مـوجک به همراه دو ویـژگی آماری به عنوان ویژگي هـای متمایزکننده پیکسل هـا از نظـر تعلق به یک دانه میکروکلسیفیکاسیون استخراج می گـردد. سپس با استفاده از یک شبکه عصبی، دسته بنـدی اولیه پیکسل هـا انجام می شود. در مرحله دوم الگوریتم، پس از حـذف پیکسل هـای نـویزی حاصل از مـرحله اول، اجسام بـاقیمانده از نظـر مطابقت با یک دانه میکروکلسیفیکاسیون مورد بررسی قرار می گیرد. به این منظور، از ۱۸ ویژگی تعریف شده برای هر دانـه میکروکلسیفیکاسیون، و یک دسته بندی کننده غیرخطی استفاده شده و دانه های میکروکلسیفیکاسیون با دقت خوبی شناسایی می شوند. برای آموزش این دسته بنـدی کننـده, از ۱۶ نـاحیه حاوی میکروکلسیفیکاسیون های بدست آمده از تصاویر پایگاه داده ای که مجموعاً شامل ۳۷۹ میکروکلسیفیکاسیون بودند استفاده شده است. در مرحله سوم، با استفاده از ۵ ویژگی مربوط به خوشه های میکروکلسیفیکاسیون و یک شبکه عصبی، در مورد بدخیمی خوشه های میکروکلسیفیکاسیون قضاوت به عمل می آید. برای آموزش این شبکه عصبی از ۲۲ خـوشه که از ۱۴ خوشه خوش خیم و ۸ خوشه بدخیم تشکیل شده بودند استفاده شد. برای سنجش کارآیی سیستم نیز ۲۲ خوشه دیگر که در مرحله آموزش از آنها استفاده نشده بود و شامل ۱۰ خوشه خـوش خیم و ۱۲ خوشه بدخیم بودند، به سیستم اعمال شد. با اعمال تصاویر فوق، این سیستم در مقـدار آستانه ۰/۴۵ مقـدار حساسیت ۱۰۰% و مقدار خصوصیت ۹۱/۶% از خود نشان داد. با توجه به این مقادیر می توان قابلیت مناسب الگوریتم ایجاد شده را تأیید نمود.

واژه های کلیدی: ماموگرافی؛ میکروکلسیفیکاسیون؛ تشخیص خودکار تصاویر ماموگرافی؛ شبکه های عصبی مصنوعی؛ پردازش تصویر؛ تبدیل موجک

* عهده دار مکاتبات

نشانی: تهران، خیابان دکتر شریعتی، سید خندان، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده مهندسی برق

تلفن: ۸۸۴۶۹۰۸۴-۰۲۱، دورنگار: ۸۸۴۶۲۰۶۶-۰۲۱، پیام نگار: moghadam@saba.kntu.ac.ir

۱- مقدمه

سرطان سینه یکی از شایع ترین انواع سرطان ها می باشد که ۳۲% از سرطان هـای بانوان را تشکیل می دهد و در کل ۱۸% مـرگ نـاشـی از سـرطان را شـامـل مـی شـود [۱]. یکـی از مؤثرترین راه هـای کاهش مـرگ و میر ناشی از این بیماری، تشخیص آن در مراحل اولیه پیدایش است. ماموگرافی آزمون تشخیص این بیماری در این مرحله می باشد. از لحاظ آماری این شیوه تصویربرداری احتمال مرگ ناشی از سرطان سینه را ۲۰% تـا ۳۵% کـاهش می دهـد [۱]. وجـود خـوشـه هـاي میکروکلسیفیکاسیون در تصـاویر مـامـوگرافی می تـواند بـه عنـوان یکی از علائم تشخیص سـرطان سینه در بانوان باشد. میکروکلسیفیکاسیون هـا بافت های استخوانی شده ای هستند که در تصاویر ماموگرافی به صورت دانه های درخشان شامل چند پیکسل روشن تر نسبت بـه پیکسل هـای مجـاور ظاهر می شـونـد. البته بـه علـت بـافـت نسبتـاً نـامتجـانـس زمینه ماموگرام هـا، شناسایی این دانه ها براحتی صورت نمی گیرد [۲]، به همین دلیل استفاده از سیستم هـای تشخیص مبتنی بر رایـانه می‌تـوانـد در شنـاسـایی و تشخیص میکـروکلسیفیکا-سیون ها کمک شایاني به رادیولوژیست ها بنماید.

۱-۱- معـرفی روش هـای خودکار تشخیص تصاویر ماموگرافی

تاکنون محققان، روشهاي مختلفي را كه مبتني بر پردازش هاي رايانـه‌اي هستند، بـراي تشخيص خـوش‌خيمي و بـدخيمي ميكروكلسيفيكاسيون هـا پيشنهاد نمـوده‌اند. اين الگوريتم هـا عموماً در ابتدا اقدام بـه استخراج چنـد ويـژگي از دانه هـا و خوشه هاي ميكروكلسيفيكاسيون نموده و سپس بـا استفاده از يك دسته بندي كننده، مانند دسته بندي كننده هـاي آمـاري يا دسته بندي كننده هاي غيرخطي مـانند شبكه هـاي عصبي، در مورد خوش خيمي و بدخيمي آنها اظهار نظر مي نمايد.

Olsan، ویژگـی هـای میکروکلسیفیکاسیون هـا نظیر شـدت روشنایی پیکسل، موقعیت نسبی، توزیع نور، اندازه و شـدت همسایگی موضعی را در وضعیت های مختلف خوش خیمی و بدخیمی پستان در ۴۸ ماموگرام بررسی کرده است [۳]. این اطلاعـات بـه طـور منـاسـب در سطـح جمعـیت مطـابـق با معیارهایي نظیر نـوع هیستولوژیکی، انـدازهٔ میکروکلسیفیکا-سیون و اندازه خوشه آنالیز گردیده اند. محـدوده های توزیع برای این معیارها تعیین شده و اختلاف آماری بین اطلاعـات موارد خوش خیم و بدخیم نشان داده است که فاصلهٔ متوسط بیـن میکـروکلسیفیکاسیـون هـا در شـرایط بـدخیم بیشتر از شرایط خـوش خیم است و متـوسط های ناحیهٔ بافت اطراف میکروکلسیفیکاسیون در ارتباط با شـرایط بـدخیم به صورت سازگار بیشتر از شرایط خوش خیم مي باشد.

Betal و Roberts از الگوریتم Top Hat و Watershed برای آشکارسازی خـودکار و تقسیم بندی میکروکلسیفیکاسیون ها در ماموگرام هایي كه با يک دوربين CCD بـا قدرت تفکیک ۴۰ میکرون نمـونه برداری گردیده اند، استفاده کرده اند [۴]. بانـک دادهٔ آنها شـامل ۳۸ مـورد سـرطانی است. تمام مـوارد دارای نـمـاهـای Craniocaudal (CC) و Lateraloblique (LO) بوده است. ۱۹ مورد خوش‌خیـم و ۱۹ مورد بـر اساس یافته های سیتولـوژی و هیستولـوژی، بدخیـم تشخیص داده شده اند. خوشه های بدخیـم دارای تعـداد میکـروکلسیفیکا-سیون بیشتر (به طور متوسط موارد بدخیـم شامل ۱۴ عـدد و موارد خـوش خیم شـامل ۱۰ عـدد بـوده اند)، سطـح اشغال شـدهٔ زیـادتـر (بـدخیـم ۳۷ میلي متر مربع و خوش خیـم ۹ میلي متر مربع) و طول خوشهٔ بلندتر (۳۳/۲ میلي متر در مقابل ۱۵/۵ میلي متر) بوده اند. الگـوریتم ریخت شنـاسی ریـاضی[1] بـرای تـوصیف شکل میکـروکلسیفیکاسیون هـا بر حسـب وجـود و یـا عـدم وجـود ویـژگـی هـایـي همچون دربـرگرفتگی[2]، کشیـدگـی[3]، بـی نظمی هـای بـاریـک[4] و بی نظمی های پهن[5] به کار می رود. آنـالیـز سطـح زیـر منحنی ROC بـرای نسبت سه میکروکلسیفیکاسیونی که با تشخیص درست همـراه بـوده از ۰/۷۳ بـرای CC و ۰/۶۳ برای LO تا ۰/۷۹ برای هـر دو نما افزایش داشته است.

Qian، الگوریتمی مشتمل بر تبدیل موجک ۲ و ۴ کاناله برای تعییـن حسـاسیت در آشکـارسـازی، بـه منظـور تقسیم‌بندی خودکـار خوشه‌هـای میکروکلسیفیکاسیون در ماموگرام های دیجیتال طـراحی نمـوده است [۵]. در ایـن روش هایبرید از

[1] Mathematical Morphology
[2] Infolding
[3] Elongation
[4] Narrow Irregularities
[5] Wide Irregularities

یک فیلتر غیرخطی برای کاهش نویز تصویر استفاده شده است. در مرحلهٔ بعد, تبدیل موجک ۲ و ۴ کاناله با ساختارهای بانک فیلتر مختلف به کار می رود. این الگوریتم روی یک بانک ماموگرام که شامل ۱۰۰ تصویر با رزولوشن ۱۰۵ میکرون و ۱۲ بیت برای نمایش سطح خاکستری مي باشد، اعمال گردیده است. ۵۲ مورد از این تصاویر, حداقل دارای یک خوشهٔ میکروکلسیفیکاسیون ریز مي باشند. در میان این خوشه ها, ۴۶ مورد بدخیم، ۶ مورد خوش خیم و ۸ مورد نرمال تشخیص داده شده اند. در نهایت, حساسیت ۰/۹۳ با متوسط ۱/۳۵ خطا در هر تصویر به دست آمده است.

Gavrielides و Lo با استفاده از منطق فازی, روش جدیدی پایه گذاری نموده اند [۶]. این الگوریتم, از سه مرحلهٔ اساسی تشکیل شده است. در مرحلهٔ اول, ناحیهٔ سینه جداسازی مي گردد و اطلاعات فرکانس بالا بهبود بخشیده می شود. در مرحلهٔ دوم, با استفاده از unsharp masking، میکرو-کلسیفیکاسیون ها از تصویر جدا می گردند. سپس با استفاده از آنالیز محلی، ویژگی‌های هیستوگرام در هر زیرتصویر استخراج شده و با استفاده از منطق فازی مورد بررسی قرار مي‌گیرند. این عمل باعث کاهش FP[6] در داخل تصویر مي شود. در پایان این مرحله, از یک آستانه برای جداسازی نهایی استفاده مي‌گردد. در مرحلهٔ سوم، عمل خوشه بندی صورت مي‌گیرد. در این مرحله, از سه ویژگی تعداد میکرو-کلسیفیکاسیون ها، متوسط فاصلهٔ بین آنها و متوسط شدت روشنایي میکروکلسیفیکاسیون های داخل هر خوشه استفاده مي گردد. سپس ویژگی های بدست آمده به عنوان ورودی به الگوریتم فازی اعمال مي شوند و در نهایت, خوشه های بدخیم از خوش خیم جداسازی می گردند. بررسی های انجام شده بر روی ۹۸ تصویر نشان دهندهٔ حساسیت ۹۳/۲ درصد با متوسط ۰/۷۳ FP در هر تصویر می باشد.

Verma و Zakos یک سیستم با استفاده از ترکیب منطق فازی و شبکه های عصبی ایجاد نموده اند [۷]. در این الگوریتم, ترکیب سه ویژگی آنتروپی، انحراف معیار و تعداد پیکسل ها بهترین ترکیب در شناسایي میکروکلسیفیکاسیو-ن های خوش‌خیم تشخیص داده شده اند. اطلاعات و ویژگی های استخراج شده به صورت فازی به شبکه آموزش داده می شود.

Desarmaud و همکاران براي تشخیص خوش‌خیمي و بدخیمي میکروکلسیفیکاسیون ها از پنج ویژگي مربوط به دانه هاي میکروکلسیفیکاسیون استفاده نموده‌اند [۸]. آنها سپس مقادیر میانگین و واریانس ویژگي هاي میکرو-کلسیفیکاسیون هاي هر خوشه را محاسبه نموده و این ۱۰ ویژگي را به همراه ۵ ویژگي دیگر مربوط به سن بیمار و خصوصیات آماري تعداد و نحوه توزیع دانه‌های میکرو-کلسیفیکاسیون، به عنوان ویژگي‌هاي تشکیل دهنده بردار ویژگي هر خوشه میکروکلسیفیکاسیون مورد استفاده قرار داده اند. آنها براي دسته بندي هر خوشه نیز در کلاس هاي خوش خیم و بدخیم، از یك شبکه عصبي سه لایه استفاده نموده اند.

اقدسي و همکاران نیز در مطالعه خود, ویژگي هاي مختلفي را براي تشخیص خوش خیمي و بدخیمي معرفي کرده اند [۹]. این ویژگي ها نیز بیشتر مربوط به دانه‌هاي میکرو-کلسیفیکاسیون بوده و مي توان آنها را در گروه هایي به شرح زیر طبقه بندي نمود:

الف- ویژگي هاي مربوط به فتومتري

ب- ویژگي هاي مربوط به اندازه میکروکلسیفیکاسیون

ج- ویژگي هاي مربوط به شکل میکروکلسیفیکاسیون

د- ویژگي هاي مربوط به ناهمواري حاشیه میکرو-کلسیفیکاسیون

ه- ویژگي هاي مربوط به خوشه هاي میکروکلسیفیکاسیون

آنها, براي تحلیل این ویژگي ها و دسته بندی خوشه هاي میکروکلسیفیکاسیون از یك دسته بندي کننده آماري استفاده نموده اند.

Jiang و همکاران نیز از ویژگي هاي مساحت خوشه ها، میزان دایره اي بودن خوشه ها، تعداد میکروکلسیفیکاسیون ها در هر خوشه، چگالي میکروکلسیفیکاسیونها در واحد سطح، متوسط فاصله میکروکلسیفیکاسیون ها از یکدیگر، و مساحت

[6] **F**alse **P**ositive

متوسط و حجم مؤثر ميكروكلسيفيكاسيون ها براي تشخيص خوش خيمي و بدخيمي خوشه هاي ميكروكلسيفيكاسيون استفاده كرده اند [۱۰، ۱۱]. آنها, سپس به منظور دسته بندي اين ويژگي ها، از يك شبكه عصبي سه لايه بهره گرفته اند.

De Vito و همكارانش در مطالعه خود از دو دسته ويژگي استفاده نموده اند [۱۲]. يك دسته از اين ويژگي ها، مربوط به ويژگي هاي ميكروكلسيفيكاسيون بوده و دسته دوم اين ويژگي‌ها، مربوط به ويژگي‌هاي خوشه‌هاي ميكرو-كلسيفيكاسيون مي باشند. آنها سرانجام از يك سيستم خبره[۷] براي تركيب اين ويژگي ها و دسته بندي خوشه هاي ميكرو-كلسيفيكاسيون بهره گرفته اند.

عبدالمالكي و همكاران با استفاده از ۱۴ ويژگي استخراج شده توسط راديولوژيست و يك شبكه عصبي سه لايه، تصاوير MR[8] را مورد پردازش قرار داده وتومورهاي بدخيم و خوش خيم را شناسايي و با استفاده از ۴ سطح آستانه، اين تومورها را در ۵ كلاس دسته بندي نموده اند [۱۳].

پورعبداله نژاد و سلطانيان زاده, چگونگی استفاده از ويژگی های ظاهری ميكروكلسيفيكاسيون ها را برای طبقه بندی خوشه ها بررسی كرده اند [۱۴]. بدين ترتيب, ابتدا به كمک روش های پيش پردازش، اطلاعات زمينه حذف شده و سپس با استفاده از ويژگی های ظاهری ميكروكلسيفيكاسيون ها نظير تعداد، اندازه و پراكندگی آنها به بررسی تک تک خوشه‌ها می پردازند. در مرحلة بعد, به كمک روشی مبتنی بر الگوريتم ژنتيک، ويژگی های برتر برای طبقه بندی خوشه ها برگزيده می گردند. اين كار با استفاده از مجموعه هايي از خوشه های خوش خيم (۲۹ خوشه) و بدخيم (۷۴ خوشه) صورت پذيرفته است. اين روش، سطح زير منحنی ROC برابر با ۰/۸۲ را نتيجه داده است.

سيدين و همكاران نيز در مطالعات خود از روشهاي مختلفي براي آشكارسازي و تشخيص بدخيمي ميكروكلسيفيكاسيون ها بهره گرفته اند [۱۵-۱۷]. سپهر و همكاران دو روش متفاوت براي آشكارسازي ميكروكلسيفيكاسيون هاي بدخيم ارائه كرده اند [۱۶]. الگوريتم پيشنهادي به اين صورت است كه پس از تشخيص ناحيه حاوي ميكروكلسيفيكاسيون ها، تصوير اين ناحيه با يك بردار ويژگي بيان شده و از آن به منظور دسته بندي ميكروكلسيفيكاسيون ها در كلاس هاي خوش خيم و بدخيم استفاده مي شود. در بخش استخراج ويژگي ها، همان گونه كه ذكر شد دو روش پيشنهاد شده است. روش اول استفاده از انرژي سيگنال در باندهاي مختلف درخت بهينه موجك تا مقياس چهارم و روش ديگر نيز استفاده از انرژي سيگنال در باندهاي متفاوت حاصل از اعمال بانك فيلتر چندمقياسي- چندجهتي به نام موجک های گابور بوده است. در اينجا نيز براي دسته-بندي اين بردارهاي ويژگي از ابزار شبكه هاي عصبي استفاده شده است.

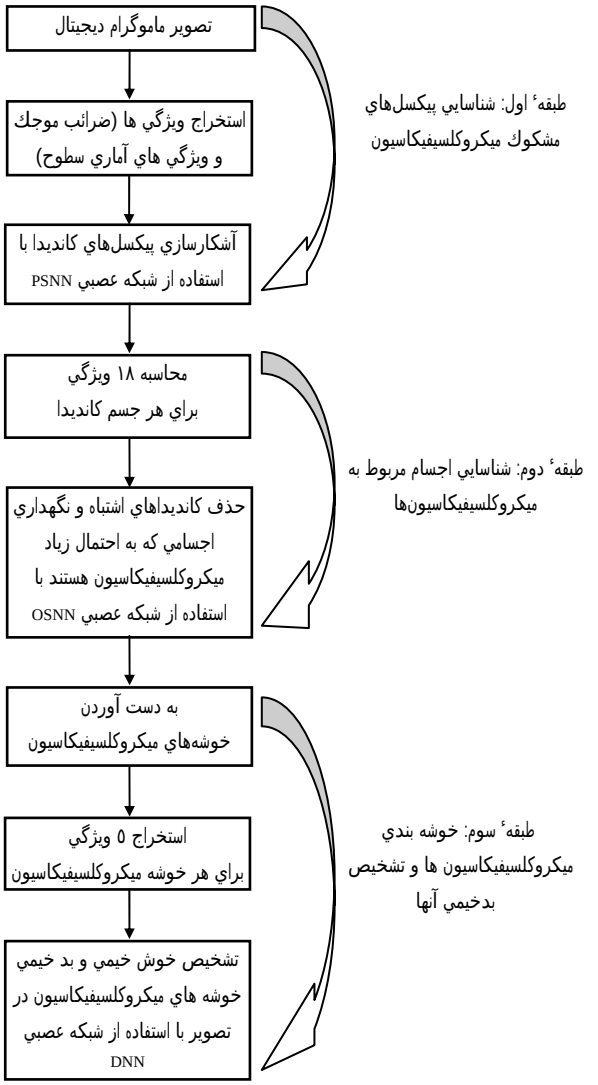
الگوريتم ارائه شده در اين مقاله, از سه مرحلة مجزا برای تشخيص بدخيمی خوشه های ميكروكلسيفيكاسيون تشكيل شده است. اين مراحل شامل آشكارسازی پيكسل های مشكوک به ميكروكلسيفيكاسيون، آشكارسازی دانه‌های ميكروكلسيفيكاسيون و بالاخره تشكيل و تشخيص بدخيمی خوشه های ميكروكلسيفيكاسيون می‌باشد. بخش بعد اين مقاله, به توصيف اجزای سيستم CAD ايجاد شده می پردازد. در اين تحقيق، نتايج آزمايشگاهی حاصل از اعمال الگوريتم روی تصاوير ماموگرافی به دست آمده از پايگاه های داده استاندارد آورده شده و مورد تحليل قرار گرفته است.

۲- سيستم CAD شناسايی و تشخيص ميكرو-كلسيفيكاسيون ها در تصاوير ماموگرافی

نمودار بلوکی الگوريتم آشكارسازی و دسته بندی خوشه های ميكروكلسيفيكاسيون طراحی و پياده سازی شده در شكل ۱، نمايش داده شده است. قبل از اعمال اين الگوريتم روی تصاوير ماموگرافی، به منظور بالا بردن دقت تشخيص و بهبود نتايج، ابتدا بايد يک عمليات پيش پردازش برای در نظر گرفتن اثر اسكنر و نيز يكنواخت سازی نويز صورت گيرد [۲۲،۲]. علاوه بر آن, برای بالا بردن سرعت كاركرد سيستم و كاهش محاسبات و نيز اجتناب از

[7] Expert System

[8] **M**agnetic **R**esonance



شکل ۱- نمودار بلوکی الگوریتم آشکارسازی و تشخیص خودکار خوشه های میکروکلسیفیکاسیون در تصاویر ماموگرافی

تشخیص های اشتباه ناشی از حد فاصل بافت سینه و زمینه تصویر ماموگرافی، در ابتدا یک قسمت از تصویر ماموگرافی که احتمال وجود میکروکلسیفیکاسیون در آن می رود، انتخاب شده و فرآیند پردازش روی آن, و نه روی کل ماموگرام، اعمال می شود. به این منظور, با توجه به توصیه های رادیولوژیست ها می توان انتخاب یک ناحیه با طول و عرض حداقل ۲ سانتی متر به عنوان ناحیه مورد بررسی را یک انتخاب مناسب دانست.

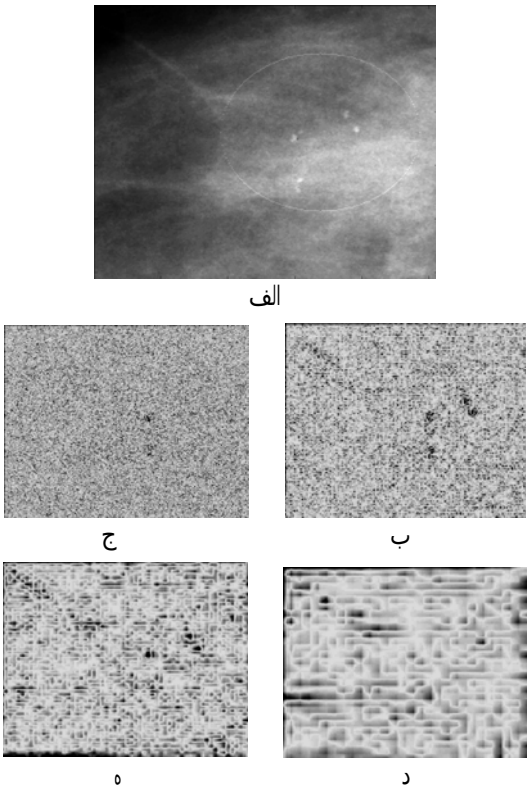
۲-۱- آشکارسازی پیکسل های مشکوک به میکرو-کلسیفیکاسیون

۲-۱-۱- محاسبه ویژگي های هر پیکسل در تصویر ماموگرافی

از نقطه نظر پردازش تصویر، میکروکلسیفیکاسیون ها دارای مؤلفه های فرکانسی متوسط می باشند [۱۸]. به عبارت دیگر, بافت زمینه ماموگرام دارای مؤلفه های فرکانسی پایین، نویز تصویر دارای مؤلفه های فرکانسی بسیار بالا و میکرو-کلسیفیکاسیون ها نیز دارای مؤلفه های فرکانسی بینابین هستند. بنابراین, از آنجایي که تبدیل موجک متشکل از یک مجموعه از فیلترهای میان گذر بوده و خصوصیات تصویر را در فضای مکان- فرکانس توصیف می کند، می تواند میکرو-کلسیفیکاسیون ها را از نویز و زمینه تصویر بخوبی متمایز سازد. برای به دست آوردن این ضرایب، الگوریتم تبدیل موجک Mallat در چهار سطح به تصویر ماموگرام اعمال می گردد [۱۹]. موجک ارتوگونال Daubechies با طول ۴، به عنوان موجک پایه مورد استفاده قرار گرفت [۲۰].

از آنجایي که در الگوریتم Mallat, ضرایب موجک به دست آمده جهت دار (افقی، عمودی و قطری) هستند و نیز به دلیل اینکه در این الگوریتم، ابعاد تصویر در هر سطح دقت نصف می گردد، لازم است یک عمل بازسازی به منظور ایجاد ضرایب مستقل از جهت و هم چنین یکسان سازی اندازه ماتریس های ضرایب موجک با تصویر اولیه انجام گیرد [۲۱، ۲۲]. به این منظور, در هر سطح دقت، مقادیر ضرایب فرکانس پایین سایر سطوح صفر قرار داده می شود. به این ترتیب می توان به چهار ماتریس ضرایب موجک دست یافت به نحوي که ابعاد این ماتریس ها با ابعاد تصویر اولیه برابر بوده و هر ماتریس, معرف محدوده معینی از محتویات فرکانسی تصویر اولیه باشد.

در شکل ۲، یک مثال از ۴ ماتریس ضرایب به دست آمده از اعمال روش فوق روي یک تصویر ماموگرافی نشان داده شده است. با توجه به این تصاویر می توان نتیجه گرفت تصویر به دست آمده از سطح دقت اول مربوط به نویز تصویر بوده و تصویر به دست آمده از سطح دقت چهارم نیز مربوط به زمینه ماموگرام می باشد. بدین ترتیب تنها سطوح دقت دوم و سوم حاوی اطلاعات ارزشمند از محل و اندازه



شکل ۲- ضرایب موجک محاسبه شده برای قسمتی از ماموگرام
الف- تصویر اولیه؛ ب تا ه- ضرایب موجک محاسبه شده

میکروکلسیفیکاسیون ها هستند. به همین دلیل از این ضرایب می توان به عنوان ویژگي هـای بیان کننده مکان قـرارگیری و درجـه تعلـق یک پیکسل بـه یک دانـه میکروکلسیفیکاسیون استفاده نمود. در کنار ضرایب موجک اشاره شده، دو ویژگی دیگر نیز بـرای محـاسبه میزان مشکوک بودن هـر پیکسل در تصویر مـورد استفاده قرار مي گیرند که عبارتند از: کنتراست میانه و سطـح خاکستری نرمالیـزه شـده (نسبت کنتراست بـه نویز). با استفاده از روابط ۱ و ۲ می تـوان این ویژگي هـا را محاسبه نمود:

$$c(i,j) = p(i,j) - median(y(l,m),\ l,m \in Window) \qquad (۱)$$

$$s(i,j) = \frac{p(i,j) - mean(y(l,m),\ l,m \in Window)}{std(y(l,m),\ l,m \in Window)} \qquad (۲)$$

که $p(i,j)$ مقـدار پیکسل (i,j)، $Window$ یک مربـع $n \times n$ بـا مرکـزیت (i,j) (در ایـن تحقیق n بـرابـر با ۷ در نظـر گرفته شده است.)، std، انحـراف معیار پیکسل های موجود در $Window$، $c(i,j)$ کـنتـــراست میـانـــه و $s(i,j)$ سطح خـاکستری نـرمـالیزه شـده می بـاشنـد. بـدین تـرتیـب هـر پیکسل (i,j) دارای یک بردار ویژگی $f(i,j)$ با چهار مؤلفه به صورت رابطه ۳ خواهد بود:

$$f(i,j) = [w_2(i,j), w_3(i,j), c(i,j), s(i,j)] \qquad (۳)$$

در ایـن بـــردار، $w_2(i,j)$ و $w_3(i,j)$ بـه تـرتیـب مقـادیـر پیکسـل (i,j) در تصـاویـر مـوجـک سطـوح دقـت ۲ و ۳، $c(i,j)$ کنتـراسـت میـانـه و $s(i,j)$ نـیـز سطـح خـاکستری نرمالیزه شده است.

۲-۱-۲- شبکه عصبی PSNN[9]

مـرحلـه اول سیستم طـراحـی شـده بـه منظـــور شنـاسـایی پیکسل هایی که ممکن است جـزء یک میکروکلسیفیکاسیون باشند، به کار گرفته شده است. همان گونه که ذکر شد، برای انجام ایـن کار ابتدا چهار ویژگی برای هـر پیکسل محـاسبه می گـردد کـه دو ویـژگی مـربـوط به ضرایب مـوجک و دو ویـژگی دیگر نیـز مـربوط به ویـژگي هـای آمـاری سطـوح خـاکستری می بـاشند. سپس ایـن چهـار ویـژگی بـه عنـوان ورودی بـه یـک شبکـه عصبـی پیشخـــور سـه لایـه اعمـال می گردند تا یک تصویر شباهت از مـامـوگرام به دست آیـد. شبکـه عصبی از یک لایـه ورودی شـامل چهار نـرون بـرای دریافت چهار ویژگی اشاره شده مربـوط به هـر پیکسل، یک لایه میـانی با شش نـرون و یک لایـه خـروجـی با یک نرون تشکیل شده است. تـابع محـرک نرون خروجی، تابع لگاریتم سیگموئید بوده و بنابراین خروجی آن نیـز مابین صفر و یک خواهد بود. به منظور آموزش شبکه از روش پس انتشار خطا با نرخ آموزش متغیر(MBP[10]) استفاده شده است [۲۳].

بـرای یـادگیری ایـن شبکه، از ۲۷ تصـویر که ۱۲۴۸ پیکسل میکـروکلسیفیکاسیـون در آنهـا مشخـص شـده انـد، استفاده گردیده است. هم چنین, مجموعاً ۱۲۴۸ پیکسل سـالم نیز به طـور تصادفی در داخل این تصـاویر انتخاب گردیده اند. با محاسبه خـروجی این شبکه عصبی برای تمـام پیکسل هـای مـوجـود در ناحیه مـورد بـررسی, از تصـاویر مـامـوگرافی، تصـویری به دست خـواهد آمـد که تصـویر شباهـت نـامیده مي شود. مقدار هـر پیکسل در این تصویر، نشان دهنده میزان

[9] **P**ixel **S**uspicious **N**eural **N**etwork

[10] Backpropagation with variable learning rate

میکروکلسیفیکاسیون بـودن آن نقطه است و هـر چه این عدد بزرگتر باشد، این میزان بیشتر خواهد بود.

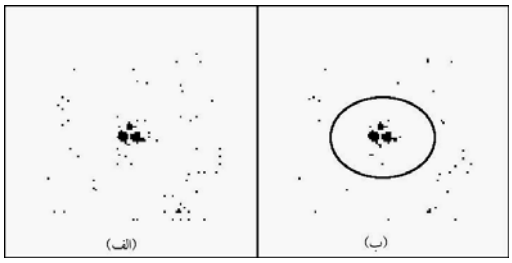
۲-۱-۳- استخراج میکروکلسیفیکاسیون ها

پس از اعمـال این شبکه عصبی به ناحیه مورد نظر از تصویر مـاموگرام و بـه دست آوردن تصـویـر شبـاهـت، بـه منظور تصمیم گیری در مورد مشکوک بودن یا نبودن هـر پیکسل به میکروکلسیفیکاسیـون از یـک مـرحله آستـانـه گـذاری روی مقـادیر پیکسل هـا در تصـویر شباهت استفاده گردیده است. نتیجـه ایـن عمـل, یـک تصـویـر بـاینـری است کـه در آن، پیکسل های میکروکلسیفیکاسیون مقـدار یک و پیکسل هـای سـالم مقـدار صفـر را دارا خواهنـد بود. بـرای مثال، تصـویر شبـاهت برای یک مـاموگرام به همـراه تصـویر باینری آن در شکل ۳ نشـان داده شـده است. سپس, بـه منظور شناسـایـی پیکسل هـای متصل بـه هـم و تشکیـل اجسـام مشکوک بـه میکروکلسیفیکاسیـون از پیـوستگی چهار نقطه ای (همسایگی ۴) استفـاده گردیـده است. در این حـالـت و بـا انتخاب یک مقـدار آستانه مناسب، تمام میکروکلسیفیکاسیون‌ها در تصویر منتجـه شناسـایی مي شـوند، ولـی به دلیل نـویز و هم چنین نادرستی تشخیـص شبکـه عصبـی که گاهـی در اثـر وجـود پیکسل‌های مـربوط به رگ هـای خونی و مانند آن صـورت می گیرد، تعـداد آشکارسازي های نادرست زیاد می باشد. به همین دلیل, بـرای حـذف و کاهش این خطاها، از یک شبکه عصبـی دیگر که از ویژگي های اجسـام مشکوک به میکرو-کلسیفیکاسیون برای دسته‌بندی آنها بهره می برد، استفاده شده است. ایـن شبکه عصبی, دانـه‌هـای میکروکلسیفیکاسیـون را از سـایر اجسام جداسازی مي‌نماید.

۲-۲- آشکارسازی دانه های میکروکلسیفیکاسیون

۲-۲-۱- ویژگی های دانه های میکروکلسیفیکاسیون

در این مرحله برای هر جسم مشکوک یک بردار ویژگی با ۱۸ مؤلفـه که در جـدول ۱ معـرفی شده، استخراج مـی گردد. در مـرجع ۲۴، جزئیات محـاسبه مربوط به ویژگی هـای منـدرج آورده شـده است. سپس بـا استفاده از بردار ویژگـی فوق بـه منظور دسته بنـدی این اجسـام به عنـوان دانه هـای میکرو-کلسیفیکاسیون، از یک شبکه عصبی پیش خـور سه لایه به نام شبکه OSNN[11] استفاده شـده است. ایـن شبکه عصبی از یک لایه ورودی شـامل ۱۸ نرون برای دریافت ویژگـي هـای ۱۸ گانه هـر جسم، یک لایـه میانی با شش نـرون و یـک لایـه



شکل ۳

الف- تصویر شباهت؛ ب- تصویر باینری تولید شده به همراه دایره صحت مشخص شده توسط رادیولوژیست

جدول۱- ویژگي هاي مورد استفاده به منظور آشکارسازي میکروکلسیفیکاسیون ها

ردیف	ویژگی
۱	میـانگین شـدت روشـنایي نقـاط مربـوط بـه هـر میکروکلسیفیکاسیون
۲	میـانگین مقـادیر چگـالي نـوري نقـاط داخـل هـر میکروکلسیفیکاسیون
۳	ممان مرتبه چهارم چگالي نوري
۴	نسبت اختلاف (dr[12])
۵	محیط میکروکلسیفیکاسیون ها
۶	واریانس شعاع هر میکروکلسیفیکاسیون
۷	Eccentricity
۸	ممنتوم شکل[13]
۹	آنتروپي هیستوگرام مرتبه دوم
۱۰	واریـانس شـدت روشـنایي نقـاط مربـوط بـه هـر میکروکلسیفیکاسیون
۱۱	ممان مرتبه سوم چگالي نوري
۱۲	اختلاف پیش‌زمینه و پس‌زمینه (fbd[14])
۱۳	مساحت میکروکلسیفیکاسیون ها
۱۴	شعاع متوسط هر میکروکلسیفیکاسیون
۱۵	تراکم
۱۶	کشیدگي
۱۷	کنتراست هیستوگرام مرتبه دوم
۱۸	ممنتوم زاویه‌اي درجه دوم

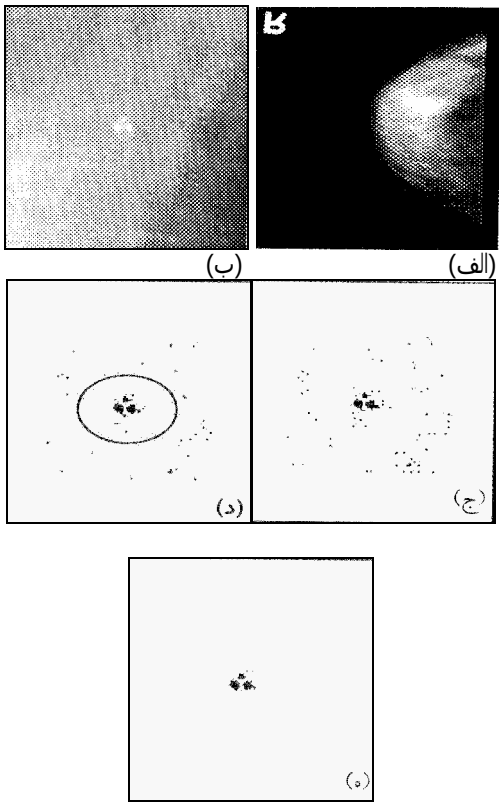
[11] **O**bject **S**uspicious **N**eural **N**etwork
[12] difference ratio
[13] shape moment
[14] foreground background difference

خروجی با یک نرون تشکیل یافته است (در مرجع ۲۲، از ۱۲ ویژگی استفاده شده است.). تابع محرک نرون خروجی از نوع لگاریتم سیگموئید انتخاب شده و بنابراین, خروجی این شبکه مقداری بین صفر و یک خـواهد بود که با آستانه گذاری برای دسته بندی اجسام به عنوان دانه های میکروکلسیفیکاسیون به کار مي رود. الگوریتم آمـوزش شبکه از نـوع پس انتشار خطا با نرخ آموزش متغیر بوده است [۲۳]. برای آموزش این شبکه عصبی، از یـک سری نـواحی منتخب از تصاویر مـامـوگرافی استفاده گـردیده است. بـه این صـورت کـه قسمت هـایی از تصاویر پایگاه داده Nijmegen [۱۸] بـا اندازه های ۱۲۸*۱۲۸ (۷ عـدد)، ۲۵۶ * ۲۵۶ (۵ عـدد)، ۵۱۲ * ۵۱۲ (۴ عـــدد) که مجموعاً حـاوی ۳۷۹ عـدد میکروکلسیفیکاسیـون می‌بـاشنـد، انتخاب گـردیـد. سپس این نواحی پس از عبور از مرحله اول آشکارسـازی (شبکـه PSNN) و تشکیل اجسـام مشکوک، از لحاظ صحت میکروکلسیفیکاسیـون بودن هـر کدام از اجسام، مورد بررسی قرار گرفت. در نهایت، تصـاویر بررسی شده به عنـوان نمـونـه های آمـوزشی شبکه OSNN به کار بـرده شد (شکل ۴).

در ایـن مـرحـله نیـز بـرای تصمیم گیـری در مـورد میکرو-کلسیفیکاسیـون بـودن جسـم مـورد بـررسی، از یـک سیستم آستانه گـذاری دیگر استفاده مي گردد. مي تـوان گفت که در این مرحله, عملیات آشکارسازی دانه هـای میکروکلسیفیکا-سیون به اتمـام رسیـده است. از ایـن مرحله بـه بعد بـاید در مورد نحوه خوشه بندی و تشخیص خوش خیمی و بدخیمی این خـوشه هـا بحـث نمـود. ولـی قبل از پـرداختن بـه این مـوضـوع، ابتدا به بـررسی و تحلیـل نتـایج بـه دسـت آمـده در الگوریتـم آشکارسازی پرداخته می شود.

۲-۲-۲- بـررسی نتایج مـرحله آشکارسازی ارائـه شده و مقایسهٔ آن با روش های دیگر

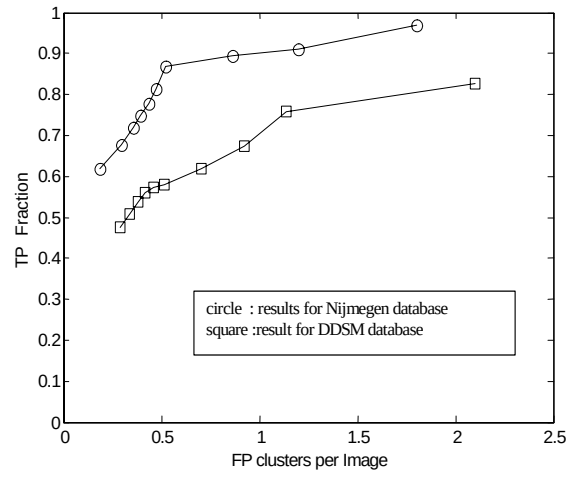
در شکل ۵، منحنی FROC مربوطه ترسیم شده است [۱۸]. به منظور تعریف یک خـوشه میکروکلسیفیکاسیون از معیار ارائه شـده در مـرجع ۱۸ استفاده شده است. مطابق این معیار، یک خـوشه میکروکلسیفیکاسیون به صـورت اجتماعی بیش از سه



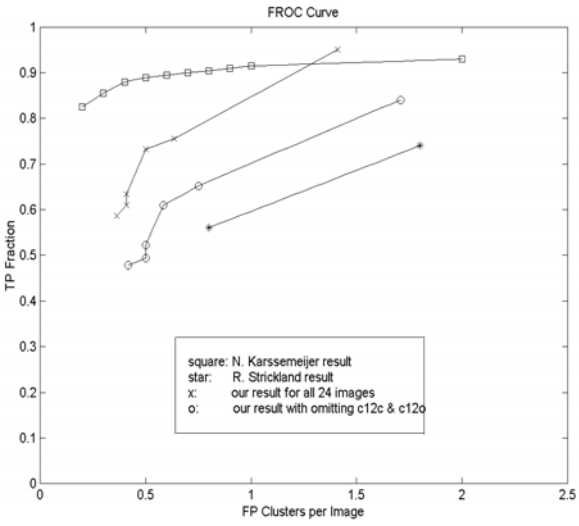
شکل ۴

الف- یک مـامـوگـرام؛ ب- ناحیـه مـورد نظر؛ ج- تصـویر شباهـت؛ د- تصویر باینری؛ ه- خروجی شبکه OSNN

میکروکلسیفیکاسیون که در فاصله ای کمتر از یک سانتـی متر در کنار یکدیگر قرار گرفته باشند، تعـریف مـی شـود. بـا به کارگیری معیار فـوق و مقدار آستانه ۰/۹۹۹۹۹۵ در خـروجی شبکه PSNN، نمـودارهـای نشـان داده شـده در شکـل ۵ به دسـت مـی آید. هم چنین برای بـررسـی نحـوهٔ کارکـرد این الگوریتـم در پایگاه های دادهٔ دیگر، ۱۰ تصویر از پایگاه داده DDSM، نیـز مـورد استفـاده قـرار گـرفت [۲۵] و الگوریتـم آشکارسازی طراحی شده، روی این تصاویر نیز اعمال گشت. در این بررسی نیز به منظور تعیین تعداد تشخیص های مثبت درست (TP) و هم چنین تشخیص های مثبت نادرست (FP) از معیار Karssmeijer بهره گرفته شد [۱۰]. با این تفاوت که به جـای استفاده از دایره صحـت، از محـدوده مشخص شده توسط این پایگاه استفاده شد. نمودار شکل (۵- الف) منحنی FROC مربوط به این نتایج را در مقایسه با نتایج قبلی (شکل ۵- ب) نشان می دهد. ملاحظه مي گردد ویژگي های انتخاب شده بخوبی بیانگر ویژگی هـای میکروکلسیفیکاسیون ها بوده



الف



ب

شکل ۵- منحنی FROC

الف- نتایج به دست آمده؛ ب- نتایج قبلی [۲۲]

و به طـور مـؤثـری بـا استفاده از شبکه هـای عصبـی قـابـل دسته بنـدی می بـاشند. هم چنین این نمودار بیانگر این امـر است که می تـوان بـا دقت قابل قبـولی از این الگوریتـم بـه منظور آشکارسازی میکروکلسیفیکاسیونها در پایگاه های داده مختلف استفاده نمود.

۲-۳- دسته بندی خوشه های میکروکلسیفیکاسیون

۲-۳-۱- ویـژگی هـای مـربـوط به خـوشه هـای میکرو-کلسیفیکاسیون

بـرای تشخیـص خـوشه های میکروکلسیفیکاسیـون بـدخیم، ویژگی های مختلفی توسط محققان ارائه شده و مورد استفاده قرار گرفته است. بـرخی از این ویژگي ها مربوط به دانه های میکروکلسیفیکاسیون و برخی دیگر نیز مربوط به خوشه های میکروکلسیفیکاسیـون می باشند. البته بـه نظر می رسـد برای بالا بردن دقت تشخیص و کاهش خطا، توجه به هر دو دسته ویژگي هـا ضـروری باشد. به همین منظور برخی از محققان برای ادغـام این ویژگـي هـا و دسته بنـدی میکروکلسیفیکا-سیون هـا از سیستم هـای خبـره استفاده نمـوده اند [۱۲]. از آنجایي که در این تحقیق برای دسته بندی خوشه ها از شبکة عصبی استفاده شده است، ادغام مطلوب و مؤثر این دو دسته ویـژگی، بسیار پیچیده و دشوار خـواهد بود, بـه همین دلیل, بـراي تشخیـص خـوشـه هـای میـکـروکلسیفیـکاسیـون، از ویژگـي هـای خـوشه هـا استفاده شـده است. در جـدول ۲، فهرست ویژگي های مورد استفاده در این الگوریتم نشان داده شده است [۲۴].

جدول ۲- ویژگي هاي مورد استفاده به منظور تشخیص خوشه هاي میکروکلسیفیکاسیون

ردیف	ویژگی
۱	مساحت خوشه
۲	چگالي میکروکلسیفیکاسیون ها در تصویر
۳	تعداد میکروکلسیفیکاسیون ها در خوشه
۴	کشیدگي خوشه
۵	متوسط فاصله مرکز هر میکروکلسیفیکاسیون از مرکز خوشه

۲-۳-۲- شبکة عصبی DNN[15]

در این مـرحله, به منظور دسته بنـدی خـوشه هـای میکرو-کلسیفیکاسیون از یک دسته بندی کننده دیگر که ویژگي های هر خـوشه را بـه عنـوان ورودی دریافت نماید، استفاده شده است. به این جهت، از یک شبکه عصبی سه لایه با پنج نرون ورودی، سه نرون در لایه میانی و یک نرون در لایه خروجی استفاده شده است. الگوریتم آموزش شبکه از نوع پس انتشار خطا با نرخ آموزش متغیر بوده است [۲۳]. برای آمـوزش این شبکه از ۲۲ خوشه میکروکلسیفیکاسیون که از میان آنها تعداد ۱۴ خـوشه توسط رادیولوژیست هـا، بـدخیم و ۸ خوشه نیز، خـوش خیم تشخیص داده شده بودند، استفاده شد. تصـاویر

[15] **D**iagnostic **N**eural **N**etwork

جدول ۳- نتايج تشخيص تصاوير ماموگرافي

سطح آستانه	TP	TN	FP	FN	Sensitivity (%)	Specificity (%)	PPV (%)
۰/۲	۱۲	۹	۱	۰	۱۰۰	۹۰	۹۲/۳
۰/۴۵	۱۲	۹	۱	۰	۱۰۰	۹۰	۹۲/۳
۰/۵۲	۱۱	۱۰	۰	۱	۹۱/۶۶	۱۰۰	۱۰۰
۰/۶۵	۱۱	۱۰	۰	۱	۹۱/۶۶	۱۰۰	۱۰۰
۰/۷۵	۱۱	۱۰	۰	۱	۹۱/۶۶	۱۰۰	۱۰۰

تعداد خوشه هاي استفاده شده براي آزمايش سيستم: ۲۲
تعداد خوشه هاي خوش خيم: ۱۰
تعداد خوشه هاي بدخيم: ۱۲

Sensitivity = TP/(TP+FN)
Specificity = TN/(TN+FP)
PPV = TP/(TP+FP)

مـورد استفاده برای آموزش این شبکه، از پایگاه داده DDSM بـــوده و از مجمـوعـه هـای cancer6، benign7 و benign8 استخراج شـده انـد. همـان گونـه که ذکر شد، خـروجی این شبکة عصبی بـرای هـر خـوشه مقـداری بیـن صفـر و یـک مي باشد. بنابراين, برای تصمیم‌گیری در مـورد خوش خیمی و یا بدخیمی هر خوشه، مقایسه خروجی شبکه عصبی با یک مقدار آستانه مورد نیاز خواهد بود.

۳- نتايج آزمايشگاهي

در این تحقیق، با تغییر مقدار آستانه خروجی شبکه DNN به ازای هـر مقـدار آستـانـه، پـارامترهـای PPV[16]، حساسیت و خصوصیت محاسبه شده اند. در این آزمایشات، مقدار آستانه خـروجـی شبکـه PSNN، مقـدار ثـابت ۰/۹۹۹۹۹۵ و مقدار آستانـه خـروجـی شبکـه OSNN، مقـدار ثـابت ۰/۱ در نظر گرفته شده است. مقادیر فوق به این دلیل انتخاب شده اند که با استفاده از آنها حدود نود درصد میکروکلسیفیکاسیون های موجود در تصاویـر مـاموگرافی آشکار مي شـوند. نتـایج به دسـت آمـده در جـدول ۳ آورده شده است. معیار ارائه شده تـوسط استـاندارد BIRADS [۲۴] برای سیستم هـای CAD تشخیص تصاویـر مـاموگـرافی، مقـادیر حداقل حساسیت و خصوصیت محـاسبه شـده برای کارکرد یک سیستم CAD را بـه تـرتیـب بـرابـر ۸۵% و ۹۰% تعیین نمـوده است. مقـایسة ایـن اعـداد بـا نتـایـج حـاصـل از الگـــوریتـم ایجـاد شـده، نشان دهنده کارآیی قابل قبول سیستم پیشنهادی است.

۴- نتيجه گيری

سیستم ایجـاد شـده در این الگوریتـم، قادر به آشکارسازی و شنـاسـایـي میکـروکلسیفیـکاسیـون هـا و هم چنین تشخیص خـوش‌خیم یا بـدخیم بـودن آنها می بـاشـد. ایـن سیستم بـا بهره گیری از ابزارهای تبـدیل مـوجـک و شبکه های عصبی این فـرآینـد را به انجـام مـی رسـاند. بـا تـوجـه بـه مقـادیر پارامترهای مطـرح شـده در استاندارد BIRADS و هم چنین ملاحظة نتایج حاصل از این الگوریتم به نظر می رسد سیستم طراحی شده قابلیت نسبتاً مطلوبی در زمینة تشخیص خودکار تصاویر ماموگرافی خواهد داشت.

بـرای آمـوزش بهتر شبکه هـای عصبی بـه خصـوص شبکة عصبی DNN که بـرای تشخیص خـوش خیمـی و بـدخیمی خوشه هـا به کار رفته است، می توان از تعـداد نمـونه هـای بیشتری استفاده نمود. این نمونه ها در پایگاه دادة DDSM در اختیـار قـرار دارنـد. هم چنیـن در صـورت استـفاده از ایـن الگوریتم در مراکز رادیوگرافی، می توان در پایان هر روز، با توجه به تشخیص رادیولوژیست، تصـاویر مامـوگرافی معاینه شـده در آن روز را به عنـوان تصـاویـر آمـوزشی جـدید بـه سیستم ارائه نمود.

با در دست داشتن تعـداد زیـادی نمـونة مـامـوگرام می توان فـرآینـد تحلیل ویژگی هـا را انجام داد. ایـن عمـل مـوجب می شود که ویژگی های مورد استفاده در مراحل دوم و سوم الگوریتـم بـا دقـت بیشتری انتخاب گـردند تا ویـژگی هـای استخراج شده به نحو قابل قبولی قادر به تفکیک کلاس های

[16] **P**ositive **P**redictive **V**alue

مورد نظر باشند.

پس از انجام مـرحلة آشکارسـازی میکروکلسیفیکاسیون هـا، شبکـة عصبـی DNN بـه منظـور تشخیـص خـوش خیمی و بـدخیمی خـوشه هـا به کار گرفته شده است. به همین دلیل، ادغام ویژگی های دانه های میکروکلسیفیکاسیون و هم چنین خوشه هـای میکروکلسیفیکاسیون عمل ساده ای نخواهد بود. در صورتـی که در این مرحله از سیستم هـای خبـره استفاده گردد، می تـوان بـه طـور همزمان از ویژگی هـای دانه هـا و خـوشه هـا استفاده نمـود کـه این امر موجب بالا رفتن دقت کارکرد سیستم خواهد شد.

مراجع

[1] Kocur C, Rogers S, Myers L, Burns T, Kabrisky M, Hoffmeister J, Bauer K, Steppe J; Using neural networks to select wavelet features for breast cancer diagnosis; IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine 1996; 15(3): 95-102.

[2] Netsch T, Peitgen H; Scale-space signatures for the detection of clustered microcalcifications in digital mammograms; IEEE Transactions on Medical Imaging 1999, 18(9): 774-786.

[3] Olsan SL; Breast calcifications analysis of imaging properties; Radiology 1988, 169(2): 329-333.

[4] Betal D, Roberts N; Segmentation and numerical analysis of microcalcifications on mammograms using mathematical morphology; British Journal of Radiology 1997; 1: 903-917.

[5] Qian W; Digital mammography: Hybrid four channel wavelet transform for microcalcifications segmentation; Academic Radiology 1998; 5: 354-364.

[6] Gavrielides M, Lo J; Segmentation of suspicious clustered microcalcifications in mammograms; Medical Physics 2000; 27: 13-22.

[7] Verma B, Zakos J; A computer-aided diagnosis system for digital mammograms based on fuzzy-neural and feature extraction techniques; IEEE Tran Information Technology in Biomed. 2001; 5(1): 46-54.

[8] Desarmaud S, Sehad S, Strauss A; Artificial neural networks in mammography: Application to malignant and benign clustered microcalcifications classification; Third International Conference on Neural Networks and Their Applications, France,1997.

[9] Aghdasi F, Ward RK, Morgan-Parkes J, Palcic B; Feature selection for classification of mammographic microcalcification clusters; Proc of the Annual Intl Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, San Diego 1993; 15: 58-59.

[10] Jiang Y, Nishikawa RM, Wolverton DE, Metz CE, Giger ML, Schmidt RA, Vyborny CJ, Doi K; Malignant and benign clustered microcalcifications: Automated feature analysis and classification; Radiology 1996; 198: 671-678.

[11] Jiang Y, Nishikawa RM, Wolverton DE, Giger ML, Doi K, Schmidt RA, Vyborny CJ; Computerized classification of malignant and benign clustered micro-calcification in mammograms; Proc of the 19th Annual International Conf on Engineering in Medicine and Biology Society 1997; 1: 594-599.

[12] De Vito S, Vento M, Tortorella F; Automatic classification of clustered microcalcifications by a multiple expert system; Proc 10th Intl Conference on Image Analysis and Processing, Italy 1999; 27-29.

[13] Abdolmaleki P, Buadu LD, Nadermanesh H; Feature extraction and classification of breast cancer on dynamic magnetic resonance imaging using artificial neural network; Cancer Letters 2001; 171(2): 183-191.

[۱۴] پورعبدا... نـژاد س، سلطانیان زاده ح؛ استفاده از ویژگی های ظاهری میکروکلسیفیکاسیون ها به منظور طبقه بندی خوشه-های میکـروکلسیفیکاسیون در تصـاویر مامـوگرافی؛ کنفرانس مهندسی برق، اصفهان ۱۳۷۹؛ ۱۳۵-۱۴۲.

[۱۵] پـورعبـدا... نـژاد س، سیـدین س ع؛ آشکارسازی و تفکیک میکروکلسیفیکاسیون ها در ماموگرام با استفـاده از بانک فیلتر وفقی و فیلترهای هومومورفیـک؛ هفتمیـن کنفـرانس مهندسی برق، تهران ۱۳۷۸.

[۱۶] سپهر ح ، سیدین س ع؛ تشخیص میکروکلسیفیکاسیون های بـدخیم بـا استفـاده از بسته های ویولتی و ویژگي های بافت تصویر در مـامـوگـرام هـای دیجیتال؛ پنجمین کنفرانس بین-المللی انجمن کامپیوتر ایران، اسفند ۱۳۷۸.

[۱۷] پـورعبـدا... نـژاد س، سیـدین س ع؛ روش هایی برای بهبود کیفیت تصـاویـر مـامـوگـرافی در جهـت تشخیص میکرو-کلسیفیکاسیـون هـا؛ هفتمیـن کنفـرانس مهندسی برق، تهران ۱۳۷۸.

[18] Strickland RN, Hahn HI; Wavelet transform for detecting microcalcifications in mammograms; IEEE Trans Med Imag 1996; 15(4): 218-229.

[19] Mallat S; A Wavelet Tour of Signal Processing; Academic Press, 1998.

[۲۰] ابریشمی مقـدم ح؛ تبـدیل مـوجـک و کاربـردهـای آن در پـردازش تصـویـر؛ انتشارات دانشکـده برق، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، ۱۳۸۰.

[۲۱] ابـریشمی مقـدم ح، مصطفـی ع، گیتـی م؛ بهـبود تصـاویـر مامـوگرافی به کمـک تبـدیل مـوجک؛ اولین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر، بیرجند ۱۳۷۹.

[۲۲] ابریشمی مقدم ح، مصطفی ع، گیتی م؛ آشکارسـازی میکرو-کلسیفیکاسیون هـا در تصـاویـر مـامـوگرافی به کمک تبدیل موجک و شبکه هـای عصبی؛ نهمیـن کنفرانس مهندسی برق، تهران ۱۳۸۰.

[23] Hagan MT, Menhaj MB; Training feedforward networks with the marquardt algorithm; IEEE Trans Neural Networks 1994; 5(6): 989-993.

[۲۴] شیخ حسنی ع؛ تشخیص خودکار تصـاویـر مـامـوگرافی با استفـاده از تبـدیل مـوجک و شبکه هـای عصبی؛ پایان نامـه کارشناسـی ارشـد، دانشکده بـرق، دانشگاه صنعتی خـواجـه نصیرالدین طوسی، بهار ۱۳۸۱.

[25] Heath M, Bowyer K, Kopans D, Moore R, Kegelmeyer JP; The digital database for screening mammography; Proc of the 5th International Workshop on Digital Mammography, Medical Physics Publishing (Madison, WI), Toronto, Canada, June 2000.