



Semnan University

Journal of Modeling in Engineering

Journal homepage: <https://modelling.semnan.ac.ir/>



Research Article

Comparison of back propagation neural network with hybrid back propagation-wavelet network for breast cancer diagnosis based on statistical features extracted from thermographic images in women

Mohammad Heidari^{1,*}

1. Department of Mechanical Engineering, Aligudarz Branch, Islamic Azad University, Aligudarz, Iran

*Corresponding Author: muhamad_heidary@yahoo.com

PAPER INFO

Paper history:

Received: 02 December 2022

Revised: 01 February 2023

Accepted: 24 April 2023

Keywords:

breast cancer,
artificial neural network,
hybrid-backpropagation neural
network,
statistical feature,
breast thermography images.

ABSTRACT

In order to diagnose breast cancer, methods such as mammography, MRI, thermal mammography and detection with a simple breast health test device (Brest Angel) are used. Different image processing methods are among the effective methods for detecting different types of tumors in women's breasts. In this article, two types of artificial neural networks are used. 5 statistical features extracted from thermographic images of women's breasts were used to diagnose cancer in neural networks. In this article, backpropagation neural network (network 1) is used with Lunberg-Markudat training method and its results are compared with hybrid backpropagation-wavelet network (network 2) to investigate the condition of women's breasts. The outputs of the two neural networks used in the article have 2 nodes, which indicate whether the person in question has breast cancer or not with the information given to the neural networks. In network (1), correlation coefficient ($R=0.9831$) and root mean square error ($RMSE=0.5538$) were obtained as the best function for network training. In contrast to the network correlation coefficient (2), 0.9945 and $R=0.9945$ and root mean square error ($RMSE=0.04665$) was obtained. The training time of neural network 1 was 45.51 seconds and network 2 was 33.68 seconds. The results of the designed wavelet-backpropagation hybrid neural network show that the proposed network is effective in detecting breast cancer with 99.5% accuracy and is able to detect the health status of women's breasts.

© 2023 Published by Semnan University Press.

DOI: <https://doi.org/10.22075/jme.2023.29162.2368>

How to cite this article:

Heidari, M. (2023). Comparison Of Back Propagation Neural Network With Hybrid Back Propagation-Wavelet Network For Breast Cancer Diagnosis, Based On Statistical Features Extracted From Thermographic Images Of Women's Breasts.. Journal Of Modeling In Engineering, 21(74), 51-64. doi: 10.22075/jme.2023.29162.2368

مقایسه شبکه عصبی انتشار برگشتی با شبکه هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی جهت تشخیص سرطان سینه، بر اساس ویژگی‌های آماری استخراج شده از تصاویر ترموگرافی سینه زنان

محمد حیدری^{۱*}

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>نوع مقاله: پژوهشی دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۰۹/۱۱ بازنگری مقاله: ۱۴۰۱/۱۱/۱۲ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۲/۰۴</p> <p>واژگان کلیدی: سرطان سینه، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی هیبریدی-انتشار برگشتی، ویژگی آماری، تصاویر ترموگرافی سینه.</p>	<p>به منظور تشخیص سرطان سینه، از روش‌های مانند ماموگرافی، MRI، ماموگرافی حرارتی و تشخیص با دستگاه ساده تست سلامت سینه (برست آنجل) استفاده می‌شود. روش‌های مختلف پردازش تصاویر، از جمله روش‌های مؤثر برای تشخیص انواع مختلف تومورها در سینه زنان است. در این مقاله از دو نوع شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. ۵ ویژگی‌های آماری استخراج شده از تصاویر ترموگرافی سینه زنان، برای تشخیص سرطان در شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار گرفته شد. در این مقاله از شبکه عصبی انتشار برگشتی (شبکه ۱) با روش آموزش لوبنبرگ-مارکودات و مقایسه نتایج آن با شبکه هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی (شبکه ۲) جهت بررسی وضعیت سینه زنان استفاده می‌شود. خروجی‌های دو شبکه عصبی مورد استفاده در مقاله، دارای ۲ گره است که، نشان‌دهنده این است که فرد مورد نظر با اطلاعات داده شده به شبکه‌های عصبی دارای سرطان سینه است یا خیر؟ در شبکه (۱)، ضریب همبستگی ($R=0.9831$) و ریشه میانگین مربع خطا ($RMSE=0.5538$)، به‌عنوان بهترین تابع جهت آموزش شبکه به دست آمد. در مقابل ضریب همبستگی شبکه (۲)، $R=0.9945$ و ریشه میانگین مربع خطا ($RMSE=0.4665$) حاصل گردید. زمان آموزش شبکه عصبی ۱، $45/51$ ثانیه و شبکه ۲، $33/68$ ثانیه به دست آمد. نتایج شبکه عصبی هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی طراحی شده نشان می‌دهد که شبکه پیشنهادی، با دقت $99/5$ درصد در شناسایی سرطان سینه کارایی داشته و قادر به تشخیص وضعیت سلامت سینه زنان است.</p>

۱-مقدمه

تراکم بالا بیشتر است. با این حال، گزارش‌های وجود دارد که عدم وجود ارتباط بین بافت سینه و نوع سرطان در آن را نشان می‌دهد [۱]. تومور استروما یک جزء سلولی ناهمگن در تومور سرطان سینه است. با این حال، مطالعات بسیار کمی جهت شناسایی انواع سرطان سینه بر اساس علائم استرومایی تومور ناهمگن، انجام شده است [۲]. سالیان متمادی، سرطان سینه به‌عنوان شایع‌ترین بیماری سرطان محور در میان جمعیت

برای سرطان سینه در زنان، عواملی بیش از وجود یک توده در سینه آنها لازم است. دانستن ۱۲ نشانه برای تشخیص و یا مشکوک شدن به سرطان سینه، می‌تواند به زنان کمک کند تا در شناسایی تغییر مداوم سینه که با سیکل قاعدگی آنها مطابقت ندارد، کمک کند. در ایالات متحده، اروپا و آسیا، به این نتیجه رسیده‌اند که خطر ابتلا به سرطان سینه هابی با

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: muhamad_heidary@yahoo.com
۱. گروه مهندسی مکانیک، واحد الیگودرز، دانشگاه آزاد اسلامی، الیگودرز، ایران

دست دادن عمر بیمار) به دست آید. قدرت یادگیری SOED با بهترین عملکردهای گزارش شده در مقاله زمانی که، هدف دستیابی به بالاترین دقت باشد، مطابقت دارد. وقتی هدف، به حداقل رساندن هزینه‌های طبقه‌بندی نادرست است، نشان داده شده که به‌طور متوسط در یک مجموعه داده، بیش از ۳۰ سال برای یک گروه ۲۸۳ نفری و در گروه دیگر بیش از ۸ سال برای یک گروه ۵۷ نفری نتیجه می‌شود [۳]. میکروکلسیفیکاسیون‌ها یا MC ها به‌عنوان علائم اصلی موجود در ماموگرافی برای تشخیص سرطان سینه در نظر گرفته می‌شوند. بنابراین، تشخیص دقیق MC ها برای تشخیص به‌موقع درمان، مؤثر بوده و باعث کاهش میزان مرگ و میر ناشی از سرطان سینه خواهد شد. تجزیه و تحلیل و تفسیر ماموگرافی، دشوار است و موانع زیادی برای تشخیص دقیق MC ها، مانند شکل، اندازه، غیر یکنواختی خوشه‌های MC ها علاوه بر کیفیت کنتراست پایین MC ها در مقایسه با بقیه بافت‌ها وجود دارد [۴]. عملکرد روش‌های پردازش داده‌ها، مانند روش‌های آنالیز مؤلفه اصلی (PCA) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، برای پیش‌بینی عود سرطان سینه در بیمارانی که قبلاً با ماستکتومی درمان شده‌اند، بررسی شده است. اطلاعات ۷۱۸ بیمار به صورت گذشته‌نگر مورد بررسی قرار گرفته است. برای هر بیمار، ۱۱ متغیر در نظر گرفته شد. ماتریسی از داده‌ها، تحت پردازش روش آنالیز مؤلفه اصلی و شبکه عصبی مصنوعی تشکیل گردید. شبکه عصبی مصنوعی آموزش دیده، برای پیش‌بینی عود بیماری در یک دوره ۱۰ ساله، پس از ماستکتومی مورد بررسی قرار گرفت و ثابت شد که کارایی شبکه عصبی مصنوعی، مورد تأیید و مناسب است. علاوه بر این، با استفاده از روش آنالیز مؤلفه اصلی دو مؤلفه اصلی از داده‌های ورودی استخراج شد. آنها به‌طور تجمعی ۳۷/۵ درصد از واریانس داده‌های تجزیه و تحلیل شده را به خود اختصاص دادند. خوشه‌بندی مناسبی از، متغیرها و بیماران از نظر شباهت‌ها و تفاوت‌ها مورد بررسی قرار گرفته شد. با استفاده از ANN و PCA، می‌توان اطلاعات مفیدی از مجموعه‌های کلان داده را استخراج کرد، که به برای پیش‌بینی و درمان سرطان سینه مفید است [۵]. توصیه‌های غربالگری سرطان سینه برای افراد تراجنسیتی، بر اساس جنسیت در بدو تولد است. مطالعات مناسب برای تعیین اینکه آیا تراجنسیتی‌هایی که تحت هورمون درمانی قرار می‌گیرند، به‌طور کلی در مقایسه با گروه‌های کنترل جنسی، کمتر، متوسط یا بیشتر در معرض ابتلا به سرطان سینه هستند یا

زنان، در سراسر جهان شناخته شده است. در سال ۲۰۱۰، حدود ۱/۶ میلیون مورد سرطان سینه در زنان گزارش شد و پیش‌بینی می‌شود تا سال ۲۰۲۵ دو برابر شود. علیرغم تحقیقات گسترده توسط پزشکان و محققان، امکان اطمینان از یک رویکرد بهینه از درمان و شواهد مستدل برای پیشگیری از آن، جهت درمان سرطان سینه در دسترس نیست. بنابراین، سرطان سینه باید سریعاً شناسایی و به‌طور سیستماتیک درمان شود. اما تشخیص سرطان سینه به دلایل زیر نیاز به مهارت و تجربه‌ی پزشک دارد: (۱) غیر قابل اعتماد بودن تخصص انسانی در تشخیص، (۲) میزان خطای انسانی در تشخیص، (۳) زمان‌بر بودن تشخیص و درمان، (۴) کار اضافی رادیولوژیست‌ها و (۵) تشخیص و پیش‌بینی نادرست آن.

علاوه بر این، یک طرح هوشمند برای تشخیص سرطان ضروری است زیرا زمان صرف شده برای تشخیص سنتی سرطان سینه ممکن است ماه‌ها به طول انجامد و از این رو ممکن است این بیماری به مرحله بحرانی برسد که در آن مدن زمان حیات بیمار کاهش می‌یابد. در گذشته نزدیک، روش‌های خودکار و هوشمند تشخیص سرطان سینه مانند شبکه عصبی مصنوعی به‌طور گسترده توسط محققان این حوزه ابداع شده است. این نوآوری عمدتاً بر تعیین تعداد احتمالی سرطان‌های است که می‌تواند در طول فرآیند تشخیص به‌طور فزاینده‌ای افزایش یابد. علاوه بر این، تشخیص هوشمند سرطان سینه در مقایسه با روش سنتی تشخیص سرطان سینه ارجحیت دارد [۳].

اهمیت تشخیص مناسب سرطان سینه ضروری است، زیرا این بیماری در میان تمام سرطان‌هایی که منجر به مرگ در زنان می‌شود، رتبه دوم را دارد. تحقیقات تحلیلی زیادی موجود است که موفق به پیش‌بینی سرطان سینه با دقت بالا شده‌اند. از نظر کمی، نشان داده شده است که دقت بیشتر، همیشه منجر به تصمیم‌گیری بهتر نمی‌شود و فرآیند یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) می‌تواند باعث تصمیم‌گیری بهتر شود. یک روش طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی تصمیم محور، به نام خطای خود سازمان‌دهی حساس به زندگی (LS-SOED) پیشنهاد شده، که عملکرد شبکه عصبی را در تصمیم‌گیری بهبود می‌بخشد. LS-SOED قدرت یادگیری نظارت‌شده و بدون نظارت شبکه عصبی را ترکیب می‌کند تا ماهیت غیر قطعی الگوهای پنهان، در داده‌ها را به‌گونه‌ای مدیریت کند که بهترین تصمیمات ممکن گرفته شود. یعنی حداقل هزینه طبقه‌بندی اشتباه (از

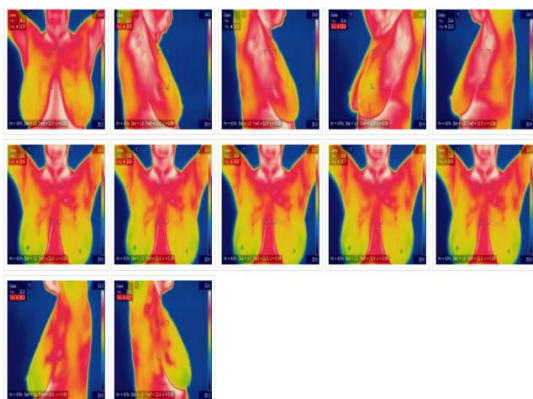
خیر، وجود ندارد [۶]. علاوه بر این، هیچ مطالعه طولی برای ارزیابی اثربخشی غربالگری سرطان سینه در جمعیت ترنس وجود ندارد. معیارهای کالج رادیولوژی آمریکا، دستورالعمل‌های مبتنی بر شرایط بالینی خاص هستند، که سالانه توسط یک گروه از متخصصین بررسی می‌شوند. توسعه و بازنگری دستورالعمل‌ها، شامل تجزیه و تحلیل مقالات پزشکی از مجلات معتبر، و استفاده از روش‌های موجود، برای ارزیابی و کیفیت تصویربرداری است. معمولاً روش‌های درمانی، برای حالت‌های خاص بالینی است. در مواردی که علائم بیمار، کم یا مبهم است، نظر متخصص ممکن است، توصیه به تصویربرداری یا درمان باشد [۷]. سرطان سینه یک بیماری بسیار خطرناک است که بیشتر زنان را درگیر می‌کند. این بیماری کشنده، زندگی زنان را به شدت تحت تأثیر قرار می‌دهد. بنابراین لازم است این بیماری سریع تشخیص داده شود و طبقه‌بندی شود. تکنیک‌های داده‌کاوی متعددی برای پیش‌بینی و طبقه‌بندی اولیه این بیماری وجود دارد. یک روش برای پیش‌بینی این بیماری، خوشه‌بندی K-means فازی، است [۸]. سپس، از الگوریتم درخت و بذر (TSA) برای بهینه‌سازی پارامترهای وزن بکار می‌رود. در نهایت از طبقه‌بندی کننده گروه، برای طبقه‌بندی مراحل سرطان سینه، به‌عنوان سرطان بدخیم و یا خوش‌خیم استفاده شد. داده‌ها به‌طور تصادفی از مجموعه داده‌های سرطان سینه دانشگاه ویسکانسین استفاده شد. روش پیشنهادی با روش‌های مختلف موجود، مانند طبقه‌بندی کننده رگرسیون لجستیک، مقایسه شده است. از تجزیه و تحلیل داده‌ها، مشاهده شد که مدل ارائه شده مبتنی بر داده‌های بزرگ با دقت ۹۹/۴ درصد، می‌تواند فرآیند تشخیص و طبقه‌بندی تصاویر را انجام دهد [۹]. سرطان سینه به یک بیماری رایج در سراسر جهان تبدیل شده است. سیستم‌های خبره به‌عنوان ابزار ارزشمندی برای تشخیص بیماری‌ها موفق بوده‌اند. یک سیستم مبتنی بر طبقه‌بندی بیماری سرطان سینه با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی و حذف نویز ایجاد شده است [۹]. الگوریتم پیشنهادی (EM) به‌عنوان یک روش خوشه‌بندی برای داده‌ها در گروه‌های مشابه استفاده شده است. سپس از درختان طبقه‌بندی و رگرسیون برای تولید قوانین فازی استفاده شد تا، برای طبقه‌بندی بیماری سرطان سینه در سیستم مبتنی بر دانش روش استدلال مبتنی بر قانون فازی استفاده شود. آنالیز مؤلفه اصلی در روش پیشنهادی استفاده شد. نتایج تجربی روی مجموعه داده‌های توده‌ای سرطان

سینه و ماموگرافی تشخیصی ویسکانسین نشان داد که روش‌های پیشنهادی به‌طور قابل ملاحظه‌ای دقت پیش‌بینی سرطان سینه را بهبود می‌بخشد. سیستم مبتنی بر دانش پیشنهادی، می‌تواند به‌عنوان یک سیستم کمکی در تصمیم‌گیری بالینی برای کمک به پزشکان در مراقبت‌های پزشکی استفاده شود [۹]. تیموری و همکاران [۱۰] یک مدل هوشمند قطعه‌بندی مبتنی بر منطق فازی و تبدیل موجک گسسته در تصاویر دیجیتالی جهت شناسایی سرطان معده ارائه نمودند. رضایی پناه و همکاران [۱۱] با بهینه‌سازی یک شبکه عصبی MLP با استفاده از الگوریتم ژنتیک موازی Fin Grain به منظور تشخیص سرطان سینه استفاده نمودند. در همین راستا یک مدل بهینه دو هدفه برای برنامه‌ریزی درمان سلول‌های سرطانی به روش پرتو درمانی با حجم تطبیق شده مورد بررسی قرار گرفت [۱۲]. این مقاله یک سیستم هوشمند تشخیص سرطان سینه مبتنی بر تصاویر ترموگرافی سینه زنان را برای انتخاب مشخصه‌های ورودی شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌دهد. این شبکه عصبی مصنوعی به نام شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) به دلایل مختلف، از جمله، الف) برای بهینه‌سازی مؤثر و کارآمدی عوامل آموزش شبکه عصبی، ب) فرآیند جستجوی تأثیرگذار، ج) بررسی دیدگاه‌های مختلف پارامتر آموزشی بهینه، د) بررسی و بهینه‌سازی وزن مجموعه اولیه عوامل یادگیری برای عملکرد بهتر MLP، ه) انتخاب مناسب زیر مجموعه ویژگی‌ها و ترتیب آموزش آنها برای اطمینان از نرخ طبقه‌بندی مؤثر و برای بهینه کردن تعداد گره‌های لایه پنهان MLP مناسب خواهد بود. عملکرد یک شبکه عصبی مصنوعی به ویژگی‌های ورودی آن و انتخاب پارامترهای مختلف مانند وزن اولیه و تعداد گره‌های لایه پنهان بستگی دارد. علاوه بر این، انتخاب ویژگی‌ها، نقشی مهمی در تصمیم‌گیری در رابطه با پیچیدگی شبکه عصبی مصنوعی را دارد. همچنین مشکلات مربوط به کمبود و برآزش بیش از حد آن را در آموزش شبکه عصبی برطرف می‌کند. تنظیم بهینه پارامترهای یک شبکه عصبی مصنوعی مانند انتخاب وزن‌های اولیه مناسب، مشکلات همگرایی آهسته و همگرایی سریع فرآیند آموزش را برطرف می‌کند. انتخاب تعداد گره‌های لایه مخفی مناسب، قابلیت تصمیم دهی شبکه عصبی مصنوعی را افزایش می‌دهد و مشکلات مربوط به عدم تناسب و اضافه برآزش را برطرف می‌کند. بر این اساس، می‌توان نتیجه گرفت که انتخاب هم‌زمان ویژگی‌های ورودی بهینه، وزن‌های اولیه و تعداد

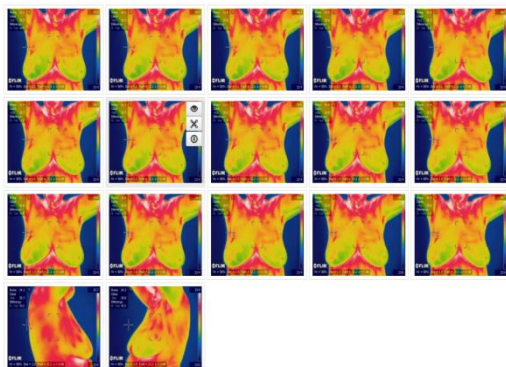
۳- سیستم‌های ارائه‌شده

۳-۱- شرح مختصری از شبکه‌های عصبی انتشار برگشتی

نظریه شبکه‌های عصبی از ساختار مغز و نحوه پردازش حجم عظیمی از اطلاعات الهام گرفته شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌های تطبیقی هستند که می‌توانند از داده‌ها یاد بگیرند و چیزهای آموخته شده را تعمیم دهند. آنها می‌توانند برای ایجاد ارتباط از ورودی‌ها به خروجی‌ها، ارائه اطلاعات در مورد نحوه رفتار پدیده در عمل استفاده شود [۱۴].



شکل ۱- تصاویر ترموگرافی از زاویه‌های مختلف از سینه یک زن ۷۳ ساله (سینه‌های سالم) [۱۳]



شکل ۲- تصاویر ترموگرافی سینه‌های یک زن ۹۱ ساله (سینه سمت چپ دارای زگیل و سینه سمت راست بیوپسی شده است) [۱۳]

شبکه عصبی چند لایه از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است. لایه ورودی (لایه اول) است و علائم، نشانه‌ها و ویژگی‌های استخراج شده از زنانی که ترموگرافی سینه دارند را می‌پذیرد. لایه‌هایی که بین ورودی و خروجی قرار می‌گیرند لایه پنهان یا مخفی است. لایه مخفی داده‌هایی را که از لایه ورودی دریافت می‌کند پردازش می‌کند و پاسخی را برای آن ارسال می‌کند. لایه خروجی تمام پاسخ‌های لایه پنهان را می‌پذیرد و یک بردار

گره‌های لایه پنهان به عملکرد شبکه عصبی کمک می‌کند که، دقت تشخیص سرطان سینه را افزایش می‌دهد. در این مقاله، در بخش ۱ تحقیقات مرتبط با سرطان سینه در زنان بررسی می‌گردد. بخش ۲ شامل اطلاعات مورد نیاز جهت طراحی شبکه عصبی انتشار برگشتی و شبکه هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی به منظور تشخیص سرطان سینه است. در قسمت ۳ این مقاله، سیستم ایمنی هوشمند پیشنهادی و طرح تشخیص سرطان سینه مبتنی بر دو نوع شبکه عصبی مصنوعی را مورد بحث قرار می‌دهد. بخش ۴ شامل تحلیل و بحث در رابطه با مدل پیشنهادی به منظور تشخیص سرطان سینه است. نتیجه‌گیری نیز در بخش ۵ مقاله بیان شده است.

۲- اطلاعات سیستم

ترموگرافی یک آزمایش فیزیولوژیکی غیر تهاجمی و بدون استفاده از پرتوهای یونیزه است. این روش تشخیص تومورهای سینه را قبل از هر روش دیگری امکان‌پذیر می‌کند، در حالی که سلول‌ها هنوز در حال تولید موادی هستند که مسئول ایجاد نئوواسکولاریزاسیون هستند که تومور آینده را "تغذیه" می‌کند. در این تحقیق، تصاویر مورد استفاده برای آزمایش سیستم توسعه یافته از پایگاه داده Visual Lab به دست آمده است که توسط یک دوربین مدل FLIR SC-620 با رزولوشن 640×480 که تصاویری با 45 میکرومتر پیکسل ارائه می‌دهد، استفاده شده است [۱۳]. آزمایشگاه ویزوال (Visual Lab) در مؤسسه محاسباتی IC/UFF مستقر است و در زمینه‌های بینایی ماشین، پردازش تصویر بصری داده‌ها و گرافیک رایانه‌ای کار می‌کند. این دانشگاه توسط اساتید، پژوهشگران و دانشجویان مرکز فناوری (از بخش‌های علوم کامپیوتر و مهندسی مکانیک) و از بخش‌های رادیولوژی و اعصاب بیمارستان دانشگاه آنتونیو پدرو، و همچنین سایر مؤسسات منطقه‌ای و بین‌المللی تشکیل شده است. این پایگاه داده به صورت عمومی در اینترنت در دسترس هستند. تصاویر در سایز 640×480 تصاویر خام می‌باشد. 425 تصویر از نمای‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفت. در تصاویر در پایگاه داده جمع آوری شده به دو گروه تصاویر سالم و بیمار، تقسیم شده‌اند. تعداد 276 تصویر ترموگرافی سینه زنان "سالم" گزارش شده است و 149 مورد از موارد تصویربرداری شده "بیمار" گزارش شد. 13 مورد نیز هر دو تست ماموگرافی و ترموگرافی از سینه را انجام داده بودند. در شکل (۱) و (۲) چند تصویر ترموگرافی در دو وضعیت سالم و بیمار نشان داده شده است.

خطا حاصل گردد. هر اجرا از موارد فوق یک دوره یا سیکل می‌شود. سیکل‌ها تا ارضا شدن یکی از شرایط تعریف شده برای شبکه عصبی مصنوعی، متوقف می‌شود [۱۸].

۳-۲- شبکه عصبی هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی

۳-۲-۱ تبدیل موجک گسسته

تبدیل موجک ابزار قدرتمندی برای جداسازی فرکانس‌های بالا و پایین است. این تبدیل برای جدا سازی و باز سازی داده‌ها می‌تواند ابزار مفیدی باشد [۲۱-۱۹]. یکی از تبدیلات موجک، تبدیل موجک گسسته است، که می‌توان از آن برای آنالیز تصاویر در مقیاس‌های مختلف استفاده کرد. تبدیل موجک گسسته به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$DWT(m, n) = 2^{-\frac{m}{n}} \sum_{t=0}^{T-1} x(t) \varphi\left[\frac{t - n2^m}{2^m}\right] \quad (3)$$

در رابطه بالا، $x(t)$ تابعی است که با t مرتبط است به گونه‌ای که t نقاط بر روی محور افقی بوده و m و n به ترتیب فاکتورهای مقیاس و انتقال است. پارامتر T تعداد نقاط است. در این مقاله تابع موجک هر به عنوان تابع موجک مادر همانند زیر تعریف می‌گردد:

$$\varphi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

در تبدیل موجک گسسته، تصویر به دو قسمت جزئیات (D) و تقریب (A) تجزیه می‌گردد [۲۲]. برای همین منظور در این مقاله سطح فیلتر کردن تصاویر را به تدریج افزایش داده تا سطح فیلتراسیون مطلوب حاصل گردد. نتایج نشان دادن که فیلتر کردن تصاویر، در یک مرحله بهترین نتایج را ارائه می‌دهد که با جزئیات در قسمت تحلیل و بحث مدل‌ها مورد بررسی قرار گرفته است.

۳-۲-۳ شبکه عصبی هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی
با توجه به اینکه تصاویر دارای نویز هستند به منظور افزایش عملکرد داده‌ها در شناسایی وضعیت سینه زنان، یک موجک گسسته به همراه یک شبکه عصبی انتشار برگشتی استفاده می‌گردد. در این روش ابتدا تصاویر با تبدیل موجک هر در سطوح ۱ تا ۴، تجزیه و داده‌های جدید به شبکه عصبی انتشار برگشتی به عنوان ورودی‌های جدید وارد می‌شوند تا بهترین سطح فیلتر کردن تصاویر با توجه به میزان خطا و میزان رگرسیون بدست آید.

خروجی تولید می‌کند. هر لایه دارای تعداد معینی از عناصر پردازش (نرون) است که توسط پیوندهای اتصال با قابلیت تنظیم وزن‌ها به هم متصل می‌شوند. آموزش شبکه، از طریق الگوریتم انتشار برگشتی، انجام می‌شود. شبکه عصبی با نمونه‌هایی از جفت ورودی-خروجی که رابطه شبکه را نشان می‌دهد ارائه می‌گردد. تلاش برای یادگیری خروجی هر نرون با ضرب ورودی‌های آن در بردار وزن محاسبه می‌شود و نتایج جمع می‌شود. یک تابع فعال‌سازی به این مجموع به صورت زیر اعمال می‌گردد [۱۵]:

$$y = f\left[\sum_{k=1}^n x_k w_k + b_k\right] \quad (1)$$

که در آن n تعداد ورودی‌ها، b_k بایاس نرون، x_k مقدار ورودی دریافتی از نرون لایه قبلی است. w_k وزن مربوط به هر اتصال و f تابع فعال‌سازی است که برای محدود کردن دامنه خروجی یک نرون استفاده می‌شود. در زمان آموزش شبکه عصبی، مجموعه Q از داده‌های ورودی و خروجی به شبکه عصبی داده می‌شود. یک الگوریتم تکراری به گونه‌ای تنظیم می‌شود که، وزن‌ها به طوری که خروجی‌ها (o_k) مطابق الگوهای ورودی، تا حد امکان به خروجی مورد نظر خود (d_k) نزدیک شوند. با در نظر گرفتن یک شبکه عصبی با تعداد کل خروجی به تعداد K ، تابع میانگین مربعات خطا (MSE) باید به حداقل برسد [۱۶]:

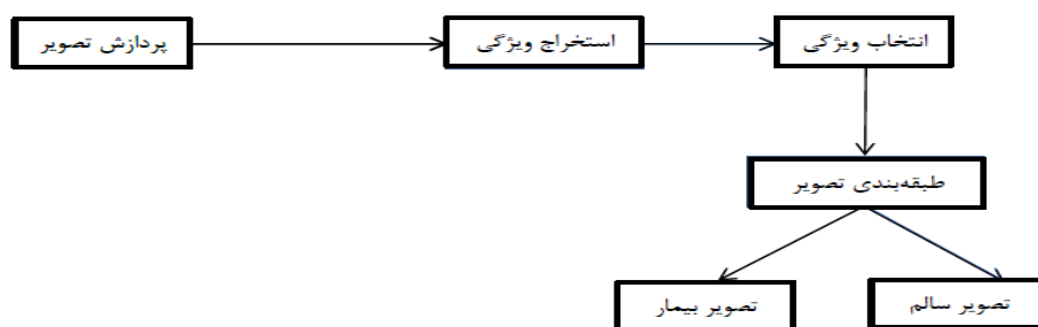
$$MSE = \frac{1}{Q \times K} \times \sum_{q=1}^Q \sum_{k=1}^s K [d_k(q) - o_k(q)]^2 \quad (2)$$

الگوریتم انتشار برگشتی بیشتر برای به حداقل رساندن MSE با تنظیم وزن پیوندهای اتصال استفاده می‌شود [۱۷]. یادگیری در این روش شامل سه مرحله است: در مرحله اول داده‌های ورودی به شبکه وارد می‌شود. پس از آن بر اساس وزن‌ها به طور تصادفی انتخاب می‌شوند، همچنین بر روی عملکرد هر نرون، خروجی‌های هر نرون محاسبه می‌شود تا خروجی‌های نهایی به دست آید. به این مرحله بازخورد جلو می‌گویند. در مرحله دوم خطای خروجی نهایی محاسبه شده و سپس با استفاده از این خطا، عدد خطاهای خروجی همه نرون‌ها متعاقباً از لایه خروجی به سمت لایه خروجی محاسبه می‌شود. به این مرحله انتشار برگشتی می‌گویند. در مرحله سوم با توجه به نتایج مرحله دوم و با استفاده از الگوریتمی خاص، وزن‌ها و بایاس‌ها تغییر می‌کنند تا کمترین میزان

۳-۲-۳- پارامترهای ورودی و خروجی شبکه عصبی مصنوعی

در این مقاله با استفاده از تکنیک مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی برای ساخت یک مدل کمی که می‌تواند وضعیت سرطان سینه زنان را مشخص کند استفاده می‌گردد. حذف پارامترهایی که مهم نیستند به توسعه مدل و تعمیم‌پذیری آن کمک می‌کند. ورودی‌های این شبکه‌های عصبی شامل ۵ ویژگی آماری استخراج شده از تصاویر، شامل انرژی، کنتراست، هم‌شکلی، همبستگی و آنتروپی است. لذا می‌توان ۵ نرون را به عنوان ورودی شبکه عصبی که در جدول ۱ به آنها اشاره شده است در نظر گرفت. خروجی شبکه عصبی نیز تشخیص وضعیت بیمار است که آیا دارای سرطان سینه است یا خیر؟ به عبارت دیگر شبکه عصبی دارای ۲ خروجی است. هندسه شبکه عصبی در شکل (۳) و ورودها و خروجی‌های شبکه عصبی در جدول ۱ نشان داده شده‌اند. هر کدام از پارامترهای ورودی جدول ۱ در یک بازه تغییر می‌کنند که با

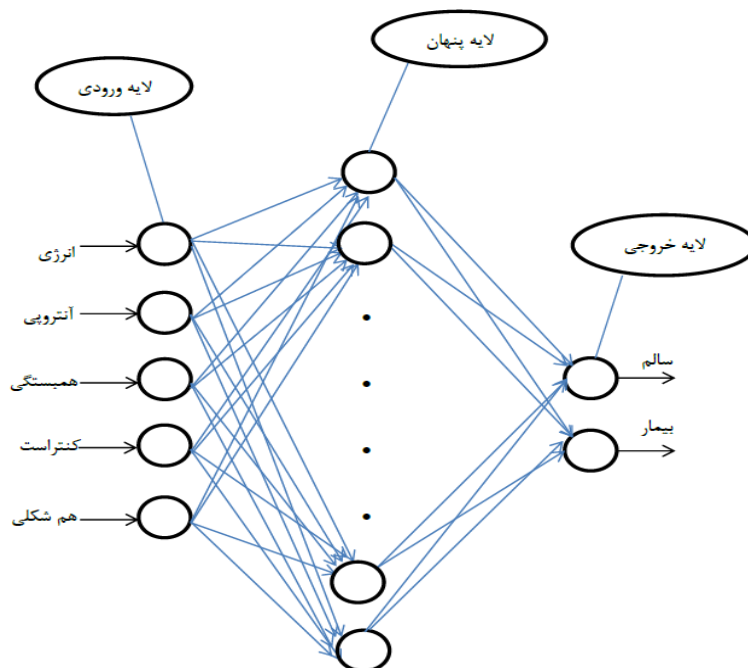
مراجعه به مرجع (۱۰) علاقمندان می‌توانند اطلاعات کامل‌تری کسب نمایند. از ماتریس پیش آمد سطح خاکستری (GLCM) جهت استخراج ویژگی‌های آماری درجه ۲ (جدول ۱) تصاویر استفاده می‌گردد [۱۹] که آن، رابطه فضایی میان پیکسل‌ها را بررسی و ترکیب پیکسل‌ها را در یک تصویر در یک راستای داده شده θ و فاصله d تعریف می‌کنند. هر تصویر به $16 (0-15)$ سطوح خاکستری کوانتیزه می‌شود. چهار GLCM برای θ به ازای $0, 45, 90$ و 135 درجه با $d = 1$ به دست آمد. برای هر GLCM، ۵ ویژگی استخراج می‌گردد. بنابراین ۲۰ ویژگی برای هر تصویر خواهیم داشت. هر کدام از این ویژگی‌ها بین صفر تا ۱ نرمالایز می‌شوند. در شکل (۳) به صورت شماتیک فرآیند طبقه‌بندی و تشخیص وضعیت سینه زنان نشان داده شده است. شکل (۴) توپولوژی شماتیک شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقاله را نشان می‌دهد.



شکل ۳- شماتیک طبقه‌بندی تصاویر

جدول ۱- ورودی و خروجی‌های شبکه عصبی مصنوعی انتشار برگشتی و شبکه هیبریدی [۲۳]

خروجی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی	ورودی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی مقاله		
	رابطه	ویژگی	ردیف
سالم	$Energy = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{G-1} (M(i,j))^2}$	انرژی	۱
	$Entropy = - \sum_{b=0}^{G-1} P(b) \log_2\{P(b)\}$	آنتروپی	۲
بیمار	$Correlation = \sum_{i,j=0}^{G-1} M(i,j) \frac{(i-\bar{i})(j-\bar{j})}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}}$	همبستگی	۳
	$Contrast = \sum_{i,j=0}^{G-1} M(i,j) \times (i,j)^2$	کنتراست	۴
	$Homogeneity = \sum_{i,j=0}^{G-1} \frac{M(i,j)}{1 + (i+j)^2}$	هم‌شکلی	۵



شکل ۴- ساختمان شماتیک شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقاله

جدول ۲- تصاویر آزمایشگاهی (تعداد داده‌های خام)

جدول ۲- تصاویر آزمایشگاهی (تعداد داده‌های خام)

تعداد تصاویر	نوع تصویر
۴۲۵	کل تصاویر
۲۷۶	تصاویر نرمال
۱۴۹	تصاویر با تومر
۲۷۹	داده‌های آموزشی
۱۴۶	داده‌های تست

۳-۴- انتخاب بهترین توپولوژی شبکه

در این مطالعه، یک شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از نرم‌افزار متلب بر اساس الگوریتم انتشار برگشتی برای مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. شبکه‌های انتشار برگشتی به دلیل، قدرتمندی از متداول‌ترین شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی هستند. قابلیت مدل‌سازی، وجود بسیاری از الگوریتم‌های آموزشی پس انتشار، مانند گرادینت الگوریتم نزول، بهینه‌سازی شبه نیوتن، الگوریتم گرادینت مزدوج، تقریب تصادفی، لوبنبرگ-مارکوارت و ... باعث شده که از این شبکه در تحقیقات زیاد استفاده شود [۲۴]. تابع انتقال تانژانت سیگموئید در لایه‌های مخفی و تابع خروجی استفاده می‌شود. الگوریتم انتشار برگشتی لوبنبرگ-مارکوارت به‌عنوان تابع آموزشی انتخاب شده است زیرا سریع‌ترین روش برای آموزش است [۲۵]. در این روش آموزش داده‌ها به دو زیر مجموعه تقسیم می‌شوند. ابتدا از مجموعه آموزشی استفاده

۳-۳- مجموعه داده‌های آموزش و آزمایش شبکه‌های

طبقه‌بندی کننده

برای توسعه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی قوی، تعداد کافی داده برای آموزش مورد نیاز است. تعداد واقعی داده‌های مورد نیاز به پیچیدگی فرآیندی که باید مدل‌سازی شود، تعداد متغیرهای ورودی و کیفیت آن بستگی دارد. با این حال، برای ایجاد شبکه عصبی مصنوعی از انعطاف‌پذیری خوبی جهت انتخاب تمام ورودی‌های فردی، برخلاف علائم سنتی که بیماران از آن شکایت می‌کنند وجود دارد. حدود ۶۵ درصد از داده‌های که اطلاعات آن در مرجع [۱۳] وجود دارد جهت آموزش شبکه و ۳۵ درصد آن جهت تست شبکه انتخاب می‌گردد. این انتخاب‌ها به‌صورت دلخواه بوده و هیچ قانون خاصی در رابطه با آن وجود ندارد. در این مقاله از ۴۲۵ تصویر که شامل ۲۷۶ تصویر نرمال و ۱۴۹ تصویر با تومر است استفاده شده است. این تصاویر به‌صورت تصادفی به هم‌ریخته شده و از مجموع ۴۲۵ تصویر، ۲۷۹ تصویر جهت آموزش و ۱۴۶ تصویر جهت تست شبکه مورد استفاده قرار گرفت. داده‌های مورد استفاده در این مقاله در جدول ۲ نشان داده شده‌اند.

هنگامی که استخراج ویژگی با استفاده از روش DCLM به دست آمد، گام بعدی، طبقه‌بندی ویژگی‌های با استفاده از یک روش طبقه‌بندی کننده است که در این مقاله از دو شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. برای جلوگیری از برآزش بیش از حد طبقه‌بندی کننده، از روش اعتبارسنجی متقابل

شروع به افزایش می‌کند. زمانی که، خطای اعتبارسنجی برای تعداد مشخصی از تکرارها افزایش می‌یابد، آموزش متوقف می‌شود و وزن‌ها و سوگیری‌ها در حداقل خطای اعتبارسنجی برگردانده می‌شود. قبل از ارائه الگوها، به شبکه انتشار برگشتی، معمولاً لازم است داده‌های ورودی و خروجی، را نرمال‌سازی شود تا آن‌ها در یک محدوده مشخص قرار گیرند. تمام داده‌های ورودی و خروجی در محدوده بین [۰، ۱] با استفاده از رابطه زیر نرمال‌سازی می‌شوند [۲۶]:

$$X_i = 0.1 + 0.8 \times \left(\frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \right) \quad (5)$$

می‌شود که برای تنظیم وزن شبکه و بایاس‌ها است و مجموع دوم به‌منظور اعتبارسنجی بکار می‌رود. در طول فرآیند آموزش توسط زیر مجموعه اول، میزان خطاء در، اعتبارسنجی داده‌ها به‌طور هم‌زمان نظارت می‌شود. به‌طور معمول، خطای اعتبارسنجی در طول آموزش و همچنین خطای مجموعه آموزشی کاهش می‌یابد. به‌منظور جلوگیری از اثر بیش‌برازش از توقف سریع در زمان آموزش شبکه استفاده می‌شود. با این حال، هنگامی که شبکه شروع به اضافه کردن داده‌ها می‌کند، میزان خطاء در داده‌های اعتبارسنجی، معمولاً

جدول ۳- مدل‌های شبکه عصبی آموزش دیده و ضرایب همبستگی آن‌ها (R) برای تعریف معماری شبکه بهینه.

شماره شبکه عصبی	تعداد نرون ها در لایه مخفی ۱	تعداد نرون ها در لایه مخفی ۲	ضریب همبستگی برای حالت سالم		ضریب همبستگی برای حالت با سرطان سینه	
			آموزش	تست	آموزش	تست
۱	۳	-	۰/۹۷۸۶	۰/۹۷۵۲	۰/۹۵۴۲	۰/۹۶۵۲
۲	۴	-	۰/۹۹۱۱	۰/۹۹۱۷	۰/۹۷۷۴	۰/۹۸۲۳
۳	۵	-	۰/۹۷۱۳	۰/۹۷۹۹	۰/۹۶۳۳	۰/۹۶۵۹
۴	۶	-	۰/۹۸۹۷	۰/۹۹۶۰	۰/۹۹۳۹	۰/۹۸۷۲
۵	۱۰	-	۰/۹۵۴۵	۰/۹۸۸۷	۰/۹۸۷۰	۰/۹۸۳۳
۶	۱۴	-	۰/۹۹۲۴	۰/۹۸۵۲	۰/۹۹۵۰	۰/۹۸۰۳
۷	۱۶	-	۰/۹۸۴۵	۰/۹۷۴۵	۰/۹۹۶۱	۰/۹۷۸۸
۸	۱۸	-	۰/۹۸۹۲	۰/۹۶۸۶	۰/۹۸۴۰	۰/۹۸۲۳
۹	۲۵	-	۰/۹۸۶۵	۰/۹۴۳۸	۰/۹۷۹۱	۰/۹۵۳۵
۱۰	۳۲	-	۰/۹۹۳۸	۰/۹۵۳۷	۰/۹۹۶۷	۰/۹۸۷۹
۱۱	۲۰	۳	۰/۹۷۸۹	۰/۹۸۴۷	۰/۹۵۴۱	۰/۹۵۰۴
۱۲	۲۲	۳	۰/۹۷۲۳	۰/۹۸۲۷	۰/۹۸۳۷	۰/۹۷۸۱
۱۳	۲۳	۵	۰/۹۷۳۶	۰/۹۴۸۴	۰/۹۸۳۹	۰/۹۱۷۷
۱۴	۲۶	۴	۰/۹۴۳۴	۰/۹۱۵۳	۰/۹۶۵۹	۰/۹۶۱۵
۱۵	۶	۳	۰/۹۸۹۸	۰/۹۷۶۴	۰/۹۹۴۰	۰/۹۸۳۸

جدول ۴- معماری و توابع شبکه عصبی مصنوعی انتشار برگشتی

تابع آموزش	لونبرگ-مارکودات
تابع یادگیری	گرادیان کاهشی با وزن مومنتوم و تابع یادگیری بایاس
تابع تحریک	تانژانت سیگموئید
تابع عملکرد	ریشه خطای مربع میانگین

جدول ۵- پارامترهای نهایی شبکه عصبی انتشار برگشتی و هیبریدی آموزش داده شده

پارامتر شبکه	شبکه انتشار برگشتی	شبکه هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی
تعداد نرون های لایه ورودی	۵	۵
تعداد نرون های لایه پنهان	۱۲	۱۰
تعداد نرون های لایه خروجی	۲	۲
نرخ آموزش	./۰۰۶	۰./۰۰۵
نرخ مومنتموم	./۰۶	۰./۷
کمترین خطاء	./۰۰۲	۰./۰۰۲
تعداد تکرار در آموزش شبکه	۳۲۸۳	۲۲۷۰
زمان آموزش (ثانیه)	۴۵/۵۱	۳۳/۶۸

می‌رسد شبکه‌های عصبی قابلیت تعمیم بالایی دارد. تست مجموعه داده‌های تصاویر ترموگرافی سینه زنان، حتی اگر برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی استفاده نشده باشد نتایج قابل قبولی را ارائه می‌دهد. عملکرد کلی هر دو مجموعه برای پیش‌بینی سرطان سینه زنان با استفاده از شبکه عصبی انتشار برگشتی از طریق درصد مطلق میانگین خطاء (MAPE)، حداکثر درصد خطاء، خطای مجموع مربع (SSE)، خطای مربع میانگین ریشه (RMSE)، ضریب همبستگی (R) و کوواریانس (COV) ارزیابی شد. در جدول ۶ خطای ناشی از شبکه عصبی هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی برای سطوح تجزیه مختلف نشان داده شده است.

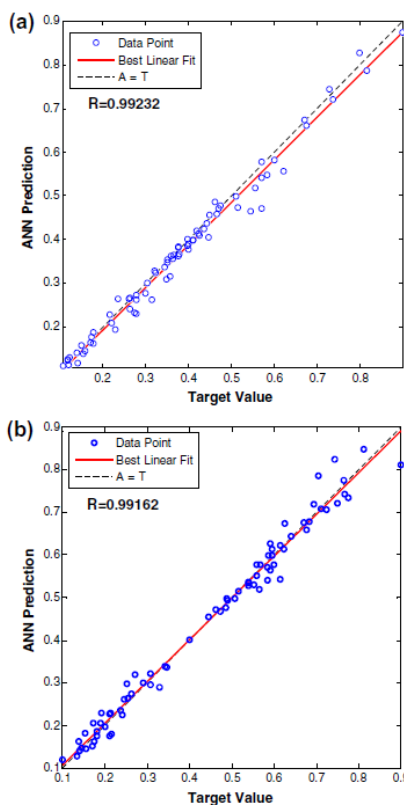
در جدول ۳ از مقاله، ۱۵ شبکه عصبی آموزش داده شده با ضرایب همبستگی آنها برای دستیابی به بهترین ساختار شبکه عصبی انتشار برگشتی آمده است. در جدول ۴ نیز اطلاعات مربوط به معماری و توابع شبکه عصبی مصنوعی انتشار برگشتی بیان شده است. در جدول ۵ پارامترهای نهایی دو نوع شبکه عصبی نشان داده شده است.

۴- تحلیل و بحث مدل‌ها

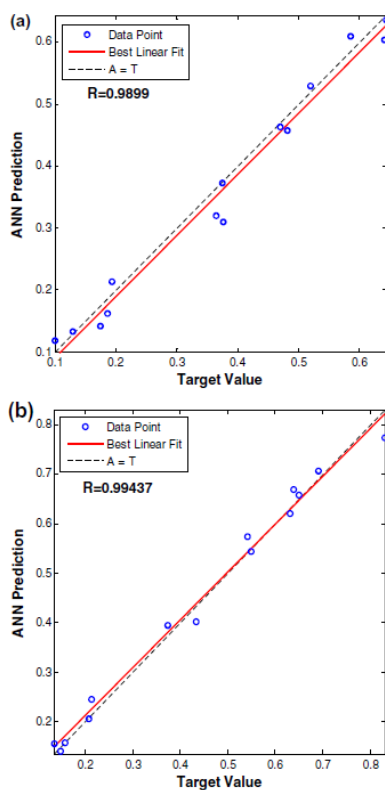
از دو مدل شبکه عصبی مصنوعی در این مطالعه برای پیش‌بینی سرطان سینه در زنان استفاده شده است. عملکرد مدل‌های شبکه عصبی انتشار برگشتی و هیبریدی در شکل‌های (۵) و (۶) نشان داده شده است. بنابراین، به نظر

جدول ۶- تحلیل آماری عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی انتشار برگشتی برای پیش‌بینی آموزش و تست شبکه.

تست		آموزش		
سینه با سرطان	سینه سالم	سینه با سرطان	سینه سالم	درصد مطلق میانگین خطاء
5.210827	8.007738	5.583072	5.014625	درصد ماکزیمم خطاء (%)
15.710502	18.873612	20.384114	17.413783	خطای مجموع مربع
0.008715	0.011543	0.058761	0.048838	خطای ریشه میانگین مربع (%)
0.984372	0.989901	0.981619	0.982321	همبستگی
5.641910	7.674229	6.236267	6.640889	کوواریانس (%)



شکل ۵- عملکرد شبکه عصبی هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی (در سطح ۱ تجزیه تصاویر) در پیش‌بینی سرطان سینه در وضعیت (a) سالم و (b) بیمار



شکل ۶- عملکرد آموزش شبکه عصبی مصنوعی انتشار برگشتی در پیش‌بینی سرطان سینه در وضعیت (a) سالم و (b) بیمار

جدول ۷- خطای ناشی از شبکه عصبی هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی

سطح فیلتر	خطای مطلق میانگین	خطای مربع میانگین	خطای مربع مجموع	خطای ریشه میانگین مربع
۱	0.02551	0.0008	0.1782	0.3990
۲	0.02734	0.0018	0.2253	0.4733
۳	0.02966	0.0017	0.2563	0.4989
۴	0.04866	0.0039	0.6570	0.8056

استفاده از تابع موجک باعث بهینه شده خطاء می‌گردد، ولی بعد از سطح ۱ فیلتر کردن میزان خطاء افزایش یافته لذا تا این سطح برای نویز زادی از تصاویر کفایت می‌کند. در جدول ۸ نتایج مدل‌های دیگر که در سال‌های اخیر برای تشخیص سرطان سینه استفاده شده است نشان داده شده و با نتیجه تحقیق حاضر مقایسه شده است [۲۷].

در جدول ۶، تحلیل آماری عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی انتشار برگشتی برای پیش‌بینی آموزش و تست شبکه به همراه پارامترهای خطای آن بیان شده است. در جدول ۷ نیز خطای آموزش، ناشی از شبکه عصبی هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی، برای ۴ سطح فیلتر کردن تصاویر خام آمده است. همانگونه که از جدول ۷ مشاهده می‌شود

جدول ۸- مقایسه دقت مدل ارائه شده با مدل‌های تحقیقات قبلی [۲۷]

سال	مدل	دقت (درصد)
۲۰۱۶	الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات- تخمین چگالی هسته	۹۸/۴۵
۲۰۱۶	الگوریتم ژنتیک- تخمین چگالی هسته	۹۸/۴۵
۲۰۱۶	ایمنی مصنوعی با یادگیری نیمه نظارتی	۹۸/۰۰
۲۰۱۸	الگوریتم کرم شب تاب باینری	۹۸/۱۷
۲۰۱۸	خوشه‌بندی انتشار آفینی + الگوریتم کرم شب تاب باینری	۹۸/۵۴
۲۰۱۸	خوشه بندی انتشار آفینی + متوسط خطای طبقه بندی الگوریتم کرم شتاب باینری	۹۸/۶۰
۲۰۱۹	شبکه عصبی انتشار برگشتی	۹۳/۹۰
۲۰۱۹	شبکه انتشار برگشتی + الگوریتم ژنتیک پوشش دار	۹۵/۳۰
۲۰۱۹	خود رمزگذار تُنک و رگرسیون سافت مکس	۹۸/۲۵
۲۰۱۹	یادگیری جمعی ویژگی بر اساس خود رمزگذار تُنک و رگرسیون سافت مکس	۹۸/۶۰
۲۰۲۰	پیش‌بینی با ماشین بردار پشتیبان	۹۷/۰۶
۲۰۲۱	رگرسیون لجستیک با سطح زیر منحنی	۹۸/۰۶
۲۰۲۲	خوشه‌بندی بر اساس رأی	۹۷/۶۱
۲۰۲۲	ماشین بردار پشتیبان چند جمله‌ای	۹۹/۰۳
۲۰۲۲	اجرای KNN با پارامترهای چندگانه	۹۷/۳۵
۲۰۲۲	مدل شبکه عصبی مصنوعی و درخت اضافی	۹۹/۴۱
۲۰۲۳	تحقیق حاضر	۹۹/۵۰

۵- نتیجه گیری

این مقاله بر توسعه یک مدل شبکه عصبی به منظور نیاز به یک روش هوشمند جهت تشخیص سرطان سینه با دقت و در کمترین زمان ممکن و هزینه کم تمرکز دارد. برای این منظور از یک شبکه عصبی انتشار برگشتی با یک لایه مخفی و یک شبکه هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی استفاده شد. نتایج نشان داد شبکه هیبریدی با دقت ۹۹/۵ درصد می تواند به درستی سرطان سینه را از روی تصاویر ترموگرافی شده تشخیص دهد. ورودی های شبکه ۵ نرون است و خروجی آن ۲ نرون است که وضعیت سلامت یا بیمار بودن، فردی که ترموگرافی از سینه آن صورت گرفته است را نشان می دهد. زمان آموزش شبکه عصبی انتشار برگشتی نیز ۴۵/۵۱ ثانیه به دست آمد. با توجه به جدول ۲، بهترین نتیجه با ۱۲ نرون در لایه پنهان در شبکه عصبی مصنوعی نتیجه شد. این در حالی است که در شبکه هیبریدی با ۳۳/۶۸ ثانیه و ۱۰ نرون

در لایه پنهان قادر به شناسایی وضعیت سالم یا بیمار بودن زنانی که، ترموگرافی سینه کرده اند را می کند. استفاده از موجک توانست دقت شبکه را تا رگرسیون ۹۹ درصد بالا برده و خطا را تا ۰/۰۱ کاهش دهد. بررسی ها نشان داد که با افزایش تعداد فیلترها به جای کاهش نویز، خطا و زمان آموزش شبکه افزایش یافت. با توجه به محاسبات انجام شده، شبکه عصبی هیبریدی انتشار برگشتی-موجکی با یک فیلتر برای پیش بینی وضعیت تصاویر سینه زنان ترموگرافی شده مناسب است و افزایش تعداد فیلترها تأثیری در نتایج نداشت. با این شبکه عصبی قادر خواهیم بود بدون آنکه به تصاویر ترموگرافی سینه زنان نیاز داشته باشیم از روی اطلاعات ورودی شبکه عصبی تشخیص دهیم که بیمار در چه وضعیتی از نظر وضعیت سلامت سینه است.

تعارض منافع

نویسنده اعلام می کند هیچ گونه تعارض منافی ندارد.

مراجع

- [1] D. Yamada, S. Ohde, Y. Kajiura, K. Yagishita, F. Nozak, K. Suzuki, et al. "Relationship Between Breast Density, Breast Cancer Subtypes, and Prognosis", *Clinical Breast Cancer*, Vol. 22, No.6, 2022, pp.560-566.
- [2] N. Uddin, X. Wang, "Identification of Breast Cancer Subtypes Based on Gene Expression Profiles in Breast Cancer Stroma", *Clinical Breast Cancer*, Vol.22, No.6, 2022, pp.521-537.
- [3] S. Punitha, F. Al-Turjman, T. Stephan, "An Automated Breast Cancer Diagnosis Using Feature Selection and Parameter Optimization in ANN", *Computers and Electrical Engineering*, Vol.90, 2021, pp.106958.
- [4] G. Saad, A. Khadour, Q. Kanafani, "ANN and Adaboost Application for Automatic Detection of Microcalcifications in Breast Cancer", *The Egyptian Journal of Radiology and Nuclear Medicine*, Vol. 47, No.4, 2016, pp.1803-1814.
- [5] A. Buciński, T. Bączek, K. Jerzy, R. Szoszkiewicz, J. Załuski, "Clinical Data Analysis Using Artificial Neural Networks (ANN) and Principal Component Analysis (PCA) of Patients with Breast Cancer after Mastectomy", *Reports of Practical Oncology & Radiotherapy*, Vol.12, No. 1, 2007, pp.9-17.
- [6] R. Jafari-Marandi, S. Davarzani, M. Soltanpour Gharibdousti, B.K. Smith, "An Optimum ANN-Based Breast Cancer Diagnosis: Bridging Gaps Between ANN Learning and Decision-Making Goals", *Applied Soft Computing*, Vol.72, 2018, pp.108-120.
- [7] A. Brown, AP. Lourenco, BL. Niell, B. Cronin, EH. Dibble, ML. DiNome, MS. Goel, J. Hansen, S L. Heller, MS. Jochelson, B.Karrington, KA. Klein, TS. Mehta, MS. Newell, L. Schechter, AR. Stuckey, ME. Swain, J. Tseng, DS. Tuscano, L. Moy, "ACR Appropriateness Criteria® Transgender Breast Cancer Screening", *The Journal of the American College of Radiology*; Vol.18, No.11S, 2021, pp. S:502-S515.
- [8] K. Srikanth, UI. Zahoor, S. Huq, AP. Siva Kumar, "Big Data Based Analytic Model to Predict and Classify Breast Cancer Using Improved Fractional Rough Fuzzy K-Means Clustering and Labeled Ensemble Classifier Algorithm", *Concurr Com-Pract E*, Vol.34, No.10, 2022, pp.e6715.
- [9] N. Mehrbakhsh, O. Ibrahim, H. Ahmadi, L. Shahmoradi, "A Knowledge-Based System for Breast Cancer Classification Using Fuzzy Logic Method", *Telematics and Informatics Reports*, Vol.34, No.4, 2017, pp.133-144.

[۱۰] پانیذ تیموری و مهدی مزینانی، راحیل حسینی، "ارائه یک مدل هوشمند قطعه‌بندی مبتنی بر منطق فازی و تبدیل موجک گسسته در تصاویر دیجیتالی جهت شناسایی سرطان معده" نشریه مدل‌سازی در مهندسی، دوره ۱۸، شماره ۶۳، زمستان ۱۳۹۹، صفحه ۱۳۱-۱۵۰.

[۱۱] امین رضایی پناه و علی مبارکی، سعید بحرانی، "بهینه‌سازی شبکه عصبی MLP با استفاده از الگوریتم ژنتیک موازی Fin Grain برای تشخیص سرطان سینه" نشریه مدل‌سازی در مهندسی، دوره ۱۷، شماره ۵۷، تیر ۱۳۹۹، صفحه ۱۷۳-۱۸۶.

[۱۲] طاها کشاورز، "ارائه مدل بهینه‌سازی دو هدفه برای برنامه‌ریزی درمان سلول‌های سرطانی به روش پرتو درمانی با حجم تطبیق شده" نشریه مدل‌سازی در مهندسی، دوره ۱۹، شماره ۶۴، اردیبهشت ۱۴۰۰، صفحه ۹۵-۱۰۷.

[13] <https://visual.ic.uff.br/dmi/prontuario/index.php>.

[14] JM. Jerez-Aragones, JA. Gomez-Ruiz, G. Ramos-Jimenez, J. Muñoz-Pérez, E. Alba-Conejo, "A Combined Neural Network and Decision Trees Model for Prognosis of Breast Cancer Relapse", *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 27, 2003, pp.45-63.

[15] HA. Abbass, "An Evolutionary Artificial Neural Networks Approach for Breast Cancer Diagnosis", *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol.25, 2002, pp. 265-81.

[16] L. Mariani, D. Coradini, E. Biganzoli, P. Boracchi, "Prognostic Factors for Metachronous Contralateral Breast Cancer: A Comparison of the Linear Cox Regression Model Its Artificial Neural Network Extension", *Breast Cancer Research and Treatment*, Vol.44, No.2, 1997, pp.167-78.

[17] B. Widrow, MA. Lher, "30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Madaline and Back Propagation", *Proceedings of the IEEE*, Vol.78, 1990, pp.1415-1442.

[18] E. Biganzoli, P. Boracchi, D. Coradini, M. Grazia Daidone, E. Marubini, "Prognosis in Node-Negative Primary Breast Cancer: A Neural Network Analysis of Risk Profiles Using Routinely as Sessed Factors", *Annals of Oncology*, Vol.14, 2003, pp.1484-93.

[19] A. Belayneh, J. Adamowski, B. Khalil, J. Quilty, "Coupling Machine Learning Methods with Wavelet Transforms and the Bootstrap and Boosting Ensemble Approaches for Drought Prediction", *Atmospheric Research*, Vol.172-173, 2016, pp.37-47.

[20] A. Aghajani, R. Kazemzadeh, A. Ebrahimi, "A Novel Hybrid Approach for Predicting Wind Farm Power Production Based on Wavelet Transform, Hybrid Neural Networks and Imperialist Competitive Algorithm", *Energy Conversion and Management*, Vol.121, 2016, pp.232-240.

[21] EM. Golafshani, A. Behnood, M. Arashpour, "Predicting the Compressive Strength of Normal and High-Performance Concretes Using Ann and Anfis Hybridized with Grey Wolf Optimizer", *Construction and Building Materials*, Vol.232, 2020, pp.117266.

[22] RM. Haralick, K. Shanmugam, IH. Dinstein, "Textural Features for Image Classification", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-3, No.6, 1973, pp.610-621.

[23] CI. Ossai, N. Wickramasinghe, "GLCM and Statistical Features Extraction Technique with Extra-tree Classifier in Macular Oedema Risk Diagnosis", *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol.73, 2022, pp.103471.

[24] J. Zupan, J. Gasteiger, *Neural Networks for Chemists: An Introduction*, 1th ed. VCH, Weinheim, 1993.

[25] MT. Hagan, MB. Menhaj, "Training feedforward networks with the Marquardt algorithm", *IEEE T Neural Network*, Vol.5, 1994, pp.989-993.

[26] SS. Patel, AP. Chourasia, SK. Panigrahi, J. Parashar, N. Parvez, M. Kumar, "Damage Identification of RC Structures Using Wavelet Transformation", *Procedia Engineering*, Vol.114, 2016, pp.336-342.

[27] D. Sharma, R. Kumar, A. Jain, "Breast Cancer Prediction Based on Neural Networks and Extra Tree Classifier Using Feature Ensemble Learning", Vol.24, 2022, 100560.