مروری بر روش‌های تشخیص سرطان پستان با استفاده از شبکه عصبی: *مقاله مروری*

همایون یکتایی[1*]
محمد منشوری[2]

۱- گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال، تهران، ایران.
۲- گروه برق-کنترل، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شاهد، تهران، ایران.

[*] نویسنده مسئول: رشت، خیابان حاجی‌آباد، کوچه شهید قویدل، پلاک۱۷.
تلفن: ۰۱۳-۳۳۳۳۲۷۱
E-mail: Hyektai1994@gmail.com

دریافت: ۱۳۹۸/۱۲/۱۸ ویرایش: ۱۳۹۸/۱۲/۲۵ پذیرش: ۱۳۹۹/۰٦/۲٤ آنلاین: ۱۳۹۹/۰٦/۳۱

چکیده

سرطان پستان، شایعترین سرطان در بین زنان می‌باشد و هر چقدر سرطان پستان زودتر تشخیص داده شود، درمان آن آسان‌تر است. رایج‌ترین روش تشخیص سرطان سینه ماموگرافی می‌باشد. ماموگرافی یک عکس رادیوگرافی ساده از پستان و ابزاری برای کشف زودرس سرطان‌ها و تومورهای غیرقابل لمس پستان است. با این‌حال، با توجه به برخی محدودیت‌های این روش مانند حساسیت کم به‌ویژه در سینه‌های متراکم، روش‌های دیگری مانند ماموگرافی سه بعدی، سونوگرافی و تصویربرداری با رزونانس مغناطیسی اغلب برای دستیابی به اطلاعات بیشتر و دقیق‌تر پیشنهاد می‌شود. به‌تازگی، سیستم‌های تشخیص یا تشخیص هوشمند با کمک رایانه برای کمک به رادیولوژیست‌ها به‌منظور افزایش دقت تشخیصی تولید شده‌اند. به‌طورکلی، یک سیستم کامپیوتری از چهار مرحله پیش‌پردازش، تقسیم مناطق مورد علاقه (ROI)، استخراج و انتخاب ویژگی‌ها و در آخر طبقه‌بندی تشکیل می‌شود. امروزه استفاده از روش‌ها و تکنیک‌های پردازش تصویر و شناسایی الگوها در تشخیص و تعیین خودکار سرطان پستان از روی تصاویر ماموگرافی و حتی آسیب‌شناسی دیجیتال که یکی از روندهای در حال ظهور در پزشکی مدرن است، باعث کم شدن خطاهای انسانی و افزایش سرعت تشخیص می‌شوند. در این مقاله مروری به بررسی کارهای انجام شده و معایب و مزایای آن در زمینه‌ی تشخیص سرطان پستان به کمک شبکه‌های عصبی به‌ویژه شبکه عصبی کانوولوشن (Convolutional artificial neural network) که در تشخیص انواع سرطان‌ها به‌ویژه تشخیص هوشمند سرطان پستان به‌طور گسترده‌ای استفاده شده است، پرداخته شده است. بررسی مقالات نشان می‌دهد که الگوریتم‌های ترکیبی در بهبود طبقه‌بندی و دقت تشخیص بهتر بوده‌اند.

کلمات کلیدی: سرطان پستان، ماموگرافی، شبکه عصبی، تومور.

سرطان پستان از شایعترین سرطان‌ها در بین زنان بوده و اولین علت مرگ‌ومیر ناشی از سرطان در زنان به‌شمار می‌رود.[1و2] سرطان پستان نوعی تومور بدخیم است که از سلول‌های همین عضو به وجود می‌آید. در سرطان پستان بیماری معمولاً در لوبول‌ها یا همان مجاری پستان آغاز شده و سپس می‌تواند از مجاری و دیواره‌های غدد نفوذ کرده و بافت‌های چربی اطراف و یا حتی سایر قسمت‌های بدن شخص را مورد حمله قرار می‌دهد. ممکن است توده‌های دیگری هم در پستان باشند که سرطانی نباشند، اما در هر صورت تشخیص نهایی بر عهده پزشکان می‌باشد.[3] علم اثبات کرده است علیرغم وجود روشی برای پیشگیری از ابتلا به سرطان و نیز عدم وجود درمان قطعی برای این بیماری، تشخیص زودهنگام این بیماری به پزشکان کمک می‌کند که دست‌کم از پیشرفت این بیماری جلوگیری کنند. تعداد مبتلایان به سرطان در دنیا و ایران رو به افزایش است. امروزه از هر هشت زن یک زن مبتلا می‌شود و از هر ۳۰ زن مبتلا به سرطان

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2025-02-02]

پستان یک نفر فوت می‌کند.[۴] بهترین روش برای کاهش مرگ‌ومیر ناشی از سرطان پستان، تشخیص زودهنگام آن جهت درمان آن است. تشخیص زود هنگام نیازمند یک روش تشخیصی دقیق و قابل اطمینان است. از میان روش‌های مختلف تشخیص سرطان پستان، ماموگرافی به‌عنوان روشی با مقبولیت بسیار بالا، بسیار رایج و متداول است.[۱] غربالگری سیستماتیک جامعه زنان به وسیله دستگاه‌های ماموگرافی و تشخیص زودهنگام سرطان پستان در مراحل اولیه می‌تواند شانس زنده ماندن بیمار، اثرات جانبی منفی ناشی از درمان‌های لازم را نیز کاهش دهد. این نتایج در صورتی امکان‌پذیر است که کیفیت خدمات ارایه شده به بهترین شکل ممکن باشد.[۳] از طرفی تشخیص سرطان پستان، از روی فیلم ماموگرافی دارای اشکالاتی است در برخی موارد احتمال خراب شدن فیلم یا مناسب نبودن تصویر برای تشخیص وجود دارد.[۵،۶] در ضمن فیلم به مرور زمان مستهلک شده و امکان بازبینی کم می‌شود. از سوی دیگر تنها ابزار پزشک برای تشخیص ضایعه از روی فیلم مشاهده بصری است. استفاده پزشک از مشاهدات چشمی برای تشخیص ضایعه منجر به دو خطا می‌شود، خطای اول اینکه یک تصویر رادیولوژی در دو نوبت به یک پزشک یا رادیولوژیست نشان داده می‌شود، در صورتی‌که وی نداند که هر دو تصویر یکسان است، ممکن است تشخیص وی متفاوت باشد و خطای دیگر ناشی از نشان دادن یک تصویر به دو پزشک یا دو رادیولوژیست است که تشخیص هر یک با دیگری غیرهمسان است. با وجود اینکه ماموگرافی به‌طور معمول بهترین روش برای تشخیص سرطان پستان است ولی ۲۰٪-۳ موارد سرطانی با این روش تشخیص داده نمی‌شوند.[۷] شبکه‌های عصبی مصنوعی یا به زبان ساده‌تر شبکه‌های عصبی، سیستم‌ها و روش‌های محاسباتی نوین برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به‌دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده هستند.[۸] ایده‌ی اصلی این گونه شبکه‌ها (تا حدودی) الهام گرفته از شیوه‌ی کارکرد سیستم عصبی زیستی، برای پردازش داده‌ها و اطلاعات به‌منظور یادگیری و ایجاد دانش می‌باشند. عنصر کلیدی این ایده، ایجاد ساختارهایی جدید برای سامانه‌ی پردازش اطلاعات است. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق العاده به هم پیوسته با نام نورون تشکیل شده که برای حل یک مسئله باهم هماهنگ عمل می‌کنند و توسط سیناپس‌ها (ارتباطات الکترومغناطیسی) اطلاعات را منتقل می‌کنند. در این شبکه‌ها اگر یک سلول آسیب ببیند بقیه سلول‌ها می‌توانند نبود آن را جبران کرده و در بازسازی آن سهیم باشند. این شبکه‌ها قادر به یادگیری هستند.[۹-۱۱]

بینایی رایانه‌ای یا بینایی کامپیوتری یا بینایی ماشینی یکی از شاخه‌های مدرن و پرتنوع هوش مصنوعی است که با ترکیب روش‌های مربوط به پردازش تصاویر و ابزارهای یادگیری ماشینی، رایانه‌ها را در دیدن اشیاء و مناظر و "درک" هوشمند ویژگی‌های گوناگون آن‌ها توانمند می‌گرداند.

ماموگرافی یک عکس رادیوگرافی ساده از پستان و ابزاری برای کشف زودرس سرطان‌های غیرقابل لمس پستان است. متخصصین پزشکی این تصاویر را بررسی و تفسیر می‌کنند. متاسفانه تصاویر ماموگرافی از روشنایی پایینی برخوردار هستند و نیز به دلیل تفاوت در انواع بافت‌ها جزو مشکل‌ترین تصاویر پزشکی جهت خواندن محسوب می‌شوند.[۱۲] همچنین ثابت شده که خواندن و تفسیر تصاویر توسط دو پزشک دقت را افزایش داده ولی هزینه اضافی در بردارد. با ارایه روشی مناسب برای تشخیص تومورهای موجود در پستان توسط سیستم‌های تشخیصی کامپیوتری، به تشخیص پزشک کمک بزرگی خواهد شد. در سال‌های اخیر کارهای زیادی برای تشخیص سرطان پستان ارایه شده است و پیشرفت‌های زیادی در بهبود و تشخیص سرطان پستان به کمک کامپیوتر انجام شده است. این روش‌ها عبارتند از روش‌های تریشولدینگ محلی (Local thresholding)، مدل‌های اتفاقی (Random methods)، فیلترهای گوسینگ (Gaussing filters) به‌همراه فیلترهای مورفولوژیک (Morphologic filters)، روش‌های ویولت (Wavelet methods)، منطق فازی (Fuzzy methods) برای کاهش مثبت‌های کاذب، روش‌های هوش مصنوعی (Artificial intelligence methods) و به‌تازگی کارهای منطق فازی به همراه هوش مصنوعی (Artificial intelligence) مورد استفاده قرار می‌گیرد.[۷]

به‌طور کلی می‌توان نشانه‌ها و علایم سرطان پستان در ماموگرافی را به دو دسته‌ی کلی ۱- توده ۲- ذرات بسیار ریزآهکی تقسیم‌بندی کرد. این دو نشانه در تصاویر ماموگرافی وجود دارند ولی تشخیص آن‌ها دشوار است و نیاز به دقت بالای رادیولوژیست دارند. توده‌ها به دو دسته خوش‌خیم و بدخیم تقسیم می‌شوند: توده خوش‌خیم از لحاظ تصویری حاشیه‌هایی بسیار ملایم و یکنواخت دارد در حالی که توده‌های بدخیم حاشیه‌هایی تیره رنگ و برجسته دارند و با گذشت

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2025-02-02]

زمان این حاشیه‌ها به‌صورت تیز و سوزنی شکل در می‌آیند. ذرات بسیار ریزآهکی، ذرات کلسیم هستند که به‌صورت نقاط روشن در تصاویر ماموگرافی ظاهر می‌شوند. از لحاظ تصویری توده‌ها به‌صورت نمایی با ضریب روشنایی بسیار پایین و کدر رنگ ظاهر می‌شوند و ذرات بسیار ریز آهکی معمولا با ذرات نویزی موجود در شکل اشتباه گرفته می‌شوند.[۱۳] Subramaniam و همکارانش در روشی مبتنی بر استفاده از شبکه‌های عصبی RBF برای تشخیص سرطان پستان ارایه دادند. آن‌ها در این روش با استفاده از خصوصیات آماری تصاویر ماموگرافی به تحلیل و بررسی آن‌ها پرداختند و توانستند در شناسایی توده‌ها تا حدودی موفق باشند و روشی دیگر برای تشخیص سرطان پستان با استفاده از آنالیز تصویری ارایه کردند.[۱٤] همچنین Tomar و همکاران روش دیگری برای تعیین و تشخیص توده‌های سرطانی با استفاده از آنالیز تصویری ارایه دادند که توانستند درصد خطا را کاهش دهند.[۱۵]

Mencattini و همکاران الگوریتم جدیدی برای تشخیص توده‌های سرطانی در تصاویر با استفاده از ویولت دو بعدی معرفی کردند.[۱٦] با توجه به این که تصاویر ماموگرافی تصاویر پرنویزی هستند، از فیلترهای گرادیان و لاپلاسین (Gradient and Laplacian filters) برای کاهش نویز استفاده می‌کنند و برای بهبود روش جداسازی، ویولت دو بعدی با مقیاسه‌ای متفاوت را با عملگرهای مورفولوژیکال انبساط و سایش ترکیب می‌کنند.[۱۷-۲۱] مزیت اصلی این روش، با توجه به روش‌های دیگر ارایه شده سازگاری آن با طبیعت مختلف تشخیص است و اجازه استفاده از الگوریتم را برای هر دو تشخیص توده و میکروکلسیفیکیشن‌ها می‌دهد.

Basha و همکاران با استفاده از روش خوشه‌بندی فازی C-means و عملگرهای مورفولوژیکال در پردازش تصویر از جمله سایش، انبساط، باز و بستن بر روی تصاویر ماموگرافی روشی برای تشخیص توده سرطانی ارایه داده‌اند.[۲۲]

در مطالعه Garge و همکاران از الگوریتم LBG برای جداسازی تصاویر ماموگرافی استفاده کردند.[۲۳] نتایج به‌دست آمده به‌خوبی با الگوریتم‌های آب پخشان و GLCM مقایسه شده است، در حالی‌که LBG نتایج بسیار بهتری دارد. از آن‌جایی که وجود میکروکلسیفیکیشن‌ها اولین نشانه سرطان پستان می‌باشد، تشخیص آن‌ها یکی از کلیدهای کنترل سرطان پستان می‌باشد. Chandra و همکارانش تشخیص سرطان پستان را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی با تکنیک‌های یادگیری شدید انجام دادند شبکه عصبی مصنوعی مدل ساده شده‌ای از سیستم عصبی طبیعی بوده و همانند مغز با پردازش روی داده‌های تجربی، قابلیت یادگیری دارد. در واقع شبکه‌ها با انجام محاسبات روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرند و به‌همین دلیل به آن‌ها سیستم‌های هوشمند گفته می‌شود.[۲٤] Bhardwaj و همکاران تشخیص سرطان پستان را با استفاده از مدل شبکه عصبی بهینه‌سازی ژنتیکی انجام دادند.[۲۵]

Cheng و همکاران یک روش جدید برای تشخیص میکروکلسیفیکیشن‌ها براساس روش منطق فازی ارایه دادند. روش ارایه شده از پنج مرحله تشکیل شده است. علیرغم اینکه ماموگرافی‌ها حاوی مقدار زیادی از بافت‌های متراکم هستند، با حذف بافت‌های اضافه پستان، میکروکلسیفیکیشن‌ها ویژگی‌های خود را حفظ کردند و جداسازی آن با موفقیت صورت گرفت.[۲٦] Verma و همکاران با استفاده از الگوریتم فازی عصبی روشی برای تشخیص میکروکلسیفیکیشن‌های خوشخیم و بدخیم ارایه داده‌اند.[۲۷] Li و همکاران یک الگوریتم تشخیص توده‌های سرطانی براساس میدان تصادفی مارکوف ارایه داده‌اند.[۲۸] نتایج استفاده از این روش نشان می‌دهد که حساسیت ۹۰ درصدی در تشخیص توده‌های سرطانی دارد ولی در تشخیص توده‌هایی با سایز کمتر از ۵۱۰ mm موفق نبوده است. Wang و همکارانش تشخیص سرطان پستان را با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان SVM انجام دادند.[۲۹] Rejani و همکاران تشخیص زودهنگام سرطان پستان با استفاده از تکنیک SVM اجرا کردند.[۳۰]

در این مقاله طی چند مرحله جداسازی انجام می‌شود که شامل چهار روش ۱- افزایش کیفیت تصاویر ماموگرافی مانند استفاده از فیلتر ۲- DWT جداسازی ناحیه مشکوک به وجود تومور ۳- استخراج ویژگی از ناحیه جداشده و ٤- استفاده از روش کلاس‌بندی SVM می‌باشد.[۳۱]

برای تشخیص سریع‌تر سرطان پستان به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی در پردازش تصویر به بررسی خواص کاهش از ویژگی‌های تجزیه و تحلیل مولفه‌های مستقل (ICA) در سرطان پستان و سیستم پشتیبانی پرداخته شد. به کمک ماشین بردار پشتیبان (SVM) مقایسه طبقه‌بندی پیشنهادی با استفاده از IC با مجموعه‌ای از ویژگی اصلی

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2025-02-02]

نیز در اعتبار سنجی مختلف (۱۰/۵ برابر متقابل امکان سنجی) و پارتیشن‌بندی (۴۰٪–۲۰) روش تست انجام شد. این کارنشان دهنده بهبود در سیستم پشتیبانی تصمیم گیری تشخیصی می‌باشد، درحالی‌که کاهش پیچیدگی محاسباتی را هم نشان می‌دهد.[۳۲و۳۳] در این مطالعه، اثر کاهش ابعاد با استفاده از تجزیه و تحلیل مولفه‌های مستقل (ICA) در سیستم‌های پشتیبانی تصمیم سرطان پستان با چند طبقه از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی (K, ANN)، نزدیکترین همسایه (K, ANN)، پایه و اساس شبکه عملکرد عصبی شعاعی (RBFNN) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) بررسی شده است.[۳۴و۳۵] نتایج حاصل نشان می‌دهند که نرخ دقت طبقه‌بندی با ویژگی‌های اصلی بجز RBFNN، کاهش کمی را نشان داده با این حال، بردار ویژگی طبقه‌بندی یک بعدی RBFNN به شکل برجسته‌ای افزایش دقت و صحت از ۸۷/۱۷٪ به ۹۰/۴۹٪ را نشان می‌دهد. افزون‌براین، نرخ حساسیت که تعریف نمونه بدخیم به رسمیت شناخته شده می‌باشد از ۹۳/۵٪ به ۹۶/۶۳٪ برای RBFNN افزایش یافته و افزایش از ۹۶/۰۷٪ به ۹۷/۴۷٪ برای SVM با استفاده RBFNN یا کاهش پیچیدگی محاسباتی بدون ازدست دادن نرخ دقت بالا و کاهش قابلیت استفاده از ICA می‌تواند یک راه حل با کارایی بالا باشد.[۳۶و۳۷] Jiménez و همکاران طبقه‌بندی عصبی مصنوعی کانوولوشن را برای طبقه‌بندی توده‌ها و بافت طبیعی پستان مورد استفاده قرار دادند. بدین صورت که در ابتدا، از منطقه مورد علاقه (ROI) تصویر گرفتند و به‌طور متوسط در زیرمجموعه قرار دادند.[۳۸] سپس آمار اختلاف سطح خاکستری (GLDS) و ویژگی وابستگی خاکستری فضایی (SGLD) از مناطق مختلف را محاسبه کردند و در انتها ویژگی‌های محاسبه شده را به‌عنوان ورودی به طبقه‌بندی کانولوشن دادند.[۳۹–۴۱] سیستم CAD براساس یک مجموعه ترکیبی از شبکه‌های عصبی کانولوشه‌ای (CNN-ME) طراحی شده است تا بین تومورهای خوش‌خیم و بدخیم پستان را تشخیص دهد.[۴۲] ME-CNN یک گروه مدولارو مبتنی برتصویر است که می‌تواند فضای تصویری با ابعاد بزرگ را از طریق یادگیری همزمان و رقابتی از ماژول‌های آن تقسیم کند.[۴۳و۴۴]

سیستم پیشنهادی در پایگاه داده از ۱۱۲ DCR-MRI مطالعاتی از جمله توده‌های پستان سفت با استفاده از طیف گسترده‌ای از اقدامات طبقه‌بندی شده مورد ارزیابی قرار گرفت. مدل ME-CNN که متشکل از سه کارشناس CNN و یک شبکه جابجایی کانولوشه می‌باشد، دقت ۹۶/۳۹٪، حساسیت ۹۷/۷۳٪ و ویژگی ۹۴/۸۷٪ را به‌دست می‌آورد.[۴۴] نتایج تجربی همچنین نشان می‌دهد که دارای عملکردهای رقابتی در مقایسه با سه روش موجود یک تک صحیح و دو روش گروه‌های کانولوشن است. مدل پیشنهادی ME-CNN می‌تواند یک ابزار موثر برای رادیولوژیست‌ها برای تجزیه و تحلیل تصاویر DCE-MRI پستان باشد.[۴۶و۴۷]

در مقاله‌ای Nahid و همکاران به کمک شبکه عصبی کانوولوشن توانستند با دقت ۹۸٪ تومور و خوش‌خیم یا بدخیم بودن آن را تشخیص دهند.[۴۸] در پژوهشی دیگر Yektaei و همکاران به کمک کانولوشن و ترکیب آن با روش چند مقیاسی توانستند درصد دقت تشخیص را تا ۹۷/۳ هم افزایش دهند و اندازه‌گیری کنند که پیش‌بینی تحقیق بر آن بود که اگر لایه‌های کانولوشن را افزایش دهند دقت نیز بالاتر می‌رود.[۴۹] Kikuchi و همکاران موفق شدند با استفاده از هوش مصنوعی، یک سیستم تشخیص سونوگرافی پستان در زمان واقعی، با کنترل کیفیت در پستان ایجاد کنند با این قصد که با اضافه کردن داده‌های یادگیری بیشتر برای کاربردهای بالینی، حساسیت و ویژگی را در آینده نزدیک بهبود بخشند.[۵۰]

SamiEkici و همکاران یک الگوریتم جدید برای استخراج ویژگی‌های بارز پستان براساس داده‌های زیستی، تجزیه و تحلیل تصویر و آمار تصویر ارایه دادند. این ویژگی‌ها از تصاویر حرارتی ضبط شده توسط یک دوربین حرارتی استخراج شده‌اند و از آن‌ها برای طبقه‌بندی تصاویر پستان به صورت عادی یا مشکوک با استفاده از شبکه‌های عصبی کانونی (CNNs) بهینه شده توسط الگوریتم Bayes استفاده می‌شود. با استفاده از الگوریتم پیشنهادی، ۹۸/۹۵٪ میزان دقت برای تصاویر حرارتی در مجموعه داده‌های متعلق به ۱۴۰ نفر به‌دست آمده است.[۵۱]

سرطان تهاجمی کارسینوم داکتال که با از بین بردن کانال‌های شیر به بافت‌های پستان حمله می‌کند، شایعترین نوع سرطان پستان در زنان است. تقریباً ۸۰٪ از بیماران مبتلا به سرطان پستان مبتلا به سرطان داکتال تهاجمی و تقریبا ۶۶/۶٪ از این بیماران بزرگ‌تر از ۵۵ سال هستند. این وضعیت نشانگر رابطه قدرتمندی بین نوع سرطان پستان و بالا رفتن سن زنان است. Yurttakal و همکارانش معتقد بودند شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN) عملکرد بهتری را در طبقه‌بندی تصویر در مقایسه با روش‌های مبتنی بر ویژگی نشان داده و

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2025-02-02]

عملکرد امیدوار کننده‌ای را در تصویربرداری پزشکی نشان می‌دهند. در این پژوهش، Deep CNN برای توصیف ضایعات به‌عنوان تومورهای بدخیم یا خوش‌خیم با استفاده از تصاویر MRI استفاده شد. در این پژوهش با استفاده از اطلاعات پیکسل، معماری چند لایه CNN با افزایش داده آنلاین طراحی شد. پس از این که معماری CNN آموزش و آزمایش شد دقت شبکه ۹۸/۳۳٪ و میزان خطا ۰/۰۱۶۷ به‌دست آمد.[۵۲] در مقاله‌ای Toğaçar و همکاران طبقه‌بندی سرطان سینه داکتال مهاجم با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق که زیرشاخه هوش مصنوعی است، انجام دادند. در این دامنه، مدل‌های شبکه عصبی حلقوی و مدل شبکه خودکار ترکیب شده‌اند. در آزمایش، مجموعه داده با پردازش با مدل خودکار ثبت شد. از ویژگی‌های تبعیض‌آمیز حاصل از مدل‌های شبکه عصبی کانونی استفاده شد. در نتیجه، با استفاده از روش رگرسیون ریج، کارآمدترین ویژگی‌ها تعیین شد و طبقه‌بندی با استفاده از تجزیه و تحلیل تمایز خطی انجام شد. بهترین میزان موفقیت در طبقه‌بندی ۹۸/۵۹٪ به‌دست آمد. در نتیجه، رویکرد پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان یک مدل موفق در طبقه‌بندی پذیرفته شود.[۵۳]

تمامی روش‌ها درصد خطای چشمگیری را دارا هستند و بسته به نوع پستان متفاوت می‌باشند. مقایسه روش‌ها نشان داد شبکه‌های عصبی کانوولوشن و ترکیب روش‌ها با کانوولوشن نتیجه‌ی مطلوب‌تری در مقایسه با بقیه انواع روش‌ها داشته است. یکی دیگر از مزایای شبکه کانولوشنی استخراج خودکار ویژگی‌های مطلوب است. امروزه بهترین درصدهای دقت در تشخیص خوش‌خیم یا بدخیم بودن توده‌ی سرطانی به کمک کانولوشن به‌دست می‌آید. شبکه‌های عصبی یکی از رایج‌ترین روش‌ها هستند و باید پیشرفت‌های بیشتر کانولوشن‌ها در نظر گرفته شوند.

References

1. Kavya N, Sriraam N, Usha N, Hiremath B, Suresh A, Sharath D, et al. Breast Cancer Lesion Detection From Cranial-Caudal View of Mammogram Images Using Statistical and Texture Features Extraction. *International Journal of Biomedical and Clinical Engineering (IJBCE)* 2020;9(1):16-32.
2. Ayer T, Chhatwal J, Alagoz O, Kahn Jr CE, Woods RW, Burnside ES. Comparison of logistic regression and artificial neural network models in breast cancer risk estimation. *Radiographics* 2010;30(1):13-22.
3. Stancampiano C, Boschiroli L, Campoleoni M, Vismara L. 267 Comparison of 2D synthesized mammography versus standard full-field digital mammography: Quantitative and qualitative image analysis. *Physica Medica* 2018;56:226-7.
4. Starikov A, Al'Aref SJ, Singh G, Min JK. Artificial intelligence in clinical imaging: An introduction. *Clin Imaging* 2018;49:vii-ix.
5. Tasdemir SBY, Tasdemir K, Aydin Z, editors. ROI Detection in Mammogram Images using Wavelet-Based Haralick and HOG Features. 2018 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA); 2018: IEEE.
6. Barinov L, Jairaj A, Becker M, Seymour S, Lee E, Schram A, et al. Impact of data presentation on physician performance utilizing artificial intelligence-based computer-aided diagnosis and decision support systems. *J Digit Imaging* 2019;32(3):408-16.
7. Keavey E, Phelan N, Fitzpatrick P. Clinical performance of digital mammography systems in a breast screening programme–An update. *Eur J Med Phys* 2018;52:179-80.
8. Muhammad W, Hart GR, Nartowt B, Farrell JJ, Johung K, Liang Y, et al. Pancreatic cancer prediction through an artificial neural network. *Front Artif Intell* 2019;2:2.
9. Cruz-Roa A, Gilmore H, Basavanhally A, Feldman M, Ganesan S, Shih NN, et al. Accurate and reproducible invasive breast cancer detection in whole-slide images: A Deep Learning approach for quantifying tumor extent. *Sci Rep* 2017;7:46450.
10. Dong H, Yang G, Liu F, Mo Y, Guo Y, editors. Automatic Brain Tumor Detection and Segmentation Using U-Net Based Fully Convolutional Networks. Medical Image Understanding and Analysis; 2017; Cham: Springer International Publishing.
11. Santoro A, Raposo D, Barrett DG, Malinowski M, Pascanu R, Battaglia P, et al., editors. A simple neural network module for relational reasoning. *Adv Neural Inf Process Syst* 2017;4967-76
12. Raba D, Oliver A, Martí J, Peracaula M, Espunya J, editors. Breast segmentation with pectoral muscle suppression on digital mammograms. Iberian conference on pattern recognition and image analysis; 2005: Springer. Robatics and Computer Vision Group, University of Girona.
13. Chen Y, Wang Y, Yang B, editors. Evolving hierarchical RBF neural networks for breast cancer detection. International Conference on Neural Information Processing; 2006:137-44. Springer.
14. Subramaniam E, Liung TK, Mashor MY, Isa NAM. Breast cancer diagnosis systems: A review.*IJCIM* 2006;14(2):24-35.
15. Tomar RS, Singh T, Wadhwani S, Bhadoria SS, editors. Analysis of breast cancer using image processing techniques. 2009 Third UKSim European Symposium on Computer Modeling and Simulation; 2009:251-6. IEEE.
16. Mencattini A, Salmeri M, Lojacono R, Frigerio M, Caselli F. Mammographic images enhancement and denoising for breast cancer detection using dyadic wavelet processing. *IEEE Trans Instrum Meas* 2008;57(7):1422-30.
17. Mughal B, Muhammad N, Sharif M, Saba T, Rehman A. Extraction of breast border and removal of pectoral muscle in wavelet domain. 2017.
18. Liu F, Brown M, editors. Breast cancer recognition by support vector machine combined with daubechies wavelet transform and principal component analysis. International Conference on ISMAC in Computational Vision and Bio-Engineering; 2018:1921-30. Springer.
19. Roberts T, Newell M, Auffermann W, Vidakovic B. Wavelet-based scaling indices for breast cancer diagnostics. *Stat Med* 2017;36(12):1989-2000.
20. Gupta S, Porwal R. Combining Laplacian and Sobel Gradient for Greater Sharpening. *J Image Video Process* 2016;6(04):1239-43.
21. Kanagalakshmi K, Archana CS. An Empirical Analysis of Filtering Techniques on Fingerprint Images. *J Comput Math Sci* 2018;9(12):1931-40.

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2025-02-02]

22. Basha SS, Prasad KS. Automatic detection of hard exudates in diabetic retinopathy using morphological segmentation and fuzzy logic. *International Journal of Computer Science and Network Security* 2008;8(12):211-8.
23. Garge D, Bapat V. A low cost wavelet based mammogram image processing for early detection of breast cancer. *Indian J Sci Technol* 2009;2(9):63-5.
24. Kardiana A, Yuliwulandari Y. Breast Cancer Diagnosis using Artificial Neural Networks with Extreme Learning Techniques. Chandra Prasetyo Utomo. *Int J Advanced Research in Artificial Intelligence* 2014;3(7).
25. Bhardwaj A, Tiwari A. Breast cancer diagnosis using genetically optimized neural network model. *Expert Syst Appl* 2015;42(10):4611-20.
26. Cheng H-D, Lui YM, Freimanis RI. A novel approach to microcalcification detection using fuzzy logic technique. *IEEE Trans Med Imaging* 1998;17(3):442-50.
27. Verma B, Zakos J. A computer-aided diagnosis system for digital mammograms based on fuzzy-neural and feature extraction techniques. *IEEE Trans Inform Technol Biomed* 2001;5(1):46-54.
28. Li H-D, Kallergi M, Clarke LP, Jain VK, Clark RA. Markov random field for tumor detection in digital mammography. *IEEE Trans Med Imaging* 1995;14(3):565-76.
29. Wang D, Shi L, Heng PA. Automatic detection of breast cancers in mammograms using structured support vector machines. *Neurocomputing* 2009;72(13-15):3296-302.
30. Rejani Y, Selvi ST. Early detection of breast cancer using SVM classifier technique. *arXiv preprint arXiv:09122314* 2009.
31. Huang M-W, Chen C-W, Lin W-C, Ke S-W, Tsai C-F. SVM and SVM ensembles in breast cancer prediction. *PloS one* 2017;12(1):e0161501.
32. Abdel-Zaher AM, Eldeib AM. Breast cancer classification using deep belief networks. *Expert Syst Appl* 2016;46:139-44
33. Lakshminarayanan AS, Radhakrishnan S, Pandiasankar GM, Ramu S. Diagnosis of cancer using hybrid clustering and convolution neural network from breast thermal image. *J Test Eval* 2019;47(6):3975-87.
34. Kanani M, Manthouri M, Abdossalehi M, editors. Emotion Recognition Using Chaotic Features and Symbolic Dynamic via Neural Networks. 2019 5th Conference on Knowledge Based Engineering and Innovation (KBEI); 2019: IEEE.
35. Homayoon Y. Types of Artificial Security Algorithm Methods in Data Clustering.5th international conference on electrical and computer engineering with Emphasis on Indigenous Knowledge: undefined; 2018.[Persian]
36. Pawar MM, Talbar SN. Genetic fuzzy system (GFS) based wavelet co-occurrence feature selection in mammogram classification for breast cancer diagnosis. *Perspect Sci* 2016;8:247-50.
37. Sun W, Tseng T-LB, Zhang J, Qian W. Enhancing deep convolutional neural network scheme for breast cancer diagnosis with unlabeled data. *Comput Med Imaging Graph* 2017;57:4-9.
38. Jiménez G, Racoceanu D. Deep Learning for Semantic Segmentation versus Classification in Computational Pathology: Application to mitosis analysis in Breast Cancer grading. *Front Bioeng Biotechnol* 2019;7:145.
39. Berrios D. GeneLab Data Systems (GLDS).2019
40. Satapathy SC, Udgata SK, Biswal BN. Proceedings of the International Conference on Frontiers of Intelligent Computing: Theory and Applications (FICTA): Springer Science & Business Media; 2012.
41. Ribeiro MSPC, Oliveira MC, Cunha GLDS, Freitas VS, Farias JG, Cerqueira JDM, et al. Diagnostic Challenge of Leukoplastic Lesion in Tongue: a Case Report. Oral Surgery. *Oral Med Oral Pathol Oral Radiol* 2018;126(3):e147.
42. Liang X, Yu J, Liao J, Chen Z. Convolutional Neural Network for Breast and Thyroid Nodules Diagnosis in Ultrasound Imaging. *Biomed Res Int* 2020;2020.
43. Rasti R, Teshnehlab M, Phung SL. Breast cancer diagnosis in DCE-MRI using mixture ensemble of convolutional neural networks. *Pattern Recognit* 2017;72:381-90.
44. Seegoolam G, Schlemper J, Qin C, Price A, Hajnal J, Rueckert D, editors. Exploiting motion for deep learning reconstruction of extremely-undersampled dynamic MRI. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention; 2019: Springer.
45. Jiang F, Liu H, Yu S, Xie Y, editors. Breast mass lesion classification in mammograms by transfer learning. Proceedings of the 5th international conference on bioinformatics and computational biology; 2017.
46. Rasti R, Teshnehlab M, Phung SL. Breast cancer diagnosis in DCE-MRI using mixture ensemble of convolutional neural networks. *Pattern Recognit* 2017;72:381-90.
47. Dinh SB, Le NH, Nguyen HM, editors. Accelerating GenSeT Reconstruction for Sparsely Sampled DCE-MRI with GPU. 2018 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT); 2018: IEEE.
48. Nahid A-A, Kong Y. Histopathological breast-image classification using local and frequency domains by convolutional neural network. *Information* 2018;9(1):19.
49. Yektaei H, Manthouri M, Farivar F. Diagnosis of Breast Cancer Using Multiscale Convolutional Neural Network. *Biomed Eng: Applications, Basis and Communications* 2019;31(05):0-.
50. Kikuchi M, Hayashida T, Watanuki R, Nakashoji A, Kawai Y, Nagayama A, et al. Abstract P1-02-09: Diagnostic system of breast ultrasound images using Convolutional Neural Network. AACR; 2020.
51. Ekici S, Jawzal H. Breast cancer diagnosis using thermography and convolutional neural networks. *Med Hypotheses* 2020;137:109542.
52. Yurttakal AH, Erbay H, İkizceli T, Karaçavuş S. Detection of breast cancer via deep convolution neural networks using MRI images. *Multimed Tools Appl* 2019:1-19.
53. Toğaçar M, Ergen B, Cömert Z. Application of breast cancer diagnosis based on a combination of convolutional neural networks, ridge regression and linear discriminant analysis using invasive breast cancer images processed with autoencoders. *Med Hypotheses* 2020;135:109503.

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2025-02-02]

TUMJ Tehran University Medical Journal, September 2020; Vol. 78, No. 6: 344-350 Review Article

A review of neural network detection methods for breast cancer: *review article*

Homayoon Yektaei M.D.[1*]
Mohammad Manthouri Ph.D.[2]

1- Department of Biomedical Engineering, Islamic Azad University, Tehran North Branch, Tehran, Iran.
2- Department of Electrical and Electronic Engineering, Control Group, Faculty of Engineering, Shahed University, Tehran, Iran.

[*]Corresponding author: NO17, Ghavidel Alley, Haji Abad St., Rasht, Iran.
Tel: +98-13-33323271
E-mail: Hyektai1994@gmail.com

Abstract

Received: 08 Mar. 2020 Revised: 15 Mar. 2020 Accepted: 14 Sep. 2020 Available online: 21 Sep. 2020

Breast cancer is the most common cancer among women and the earlier it is diagnosed, the easier it is to treat. The most common way to diagnose breast cancer is mammography. Mammography is a simple chest x-ray and a tool for early detection of non-palpable breast cancers and tumors. However, due to some limitations of this method such as low sensitivity especially in dense breasts, other methods such as 3d mammography, ultrasound and magnetic resonance imaging are often suggested to obtain additional useful information. Recently, computer-aided diagnostic or intelligent diagnostic have been developed to assist radiologists to improve diagnostic accuracy. In general, a computer system consists of four steps: pre-processing, dividing areas of interest, extracting and selecting features, and finally classification. Nowadays, the use of imaging techniques in the identification of patterns for diagnosis and automatic determination of breast cancer by mammography and even digital pathology (which is one of the emerging trends in modern medicine) reduces human errors and speeds up the diagnosis. In this article, We reviewed recent findings and their disadvantages and benefits in the diagnosis of breast cancer by neural networks, especially the artificial neural network, which is widely used in the diagnosis of cancers and intelligent breast cancers. This literature review shows that hybrid algorithms have been better at improving classification and detection accuracy. Providing a convenient way to diagnose tumors in the breast by computer-assisted diagnosis systems will be of great help to the physicians. Much work has been done in recent years to diagnose breast cancer, and many advances have been made in improving and diagnosing breast cancer by computer. All methods have a significant error percentage and are different depending on the type of breast, but compared to other types of neural networks, convolution and combining methods with convo have better results. Another advantage of the convoluted network is the automatic extraction of desirable features. Today, the best percentages of accuracy in detecting benign or malignant cancerous mass are achieved by convolution.

Keywords: breast cancer, mammography, neural network, tumor.

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2025-02-02]