Check for updates

Original Article

Journal of Health and Biomedical Informatics
Medical Informatics Research Center
2023; 10(3): 260-268
10.34172/jhbmi.2023.30

Breast Cancer Detection in Thermographic Images Using Hybrid Networks

Rezazadeh Tamrin Hanieh[1], Saniei Elham[2], Salehi Barough Mehdi[2]

• **Received:** 6 Jun 2023 • **Accepted:** 31 Oct 2023

Introduction: Breast cancer is the most common cancer in women that causes more deaths than other cancers. Thermography is one of the methods of breast cancer diagnosis. The most important challenge in early detection of these images can be human error or lack of access to a skilled person. The use of artificial intelligence methods in image processing can be effective in early detection and reduction of human error. The main aim of this research was to introduce hybrid networks for intelligent diagnosis of breast cancer from thermographic images.

Method: The thermographic images used in this study were collected from the DMR-IR database. First, the main features of the images were extracted by deep convolutional network (CNN). Then, FCNNs and SVM algorithms were used to classify breast cancer from thermographic images.

Results: The accuracy rate for CNN_FC and CNN-SVM algorithms was 94.2% and 0.95%, respectively. In addition, the reliability parameters for these classifiers were calculated as 92.1%, and 97.5%, and the sensitivity for each of these classifiers as 95.5%, and 94.1%, respectively.

Conclusion: The proposed model based on the deep hybrid network has good accuracy compared to similar algorithms; therefore, it can help doctors in the early diagnosis of breast cancer through thermographic images and minimize human error.

Keywords: Diagnosis, Breast Cancer, Deep Learning, Convolutional Neural Network, Thermography

• **Citation:** Rezazadeh Tamrin H, Saniei E, Salehi Barough M. Cancer Detection in Thermographic Images Using Hybrid Networks. Journal of Health and Biomedical Informatics 2023; 10(3): 260-68. [In Persian] doi: 10.34172/jhbmi.2023.30

1. Master of Nuclear Engineering, Medical Radiation Research Center, Central Tehran Branch Islamic Azad University, Tehran, Iran
2. Ph.D. in Nuclear Engineering, Assistant Professor, Medical Radiation Research Center, Central Tehran Branch Islamic Azad University, Tehran, Iran
***Corresponding Author:** Elham Saniei
Address: Medical Radiation Research Center, Islamic Azad University, Tehran Branch, Imam Hassan Mojtaba Blvd., Poonak Square, Tehran
• **Tel:** 02144600024 • **Email:** elhsaniei@gmail.com

© 2023 The Author(s); Published by Kerman University of Medical Sciences. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cite

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.30]

مقاله پژوهشی

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی
دوره دهم شماره سوم. ص ۲۶۸-۲۶۰، ۱۴۰۲
10.34172/jhbmi.2023.30

تشخیص هوشمند سرطان پستان از طریق شبکه‌های ترکیبی عمیق با استفاده از تصاویر ترموگرافی

حانیه رضازاده تمرین[۱]، الهام صنیعی[۲]، مهدی صالحی باروق[۲]*

• دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۳/۱۶ • پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۸/۹

مقدمه: سرطان پستان، شایع‌ترین سرطان بدخیم در زنان است و بیشتر از سایر سرطان‌ها باعث مرگ و میر آنان می‌شود. روش ترموگرافی یکی از روش‌های تشخیص سرطان پستان است. مهم‌ترین چالش در تشخیص زود هنگام از روی این تصاویر می‌تواند مربوط به خطای انسانی و یا عدم دسترسی به شخص ماهر باشد. استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در پردازش تصاویر در تشخیص زودهنگام و کاهش خطای انسانی می‌تواند مؤثر باشد. هدف کلی این پژوهش معرفی شبکه‌های ترکیبی عمیق برای تشخیص هوشمند سرطان پستان از تصاویر ترموگرافی است.

روش: تصاویر ترموگرافی مورد استفاده در این پژوهش از پایگاه داده DMR-IR جمع‌آوری شده است. ابتدا ویژگی‌های اصلی تصاویر توسط شبکه پیچشی عمیق CNN استخراج گردید. سپس در ادامه از دو الگوریتم FCNNs و SVM برای کلاس‌بندی سرطان پستان از تصاویر ترموگرافی استفاده شد.

نتایج: نرخ دقت برای الگوریتم‌های CNN_FC و CNN-SVM، به ترتیب ۹۴/۲٪ و ۹۵/۰٪ بود. علاوه بر این، پارامترهای قابلیت اطمینان هم برای این طبقه‌بندی‌کننده‌ها به ترتیب ۹۲/۱٪، ۹۷/۵٪ و حساسیت برای هر یک از این طبقه‌بندی‌کننده‌ها به ترتیب ۹۵/۵٪، ۹۴/۱٪ محاسبه شد.

نتیجه‌گیری: مدل پیشنهادی مبتنی بر شبکه ترکیبی عمیق دقت مناسبی نسبت به الگوریتم‌های مشابه دارد؛ بنابراین می‌تواند پزشکان را در تشخیص زودهنگام سرطان پستان از طریق تصاویر ترموگرافی کمک نموده و خطای انسانی را به حداقل برساند.

کلیدواژه‌ها: تشخیص، سرطان پستان، یادگیری عمیق، شبکه عصبی کانولوشنی، ترموگرافی

• **ارجاع:** رضازاده تمرین حانیه، صنیعی الهام، صالحی باروق مهدی. ارائه مدل خدمات بیمارستان هوشمند مبتنی بر اینترنت اشیاء. مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی ۱۴۰۲؛ ۱۰(۳): ۶۸-۲۶۰. doi: 10.34172/jhbmi.2023.30

۱. کارشناسی ارشد مهندسی هسته‌ای، مرکز تحقیقات پرتو پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز، تهران، ایران
۲. دکتری مهندسی هسته‌ای، استادیار، مرکز تحقیقات پرتو پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز، تهران، ایران

* **نویسنده مسئول:** الهام صنیعی
آدرس: تهران، میدان پونک، بلوار امام حسن مجتبی(ع)، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز، مرکز تحقیقات پرتوپزشکی
• **شماره تماس:** ۰۲۱۴۴۶۰۰۰۲۴ • **Email:** elhsanieiei@gmail.com

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-23]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.30]

مقدمه

سرطان پستان یکی از سرطان‌های شایع است. طبق محاسبات انستیتو ملی سرطان ایالات متحدهٔ آمریکا از هر هشت زن یک نفر در زندگی خود به سرطان پستان مبتلا می‌شود. این سرطان درصورتی‌که به موقع تشخیص داده شود به راحتی قابل درمان است. روش‌های بسیاری برای تصویربرداری سرطان پستان در مرحله تشخیصی وجود دارد. ترموگرافی یکی از این روش‌ها است که به وسیله یک دوربین مادون قرمز به ثبت دمای ناحیه مورد نظر می‌پردازد. این روش کاملاً بی‌خطر بوده و نسبت به سایر روش‌های تصویربرداری سرطان پستان، مقرون به صرفه‌تر است. با این وجود، این تکنیک دارای تعداد زیاد مثبت کاذب (False Positive) و منفی کاذب (False Negative) (حدود ۱۰٪) است و منطقه آسیب دیده را به طور دقیق تعیین نمی‌تواند تشخیص دهد [۱]. برای تشخیص مناطق با گرادیان دمای بالا، تشخیص خودکار مناطق مورد نظر در هر پستان و تجزیه و تحلیل عدم تقارن، تکنیک‌های هوش مصنوعی متفاوتی استفاده می‌شود [۲].

تکنیک‌های یادگیری مختلفی، از جمله شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه، شبکه‌های عصبی کانولوشن و سیستم‌های خبره شبکه عصبی فازی تاکنون، برای تشخیص سرطان پستان با دقت بالا پیشنهاد شده است [۳]. این تکنیک‌ها با استفاده از مجموعه داده‌ها و ویژگی‌های مختلف، مانند تصاویر هیستوپاتولوژیک، تصاویر ماموگرافی و ترموگرام آزمایش شده‌اند. تکنیک‌های هوش مصنوعی، در حوزه‌های گوناگون از تحقیقات و کاربردهای علمی به چشم می‌خورند. شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه با قابلیت یادگیری به تحلیل داده‌های ساختاریافته و غیرساختاری در حوزه‌هایی از جمله پردازش تصویر و تشخیص الگو کمک می‌کنند [۴]. شبکه عصبی پیچشی می‌تواند نگاشت غیرخطی بین ورودی و خروجی را به دست آورد و به طور خودکار ویژگی‌های محلی و ویژگی‌های سطح بالا را از طریق ساختارهای شبکه چند لایه و مجموعه ویژگی‌های از پیش تعریف شده را یاد بگیرد [۴]. این تکنولوژی‌ها به طور ویژه در سامانه‌های تشخیص تصویری مثل تشخیص اشیاء، تشخیص چهره و در پزشکی برای تشخیص بیماری‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. علاوه بر این، ادغام ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی در عمل بالینی برای بهبود دقت و کارایی غربالگری و درجه‌بندی سرطان سینه نیز مورد بررسی قرار گرفته است. با این حال، تحقیقات بیشتری برای تأیید این رویکردها در مجموعه داده‌های بزرگ‌تر و اطمینان از ادغام ایمن در عمل بالینی مورد نیاز است

در جدیدترین نسخه‌های سیستم‌های تشخیصی، تکنیک‌های یادگیری عمیق به کمک پزشکان آمده‌اند. Desai و همکاران [۵] رویکرد جدیدی را برای تشخیص سرطان پستان با استفاده از تکنیک‌های یادگیری عمیق پیشنهاد کردند. آن‌ها در این مطالعه اثربخشی شبکه‌های عصبی (Multilayer perceptron) MLP و (Convolutional Neural Networks) CNN را در طبقه‌بندی ماموگرافی به کلاس‌های خوش‌خیم و بدخیم تأیید کردند. برای تشخیص دقیق متاستاز سرطان پستان، یک مدل توسط Awotunde و همکاران [۶] پیشنهاد شده است که از الگوریتم‌های ترکیبی یادگیری ماشین و یادگیری عمیق استفاده می‌کند. این پژوهش تصاویر پاتولوژیک بیماران دارای سرطان پستان که نمونه‌برداری شده بودند به‌کار برد. آن‌ها به دقت ۹۹/۵٪ در تشخیص متاستاز رسیدند و نشان دادند که رویکرد آن‌ها از سایر تکنیک‌های پیشرفته برتری دارد. Francis و همکاران [۷] مدلی را پیشنهاد دادند که در این مدل ابتدا ویژگی‌های آماری و بافتی ابتدا توسط تبدیل curvelete استخراج می‌شود. سپس از بردار پشتیبان برای کلاس‌بندی تصاویر ترموگرافی استفاده کردند. الگوریتم پیشنهادی آن‌ها به صحت ۹۰/۹٪ در تشخیص سرطان پستان رسید. هدف اصلی این پژوهش طراحی یک سیستم ترکیبی با استفاده از شبکه عصبی پیچشی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین همچون SVM (Support Vector Machines) و (Fully Connected Neural Networks) FCNNs جهت تشخیص زودهنگام سرطان پستان از تصاویر ترموگرافی است.

روش

در این پژوهش چارچوب پیشنهادی برای تشخیص سرطان پستان از طریق دو معماری متفاوت شبکه ترکیبی عمیق شرح داده شد. در معماری اول شبکه عصبی پیچشی CNN به‌همراه الگوریتم کلاس‌بندی ماشین بردار پشتیبان SVM برای تشخیص خودکار سرطان پستان استفاده شد و در معماری دوم شبکه عصبی پیچشی به‌همراه یک شبکه عصبی تماماً متصل FCNNs جهت کلاس‌بندی تصاویر به دو کلاس نرمال و بیمار به کار رفت.

مجموعه داده‌های تصاویر ترموگرافی

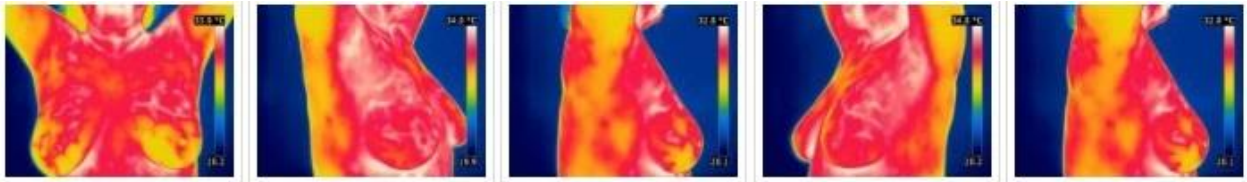
[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.30]

در این مطالعه از تصاویر ترموگرافی پستان از مجموعه پایگاه داده DMR-IR(Database For Mastology Research) [۷] استفاده شد. این وب سایت دسترسی به یک پایگاه داده عمومی از تصاویر پزشکی، از جمله چندین مجموعه داده مرتبط با سرطان سینه، مانند ماموگرافی و ترموگرافی را فراهم می‌کند. این تصاویر از منابع مختلف از جمله بیمارستان‌ها، کلینیک‌ها و مؤسسات تحقیقاتی جمع‌آوری شده‌اند و طیف وسیعی از گروه‌های سنی و جنسیت را پوشش می‌دهند اطلاعات مرتبط با هر تصویر، مانند سن و جنسیت بیمار، در بیشتر موارد در دسترس هستند و اطلاعات ارزشمندی را برای توسعه الگوریتم‌های تشخیص سرطان پستان فراهم می‌کنند. برای ثبت تصاویر ترموگرافی در این پایگاه داده از دوربین FLIR SC-620 با رزولوشن ۶۴۰*۴۸۰ استفاده شده است. در این مطالعه از تصویرترموگرافی ۴۵۰۰ فرد سالم و ۲۸۰۰ فرد سرطانی استفاده شد.

پیش پردازش تصاویر

در این مرحله همه تصاویر رنگی به خاکستری تبدیل شدند. برای هر فرد از زوایای روبه‌رو، ۴۵، ۹۰ از جهات راست و چپ تصویرگیری شد و نهایتاً برای هر فرد ۵ تصویر ترموگرافی ثبت شد (شکل ۱). برای آموزش و آزمون شبکه CNN از مجموعه ۸۰ درصد برای آموزش و ۲۰ درصد برای آزمون انتخاب شد که رایج‌ترین نسبت در برنامه‌های یادگیری ماشین است. همچنین برای جلوگیری از overfitting از روش cross-fold validation با نسبت ۳ استفاده شد. تصاویر برای کلاس‌بندی در دو پوشه سرطانی و سالم قرار می‌گیرند.



شکل ۱: نمونه‌ای از تصاویر ترموگرافی استفاده شده: از چپ به راست به ترتیب نمای روبه‌رو ، راست ۴۵، راست ۹۰، چپ ۴۵، چپ ۹۰

استخراج ویژگی با استفاده از شبکه عصبی پیچشی (CNN)

در این تحقیق، برای استخراج ویژگی‌های تصاویر ترموگرافی در مرحله اول استفاده از شبکه عصبی CNN که توانایی خوبی در استخراج ویژگی تصاویر دارد پیشنهاد می‌شود [۹]. شبکه‌های عصبی پیچشی یکی از مهم‌ترین شبکه‌های عصبی عمیق هستند که تصویر را به عنوان ورودی دریافت و سپس به‌صورت هم‌زمان چندین ویژگی را پیش‌بینی می‌کند [۹]. CNN روی تصاویر آموزش می‌بیند و مستقیماً کارایی تشخیص را بهبود می‌دهد. شبکه عصبی کانولوشن بسیار سریع‌تر و دقیق‌تر از دیگر روش‌های استخراج ویژگی است. در تحقیق جاری، از چهار لایه کانولوشنی به همراه لایه نرمال‌ساز و pooling و دو لایه کاملاً متصل با ابعاد ۱۶ و ۲ در انتهای شبکه استفاده شد. شکل ۲ نحوه چینش و مشخصات لایه‌ها را نشان می‌دهد. این لایه‌ها در CNN به شرح زیر تعریف می‌شوند:

۱- ورودی‌های این شبکه همگی از نوع تصاویر ۳×۶۴۰×۴۸۰ می‌باشند که لایه کانولوشن اول شامل ۸ فیلتر و اندازه هسته ۷ × ۷ پیکسل می‌باشد. علاوه بر این، عملیات کانولوشن از گزینه padding استفاده می‌کند که پیکسل‌های مرزی را قبل از عملیات کانولوشن گسترش می‌دهد.

۲- لایه‌های کانولوشن انباشته شده توسط یک عملیات نرمال‌سازی دسته‌ای دنبال می‌شوند. از طرفی لازم است هر لایه کانولوشن با یک عملیات واحد خطی اصلاح‌شده دنبال شود. یک لایه max-pooling با اندازه هسته ۲×۲ پیکسل و گام ۲ در ادامه آن وجود دارد.

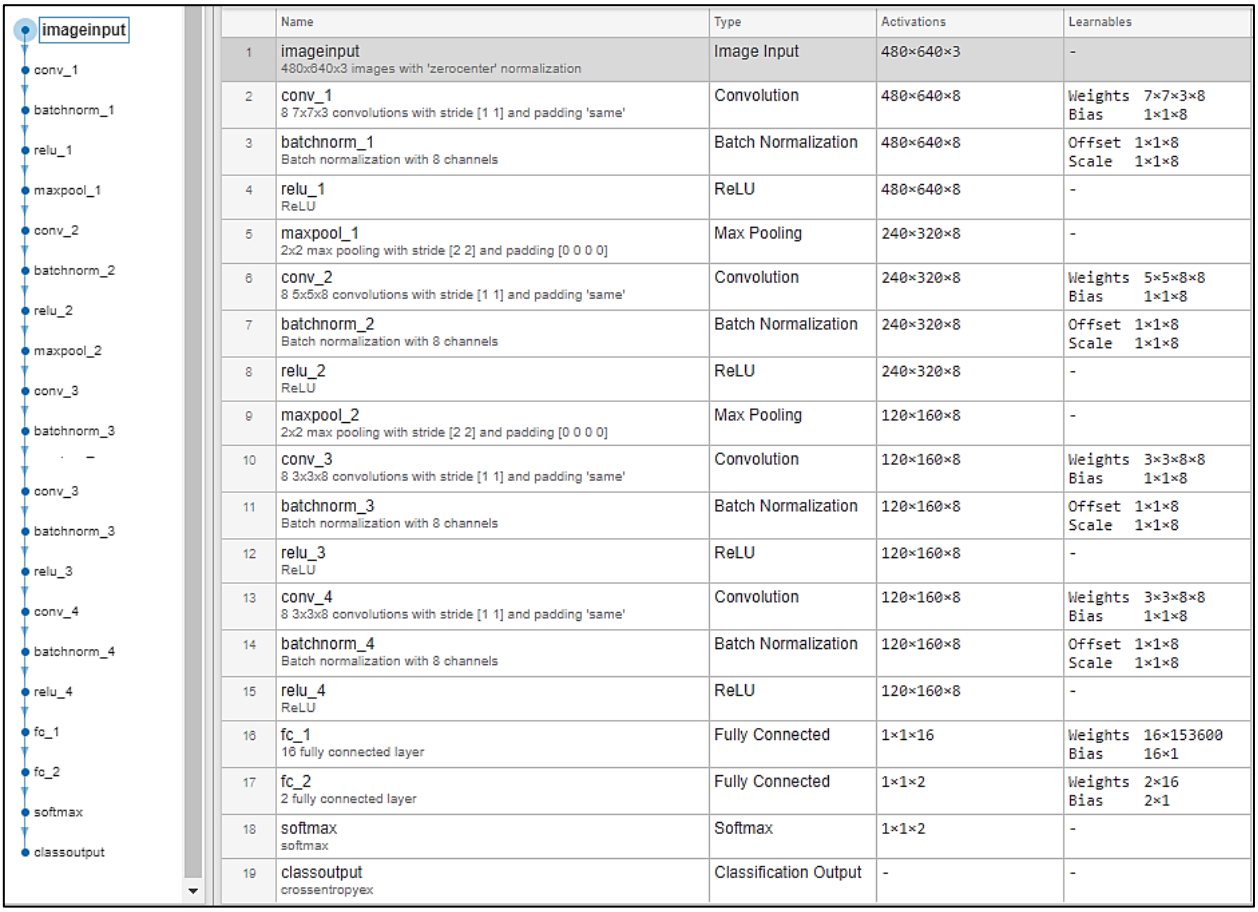
۳- لایه‌های کانولوشن انباشته بعدی و لایه نرمال‌سازی دسته‌ای از همان قسمت اول استفاده می‌کنند، با این تفاوت که اندازه هسته کانولوشن به ترتیب روی ۵ × ۵، ۳ × ۳ و ۳ × ۳ تنظیم شده است.

۴- اولین لایه کاملاً متصل شامل ۱۶ نورون است.

۵- دومین لایه کاملاً متصل که دارای ۲ نورون است، دو دسته از تصاویر را در مجموعه داده‌های ترموگرافی سرطان جدا می‌کند. لایه خروجی یک تابع فعال‌سازی softmax با مقادیر خروجی برابر با صفر و یک خواهد بود.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.30]



	Name	Type	Activations	Learnables
1	imageinput 480x640x3 images with 'zerocenter' normalization	Image Input	480×640×3	-
2	conv_1 8 7x7x3 convolutions with stride [1 1] and padding 'same'	Convolution	480×640×8	Weights 7×7×3×8 Bias 1×1×8
3	batchnorm_1 Batch normalization with 8 channels	Batch Normalization	480×640×8	Offset 1×1×8 Scale 1×1×8
4	relu_1 ReLU	ReLU	480×640×8	-
5	maxpool_1 2x2 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]	Max Pooling	240×320×8	-
6	conv_2 8 5x5x8 convolutions with stride [1 1] and padding 'same'	Convolution	240×320×8	Weights 5×5×8×8 Bias 1×1×8
7	batchnorm_2 Batch normalization with 8 channels	Batch Normalization	240×320×8	Offset 1×1×8 Scale 1×1×8
8	relu_2 ReLU	ReLU	240×320×8	-
9	maxpool_2 2x2 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]	Max Pooling	120×160×8	-
10	conv_3 8 3x3x8 convolutions with stride [1 1] and padding 'same'	Convolution	120×160×8	Weights 3×3×8×8 Bias 1×1×8
11	batchnorm_3 Batch normalization with 8 channels	Batch Normalization	120×160×8	Offset 1×1×8 Scale 1×1×8
12	relu_3 ReLU	ReLU	120×160×8	-
13	conv_4 8 3x3x8 convolutions with stride [1 1] and padding 'same'	Convolution	120×160×8	Weights 3×3×8×8 Bias 1×1×8
14	batchnorm_4 Batch normalization with 8 channels	Batch Normalization	120×160×8	Offset 1×1×8 Scale 1×1×8
15	relu_4 ReLU	ReLU	120×160×8	-
16	fc_1 16 fully connected layer	Fully Connected	1×1×16	Weights 16×153600 Bias 16×1
17	fc_2 2 fully connected layer	Fully Connected	1×1×2	Weights 2×16 Bias 2×1
18	softmax softmax	Softmax	1×1×2	-
19	classoutput crossentropyex	Classification Output	-	-

شکل ۲: لایه‌های شبکه عصبی کانولوشن پیشنهادی در این تحقیق

تنظیمات آموزش شبکه عصبی کانولوشن

برای آموزش شبکه CNN از ۱۰۰ گام (Epoch) استفاده گردید. از آنجایی که شبکه در ابتدای فرآیند آموزش در حالت ناپایدار قرار دارد؛ بنابراین بهتر است نرخ یادگیری کم باشد و سپس به‌آرامی زیاد شود نرخ آموزش برای تکرارهای اولیه، از ۰/۰۱ شروع و به آرامی افزایش می‌یابد. معمولاً برای جلوگیری از برازش بیش از حد (Overfitting) از داده‌سازی (Data Augmentation) استفاده می‌شود [۱۰]. در این تحقیق نیز برای جامعیت بیشتر مجموعه دادگان از داده‌سازی استفاده شد که برای داده‌سازی، مقیاس دادن (Scale) حداکثر ۵۰٪ اندازه تصویر اصلی، چرخش با میزان تصادفی تا ۲۰ درجه به هر جهتی و انتقال (Translation) تصادفی تا حداکثر ۳ پیکسل به‌کاربرده شد.

طبقه‌بندی تصاویر

بعد از اعمال شبکه پیچشی (CNN) بر روی هر تصویر، بردار ویژگی‌های مرتبط با آن به دست خواهد آمد. معمولاً در انتهای شبکه CNN از یک شبکه عصبی تماماً متصل برای کلاس‌بندی تصاویر استفاده شد که سرعت و صحت مناسبی برای ویژگی‌های خود شبکه کانولوشن دارد، ولی برای مقایسه دقت و سرعت طبقه‌بندی کننده‌ها در این تحقیق از دو کلاس‌بندی کننده FCNNs و SVM استفاده گردید و نتایج بررسی و مقایسه شد. ماشین بردار پشتیبانی یکی از روش‌های یادگیری بانظارت است که از آن برای طبقه‌بندی استفاده می‌کنند. این روش از جمله روش‌های نسبتاً جدیدی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر برای طبقه‌بندی نشان داده است. [۱۱]. مبنای کاری دسته‌بندی کننده SVM دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود خط مرزی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. از توابع هسته مختلفی از جمله هسته‌های نمایی، چندجمله‌ای و سیگموید می‌توان برای تولید این مرزها هم استفاده نمود که پیچیدگی روش SVM و صحت آن را بیشتر می‌کند [۱۱]. الگوریتم‌های این پژوهش با استفاده از زبان برنامه‌نویسی متلب نسخه ۲۰۲۱ پیاده‌سازی شد.

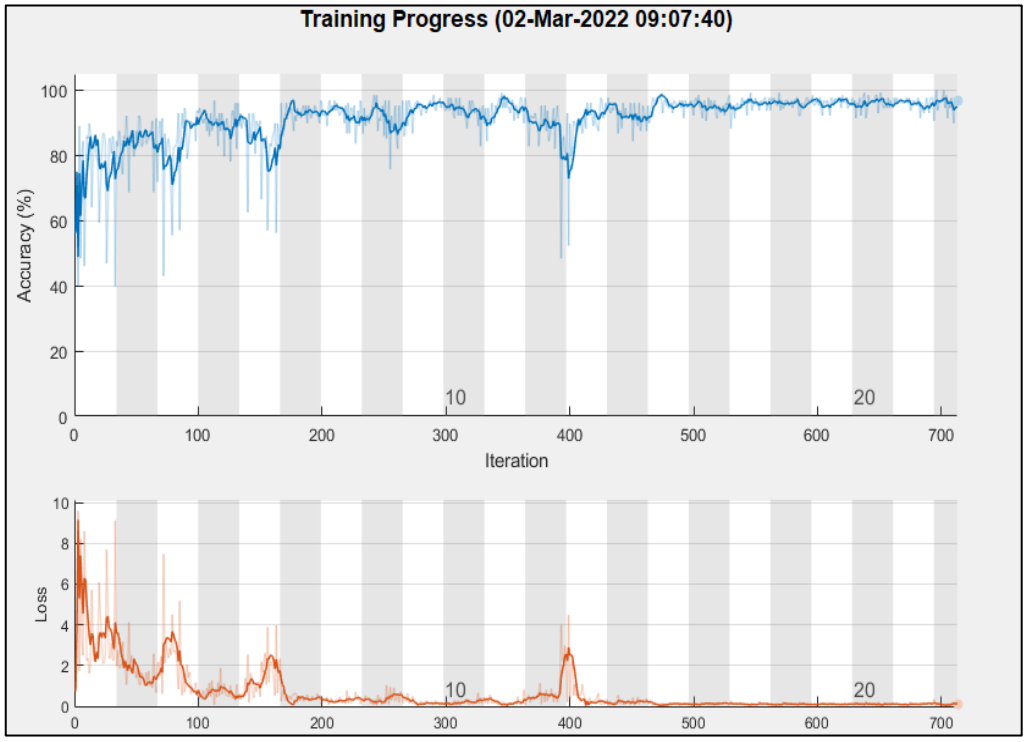
[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-23]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.30]

نتایج

در شکل ۳ نمودارهای صحت و خطا در هر مرحله از آموزش نشان داده شد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود با افزایش گام‌های آموزش، شبکه تلفات خود را کم کرده و به دقت‌های بالا خواهد رسید. در جدول ۱ تعداد ویژگی‌های مرتبط با هر روش بیان شده است. همچنین در جدول ۲ نتایج مقایسه سرعت و صحت نتایج مربوط به هرطبقه‌بندی کننده آورده شد. همان‌طور که مشاهده می‌شود شبکه ترکیبی CNN-SVM به میزان ۱/۶ برابر سرعت بالاتری نسبت به شبکه CNN-FC دارد. سیستم ویندوز استفاده‌شده دارای مشخصات ۸ گیگا رم، Intel(R) Core i5-x64-based processor 4430 CPU @ 3.00GHz است. شبکه CNN-FC گرچه دقت خوبی دارد، اما سرعت پایین‌تری نسبت به روش دیگر دارد.

جدول ۱: پارامترهای طبقه‌بندی کننده‌ها در روش پیشنهادی

ابعاد ویژگی‌های ورودی	تابع	طبقه بندی کننده
۴۳۴۴×۲	softmaxLayer	FCNNs
۴۳۴۴×۲	fitcSVM	SVM



شکل ۳: نمودار پیشرفت آموزش شبکه CNN پیشنهادی

جدول ۲: مقایسه سرعت اموزش در تشخیص سرطان با روش‌های پیشنهادی

طبقه بندی کننده	سرعت بر حسب ثانیه
FCNNs	۳۳۶/۱
SVM	۲۵۰/۷

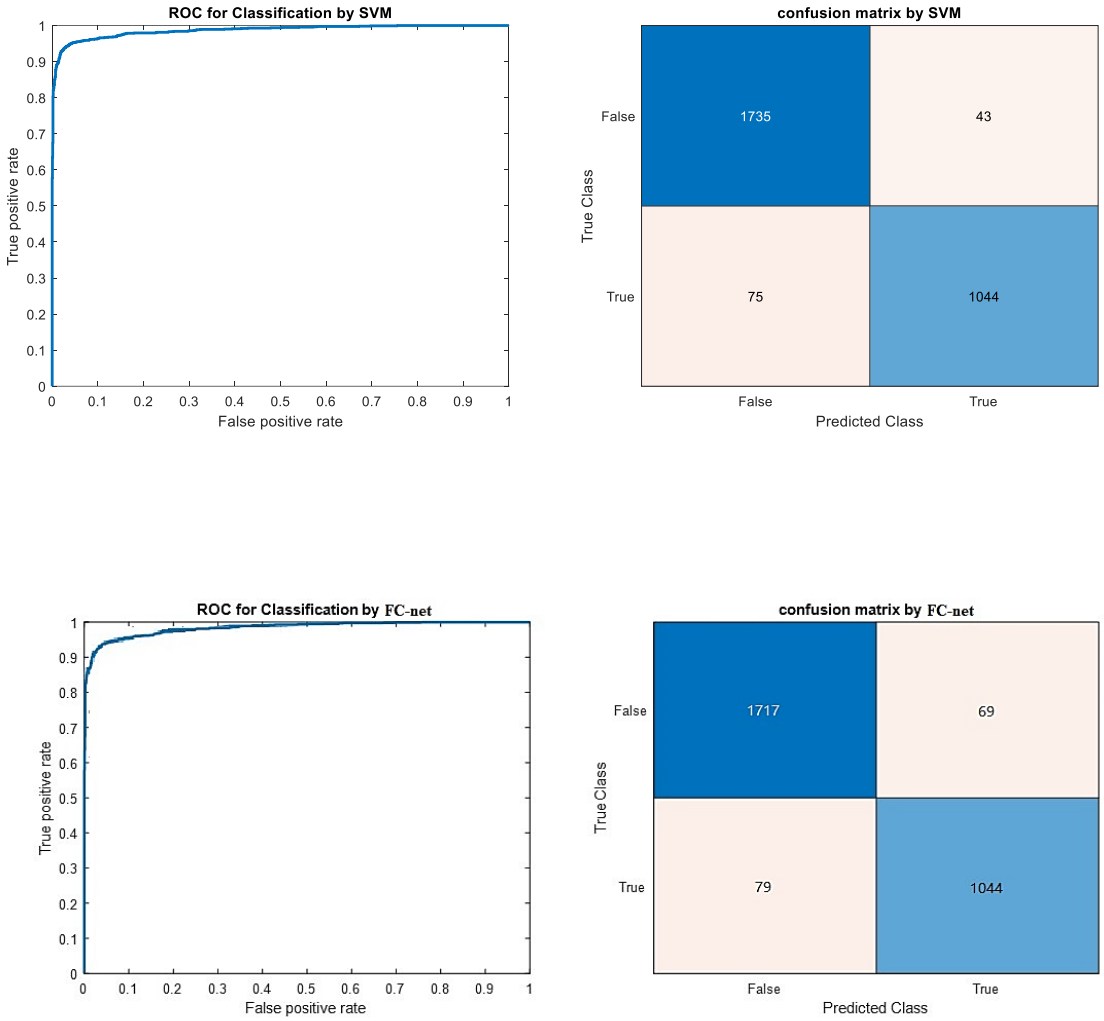
برای مقایسه بهتر نتایج از نمودار (Receiver Operating ROC(Characteristic و ماتریس درهم‌ریختگی استفاده شد. یکی از روش‌های بررسی و ارزیابی عملکرد دسته‌بندی دو دویی، «نمودار مشخصه عملکرد» یا به اختصار منحنی ROC است. در نمودار ROC هر دو شاخص صحت و قابلیت اطمینان ترکیب شده و به صورت یک منحنی نمایش داده می‌شوند. اغلب

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.30]

برای بررسی کارایی الگوریتم‌های دسته‌بندی یا ایجاد داده‌های دسته‌ای از منحنی ROC استفاده می‌کنند. در شکل ۴ نمودار ROC و ماتریس درهم ریختگی استخراج شده برای دو شبکه ترکیبی پیشنهادی نمایش داده شده است.

در شبکه‌های ترکیبی CNN-SVM و CNN- FC تعداد افرادی که به نادرست تشخیص داده شده‌اند به ترتیب ۱۱۸ و ۱۴۸ نفر می‌باشد. جدول ۳ نیز به بررسی صحت در مراحل آزمون روش‌های پیشنهادی می‌پردازد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، در این جا صحت آموزش طبقه‌بندی کننده SVM بیشتر از دیگر طبقه بندی کننده است.



شکل ٤: نمودار ROC و ماتریس درهم ریختگی برای شبکه‌های ترکیبی پیشنهادی: سطر بالا نمودار ROC و جدول در هم ریختگی مربوط به شبکه ترکیبی CNN-SVM، سطر پایینی نمودار ROC و جدول در هم ریختگی CNN-FC

جدول ۳: مقایسه نتایج دقت تشخیص فرد سرطانی در شبکه‌های ترکیبی پیشنهادی با طبقه‌بندی کننده‌های مختلف

شبکه‌های ترکیبی عمیق	Accuracy	Sensitivity	1-Specificity
CNN-FC	٪۹۴/۲	٪۹۳/۲	٪۹۱/۲
CNN-SVM	٪۹۵/۰	٪۹۰/۴	٪۹۶/۵

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.30]

بحث و نتیجه‌گیری

در این مطالعه، هدف اصلی تشخیص دقیق سرطان پستان با استفاده از ترکیب تکنیک‌های یادگیری عمیق و الگوریتم‌های یادگیری ماشین از تصاویر ترموگرافی بود. در ساختار کلی الگوریتم طبقه‌بندی پیشنهادی، تصاویر ورودی با ابعاد ۳×۶۴۰×۴۸۰ به یک شبکه عصبی پیچشی (CNN) برای استخراج بهترین ویژگی‌ها داده می‌شود و سپس ویژگی‌های مطلوب برای کلاس‌بندی تصاویر به دو کلاس نرمال و بیمار، وارد طبقه‌بندی کننده می‌شوند. در این پژوهش دو روش کلاس‌بندی FCNNs و SVM مورد بررسی و مقایسه قرار گرفتند.

در روش SVM تعداد افرادی که به نادرست تشخیص داده شده‌اند مجموعاً ۱۱۸ نفر می‌باشد، ولی برای طبقه‌بندی با FCNNs این تعداد به ۱۴۸ نفر می‌رسد. همان‌گونه که بیان شد صحت آموزش الگوریتم‌های SVM بیشتر از FCNNs است، ولی با این وجود صحت در شبکه ترکیبی CNN-FC، هم بالا است. این صحت تشخیص بالا به علت هسته تشخیص شیء در الگوریتم کانولوشن است که برای تصاویر با رزولوشن بالا این روش بسیار مفید خواهد بود. ضمناً باید به این نکته هم توجه کرد که در زمان اجرا، فقط یک‌بار تصویر در شبکه اجرا شده است. ازاین‌رو، یک شبکه عصبی کانولوشن در حالت اجرا روی کارت‌های پردازش موازی فوق‌العاده سریع است و می‌تواند در زمان واقعی اجرا شود. همچنین نتایج نشان می‌دهد که روش SVM کمترین حساسیت را داراست درحالی که نرخ مثبت غلط برای روش FCNNs کمتر خواهد بود.

محدودیت‌های مطالعه شامل استفاده تصویر به صورت یک‌باره و کامل به علت رزولوشن پایین در شبکه بوده است که درصورت داشتن تصاویر با رزولوشن بالا می‌توان تصاویر را به صورت تقسیم‌بندی شده و مرحله به مرحله به شبکه آموزش داد. سیستم مورد استفاده در این تحقیق هیچ کارت GPUای نداشت؛ لذا تنها از مقایسه زمانی برای بررسی سرعت الگوریتم‌ها استفاده شد. جهت ادامه تحقیقات بر تشخیص سرطان در تصاویر ترموگرافی، استفاده از معماری‌های شبکه‌های عصبی عمیق جدیدتر، شبکه‌های از پیش آموزش دیده عمیق، شبکه‌های عصبی سریع‌تر و استفاده از روش‌های طبقه‌بندی دیگر مثل الگوریتم ژنتیک در ترکیب با شبکه پیچشی پیشنهاد می‌گردد. نتایج به دست آمده توسط سیستم پیشنهادی با استفاده از تصاویر ترموگرافی با برخی از روش‌ها در پژوهش‌های مرتبط مقایسه و در جدول ۴ آورده شده است.

تعارض منافع

بین نویسندگان هیچ‌گونه تعارض منافعی وجود ندارد.

جدول ٤: مقایسه نتایج دقت تشخیص در روش پیشنهادی با مقالات منتشر شده

دقت تشخیص	تکنیک‌های طبقه‌بندی	تعداد بیماران/تصاویر حرارتی	تکنیک‌های استخراج ویژگی	مرجع
٪۷۹/۵۳	Fuzzy rule-based classification و Genetic algorithm for rule-reduction	۱۴۶ تصویر حرارتی (۲۹ مرد و ۱۱۷ بیمار)	ویژگی‌های آماری ابتدایی، ویژگی‌های مومنت، ویژگی‌های هیستوگرام، ویژگی‌های متقابل، اطلاعات مشترک و توصیفگرهای فوریه	Schaefer و همکاران [۱۲]
٪۸۰	Multi-layer Perceptron Network	۶۰ تصویر حرارتی	انحراف، کورتوزیس، آنتروپی، آنتروپی مشترک و ماتریس هم‌آمیختگی مانند انرژی، یکنواختی و همبستگی	Kapoor و Prasad[۱۳]
٪۸۸/۱۰	SVM Classifier	۵۰ تصویر حرارتی (۲۵ نرمال و ۲۵ کانسر)	۱۶ ویژگی متنوع از جمله یکنواختی، انرژی، آنتروپی و ...	Acharya و همکاران [۱۴]
٪۹۰/۹۱	SVM	۲۲ تصویر حرارتی (۱۱ کانسر و ۱۱ نرمال)	ویژگی‌های مبتنی بر Curvelet از مطالب ترکیبی که توسط Haralick پیشنهاد شده است	Francis و همکاران [۸]
٪۹۰/۴۸	Feedforward Multilayer perceptron network	۳۰۶ تصویر حرارتی از ۱۰۲ فرد (۱۲۳ بیمار و ۱۸۳ نرمال)	ویژگی‌های آماری از تصاویر نقاط ویژگی اولیه (IFI)	Pramanik و همکاران [۱۵]
٪۹۶/۵	SVM-CNN	۴۵۰۰ فرد سالم و ۲۸۰۰ فرد سرطانی	ویژگی های شبکه کانولوشنال طراحی شده	روش پیشنهادی در این مقاله

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.30]

References

1. Mousavi H, Bagherian R. Health literacy and breast cancer: review paper. Journal of Health Psychology 2019; 8(31): 91-102. https://doi.org/10.30473/hpj.2019.46660.4426

2. Mohamed AA, Berg WA, Peng H, Luo Y, Jankowitz RC, Wu S. A deep learning method for classifying mammographic breast density categories. Medical Physics 2018;45(1):314-21. https://doi.org/10.1002/mp.12683

3. Clady X, Negri P, Milgram M, Poulenard R. Multi-class vehicle type recognition system. Artificial Neural Networks in Pattern Recognition; 2008 Jul 2-4; Paris, France: ANNPR; 2008. p. 228-39.

4. Li Z, Liu F, Yang W, Peng S, Zhou J. A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. 2021 Jun 10; IEEE; 2021. p. 6999 - 7019 doi: 10.1109/TNNLS.2021.3084827

5. Desai M, Shah M. An anatomization on breast cancer detection and diagnosis employing multi-layer perceptron neural network (MLP) and Convolutional neural network (CNN). Clinical eHealth 2021;4:1-1. https://doi.org/10.1016/j.ceh.2020.11.002

6. Awotunde JB, Panigrahi R, Khandelwal B, Garg A, Bhoi AK. Breast cancer diagnosis based on hybrid rule-based feature selection with deep learning algorithm. Research on Biomedical Engineering 2023;39(1):115-27.

7. Francis SV, Sasikala M, Saranya S. Detection of breast abnormality from thermograms using curvelet transform based feature extraction. J Med Syst 2014;38(4):23. https://doi.org/10.1007/s10916-014-0023-3

8. Silva LF, Saade DC, Sequeiros GO, Silva AC, Paiva AC, Bravo RS, et al. A new database for breast research with infrared image. Journal of Medical Imaging and Health Informatics 2014;4(1):92-100. https://doi.org/10.1166/jmihi.2014.1226

9. Venkatesan R, Li B. Convolutional neural networks in visual computing: a concise guide. CRC Press; 2017.

10. Taylor L, Nitschke G. Improving deep learning with generic data augmentation. In2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI) Nov 18 Bangalore, India: IEEE; 2018. doi: 10.1109/SSCI.2018.8628742

11. Burges CJ. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Data mining and knowledge discovery. 1998;2(2):121-67.

12. Schaefer G, Závišek M, Nakashima T. Thermography based breast cancer analysis using statistical features and fuzzy classification. Pattern Recognition. 2009;42(6):1133-7. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2008.08.007

13. Kapoor P, Prasad SV. Image processing for early diagnosis of breast cancer using infrared images. 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE); Feb 26-28; Singapore: IEEE; 2010. p. 564-6. doi: 10.1109/ICCAE.2010.5451827

14. Acharya UR, Ng EY, Tan JH, Sree SV. Thermography based breast cancer detection using texture features and support vector machine. J Med Syst. 2012;36:1503-10. https://doi.org/10.1007/s10916-010-9611-z

15. Pramanik S, Bhattacharjee D, Nasipuri M. Wavelet based thermogram analysis for breast cancer detection. International Symposium on Advanced Computing and Communication (ISACC); Sep 14-15; Silchar, India: IEEE; 2015. p. 205-12. doi: 10.1109/ISACC.2015.7377343

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.30]