

## به‌کارگیری الگوریتم GBC جهت افزایش دقت تشخیص و حذف نویز ضربه در تصاویر ماموگرافی مبتنی بر شبکه عصبی MLP

محمد مومنی<sup>\*</sup>: گروه کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، یزد، ایران

رابعه صرام: دانشگاه علوم پزشکی شهید صدوقی یزد، یزد، ایران

مهدی آقا صرام: گروه کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، یزد، ایران

مصطفی شیریزدی: دانشگاه علوم پزشکی شهید صدوقی یزد، یزد، ایران

افسانه قاسمی: دانشگاه علوم پزشکی شهید صدوقی یزد، یزد، ایران

علی پوراحمدی: دانشگاه علم و هنر، یزد، ایران

زهره حاج‌ابراهیمی: دانشگاه علوم پزشکی شهید صدوقی یزد، یزد، ایران

### چکیده

**مقدمه:** سرطان پستان به‌رغم انتشار گسترده، به کمک تصاویر ماموگرافی و علایم بالینی بیمار قابل شناسایی به موقع و معالجه قطعی است. حذف اختلال‌های ناخواسته نظیر نویزها و بهبود کیفیت تصاویر ماموگرافی، در افزایش دقت تشخیص سرطان موثر می‌باشد. نویزهای ضربه در تصاویر ماموگرافی دیجیتال به گونه‌ای است که در آن اختلاف شدت پیکسل نویزی با پیکسل‌های اطراف زیاد است. وجود علایم و ویژگی‌های مختلف این بیماری، تشخیص را برای پزشکان دشوار می‌کند. پردازش تصاویر ماموگرافی امکان تحلیل وضعیت بیماران برای تصمیم‌گیری‌های پزشکی را فراهم می‌کند. هدف این مقاله، ارائه یک مدل برای حذف نویز ضربه از تصاویر ماموگرافی به منظور افزایش دقت پیش‌بینی سرطان پستان است.

**روش بررسی:** در این مطالعه، تصاویر ماموگرافی ۵۷۴ بیمار مبتلا به سرطان پستان مورد بررسی قرار گرفته است. اطلاعات بیماران از پایگاه داده بیمارستان فوق تخصصی مرتاض یزد جمع‌آوری شده است. به منظور ارائه مدل برای حذف نویز ضربه از تصاویر ماموگرافی از الگوریتم GBC و شبکه عصبی MLP استفاده می‌شود.

**یافته‌ها:** مدل پیشنهادی با روش‌هایی از قبیل MDBUTMF و ATSM مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج شبیه‌سازی برتری دقت تشخیص و حذف نویز ضربه از تصاویر ماموگرافی مدل پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها را نشان می‌دهد. همچنین PSNR تصویر به طور متوسط ۲dB افزایش می‌یابد.

**نتیجه‌گیری:** در حذف نویز ضربه به منظور پیش‌بینی سرطان پستان، مدل پیشنهادی نسبت به سایر مدل‌های مورد مقایسه دارای حداقل میزان خطا و بیش‌ترین دقت و صحت است. روش ATSM، حداکثر میزان خطا و کم‌ترین دقت را دارا می‌باشد. **واژه‌های کلیدی:** سرطان پستان، ماموگرافی، الگوریتم GBC، شبکه عصبی MLP، حذف نویز.

<sup>\*</sup>نشانی نویسنده پاسخگو: یزد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، محمد مومنی.

نشانی الکترونیک: mohamad.momeny@stu.yazd.ac.ir

## مقدمه

توده، شایع‌ترین علامت سرطان پستان می‌باشد. تصاویر ماموگرافی احتمال تشخیص توده را افزایش می‌دهند. در سال‌های اخیر با پیشرفت‌هایی که در تکنولوژی‌های تصویربرداری از پستان به وجود آمده، درمان سرطان نیز با موفقیت بیش‌تری همراه شده است. اگر توده‌های پستان در اندازه کوچک کشف شوند به خوبی قابل درمان هستند. به‌کارگیری تصاویر ماموگرافی از روش‌های جدید برای تشخیص زودرس سرطان پستان است (۱). تصاویر ماموگرافی اغلب همراه با نويز بوده و امکان تخریب تصاویر ماموگرافی توسط نويز ضربه‌ای وجود دارد (۲). به دلیل این‌که نويز ضربه‌ای در تصاویر ماموگرافی، احتمال بروز خطا در تشخیص سرطان پستان را بالا می‌برد، حذف نويز ضربه‌ای باعث بهبود کیفیت تصاویر ماموگرافی شده و احتمال بروز خطا در تشخیص سرطان پستان توسط پزشک را کم می‌کند. با بهبود روش‌های کنونی برای حذف نويز در تصاویر ماموگرافی می‌توان دقت تشخیص سرطان را بالا برد.

نويز ضربه‌ای، که در آن اختلاف شدت پیکسل نويزی با پیکسل‌های اطراف زیاد است، یکی از عوامل تضعیف کیفیت در تصاویر دیجیتال می‌باشد. یکی از مسائل در زمینه حذف نويز ضربه‌ای، نگهداری جزئیات تصویر نويزی مانند لبه‌ها و بافت تصویر به همراه کاهش نويز می‌باشد. بهبود کیفیت تصاویر نويزی در برگیرنده روش‌هایی چون استفاده از انواع فیلترهای حوزه مکان و حوزه فرکانس است. روش‌های فیلترگذاری مکانی بر روی پیکسل‌های تصویر اعمال می‌شوند؛ در حالی که در حوزه فرکانس عملیات بر روی تبدیل یک تصویر اعمال می‌گردد. به طور کلی بازده روش‌های پردازش مکانی از لحاظ محاسباتی بالاتر بوده و پیاده‌سازی آن‌ها نیاز به منابع پردازش‌کننده کم‌تری دارد.

در فیلتر MDBUTMF (۳) در تصاویر با سطوح خاکستری با شدت (۰/۲۵۵) پیکسل‌های تصویر نويزی به ترتیب سطر به سطر از ابتدا تا انتها مورد پردازش قرار می‌گیرند. یک پنجره دو بعدی  $3 \times 3$  در مرکز هر پیکسل ایجاد می‌شود. اگر مقدار پیکسل چیزی به غیر از صفر یا ۲۵۵ بود، مقدار واقعی پیکسل شناخته شده و پردازش نمی‌شود. اگر کلیه مقادیر پنجره صفر یا ۲۵۵ بود میانگین مقادیر پنجره جایگزین مقدار فعلی پیکسل می‌شود در غیر

این صورت مقادیر صفر و ۲۵۵ از پنجره حذف شده و میانه مقادیر باقی‌مانده در پیکسل جاری قرار می‌گیرد. عملیات فوق تا پیمایش کل تصویر ادامه می‌یابد.

روش پیشنهادی ما در (۴) برای اصلاح مقدار پیکسل نويزی، پنجره دو بعدی با مرکزیت پیکسل جاری ایجاد می‌شود. اندازه پنجره بر اساس تعداد پیکسل‌ها با مقدار واقعی در همسایگی پیکسل جاری تعیین می‌شود. نتیجه اعمال فیلتر میانه و میانگین وزن‌دار برای مقادیر واقعی (بدون نويز) موجود در پنجره، به عنوان مقدار اصلاح شده پیکسل نويزی در نظر گرفته می‌شود.

الگوریتم پیشنهادی ما در (۵)، چرخش‌های زنجیره‌ای و ترانزاده‌های متوالی تصویر نويزی را مورد پردازش داده و به فرم تطبیقی از میانگین یا میانه مقادیر پنجره متناظر با پیکسل مورد پردازش، با لحاظ مفهوم همسایگی و ان نیومن، استفاده می‌کند.

جاویدی و همکارانش در مرجع (۶) فیلتر میانه وزن‌دار، در پنجره دو بعدی  $5 \times 5$  با مرکزیت هر پیکسل را برای حذف نويز ضربه‌ای ارائه دادند. از روش‌های حذف نويز ضربه‌ای و بهبود کیفیت تصویر می‌توان به انواع فیلترهای کلیدزنی از قبیل OCS (۷)، FSM (۸)، EEP (۹) اشاره کرد. Yu و همکارانش در مرجع (۱۰) طیف گرادیان ترکیبیرا مبتنی بر یک روش دو مرحله‌ای، برای حذف نويز ضربه‌ای ارائه دادند. Shanmugavadivu و همکارانش در مرجع (۱۱) فیلتر میانه دو مرحله‌ای تطبیقی ATSM را برای رفع نويز ارائه دادند.

الگوریتم‌ها مبتنی بر فیلتر میانه دارای ساختاری ساده و در عین حال زمان اجرای سریع هستند. از معایب روش‌های مبتنی بر فیلتر میانه این است که اگر تصویر دارای نويز با چگالی بالا باشد این فیلترها قادر نیستند پیکسل‌های غیر نويزی را از پیکسل‌های نويزدار تشخیص دهند و منجر به حذف اطلاعات مهم تصویر از جمله لبه‌ها می‌شوند (۵-۹).

در این مطالعه با گردآوری مجموعه تصاویر موبوط به پرونده‌های بیماران، مدلی برای افزایش دقت تشخیص و حذف نويز ضربه‌ای از تصاویر ماموگرافی معرفی می‌گردد.

## مواد و روش‌ها

### الف- گردآوری مجموعه داده‌ها:

مجموعه تصاویر ماموگرافی مربوط به سرطان پستان در بیمارستان فوق تخصصی مرتاض یزد جمع‌آوری گردیده است. تصاویر ماموگرافی مربوط به سال‌های ۱۳۹۳ تا ۱۳۹۴ می‌باشد. این مجموعه داده شامل ۵۷۴ نمونه است. تصاویر ماموگرافی موجود در مجموعه داده شامل پستان راست، پستان چپ، زیر بغل و پستان راست، زیر بغل و پستان چپ می‌باشد.

### ب- شبکه عصبی MLP:

شبکه عصبی در پزشکی به کمک فرآیند یادگیری<sup>۱</sup> برای پیش‌بینی بیماری‌ها به کار می‌رود. این روش با استفاده از پردازش‌گرهایی به نام نرون، روابط و الگوهای بین داده‌ها را شناسایی می‌کند. رویکرد شبکه عصبی آرایه نگاشت بین فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) است. لایه ورودی داده‌ها را دریافت کرده و به لایه‌های مخفی تحویل می‌دهد. اطلاعات در لایه‌های مخفی پردازش شده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌گیرند (۱۲). از ویژگی‌های عمده شبکه عصبی مصنوعی می‌توان به توانایی یادگیری الگو، سرعت بالای پردازش، توانایی تعمیم دانش پس از یادگیری، انعطاف‌پذیری در برابر خطاهای ناخواسته و عدم ایجاد اختلال قابل توجه در صورت بروز اشکال اشاره کرد (۱۳).

### ج- الگوریتم GBC:

الگوریتم GBC<sup>۲</sup> رویکرد جدیدی است که توان افزایش دقت و کاهش خطا در پیش‌بینی را با محاسبات حداقل و مرتبه زمانی کمتر از کارهای مشابه دارد (۱۴). روال بهینه‌یابی در الگوریتم GBC بر اساس یک روند تصادفی-هدایت شده استوار می‌باشد. این روش، بر مبنای نظریه تکامل تدریجی و ایده‌های الگوریتم زنبور عسل پایه‌گذاری شده است. الگوریتم زنبور عسل هر نقطه را در فضای پارامتری متشکل از پاسخ‌های ممکن به عنوان منبع غذا تحت بررسی قرار می‌دهد. زنبورهای دیده‌بان -کارگزاران شبیه‌سازی شده به صورت تصادفی فضای پاسخ‌ها را ساده می‌کنند و به وسیله تابع شایستگی کیفیت موقعیت‌های بازدید شده را گزارش می‌دهند. جواب‌های ساده شده رتبه

بندی می‌شوند و دیگر زنبورها نیروهای تازه‌ای هستند که فضای پاسخ‌ها را در پیرامون خود برای یافتن بالاترین رتبه محل‌ها جستجو می‌کنند که گلزار نامیده می‌شود. الگوریتم به صورت گزینشی دیگر گلزارها را برای یافتن نقطه‌ی بیشینه‌ی تابع شایستگی جستجو می‌کند.

در نهایت، به منظور دستیابی به یک تعادل بین بهره برداری و اکتشاف در الگوریتم ABC و بهبود توانایی‌های جستجوی محلی، از اپراتورهای جهش الگوریتم ژنتیک در طول فرآیند جایگزینی راه‌حل‌ها استفاده می‌شود. الگوریتم GBC با دادن جمعیت تصادفی اولیه از فضای جستجو یعنی ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر ماموگرافی شروع می‌شود:

$$X_{mi} = X_i^{min} + rand * (X_i^{max} - X_i^{min}) \quad (1)$$

که در رابطه بالا  $X_{mi}$  یک بردار راه حل (ویژگی‌های انتخاب شده از تصاویر ماموگرافی) برای مساله بهینه سازی و  $m=1, \dots, S_N$  بیانگر تعداد جمعیت اولیه و هر  $X_i$  یک بردار  $n$  بعدی است. سپس تابع برازش هر راه حل محاسبه می‌شود.

$$\vec{P}_m = \frac{fit_m(\vec{x}_m)}{\sum_{m=1}^{S_N} fit_m(\vec{x}_m)} \quad (2)$$

و  $fit(X_m)$  تابع برازش  $X_m$  می‌باشد.

### د- الگوریتم PSO:

الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات یا PSO<sup>۳</sup> از رفتار اجتماعی دسته پرندگان یا گروه ماهی‌ها در حین جستجوی غذا، برای هدایت جمعیت به منطقه هدف در فضای جستجو استفاده می‌کند (۱۵، ۱۶). در PSO هر جواب مساله، موقعیت یک پرنده در فضای جستجو است که آن را ذره می‌نامند. تمام ذره‌ها دارای یک مقدار شایستگی هستند که توسط تابع برازندگی که هدف بهینه‌سازی می‌باشد، بدست می‌آیند. همچنین هر ذره دارای مولفه‌ای به نام سرعت می‌باشد که مسیر حرکت آن را در فضای جستجو تعیین می‌کند. الگوریتم PSO شامل دو مدل معادله سرعت و مکان است. مختصات هر ذره نمایان‌گر یک جواب ممکن مرتبط با دو بردار می‌باشد. بردارهای موقعیت ( $X_i$ ) و سرعت ( $V_i$ ) دو بردار وابسته و مرتبط با هر ذره  $i$  در فضای جستجوی  $N$  بعدی می‌باشند که به ترتیب به صورت زیر بیان می‌گردند.

<sup>1</sup> Learning

<sup>2</sup> Genetic Bee Colony

<sup>3</sup> Particle Swarm Optimization

شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری<sup>۵</sup> و با استفاده از پردازش‌گرهایی به نام نرون تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی بین داده‌ها، نگاهی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند.

هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بیند، آموزش فرایندی است که در نهایت منجر به یادگیری می‌شود. یادگیری شبکه، زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دستیابی به این شرایط فرایند یادگیری محقق شده است. این وزن‌ها حافظه و دانش شبکه را بیان می‌کنند. شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای پیش‌بینی خروجی‌های متناسب با مجموعه جدید داده‌ها بکار رود (۱۲).

با توجه به ساختار شبکه عصبی مصنوعی، ویژگی‌های عمده آن، سرعت بالای پردازش، توانایی یادگیری الگو به روش اراده الگو، توانایی تعمیم دانش پس از یادگیری، انعطاف پذیری در برابر خطاهای ناخواسته و عدم ایجاد اختلال قابل توجه در صورت بروز اشکال در بخشی از اتصال‌های به دلیل توزیع وزن‌های شبکه است (۱۳).

در این مقاله از شبکه MLP استفاده می‌شود. این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است. برای آموزش این شبکه، از الگوریتم پس انتشار (BP<sup>۶</sup>) استفاده می‌شود. در طی آموزش شبکه MLP به کمک الگوریتم یادگیری BP، ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی شبکه انجام می‌شود و سپس مقادیر خطای محاسبه شده به لایه‌های قبل انتشار می‌یابد. در ابتدا، محاسبه خروجی به صورت لایه به لایه انجام می‌شود و خروجی هر لایه، ورودی لایه بعدی خواهد بود. در حالت پس انتشار، ابتدا لایه‌های خروجی تعدیل می‌شود، زیرا برای هر یک از نرون‌های لایه خروجی، مقدار مطلوبی وجود دارد و می‌توان به کمک آن‌ها و قاعده‌های به‌هنگام سازی، وزن‌ها را تعدیل نمود. با وجود این که الگوریتم پس انتشار خطا نتایج خوبی در حل مسایل ارائه داده است، در حل برخی از مسایل ضعیف

$$X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}] \quad (3)$$

$$V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN}] \quad (4)$$

موقعیت هر ذره بر اساس بهترین جستجوی خود ذره، بهترین تجربه کلی پرواز گروهی و بردار سرعت پیشین خود ذره، بر اساس روابط زیر به‌هنگام می‌شود.

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1r_1(pbest_i^k - x_i^k) + c_2r_2(gbest^k - x_i^k) \quad (5)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + Cv_i^{k+1} \quad (6)$$

که در آن  $c_1$  و  $c_2$  دو ثابت عددی مثبت،  $r_1$  و  $r_2$  دو عدد تصادفی با توزیع یکنواخت در محدوده  $[0, 1]$  و  $w$  وزن لختی می‌باشد که به صورت زیر انتخاب می‌گردد.

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{iter_{\max}} \times iter \quad (7)$$

که  $iter_{\max}$  تعداد ماکزیمم تکرار و  $iter$  تعداد تکرار جاری می‌باشد.  $Pbest_i^k$  بهترین موقعیت ذره  $i$  است که بر اساس تجربه ذره به‌دست آمده و به صورت زیر قابل بیان است:

$$Pbest_i^k = [x_{i1}^{pbest}, x_{i2}^{pbest}, \dots, x_{iN}^{pbest}] \quad (8)$$

$Gbest^k$  بهترین موقعیت ذره بر اساس تجربه کلی گروهی می‌باشد و عبارت است از:

$$Gbest^k = [x_1^{gbest}, x_2^{gbest}, \dots, x_N^{gbest}] \quad (9)$$

و  $k$  هم شاخص تکرار است.

#### د- مدل پیشنهادی:

در تصاویر طبیعی<sup>۴</sup> که الگوی مشخصی بین هر یک از تصاویر وجود ندارد، برای شناسایی و حذف نویز نمی‌توان از ابزارهایی مانند شبکه عصبی استفاده کرد. ولی به دلیل این که تصاویر ماموگرافی از الگوها و محدودیت‌های خاصی پیروی می‌کنند، ابزار شبکه عصبی برای تشخیص و حذف نویز موثر است.

در تصاویر ماموگرافی از آنجا که پیکسل‌های تصویر به صورت تصادفی پخش نشده‌اند و سطح روشنایی یک پیکسل به پیکسل‌های همسایگی خود نزدیک است، می‌توان مقدار هر پیکسل را با استفاده از شبکه عصبی تخمین زد.

<sup>5</sup> Learning

<sup>6</sup> Back propagation

<sup>4</sup>Natural

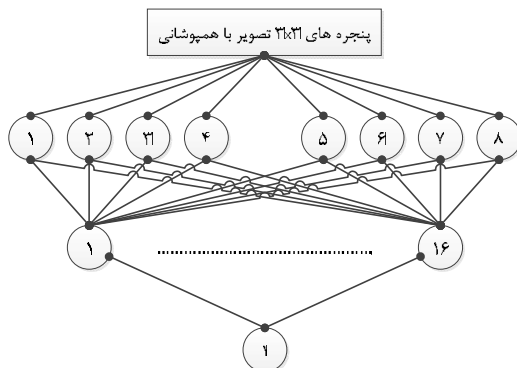
می‌شود. مقادیر پنجره به عنوان یک رکورد با برچسب «نویزی» در پایگاه داده ذخیره می‌گردد. در نهایت مقادیر پایگاه داده به عنوان ورودی برای آموزش به شبکه عصبی ارسال می‌گردد.

آموزش شبکه عصبی طبق الگوریتم زیر انجام می‌شود: لایه ورودی: پیکسل‌های همسایه با پیکسل مرکزی در پنجره  $3 \times 3$  به عنوان ورودی به گره‌های این لایه وارد می‌شوند.

لایه خروجی: لایه خروجی متناظر با وضعیت سالم یا نویزی بودن پیکسل مرکزی در پنجره  $3 \times 3$  است. مراحل آموزش شبکه عصبی جهت حذف نویز در الگوریتم پیشنهادی عبارتند از:

- ۱- اختصاص ماتریس وزن تصادفی به هریک از پیکسل‌های همسایه (هشت پیکسل).
- ۲- انتخاب بردار ورودی و خروجی متناسب با مقادیر پنجره  $3 \times 3$
- ۳- محاسبه خروجی نرون در هر لایه و در نتیجه محاسبه خروجی نرون‌ها در لایه خروجی (مقدار پیکسل مرکزی).
- ۴- به‌نگام سازی وزن‌ها به روش انتشار خطای شبکه به لایه‌های قبل که خطای یاد شده ناشی از اختلاف بین خروجی واقعی (مقدار پیکسل مرکزی در پنجره  $3 \times 3$ ) و خروجی محاسبه شده است.
- ۵- ارزیابی عملکرد شبکه آموزش دیده به کمک برخی شاخص‌های تعریف شده مانند جذر میانگین مربعات خطا (MSE).

ساختار کلی شبکه عصبی مورد استفاده در شکل ۱ نمایش داده شده است.



شکل ۱: ساختار شبکه عصبی مصنوعی

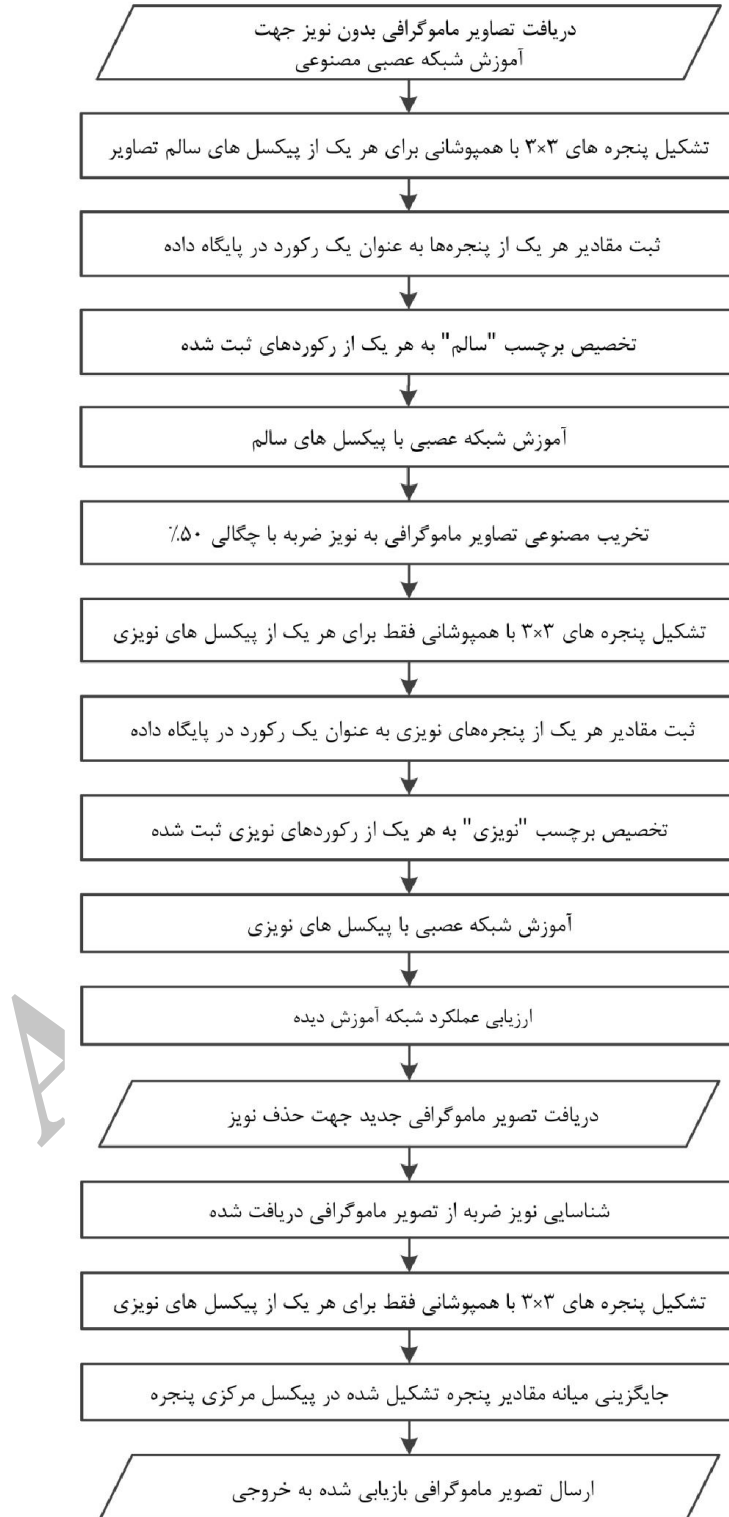
عمل می‌کند که می‌تواند به دلیل طولانی بودن یا مشخص نبودن زمان یادگیری، انتخاب نامناسب ضریب یادگیری و یا توزیع تصادفی وزن‌های اولیه باشد. در برخی موارد نیز به دلیل وجود کمینه موضعی، فرایند یادگیری مختل می‌شود که به دلیل قرار گرفتن جواب در قسمت‌های هموار توابع آستانه دچار وقفه می‌شود. برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی جهت تشخیص و آشکارسازی نویز از الگوریتم زیر استفاده می‌شود:

- ۱- تعداد ۱۰۰۰ تصویر ماموگرافی بدون نویز انتخاب می‌شود.
- ۲- در هر تصویر ماموگرافی برای هر یک از پیکسل‌ها یک پنجره  $3 \times 3$  با مقادیر پیکسل‌های همسایه تشکیل می‌شود.
- ۳- مقادیر هر یک از پنجره‌ها به عنوان یک رکورد در پایگاه داده ثبت می‌شود.
- ۴- به هر یک از رکوردها برچسب «سالم» اختصاص داده می‌شود.
- ۵- مراحل ۲ تا ۴ برای همه تصاویر ماموگرافی تکرار می‌شود.
- ۶- تصاویر ماموگرافی با چگالی ۵۰٪ آغشته به نویز ضربه می‌گردد.
- ۷- در هر تصویر ماموگرافی برای هر یک از پیکسل‌های نویزی یک پنجره  $3 \times 3$  تشکیل می‌شود.
- ۸- مقادیر هر یک از پنجره‌ها به عنوان یک رکورد در پایگاه داده ثبت می‌شود.
- ۹- به هر یک از رکوردها برچسب «نویزی» اختصاص داده می‌شود.
- ۱۰- مراحل ۷ تا ۹ برای همه تصاویر ماموگرافی تکرار می‌شود.
- ۱۱- پایگاه داده ذخیره می‌شود.
- ۱۲- مقادیر پایگاه داده به عنوان ورودی برای آموزش به شبکه عصبی ارسال می‌گردد.

در مرحله آموزش شبکه عصبی برای تشخیص نویز ضربه، ابتدا تصاویرهای ماموگرافی بدون نویز پیمایش و مورد پردازش قرار می‌گیرد. در پیمایش هر یک از تصاویر ماموگرافی، یک پنجره دو بعدی  $3 \times 3$  با مرکزیت پیکسل جاری تصویر تشکیل می‌شود. مقادیر پنجره به عنوان یک رکورد با برچسب «سالم» در نظر گرفته می‌شود. سپس تصاویر ماموگرافی با چگالی ۵۰٪ به نویز ضربه آغشته می‌گردند.

تصویر نویزی پیمایش و مورد پردازش قرار می‌گیرد. در پیمایش هر یک از تصاویر ماموگرافی آغشته به نویز ضربه، یک پنجره دوبعدی  $3 \times 3$  با مرکزیت پیکسل نویزی تشکیل

پس از آموزش، شبکه عصبی با دقت قابل قبولی قادر به پیش‌بینی مقادیر نویز خواهد بود. در نهایت برای حذف نویز ضربه از تصاویر ماموگرافی، میانه مقادیر غیر نویزی در پنجره  $3 \times 3$  جایگزین مقادیر پیکسل‌های نویزی موجود در پنجره می‌شود. شکل ۲ نشان دهنده روندنمای شناسایی و حذف نویز است.



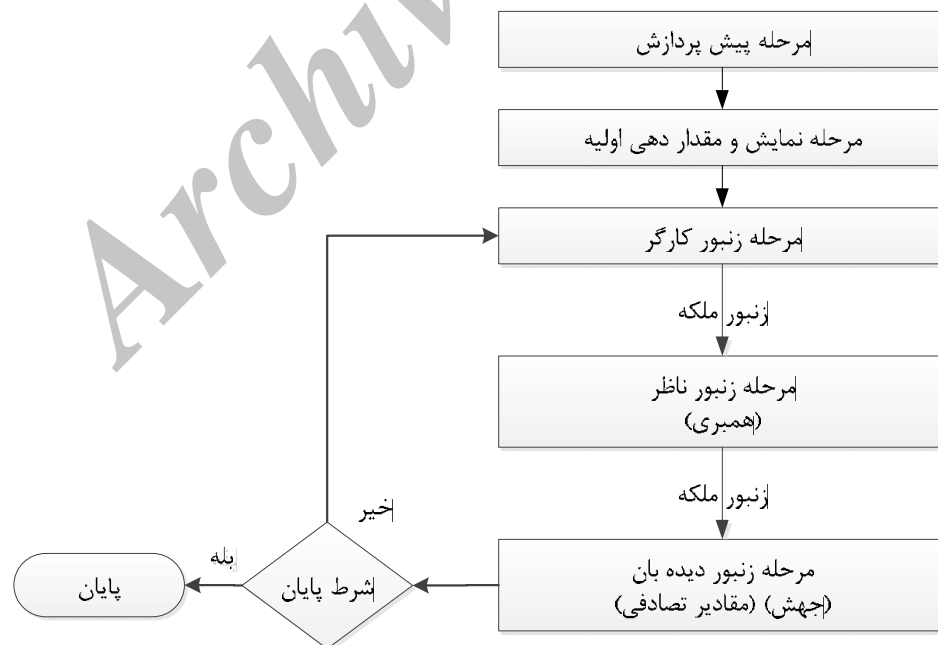
شکل ۲: روندنمای ره‌یافت پیشنهادی برای شناسایی و حذف نویز ضربه از تصاویر ماموگرافی

به همین دلیل الگوریتم‌های ژنتیک از مشکل پیش همگرایی رنج می‌برند و رسیدن به بهینه محلی زود هنگام رخ می‌دهد. بنابراین، به منظور دستیابی به بهره برداری و اکتشاف متعادل، استفاده از مزایای سایر الگوریتم‌های تکاملی فوق ابتکاری از الهام گرفته شده طبیعت ضروری به نظر می‌رسد. برای از بین بردن معایب الگوریتم ژنتیک، مانند پیش همگرایی و زمان محاسبات، الگوریتم GBC معرفی شده است. در الگوریتم GMC، عملگرهای GA و الگوریتم ABC ادغام شده و یک الگوریتم بر اساس ABC-اصلاح شده برای بهینه‌سازی ارائه شده است. در الگوریتم اصلاح شده GBC، عملگرهای GA در فرآیند بهره‌برداری الگوریتم زنبور عسل برای بهبود به اشتراک گذاری اطلاعات بین زنبور عسل کارگر و زنبور عسل ناظر برای یافتن راه حل بهینه استفاده می‌شوند. الگوریتم GBC شامل فاز پیش پردازش، فاز نمایش و مقداردهی اولیه، فاز زنبور عسل کارگر، فاز زنبور عسل ناظر و فاز زنبور عسل دیده‌بان است. شکل ۳ نمایانگر روند نمای الگوریتم GBC است.

ضعف در نتایج شبکه عصبی MLP ممکن است به دلیل طولانی بودن یا مشخص نبودن زمان یادگیری، عدم انتخاب صحیح ضرایب یادگیری و توزیع نامناسب وزن‌های اولیه باشد. یکی از عوامل اختلال در یادگیری شبکه عصبی، مقادیر نامناسب در پارامترها است. در این مقاله از الگوریتم GBC برای تنظیم پارامترها در یادگیری شبکه استفاده می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی تابع هدف برای الگوریتم GBC را به صورت زیر تعریف می‌شود:

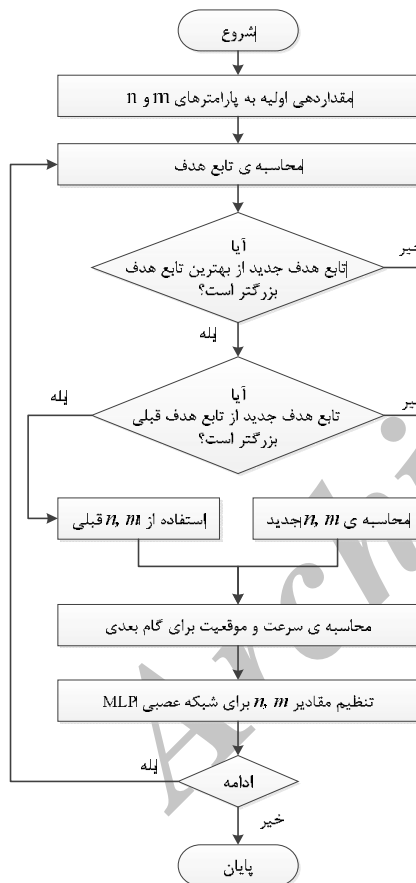
$$\text{Objective Function} = \text{Minimum (Error Rate)} \\ \text{Error Rate} = 1 - \text{Accuracy}$$

تابع برازندگی بر اساس میزان خطا در دقت پیش‌بینی نویز ضربه تعریف می‌گردد. همچنین  $m$ ، تعداد لایه‌های مخفی و  $n$ ، تعداد نرون‌های مخفی در هر لایه در شبکه عصبی است. در واقع  $m$  و  $n$  به عنوان ذره در نظر گرفته می‌شوند. هدف از الگوریتم فوق ابتکاری GBC یافتن راه حل عملی مطلوب است. برای رسیدن به این هدف، تعادل مناسب بین بهره‌برداری و اکتشاف مورد نیاز است. الگوریتم ژنتیک عملیات بهره‌برداری مناسبی دارد (همبری و جهش)، اما توانایی کشف موثر بهینه‌سازی فضای جستجو را ندارد (۱۴).



شکل ۳: روند نمای الگوریتم GBC

ذره‌های جدید هستند و به جای  $n$ ,  $m$  موجود در مرحله قبل، جایگزین می‌شوند. بدین طریق مقادیر  $n$ ,  $m$  که در شبکه عصبی MLP، به صورت استاتیک تعریف شده بودند، در الگوریتم PSO، تبدیل به متغیرهای پویا شده و بسته به شرایط شبکه، تغییر می‌یابند. روش کار و نمودار جریان کاری الگوریتم PSO برای محاسبه  $m$  و  $n$  بهینه به ترتیب در شکل ۴ نمایش داده شده است. شکل ۵ نشان دهنده روند نمای کلی ره‌یافت پیشنهادی با الگوریتم GBC و شبکه عصبی MLP می‌باشد.



شکل ۴: نمودار جریان کاری الگوریتم PSO برای

محاسبه  $m$  و  $n$  بهینه

ارزیابی الگوریتم GBC در بهبود عملکرد شبکه عصبی MLP با مقایسه با روش PSO انجام می‌شود. الگوریتم PSO، شامل دو مدل معادله سرعت و مکان می‌باشد. مختصات هر ذره نمایانگر یک جواب ممکن مرتبط با دو بردار است. موقعیت و سرعت هر ذره ( $m$  و  $n$ ) به روش زیر محاسبه می‌شود:

$$v_m^{k+1} = w_m^k v_m^k + c_1 r_{11} (Pbest_m^k - m^k) + c_2 r_{22} (Gbest_m^k - m^k) \quad (10)$$

$$x_m^{k+1} = x_m^k + C v_m^{k+1} \quad (11)$$

$$v_n^{k+1} = w_n^k v_n^k + c_1 r_{11} (Pbest_n^k - n^k) + c_2 r_{22} (Gbest_n^k - n^k) \quad (12)$$

$$x_n^{k+1} = x_n^k + C v_n^{k+1} \quad (13)$$

که در آن  $c_1$  و  $c_2$  دو ثابت عددی مثبت،  $r_1$  و  $r_2$  دو عدد تصادفی می‌باشند. بهترین موقعیت ذره  $i$  است که براساس تجربه ذره بدست آمده و بر طبق معادله زیر بیان می‌شود.

$$Pbest_i^k = [x_{i1}^{pbest}, x_{i2}^{pbest}, \dots, x_{iN}^{pbest}] \quad (14)$$

بهترین موقعیت ذره براساس تجربه کلی گروهی می‌باشد و به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$Gbest = [x_1^{gbest}, x_2^{gbest}, \dots, x_N^{gbest}] \quad (15)$$

مقادیر  $n$ ,  $m$  باید به مقادیر  $Gbest$  نزدیک‌تر شوند.  $Pbest$  در الگوریتم پیشنهادی زمانی حاصل می‌شود که مقادیر  $n$ ,  $m$  باعث شوند تا معیارهای مورد نظر ما به حد بهینه خود برسند. در این حالت  $n$ ,  $m$  به‌هنگام شده‌ای که سبب شود تا معیارهای مورد نظر ما بهینه باشد، به عنوان  $n$ ,  $m$  برای  $Pbest$  در نظر گرفته می‌شود. همچنین بهترین سراسری زمانی حاصل می‌شود که مقادیر  $n$ ,  $m$  با مقادیر  $Gbest$  برابر باشند.

با جایگذاری  $Pbest$  و  $Gbest$  در معادله ۱۲، سرعت ذرات محاسبه می‌شود سپس با جایگذاری سرعت ذرات در معادله ۱۳، موقعیت ذرات را می‌توان محاسبه کرد. برای محاسبه‌ی موقعیت بعدی هر ذره، از روابط زیر استفاده می‌شود.

$$m^{k+1} = m^k + v_m^{k+1} \quad (16)$$

$$n^{k+1} = n^k + v_n^{k+1} \quad (17)$$



$$\text{Accuracy} = (\text{TP} + \text{TN}) / \text{All} \quad (18)$$

$$\text{Sensitivity} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) \quad (19)$$

$$\text{Specificity} = \text{TN} / (\text{FP} + \text{TN}) \quad (20)$$

$$\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) \quad (21)$$

$$F \text{ Measure} = \frac{2 * \text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

$$\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$$

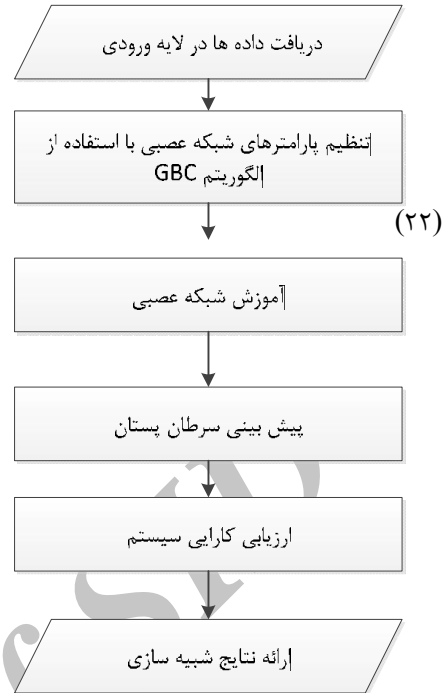
در شکل ۶، درصد خطا برای پیش‌بینی بیماری در الگوریتم پیشنهادی در ۵۰ مرحله نمایش داده شده است. شکل ۷ نشان‌دهنده نمودار نتایج تشخیص روش‌های مختلف با معیار Accuracy است. همانگونه که مشاهده می‌شود مدل پیشنهادی دقت بیشتری نسبت به سایر روش‌ها دارد. همچنین مقایسه نتایج پیش‌بینی بیماری با معیارهای Sensitivity و Specificity به ترتیب در جدول‌های ۱ و ۲ نمایش داده شده است. جدول ۳ و ۴ نتایج روش‌ها به ترتیب با معیار Precision و F-Measure مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج مقایسه نشان‌دهنده برتری عملکرد مدل پیشنهادی می‌باشد.

برای ارزیابی کارایی الگوریتم‌های حذف نویز ضربه از تصویر نویزی، از معیار PSNR، طبق روابط (۲۳) و (۲۴) استفاده می‌کنیم:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{255^2}{MSE} \right) \quad (23)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M ((P(i,j)) - Q(i,j))^2}{M \times N} \quad (24)$$

در جایی که P تصویر اصلی بدون نویز و Q تصویر نویزی بازایی شده در ابعاد  $M \times N$  است. در این مقاله مقایسه نتایج عملکرد ره‌یافت پیشنهادی و روش‌های ذکر شده با معیار PSNR در سطوح خاکستری با شدت (۰/۲۵۵) با چگالی نویز ضربه‌ای ۱۰٪ تا ۶۰٪ صورت گرفته است. نمودار عملکرد ره‌یافت پیشنهادی در قیاس با الگوریتم‌های ذکر شده با آزمایش بر روی تصاویر ماموگرافی پستان بیمار با چگالی نویز ضربه‌ای از ۱۰٪ تا ۶۰٪ در شکل ۸ برتری ره‌یافت پیشنهادی نسبت به روش‌های ذکر شده را نشان می‌دهد.



شکل ۵: روندنمای کلی ره‌یافت پیشنهادی با الگوریتم GBC و شبکه عصبی MLP

## یافته‌ها

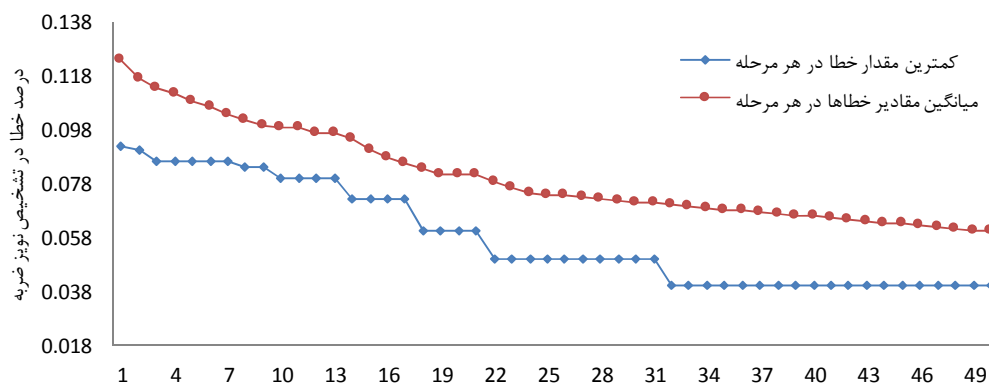
داده‌های موجود در پرونده بیماران با استفاده از نرم‌افزار Matlab (R2013b) توصیف، شبیه‌سازی و تحلیل شده است. ارتباط بین کلاس‌های واقعی و کلاس‌های پیش‌بینی شده با استفاده از ماتریس Confusion قابل محاسبه است. برای مقایسه دقت مدل پیشنهادی با سایر روش‌ها در تشخیص پیکسل‌های حاوی مقدار نویزی از معیارهای Accuracy، Sensitivity، Specificity، Precision، و F-Measure طبق روابط زیر استفاده می‌شود (۱۷):

TP: تعداد رکوردهایی که به‌درستی، مثبت تشخیص داده می‌شوند.

TN: تعداد رکوردهایی که به‌درستی، منفی تشخیص داده می‌شوند.

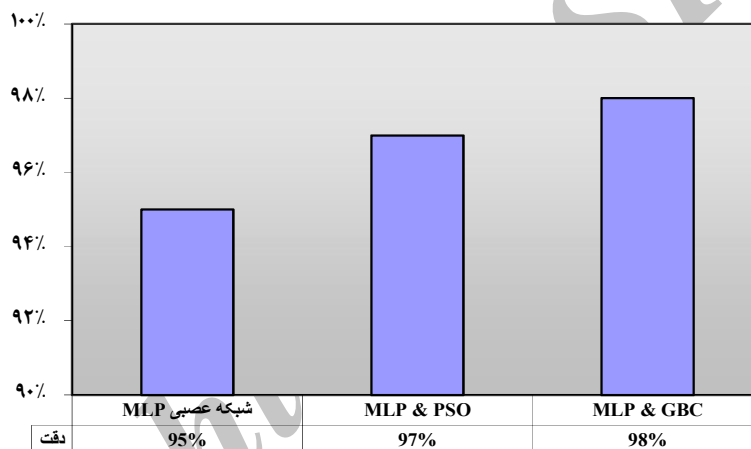
FP: تعداد رکوردهایی که به‌غلط، مثبت تشخیص داده می‌شوند.

FN: تعداد رکوردهایی که به‌غلط، منفی تشخیص داده می‌شوند.



تشریح نوبز توسط شبکه عصبی برای هر مرحله

شکل ۶: درصد خطا برای تشخیص نوبز ضربه با چگالی ۱۰٪ از تصاویر ماموگرافی در الگوریتم پیشنهادی



شکل ۷: نمودار نتایج با معیار Accuracy

جدول ۱: مقایسه نتایج با معیار Sensitivity

MLP & GBC	MLP & PSO	MLP	
۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۹۶	پیکسل با مقدار سالم
۰/۹۳	۰/۹۲	۰/۹۰	پیکسل با مقدار نوبزی

جدول ۲: مقایسه نتایج با معیار Specificity

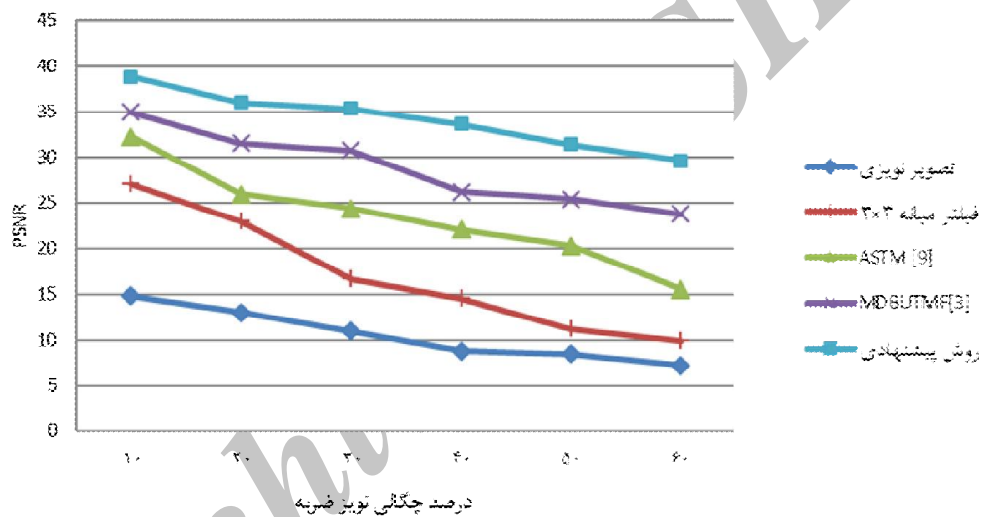
MLP & GBC	MLP & PSO	MLP	
۰/۹۳	۰/۹۲	۰/۹۰	پیکسل با مقدار سالم
۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۹۶	پیکسل با مقدار نوبزی

جدول ۳: مقایسه نتایج با معیار Precision

MLP & GBC	MLP & PSO	MLP	
۰/۹۷	۰/۹۶	۰/۹۴	پیکسل با مقدار سالم
۰/۹۸	۰/۹۷	۰/۹۵	پیکسل با مقدار نویزی

جدول ۴: مقایسه نتایج با معیار F-Measure

MLP & GBC	MLP & PSO	MLP	
۰/۹۸	۰/۹۷	۰/۹۵	پیکسل با مقدار سالم
۰/۹۵	۰/۹۴	۰/۹۲	پیکسل با مقدار نویزی



شکل ۸: نمودار عملکرد رهیافت پیشنهادی در قیاس با الگوریتم‌های ذکر شده

تصویر ماموگرافی پستان راست بیمار با روش‌های مختلف با چگالی نویز ضربه ۵۰٪ است. در شکل ۱۲ تصویر ماموگرافی زیر بغل و پستان راست بیمار با چگالی نویز ۶۰٪ مورد پردازش قرار گرفته است. مقایسه نتایج دیداری برتری روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. بیشتر مقادیر پیکسل‌های تصاویر ماموگرافی از صفر و ۲۵۵ تشکیل شده است. به دلیل این‌که معیار تشخیص نویز ضربه در روش‌های مورد مقایسه، وجود مقدار صفر و ۲۵۵ در پیکسل‌های تصویر است، تشخیص نویز در این روش‌ها با خطا مواجه می‌شود. روش پیشنهادی معیار بهتری برای تشخیص نویز را ارائه می‌دهد.

نتایج مقایسه برای تصاویر ماموگرافی پستان چپ بیمار در جدول ۵ (پستان راست بیمار)، در جدول ۶ (زیر بغل چپ بیمار)، در جدول ۷ و زیر بغل چپ بیمار در جدول ۸ نشان داده شده است. ارزیابی مقادیر جدول ۵ تا ۸ نشان‌دهنده کارایی بهتر و برتری رهیافت پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها است. نتیجه دیداری حاصل از اجرای رهیافت پیشنهادی در قیاس با سایر روش‌ها برای تصویر ماموگرافی پستان چپ بیمار، با چگالی نویز ضربه ۱۰٪ در شکل ۹ نمایش داده شده است. در شکل ۱۰ تصویر ماموگرافی زیر بغل و پستان چپ بیمار با چگالی نویز ۳۰٪ مورد پردازش قرار گرفته است. شکل ۱۱ نشان‌دهنده نتایج بهبود کیفیت

جدول ۵: مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی و روش‌های ذکر شده با معیار PSNR برای تصویر ماموگرافی پستان چپ بیمار

روش‌ها	چگالی نویز ضربه				
	%۱۰	%۲۰	%۳۰	%۴۰	%۵۰
تصویر نویزی	۱۴/۹	۱۳/۱	۱۱/۱	۸/۹	۸/۶
فیلتر میانه ۳×۳	۲۷/۲	۲۳/۰	۱۶/۷	۱۴/۶	۱۱/۳
[۱] ASTM	۳۲/۳	۲۶/۰	۲۴/۴	۲۲/۱	۲۰/۳
[۳] MDBUTMF	۳۵/۰	۳۱/۶	۳۰/۸	۲۶/۳	۲۵/۵
روش ارایه شده در [۴]	۳۵/۸	۳۲/۳	۳۱/۷	۲۶/۸	۲۵/۹
روش ارایه شده در [۵]	۳۶/۱	۳۲/۹	۳۲/۱	۲۷/۲	۲۶/۳
روش پیشنهادی	۳۸/۹	۳۶/۱	۳۵/۴	۳۳/۷	۳۱/۵

جدول ۶: مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی و روش‌های ذکر شده با معیار PSNR برای تصویر ماموگرافی پستان راست بیمار

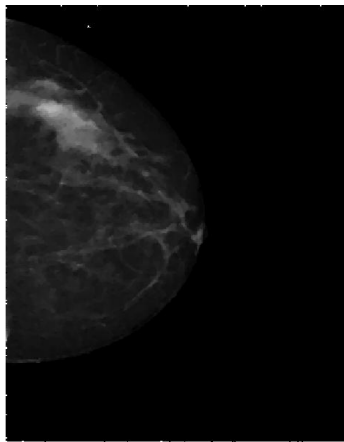
روش‌ها	چگالی نویز ضربه				
	%۱۰	%۲۰	%۳۰	%۴۰	%۵۰
تصویر نویزی	۱۵/۴	۱۳/۳	۱۱/۱	۹/۱	۸/۶
فیلتر میانه ۳×۳	۳۱/۵	۲۶/۳	۲۲/۴	۱۵/۱	۱۲/۶
[۱] ASTM	۳۴/۱	۲۹/۰	۲۶/۶	۲۴/۳	۲۲/۰
[۳] MDBUTMF	۳۵/۳	۳۲/۰	۲۹/۳	۲۷/۱	۲۶/۵
روش ارایه شده در [۴]	۳۶/۱	۳۲/۹	۳۰/۰	۲۷/۸	۲۸/۱
روش ارایه شده در [۵]	۳۶/۸	۳۲/۳	۳۰/۶	۲۸/۵	۲۸/۹
روش پیشنهادی	۳۹/۴	۳۶/۵	۳۵/۶	۳۴/۱	۳۱/۶

جدول ۷: مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی و روش‌های ذکر شده با معیار PSNR برای تصویر ماموگرافی زیر بغل و پستان چپ بیمار

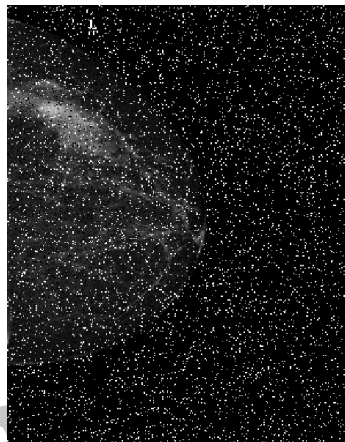
روش‌ها	چگالی نویز ضربه				
	%۱۰	%۲۰	%۳۰	%۴۰	%۵۰
تصویر نویزی	۱۵/۲	۱۳/۴	۱۱/۴	۹/۱	۸/۹
فیلتر میانه ۳×۳	۲۹/۵	۲۵/۲	۲۲/۶	۱۵/۰	۱۴/۰
[۱] ASTM	۳۳/۶	۳۰/۱	۲۹/۰	۲۵/۷	۲۲/۴
[۳] MDBUTMF	۳۴/۳	۳۲/۹	۳۲/۰	۲۶/۴	۲۵/۳
روش ارایه شده در [۴]	۳۵/۲	۳۳/۰	۳۲/۹	۲۷/۱	۲۶/۱
روش ارایه شده در [۵]	۳۵/۹	۳۳/۹	۳۳/۱	۲۷/۸	۲۶/۹
روش پیشنهادی	۳۸/۹	۳۶/۲	۳۵/۵	۳۴/۰	۳۱/۸

جدول ۸: مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی و روش‌های ذکر شده با معیار PSNR برای تصویر ماموگرافی زیر بغل و پستان چپ بیمار

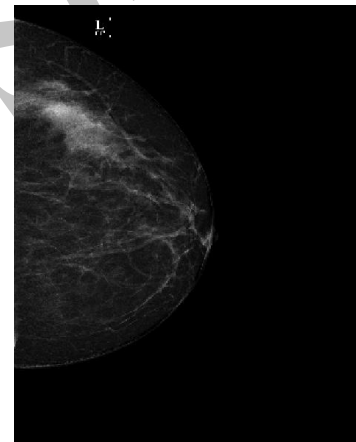
چگالی نویز ضربه						روش‌ها
%۱۰	%۲۰	%۳۰	%۴۰	%۵۰	%۶۰	
۱۵/۸	۱۳/۴	۱۱/۸	۹/۴	۸/۸	۷/۹	تصویر نویزی
۲۸/۷	۲۶/۳	۲۱/۲	۱۷/۴	۱۰/۳	۹/۰	فیلتر میانه ۳×۳
۳۲/۳	۲۷/۶	۲۵/۰	۲۳/۱	۲۰/۲	۲۰/۴	ASTM [۱۱]
۳۵/۰	۳۳/۳	۳۲/۴	۲۶/۸	۲۸/۶	۲۲/۹	MDBUTMF [۳]
۳۶/۱	۳۴/۰	۳۳/۱	۲۷/۶	۲۹/۴	۲۳/۷	روش ارایه شده در [۴]
۳۶/۷	۳۴/۵	۳۳/۶	۲۸/۰	۲۹/۸	۲۳/۹	روش ارایه شده در [۵]
۳۹/۷	۳۶/۷	۳۵/۷	۳۴/۴	۳۱/۹	۳۱/۴	روش پیشنهادی



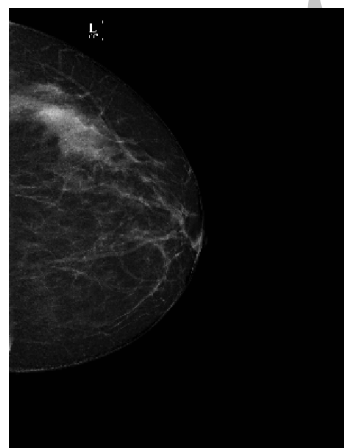
الف) تصویر ماموگرافی پستان چپ



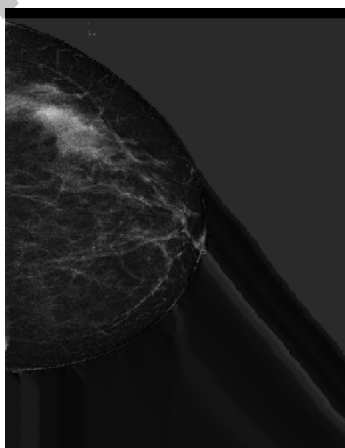
ب) تصویر با نویز ۱۰ درصد



ج) نتیجه فیلتر میانه ۳×۳



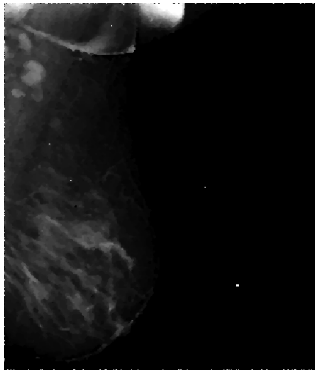
ه) نتیجه ASTM



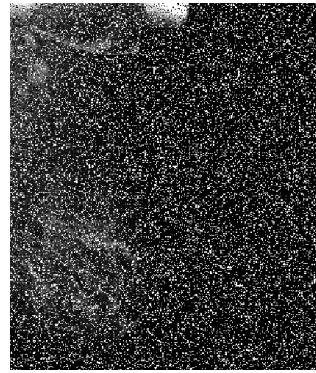
د) نتیجه فیلتر MDBUTMF

و) نتیجه روش پیشنهادی

شکل ۹: نتایج بهبود کیفیت تصویر ماموگرافی پستان چپ بیمار با روش‌های مختلف با چگالی نویز ضربه ۱۰ درصد



ج) نتیجه فیلتر میانه ۳×۳



ب) تصویر ماموگرافی با نویز ۳۰ درصد



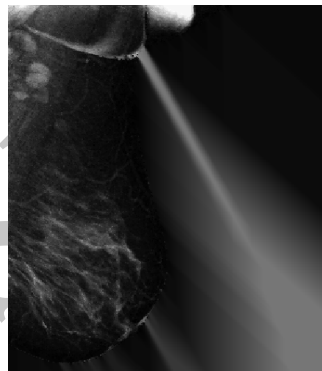
الف) تصویر زیر بغل و پستان چپ



و) نتیجه روش پیشنهادی



ه) نتیجه ATSM

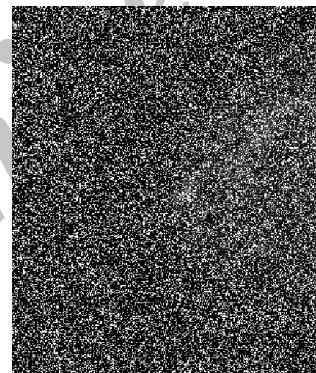


د) نتیجه فیلتر MDBUTMF

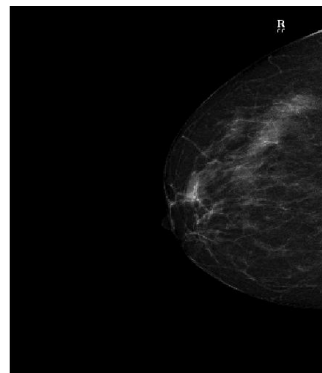
شکل ۱۰: نتایج بهبود کیفیت تصویر ماموگرافی زیر بغل و پستان چپ بیمار با روش‌های مختلف با چگالی نویز ضربه ۳۰٪



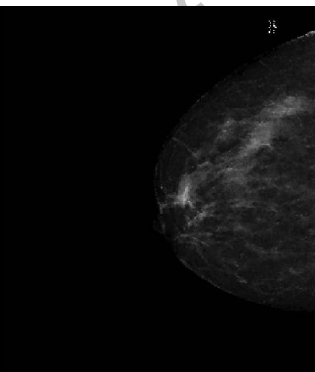
ج) نتیجه فیلتر میانه ۳×۳



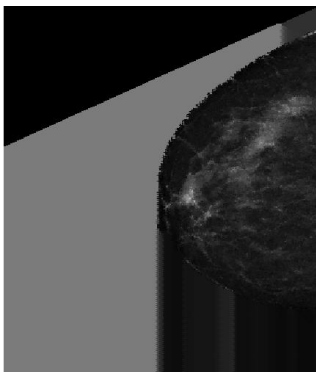
ب) تصویر با نویز ۵۰٪



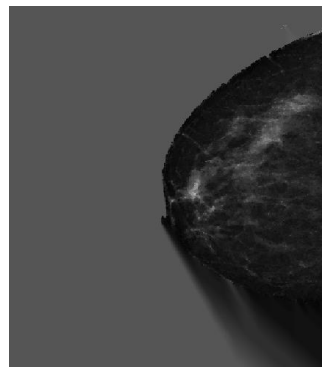
الف) تصویر ماموگرافی پستان راست



و) نتیجه روش پیشنهادی

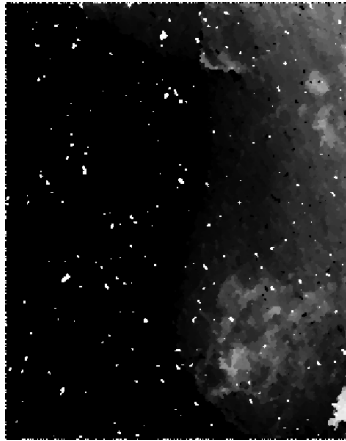


ه) نتیجه ATSM

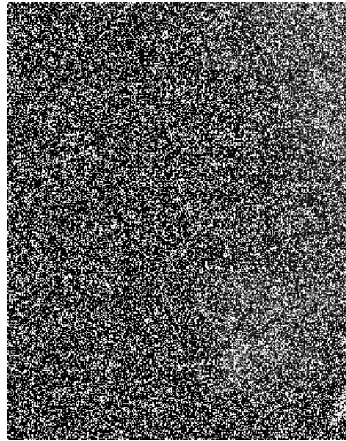


د) نتیجه فیلتر MDBUTMF

شکل ۱۱: نتایج بهبود کیفیت تصویر ماموگرافی پستان راست بیمار با روش‌های مختلف با چگالی نویز ضربه ۵۰٪



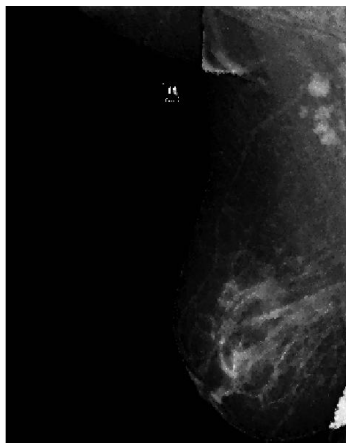
ج) نتیجه فیلتر میانه ۳×۳



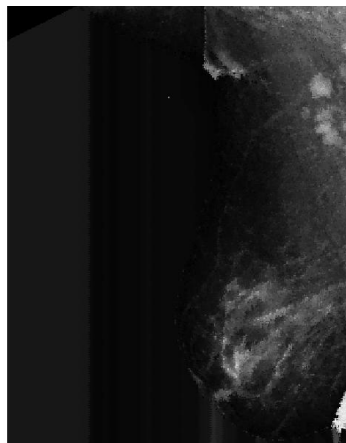
ب) تصویر ماموگرافی با نویز ۳۰ درصد



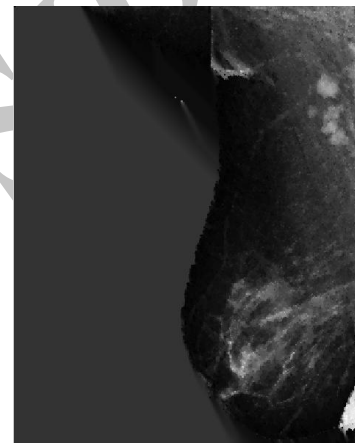
الف) تصویر زیر بغل و پستان چپ



و) نتیجه روش پیشنهادی



ه) نتیجه ATSM



د) نتیجه فیلتر MDBUTMF

شکل ۱۲: نتایج بهبود کیفیت تصویر ماموگرافی زیر بغل و پستان راست بیمار با روش‌های مختلف با چگالی نویز ضربه ۶۰٪

## بحث

کار گرفته شده است. در این مقاله یک روش ابتکاری و کارآمد برای آشکارسازی و حذف نویز ضربه از تصاویر ماموگرافی همراه با حفظ اطلاعات مهم تصویر از قبیل لبه‌ها و بافت تصویر ارائه شده است مطالعه حاضر با به کارگیری ویژگی‌های مستخرج از تصاویر ماموگرافی بیماران با استفاده الگوریتم شبکه عصبی MLP و الگوریتم GBC، نویز ضربه موجود در تصاویر آغشته به نویز را تشخیص می‌دهد. مدل پیشنهادی این مطالعه شامل آموزش شبکه عصبی برای تشخیص نویز، بهبود عملکرد شبکه عصبی توسط الگوریتم GBC، و حذف نویز از تصاویر ماموگرافی است.

صدری و همکاران در (۱۸) با استفاده شبکه ویولت و فیلتر میانه جهت حذف نویز ضربه از تصویر قفسه سینه شکم با چگالی نویز ۲۰٪ با به کارگیری معیار PSNR به دقت

یکی از موثرترین راه‌های تشخیص سرطان پستان، به خصوص در مراحل اولیه بیماری، انجام ماموگرافی است. از راه‌های مبارزه با این بیماری نیز تشخیص آن در مراحل اولیه پیدایش است. به عقیده اکثر پزشکان در صورت تشخیص به موقع سرطان در مراحل اولیه می‌توان درمان موثرتری را انجام داد و از میزان مرگ و میر احتمالی کاست. مطالعات نشان می‌دهند که تصویربرداری ماموگرافی دوره‌ای در زنان بدون نشانه، نرخ ابتلا به سرطان را به میزان زیادی کاهش می‌دهد.

در این مطالعه، مجموعه‌ای تصاویر ماموگرافی بر اساس یک پایگاه داده استاندارد مورد پردازش قرار گرفته است. در این پژوهش تعداد قابل قبولی از بیماران با تصاویر ماموگرافی دیجیتال با حداقل داده‌های از دست رفته به

شبکه عصبی استفاده شد و یک مدل جدید ارائه گردید. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی در تصاویر ماموگرافی نویزی با چگالی نویز ضربه ۰/۱۰٪ با دقت تشخیص ۰/۹۸ از روش‌های MLP و MLP&PSO دقت بیشتری دارد. دقت بالا در تشخیص نویز حاکی از برتری رهیافت پیشنهادی است. پیچیدگی و زمان‌بر بودن مدت اجرا از نقاط ضعف این روش می‌باشد. نتایج به دست آمده از آزمایش‌ها بر روی تصاویر نویزی، با معیارهای کیفی و کمی (PSNR) ارزیابی شده‌اند. نتایج ارزیابی نشان‌دهنده عملکرد بهتر و برتری رهیافت پیشنهادی در قیاس با آخرین روش‌های ارائه شده برای آشکارسازی و حذف نویز ضربه، تشخیص و بازبانی بافت و لبه‌های تصویر و ارتقای کیفیت تصویر نویزی است.

### نتیجه‌گیری

تصویر ماموگرافی برای انجام ارزیابی قطعی برای تشخیص سرطان پستان انجام می‌شد. ماموگرام‌ها می‌توانند سرطان پستان را در مراحل بسیار ابتدایی شناسایی کنند. احتمال اینکه تمامی این تغییرات سرطانی منجر به سرطان «خطرناک» شوند، بسیار اندک است. انجام مرتب آزمایش‌های ماموگرافی در اغلب موارد باعث می‌شوند تا سرطان سینه زودتر از زمانی که خود بیمار آن را احساس کند، مشخص شود. به دلیل این‌که تصاویر دیجیتال ماموگرافی متأثر از انواع نویزها هستند، تشخیص و حذف نویز از تصاویر با استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، شانس درمان موفق را بالا می‌برد. در این مقاله برای از الگوریتم GBC برای بهینه‌سازی نتایج شبکه عصبی استفاده شد و نتایج شبیه‌سازی نشان‌دهنده برتری مدل پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها است. نتایج رهیافت پیشنهادی در تشخیص نویز ضربه در تصاویر ماموگرافی نویزی با چگالی نویز ضربه ۰/۱۰٪ با دقت تشخیص ۰/۹۸ از روش‌های MLP و MLP&PSO دقت بیشتری دارد. نتایج ارزیابی در مقایسه با آخرین روش‌های ارائه شده با معیار PSNR نشان‌دهنده ارتقای کیفیت تصویر نویزی است.

۴۰dB رسیدند. تئوری ویولت تعمیمی بر تئوری تبدیلات و سری‌های فوریه است و ضعف‌های آنالیز فوریه در عملکرد موضعی و مدل‌سازی رفتارهای کوتاه مدت را جبران می‌نماید. در این مقاله ابتدا بوسیله تبدیل ویولت گسسته و قابلیت آن در تجزیه و تحلیل سیگنال با رزولوشن‌های مختلف، سگینال در چند سطح تجزیه می‌شود، سپس با استفاده از انحراف معیار ضرایب ویولت هر سطح برای هر اغتشاش یک بردار ویژگی استخراج شده که مبنای کلاس بندی سیگنال توسط شبکه عصبی می‌باشد. لیک و همکاران در (۱۹) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در تصویر تست استاندارد GoldHill با چگالی نویز ۲۰٪ توسط معیار PSNR به دقت ۳۱/۵۵ رسیدند. در این مقاله از یک شبکه عصبی مصنوعی، با سه لایه ورودی، خروجی و پردازش استفاده شده است. هر لایه شامل گروهی از سلول‌های عصبی (نورون) است که عموماً با همه نورون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط هستند. همچنین هر نورون به طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتار نورون‌های متعدد است.

ژیابو و همکاران در (۲۰) از فیلتر هارمونیک و فازی برای حذف نویز استفاده کردند. در این مقاله برای تصویر استاندارد لنا با چگالی نویز ضربه ۰/۴٪ و نویز پواسون با معیار PSNR به دقت ۳۷/۲۵ dB دست یافتند. موتور استنتاج فازی در این مقاله، قواعد را به یک نگاهی از مجموعه‌های فازی در فضای ورودی به مجموعه‌های فازی و در فضای خروجی بر اساس اصول منطق فازی ترکیب می‌کند.

خان و همکاران در (۲۱) خوشه‌بند K-Means را برای حذف نویز ضربه به کار بردند. در این مقاله با معیار PSNR برای تصویر استاندارد لنا با چگالی نویز ضربه ۳۰٪ به دقت ۳۳/۹۹ dB رسیدند. در این مقاله نمونه‌ها به دسته‌هایی که اعضای آن مشابه یکدیگر می‌باشند تقسیم می‌شوند که به این دسته‌ها خوشه گفته می‌شود. خوشه مجموعه‌ای از مقادیر پیکسل‌ها می‌باشد که در آن مقادیر نویزی با یکدیگر مشابه بوده و با مقادیر سالم موجود در خوشه‌های دیگر غیر مشابه می‌باشند.

در این مقاله برای بهبود تشخیص نویز در تصاویر ماموگرافی، از الگوریتم GBC برای بهینه‌سازی نتایج



## References

1. Delen D, Walker G, Kadam A. Predicting breast cancer survivability: a comparison of three data mining methods. *J Artificial Intelligence in Medicine* 2010; 34: 113-27.
2. RC G and Richard E. Wood, *Digital Image Processing*. Prentice Hall 2008.
3. S. E, Removal of High Density Salt and Pepper Noise Through Modified Decision Based Unsymmetric Trimmed Median Filter. *IEEE Signal Process Letters* 2011; 18(5): 287-90.
4. Mohamad M, Mehdi N. A novel and efficient method for reduction of degradation Caused by high density impulsive noise in digital images. *International Journal on Technical and Physical Problems of Engineering* 2014; 6(16): 1-9.
5. Mehdi N, Mohamad M. Removal of high density impulse noise using a novel decision based adaptive weighted and trimmed median filter.”, *Proc. of 8th Conf. on MVIP*, 2013; pp. 1107-1111.
6. Majid. M. and et al, Effective Adaptive Technique for Impulse Noise Detection and Reduction in Digital Images," *Proc. Int. Conf. on Intelligent Systems (HIS)*, 2011; pp. 217-229.
7. Z.F. and et al, “High probability impulse noise- removing algorithm based on mathematical morphology”, *IEEE Signal Processing Letters*, 2007; Vol. 14, No. 1, 31–34.
8. K.S. and et al, “A new fast and efficient decision-based algorithm for removal of high-density impulse noises”, *IEEE Signal Processing Letters*, 2007; Vol. 14, No. 3, pp. 189–192.
9. P.Y. and et al, “An efficient edge-preserving algorithm for removal of salt-and-pepper noise”, *IEEE Signal Processing Letters*, 2008; Vol. 15, pp. 833–836.
10. G. Y and et al, “Impulse noise removal by a non- monotone adaptive gradient method”, *Signal Processing*, 2010; Vol. 90, No. 10, pp. 2891–2897.
11. S.P and et al, “Fixed-Value Impulse Noise Suppression for Images using PDE based adaptive two-Stage Median Filter,” *ICCCET*, 2011; pp. 290 - 295.
12. Dayhoff, J. E.. *Neural Network Principles*. Prentice-Hall International, U.S.A, 1990.
13. Khanna, T., *Foundation of neural networks*. Addison-Wesley Publishing Company, U.S.A. 1990.
14. Alshamlan, H.M., Badr, G.H, and Alohal, Y.A., Genetic Bee Colony (GBC) algorithm: A new gene selection method for microarray cancer classification”, *International Journal of The Computational Biology and Chemistry*, Elsevier, 2015; Vol. 56, p.p. 49 - 6.
15. S.H. and et al, “Swarm intelligence based classifiers,” *Franklin Institute*, 2007.
16. J. K, R. E, “Particle swarm optimization,” *IEEE Neural Networks*, 1995.
17. Han J., Kamber M., and Pei J., "Data Mining: Concepts and Techniques", 3rd edition, Morgan Kaufmann, 2011.
18. Sadri A., Zekri M., Sadri S, Gheissari N., “Impulse noise cancellation of medical images using wavelet networks and median filters”, *J Med Signals Sens.* 2012 Jan;2(1):25-37.
19. Ilke T., “The ANN based detector to remove random-valued impulse noise in images”, *J. Vis. Commun. Image R.* (2015).
20. Limei X., “An enhancement method for X-ray image via fuzzy noise removal and homomorphic filtering”, *Neurocomputing*, Volume 195, 26 June 2016, Pages 56–64.
21. Asifullah K., “Image de-noising using noise ratio estimation, K-means clustering and non-local means-based estimator”, *Computers & Electrical Engineering*, Available online 12 January 2016.