مقاله پژوهشی

فصلنامهٔ بیماری‌های پستان ایران، سال ششم، شماره اول، بهار ۱۳۹۲

معرفی یک سیستم هوشمند دقیق برای جداسازی تصاویر ماموگرافی بر اساس میزان چگالی بافت‌ها و توده‌ها

ایمان عباس‌پور کازرونی: دانشجوی دکترا مهندسی برق- الکترونیک، دانشگاه حکیم سبزواری

جواد حدادنیا*: دکترا مهندسی پزشکی، دانشیار و عضو هیات علمی دانشگاه حکیم سبزواری

چکیده

مقدمه: سرطان پستان یکی از شایع‌ترین بیماری‌های زنان است. شناسایی و تشخیص زود هنگام این بیماری می‌تواند در درمان آن بسیار موثر باشد. ماموگرافی در حال حاضر از موثرترین روش‌های تشخیص بیماری سرطان پستان است. دسته بندی و جداسازی تصاویر مشابه بر اساس نوع توده‌ها و بافت‌های موجود در آن می‌تواند در تفکیک و تشخیص بیماری بسیار موثر باشد. دقت در جداسازی ویژگی‌ها یک فاکتور مهم در طبقه بندی، کلاس بندی و بازیابی تصاویر است.

روش بررسی: ما با توجه به تصاویر ماموگرافی به تشخیص توده‌های موجود در تصاویر اقدام می‌کنیم. در این کار بدون نیاز به تشخیص ناظر، نرم افزار تصاویر مشابه را به طور کامل و دقیق شناسایی کرده و آنها را به صورت مجزا در دسته‌های مختلف نمایش می‌دهد. در اینجا مدلی برای کاهش اطلاعات موجود در تصاویر بر اساس آنالیز اجزا اولیه به صورت دو بعدی دو جهتی ارایه شده است که می‌تواند با کاهش داده‌های اضافی موجود در تصاویر ماموگرافی به دقت و سرعت دسته بندی تصاویر کمک کند. پس از انجام کاهش داده‌ها، به کمک ماشین بردار پشتیبان با تابع شعاعی به طبقه بندی و بازیابی تصاویر پرداخته شده است.

یافته‌ها: این مدل می‌تواند برای تحلیل و دسته بندی تصاویر ماموگرافی در حجم بالا مورد استفاده قرار گیرد. بر اساس مدل پیشنهادی، تصاویر دارای چگالی بالا و احتمال وجود توده‌های سرطانی در دسته‌های مجزا از تصاویر کم خطرتر قرار می‌گیرند و بدین وسیله جداسازی و آنالیز تصاویر در دسته‌های مختلف امکان پذیر می‌شود.

نتیجه‌گیری: مدل ارایه شده در این پژوهش، بر روی پایگاه داده جامعه تحلیل تصاویر ماموگرافی MIAS تست شده است. دقت میانگین نتایج در حدود ۹۰٪ قرار گرفته است که نشان دهنده دقت بالای مدل ارایه شده است. در نهایت نتایج شبیه سازی مدل پیشنهادی با سایر گزارشات معتبر مقایسه شده است تا کارایی مدل پیشنهادی به وضوح دیده شود.

واژه‌های کلیدی: تصاویر ماموگرافی، چگالی توده‌ها، استخراج ویژگی و دسته بندی.

* نشانی نویسنده پاسخگو: سبزوار، شهرک توحید، پردیس دانشگاه حکیم سبزواری، دانشکده مهندسی برق، جواد حدادنیا.
نشانی الکترونیک: haddadnia@sttu.ac.ir

[Downloaded from ijbd.ir on 2026-11-04]

[DOR: 20.1001.1.17359406.1392.6.1.2.3]

مقدمه

سرطان پستان یکی از شایع‌ترین سرطان‌های موجود در ایران است که می‌توان با تشخیص به موقع آن خطرات ناشی از بیماری را به شدت کاهش داد. چگالی بافت‌های پستان در زنان مختلف، متفاوت است و در زنانی که دارای چگالی بالاتری از بافت‌های پستان هستند، احتمال پنهان ماندن توده‌ها بسیار بالا است. بنابراین، سرطان ممکن است در مراحل پیشرفته‌تری قابل رویت باشد(۱). با وجود اینکه ماموگرافی شیوه رایجی در تشخیص سرطان پستان است ولی با این حال دقت در تشخیص توده‌های خوش خیم در آن تا حدودی پایین است؛ زیرا اغلب در تصاویر ماموگرافی این توده‌ها مشابه توده‌های بدخیم هستند(۲). اگرچه شیوع بیماری سرطان پستان در دهه گذشته بسیار بالا بوده ولی میزان مرگ و میر بر اثر این بیماری کاهش یافته است(۳). این نتیجه مناسب مسلماً به دلیل پیشرفت روش‌های تشخیصی و درمانی این بیماری و نیز همه گیر شدن استفاده از تصویربرداری ماموگرافی، حاصل شده است(۴).

با این حال، باید توجه داشت که حتی متخصص‌ترین رادیولوژیست‌ها نیز ممکن است در تشخیص عوامل بیماری در تصاویر دچار مشکل شوند(۵).

سیستم تشخیص کامپیوتری تصاویر ماموگرافی برای کمک به رادیولوژیست‌ها و ارزیابی تصاویر طراحی شده‌اند (۶). سیستم‌های کامپیوتری تحقیقاتی و تجاری برای تشخیص و طبقه‌بندی توده‌های موجود در تصاویر ماموگرافی (مانند: میکروکلسیفیکیشن‌ها، توده‌ها و...) در بخش‌های مختلف رادیولوژی مورد استفاده قرار می‌گیرند (۷). با این حال مطالعات اخیر نشان می‌دهند که حساسیت این سیستم‌های کامپیوتری برای تشخیص توده‌ها زمانی که چگالی پستان افزایش می‌یابد به طور چشمگیری کاهش می‌یابد(۸). به علاوه این نکته به خوبی شناخته شده است که همبستگی مثبت بسیار بالایی میان چگالی بافت پستان در ماموگرافی و احتمال افزایش خطر سرطان پستان وجود دارد. باید توجه داشت که جداسازی چگالی بافت پستان و تشخیص وجود سرطان پستان در تصاویر ماموگرافی بر اساس میزان چگالی بافت، توسط دسته بندی بخش‌های غیر نرمال موجود در تصاویر ماموگرافی قابل اجرا است.

در زمینه سیستم‌های تشخیص کامپیوتری (CAD)، در سال ۲۰۰۳ وانگ و همکارانش(۹) با استفاده از هیستوگرام تصاویر ماموگرافی، ۱۹۵ تصویر را در مرکز پزشکی پتزبورگ مورد بررسی قرار دادند. آنها توانستند به درصد صحت دسته‌بندی ۷۱٪ دست یابند. آنها برای دسته‌بندی تصاویر به صورت هوشمند از شبکه‌های عصبی استفاده کردند. البته استفاده از هیستوگرام به دلیل نویزدار بودن ذاتی تصاویر ماموگرافی نمی‌تواند به تنهایی روش قابل اطمینانی برای دسته بندی تصاویر باشد.

در سال ۲۰۰۷ کینوشیتا و همکارانش(۱۰) چگالی پستان را به عنوان یک طرح برای بازیابی تصاویر مورد استفاده قرار دادند و نتایج خود را بر روی ۱۰۸۰ تصویر گرفته شده در بیمارستان دانشگاه سائوپائولو برزیل، مورد آزمایش قرار دادند. ویژگی‌های بافتی، هیستوگرام و مومنت‌ها ویژگی‌های اصلی مورد بررسی در این پژوهش بوده‌اند. علی رغم به دست آمدن نتایج چشمگیر، نویسندگان پیشنهاد دادند که مطالعات اضافی و استفاده از روش‌های هوشمند می‌تواند نتایج به دست آمده را بهبود ببخشد.

الیور و همکارانش(۱۱) در سال ۲۰۰۸ برای دسته بندی تصاویر بر اساس چگالی پستان از ویژگی‌های بافتی استفاده کردند. آنها سیستم پیشنهادی خود را بر روی داده‌های MIAS مورد آزمایش قرار دادند. نتایج حاصل از پژوهش آنها نسبت به سایر پژوهش‌های مشابه دارای درصد خطای کمتری بوده است ولی شیوه‌های مورد استفاده آنها دارای پیچیدگی بسیاری است و سرعت تحلیل نتایج نیز به دلیل این پیچیدگی‌ها پایین آمده است.

در این مقاله مدلی جدید برای طبقه بندی چگالی بافت-های پستان و بازیابی تصاویر ماموگرافی ارایه شده است. در مدل پیشنهادی از آنالیز اجزا اولیه دو بعدی دو جهتی برای جداسازی ویژگی‌های مهم و کاهش ابعاد تصاویر ماموگرافی استفاده شده است. این روش به عنوان یک تغییر فضای ویژه شناخته می‌شود که با کاهش فضای پیکسل‌های تصویر بدون از بین بردن ویژگی‌های مهم باعث کاهش داده‌های اضافی تصویر می‌شود. پس از این مرحله بازیابی تصویر به کمک ماشین بردار پشتیبان انجام می‌شود که باعث دسته‌بندی تصاویر بر اساس چگالی

[Downloaded from ijbd.ir on 2026-11-04]

[DOR: 20.1001.1.17359406.1392.6.1.2.3]

بافت‌های پستان می‌شود. این مقاله به چهار بخش اصلی به صورت زیر تقسیم می‌شود: بخش ۲ شرح مختصری از تکنیک آنالیز اجزا اولیه و استخراج ویژگی‌ها است، در بخش ۳ فرایند ماشین بردار پشتیبان و بازیابی تصاویر ماموگرافی شرح داده می‌شود و در بخش ۴ نتایج مدل پیشنهادی و خلاصه‌ای ازکل مقاله ارایه شده است.

استخراج ویژگی

آنالیز اجزا اولیه تکنیکی مهم برای استخراج ویژگی‌های اصلی تصویر است که کاربردهای متعددی در پردازش تصویر، شناسایی الگوها و... دارد(۱۲). باید توجه داشت که عملیات پردازش تصویر بر روی تمام داده‌های یک تصویر انجام می‌شود و این اتفاق باعث کند شدن سرعت پردازش می‌شود و به کاربر اجازه نمی‌دهد بخش‌های مختلف یک تصویر را جدا کند. بنابراین در یک تصویر ماموگرافی برای بررسی چگالی بافت‌های پستان تنها کافیست که عملیات جداسازی و تشخیص بر روی قسمت‌های مهم تصویر انجام شود. بنابراین برای جداسازی ویژگی‌های مهم تصویر از روش آنالیز اجزا اولیه استفاده می‌شود.

در تکنیک PCA یک ماتریس تصویر دو بعدی به بردارهای یک بعدی به صورت سطری و ستونی تبدیل می‌شود. زمانی که ماتریس تصویر بسیار بزرگ است، ارزیابی میانگین و کوواریانس ماتریس تصویر بسیار دشوار می‌شود بنابراین، آنالیز اجزا اولیه دو بعدی برای حل این مشکل مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این تکنیک جدید، بردارهای ویژه به صورت مستقیم و بدون تبدیل ماتریس به بردار، محاسبه می‌شوند. اندازه ماتریس کواریانس تصویر برابر با اندازه عرض تصویر در مدل PCA است و اندازه ماتریس کواریانس از مدل PCA کوچکتر است. باید توجه داشت که دقت تکنیک جدید بسیار بالاتر از تکنیک قبل است. برخلاف آنالیز اجزا اولیه استاندارد(PCA) که بر اساس بردار یک بعدی کار می‌کند، تکنیک 2DPCA بر اساس ماتریس‌های دو بعدی طراحی شده است. نتایج 2DPCA از PCA دقیق‌تر است ولی این روش نیاز به محاسبه ضرایب بیشتری برای نمایش تصویر نسبت به حالت قبل دارد. اگر 2DPCA در سطرهای ماتریس یک تصویر به کار برده شود و سپس بر روی ستون‌های آن تصویر اعمال شود، نتایج استخراج اجزا اولیه بهتر و قابل اعتمادتر می‌شود. این تکنیک جدید $(2D)^2PCA$ نامیده می‌شود که به معنای آنالیز اجزا اولیه دو بعدی دو جهتی است. در این مدل، یک 2DPCA در جهت سطرهای تصویر اعمال می‌شود و سپس یک 2DPCA در جهت ستون‌های تصویر و این عامل باعث بهبود جداسازی داده‌های اصلی می‌شود.

در تکنیک $(2D)^2PCA$، کاهش ابعاد تصویر هم از لحاظ سطری و هم ستونی به یک اندازه انجام می‌شود. فرض کنید که A، ماتریس یک تصویر ماموگرافی با m سطر و n ستون است و X نیز ماتریس انتقال است. در اینجا با فرض M به عنوان نمونه‌های آموزشی با ماتریس‌های m×n که با A_k (k=1, 2, 3, …, M) نشان داده می‌شود و $\overline{A}$ و C به عنوان ماتریس میانگین و کواریانس معرفی می‌شوند. بنابراین $\overline{A}$ و C می‌توانند به صورت زیر معرفی شوند:

$$\overline{A} = \frac{1}{M}\sum_{k=1}^{M} A_k \qquad (1)$$

$$C = \frac{1}{M}\sum_{k=1}^{M} (A_k - \overline{A})^T (A_k - \overline{A}) \qquad (2)$$

حال یک ماتریس انتقال بهینه با محاسبه بردارهای ویژه ماتریس کواریانس و انتخاب d بردار ویژه، به دست می‌آید. بردارهای ویژه را می‌توان با d مقدار ویژه اول به دست آورد که از بالا به پایین مرتب شده‌اند. ماتریس انتقال بهینه با X نشان داده می‌شود که ستون‌های این ماتریس با بردارهای ویژه انتخاب شده شکل گرفته‌اند. این نکته قابل ذکر است که اندازه ماتریس C،n×n است و بنابراین محاسبه مقدارهای ویژه آن، بسیار سریع‌تر و بهینه‌تر انجام می‌شود. کاهش بیشتر اندازه می‌تواند با استفاده از یک 2DPCA دیگر بر روی ماتریس تصویر ماموگرافی به دست آید. بنابراین، ماتریس کواریانس C به صورت زیر تعریف می‌شود:

(3)

$$C = \frac{1}{M}\sum_{k=1}^{M}\sum_{i=1}^{m} (A_k^{(i)} - \overline{A}^{(i)})(A_k^{(i)} - \overline{A}^{(i)})^T$$

که در معادله فوق $A_k^{(i)}$ و $\overline{A}^{(i)}$ به ترتیب بردارهای سطر iام،A_kو $\overline{A}$ هستند. معادله(۳) یک عملگر 2DPCA در جهت سطر تصویر است و نشان می‌دهد که وقتی میانگین ماتریس تصاویر صفر می‌شود ماتریس کوواریانس می تواند

[Downloaded from ijbd.ir on 2026-11-04]

DOR: 20.1001.1.17359406.1392.6.1.2.3]

توسط ضرب بردارهای سطری تصاویر به دست آید. حال یک 2DPCA دیگر می‌تواند در جهت ستون تصویر اعمال شود و معادله(۳) به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$C = \frac{1}{M}\sum_{k=1}^{M}\sum_{j=1}^{n}(A_k^{(j)} - \overline{A}^{(j)})(A_k^{(j)} - \overline{A}^{(j)})^T \quad (4)$$

که در معادله فوق $A_k^{(j)}$ و $\overline{A}^{(j)}$ به ترتیب بردارهای ستون jام، A_k و $\overline{A}$ هستند. در این مرحله، q بردار ویژه بر اساس q مقدار ویژه بالای اول ماتریس C به دست می‌آیند و این بردارهای ویژه به عنوان ستونهای ماتریس Z قرار می‌گیرند.

بازیابی تصویر

پس از $(2D)^2PCA$ و جداسازی ویژگی‌های اصلی، داده‌های بدست آمده باید طبقه بندی شوند. تکنیک پیشنهادی برای کلاس بندی و دسته بندی در مدل پیشنهادی تکنیک ماشین بردار پشتیبان(SVM) است. ماشین بردار پشتیبان یک روش آموزشی متداول برای دسته بندی و کلاس بندی است. در دسته بندی و آنالیز نمونه‌های خطی، SVM دو خط موازی را برای جداسازی داده‌ها با بالاترین دقت ممکن انتخاب می‌کند. در حالت کلی زمانی که این خطوط نمی‌توانند داده‌ها را دسته بندی کنند، SVM از یک تبدیل غیرخطی برای انتقال داده‌های بردار به یک فضای ابعادی بزرگتر استفاده می‌کند. SVM می‌تواند بدون هیچ هسته ای استفاده شود ولی در این مدل برای جلوگیری از بوجود آمدن خطا و برای دقت بالاتر از تابع RBF برای هسته SVM استفاده می‌شود. برای دو دسته داده (x_i,y_i), i=1,2, …,l ماشین بردار پشتیبان معادله بهینه سازی زیر را حل می‌کند(۱۳):

$$\min_{w,b,\eta} \quad \frac{1}{2}w^T w + L\sum_{i=1}^{l}\eta_i \quad (5)$$

که L پارامتر میزان خطاست. تابع RBF نیز به صورت زیر بیان می‌شود:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\lambda\|x_i - x_j\|^2) \quad (6)$$

که λ پارامتر هسته است. هسته RBF یک مورد مفید برای مدل ارایه شده در بازیابی تصاویر ماموگرافی است چون رابطه بین پارامترهای مختلف در تصاویر ماموگرافی برای طبقه بندی تصاویر بر اساس میزان چگالی بافت‌های پستان غیرخطی است.

نتایج شبیه سازی

روش‌های مختلف کلاس بندی و دسته‌بندی تصاویر ماموگرافی در گزارشات و مقالات مختلف ارایه شده‌اند. تشخیص به کمک سیستم‌های کامپیوتری(CAD) و بازیابی بر اساس محتوا (CBIR) (۱۴)، سیستم‌های مشهور و معتبر کلاس بندی و بازیابی تصویر هستند که در موارد مختلف از آنها استفاده می‌شود. این سیستم‌ها می‌توانند به رادیولوژیست‌ها کمک کنند تا میزان خطای به دست آمده از دسته بندی تصاویر کاهش یابد. در این سیستم‌ها تصاویر مشابه به صورت دسته‌های مجزا کلاس بندی می‌شوند که تحلیل آنها بسیارساده‌تر و دقیق‌تر می‌شود.

تصاویر ماموگرافی را می‌توان به وسیله دسته‌بندی BIRADS به مراحل زیر تقسیم می‌شود:

- BIRADS0: تشخیص دقیق به طور کامل انجام نشده است و تصویربرداری بیشتر لازم است.
- BIRADS1: ماموگرافی نرمال
- BIRADS2: وجود اولیه توده‌های خوش خیم که نیاز به آزمایشات و پیگیری‌های بیشتر دارد.
- BIRADS3: وجود توده‌های خوش‌خیم با احتمال بسیار بالا.
- BIRADS4: وجود توده‌های مشکوک که نمونه برداری باید انجام شود.
- BIRADS5: بافت احتمالا سرطانی که بیوپسی انجام می‌شود.
- BIRADS6: اثبات وجود سرطان.

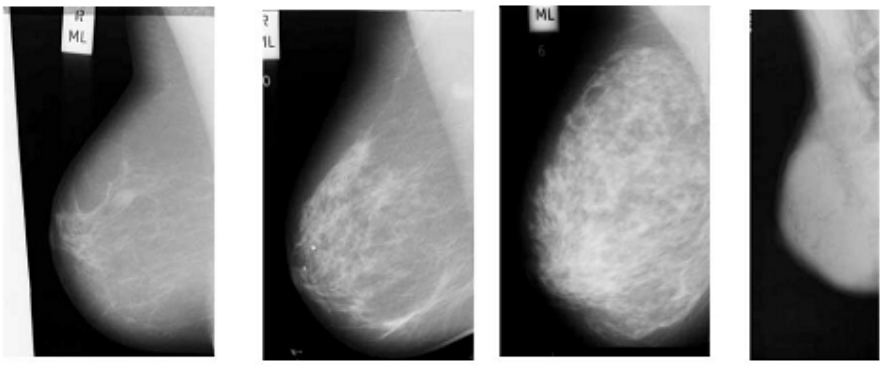
در تصاویر ماموگرافی اندازه و نوع توده‌ها و میکروکلسیفیکیشن‌ها با هم متفاوت هستند و سیستم می‌تواند تصاویر مشابه را جداسازی کرده و در کلاس‌های مختلف قرار دهد. دسته بندی تصاویر ماموگرافی می‌تواند بر اساس ویژگی‌های مشابه تصاویر در کلاس‌های مختلف انجام شود.

باید توجه داشت که میزان چگالی بافت‌های پستان در زنان مختلف یکسان نیست و بنابراین با توجه به میزان چگالی بافت‌ها می‌توان آنها را جداسازی کرد. شکل(۱)

[Downloaded from ijbd.ir on 2026-11-04]

[DOR: 20.1001.1.17359406.1392.6.1.2.3]

چگالی‌های مختلف بافتی را درتصاویر ماموگرافی نشان می‌دهد.



شکل ۱: چگالی بافت‌های متفاوت در تصاویر ماموگرافی

مدل پیشنهادی بر روی ۳۲۲ تصویر ماموگرافی از پایگاه داده جامعه تحلیل تصاویر ماموگرافی MIAS اعمال شده است(۱۵). این پایگاه داده شامل تصاویر ماموگرافی ۱۱۶ زن به صورت پستان چپ و راست است.

استخراج ویژگی‌ها با استفاده از تکنیک $(2D)^2PCA$ انجام شده است. چندین ماتریس ویژگی مختلف از مدل پیشنهادی انتخاب شده و با سایر کارها و گزارشات مقایسه شده است. جدول(۱) نتایج درصد میانگین برای d بردار ویژگی اول برای مدل پیشنهادی و تکنیک‌های PCA و 2DPCA را نشان می‌دهد. همان‌گونه که در جدول مشخص است نتایج مربوط به مدل پیشنهادی از دو مدل دیگر بسیار بهتر و دقیق‌تر است.

جدول ۱: نتایج درصد میانگین برای d بردار ویژگی اول

d	$(2D)^2PCA$	PCA	2DPCA
1	87.34%	67.86%	83.86%
2	90.08%	68.30%	86.03%
3	89.43%	69.05%	87.96%
4	91.21%	69.56%	90.87%
5	98.23%	69.98%	97.83%
6	98.23%	69.8%	97.67%
7	99.12%	70.39%	97.09%
8	98.89%	70.27%	97.00%
9	98.45%	70.24%	96.46%
10	98.08%	70.45%	96.22%
15	97.34%	70.44%	95.50%
20	93.12%	70.86%	93.85%

برای مدل پیشنهادی و تکنیک‌های PCA و 2DPCA در جدول(۲) نتایج به دست آمده از مدل پیشنهادی با روش‌های مختلف در مقالات معتبر دیگر (CAD) مقایسه شده است. در این جدول ویژگی‌های مورد بررسی در هر پژوهش و درصد صحت دسته بندی تصاویر ذکر شده است. همان طور که جدول نشان می‌دهد میزان درصد صحت مدل پیشنهادی نسبت به سایر گزارشات بالاتر است. یکی از مهم‌ترین دلایل این امر، استفاده از مدل هوشمند استخراج ویژگی‌هاست $(2D)^2PCA$ که در سایر مقالات استفاده نشده است. این شیوه علاوه بر افزایش سرعت تحلیل (به دلیل کاهش بسیار زیاد پیکسل‌های تصویر) باعث افزایش درصد صحت در مرحله دسته‌بندی نیز می‌شود. استفاده از تکنیک ماشین بردار پشتیبان SVM با هسته مناسب هم دلیل مهم دیگر افزایش دقت دسته بندی است که به عنوان یک شیوه هوشمند کمک بسیاری در کاهش خطا دارد. ترکیب این

[Downloaded from ijbd.ir on 2026-11-04]

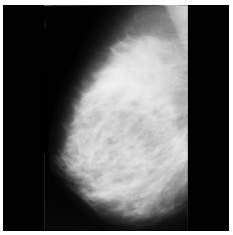
DOR: 20.1001.1.17359406.1392.6.1.2.3]

دو شیوه که در پژوهش‌های دیگر از آن استفاده نشده است باعث افزایش کارایی مدل پیشنهادی شده است.

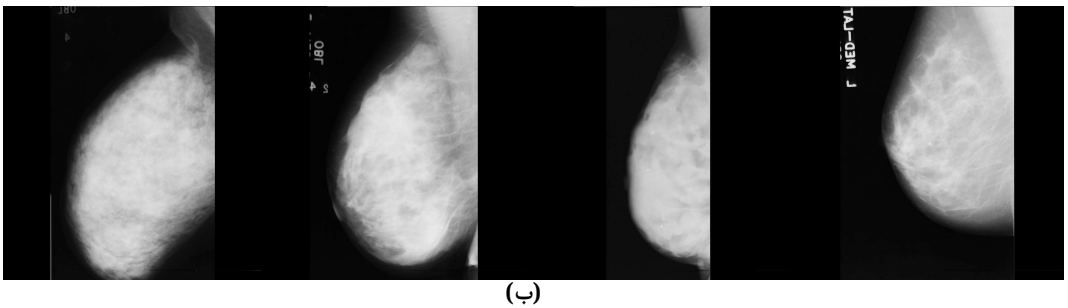
جدول ۲: مقایسه نتایج به دست آمده از مدل پیشنهادی با مقالات معتبر دیگر

نویسنده(گان)	وانگ و همکاران (۹)	کاستلا و همکاران (۱۶)	الیور و همکاران (۱۱)	کینوشیتا و همکاران (۱۰)	پژوهش حاضر
ویژگی	هیستوگرام	فراکتال هیستوگرام دسته بندی بافتی	مورفولوژی دسته بندی بافتی	مومنت هیستوگرام دسته بندی بافتی	دسته بندی بافتی
تعداد تصاویر مورد بررسی	195	352	1155	1080	322
شیوه اجرا	شبکه‌های عصبی	بیز LDA Naïve Bayes	k-NN Decision tree ترکیب شده با بیز	شبکه عصبی خود سازمان ده SOM	$(2D)^2PCA$ برای تشخیص ویژگی و SVM با هسته RBF برای دسته بندی
نتایج شیوه‌های پیشنهادی بر اساس درصد صحت	71%	60% (Bayes) 75% (LDA) 83% (Naïve Bayes)	82%	79%	88%
سال	2003	2007	2008	2007	2013

شکل(۲) یک تصویر اولیه از گروه بندی چگالی پستان را از پایگاه داده MIAS و تصاویر بازیابی شده با استفاده از مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد. تمام تصاویر بازیابی شده مشابه تصویر اولیه هستند و دسته‌بندی چگالی پستان از تمام تصاویر شبیه یکدیگرند. همان‌گونه که در تصاویر ماموگرافی مشاهده می‌شود، پستان‌های جداسازی شده از نوع پستان‌های با چگالی بالا و متراکم هستند.



(الف)



(ب)

شکل ۲: الف: تصویر مبنا برای جداسازی تصاویر دیگر بر اساس شباهت با این تصویر
ب: تصاویر جداسازی شده بر اساس مدل پیشنهادی که مشابه تصویر الف هستند.

[Downloaded from ijbd.ir on 2026-11-04]

[DOR: 20.1001.1.17359406.1392.6.1.2.3]

بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله، کلاس‌بندی چگالی توده‌های پستانی و مدل بازیابی تصاویر ماموگرافی مورد مطالعه قرار گرفته است. در اینجا مدلی برای کاهش اطلاعات موجود در تصاویر بر اساس آنالیز اجزا اولیه به صورت دو بعدی دو جهتی ارایه شده است که می‌تواند با کاهش داده‌های اضافی موجود در تصاویر ماموگرافی به دقت و سرعت دسته بندی تصاویر کمک کند. پس از انجام کاهش داده‌ها، به کمک ماشین بردار پشتیبان با تابع شعاعی به طبقه‌بندی و بازیابی تصاویر پرداخته شده است. مدل ارایه شده برای دسته بندی چگالی توده در پستان، بر روی پایگاه داده جامعه تحلیل تصاویر ماموگرافی MIAS تست شده است. این مدل می‌تواند برای تحلیل و دسته بندی تصاویر ماموگرافی در حجم بالا مورد استفاده قرار گیرد. پژوهش‌های بعدی می‌تواند با استفاده از روش‌های هوشمند دیگر و شبکه‌های عصبی مختلف بر روی پایگاه‌های داده بزرگتر انجام شود. با کاهش ابعاد تصاویر با استفاده از شیوه‌های گوناگون استخراج ویژگی می‌توان سرعت اجرای سیستم را هنوز هم افزایش داد. در کارهای آتی می‌توان به شیوه‌هایی همچون تبدیل فوریه سریع (FFT) نیز نگاه ویژه‌ای داشت.

References

1. Júlia E.E. de Oliveira, et al.MammoSys: A content-based image retrieval system using breast density patterns. Computer methods and programs in biomedicine 2010; 99: 289-97.
2. Liyang Wei, et al. Microcalcification classification assisted by content-based image retrieval for breast cancer diagnosis. Pattern Recognition 2009; 42: 1126-32.
3. Bray F, McCarron P, Parkin DM. The changing global patterns of female breast cancer incidence and mortality. Breast Cancer Res 2004; 6: 229-39.
4. Buseman S, Mouchawar J, Calonge N, Byers T. Mammography screening matters for young women with breast carcinoma', Cancer 2003; 97(2): 352-8.
5. Birdwell RL, Ikeda DM, O'Shaughnessy KD, Sickles EA. Mammographic characteristics of 115 missed cancers later detected with screening mammography and the potential utility of computer aided detection. Radiology 2001; 219: 192–202.
6. Hall FM, Storella JM, Siverstond DZ, Wyshak G. Nonpalpable breast lesions: Recommendations for biopsy based on suspicion of carcinoma at mammography Radiology 1988; 167: 353–8.
7. Freer TW, Ulissey MJ. Screening mammography with computer- aided detection: Prospective study of 12860 patients in a community breast center. Radiology 2011; 220: 781–6.
8. Tabar L, Tot T, Dean PB. Breast Cancer-The Art and Science of Early Detection With Mammography. Stuttgart, Germany: Georg Thieme Verlag 2005.
9. Wang XH, Good WF, Chapman BE, Chang YH, Poller WR, Chang TS, Hardesty LA. Automated assessment of the composition of breast tissue revealed on tissue- thickness-corrected mammography. American Journal of Roentgenology 2003; 180: 257-62.
10. Kinoshita SK, Marques PMA, Pereira RR, Rodrigues JAH, Rangayyan RM. Content-based retrieval of mammograms using visual features related to breast density patterns. Journal of Digital Imaging 2007; 20: 172-90.
11. Arnau Oliver, et al. A novel breast tissue density classification methodology. Ieee transactions on information technology in biomedicine 2008; 12(1): 55-65.
12. Zhang D, Zhou ZH. (2D)2PCA: Two-directional Two- dimentional PCA for efficient face representation and recognition. Neurocomputing 2005; 69: 224-31.
13. Boser BE, Guyon I, Vapnik V. A training algorithm for optimal margin classiers.In Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory. ACM Press 1992; 144-52.
14. del Bimbo A. Visual Information Retrieval, Morgan Kaufmann Publishers Inc 1999.
15. Suckling J, et al. The Mammographic Image Analysis Society digital mammogram

[Downloaded from ijbd.ir on 2026-11-04]

DOR: 20.1001.1.17359406.1392.6.1.2.3]

database in Proc. Int Workshop Dig Mammography 1994; 211-21.

16. Castella C, Kinkel K, Eckenstein MP, Sottas PE, VerdunFR, Bochud FO. Semiautomatic mammographic parenchymal patterns classification using multiple statistical features, Academic Radiology 2007; 14: 1486-99.

[Downloaded from ijbd.ir on 2026-11-04]

[DOR: 20.1001.1.17359406.1392.6.1.2.3]