Sadra Medical Sciences Journal

https://smsj.sums.ac.ir/

Review Article

A Review of Imaging-Based AI Models for the Early and Accurate Diagnosis of Breast Cancer

Maryam Heidari[1]*, PhD; Zahra Amirkhani[1], PhD

[1]Department of Basic Sciences, School of Medicine, Larestan University of Medical Sciences, Larestan, Iran

Article Information

Article History:
Received: December 27, 2024
Accepted: February 12, 2026

***Corresponding Author:**
Maryam Heidari, PhD;
Department of Basic Sciences, School of Medicine, Larestan University of Medical Sciences, Larestan, Iran
Email: heidarimaryam45@yahoo.com
heidari.mph@gmail.com

Abstract

Artificial intelligence (AI) is fundamentally transforming medical diagnostics, notably in the early detection of breast cancer. This review synthesized evidence on AI models—including convolutional neural networks (CNNs), transformers, and hybrid architectures—applied to mammography, MRI, ultrasound, and thermography. A structured literature search was conducted across PubMed, Scopus, ScienceDirect, and Google Scholar for studies published between 2017 and 2025. Model performance was evaluated using standard metrics: accuracy, sensitivity (recall), specificity, precision, F1-score, and area under the curve (AUC). Hybrid CNN-Transformer models, which integrate local feature extraction with global contextual analysis, demonstrated superior robustness and diagnostic performance. AI systems function effectively both as standalone tools and as assistive devices for radiologists, accelerating screening workflows by prioritizing high-risk cases. While AI consistently outperformed the average radiologist, it has not yet surpassed the diagnostic accuracy of top-tier specialists. Future integration into routine practice will require robust multi-center validation, standardized evaluation protocols, and the development of explainable AI (XAI) frameworks to foster clinical trust. Ultimately, AI-enhanced imaging holds significant promise for improving diagnostic precision, workflow efficiency, and patient outcomes in breast oncology.

Keywords: Artificial intelligence; Breast neoplasms; Diagnosis; Diagnostic imaging; Methods

Please cite this article as:
Heidari M, Amirkhani Z. A Review of Imaging-Based AI Models for the Early and Accurate Diagnosis of Breast Cancer. Sadra Med. Sci. J. 2026; 14(1): doi: 10.30476/smsj.2026.110363.1749.

Copyright: ©Sadra Medical Sciences Journal. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NoDerivatives 4.0 International License. This license allows reusers to copy and distribute the material in any medium or format in unadapted form only, and only so long as attribution is given to the creator. The license allows for commercial use.

مجله علوم پزشکی صدرا

https://smsj.sums.ac.ir/

مقاله مروری

مطالعه مروری مبتنی بر بررسی مدل‌های هوش مصنوعی بر پایه تصویر در تشخیص به هنگام و دقیق سرطان پستان

مریم حیدری[1*]، زهرا امیرخانی[1]

[1]گروه علوم پایه، دانشکده پزشکی، دانشکده علوم پزشکی لارستان، لارستان، ایران

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۰/۰۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۱/۲۳

نویسنده مسئول:
مریم حیدری،
گروه علوم پایه، دانشکده پزشکی، دانشکده علوم پزشکی لارستان، لارستان، ایران
پست الکترونیکی: heidarimaryam45@yahoo.com
heidari.mph@gmail.com

چکیده

هوش مصنوعی در حال ایجاد تحولی گسترده در حوزه‌های علمی، به‌ویژه پزشکی، است. به‌کارگیری این فناوری در تشخیص به‌موقع بیماری‌هایی مانند سرطان پستان، به افزایش چشمگیر دقت، قابلیت اطمینان و عمق تحلیلی در بررسی تصاویر پزشکی انجام داده است. هدف این مقاله مروری، بررسی مدل‌های گوناگون هوش مصنوعی از جمله CNN[1]، ترنسفورمرها و معماری‌های ترکیبی که در روش‌های تصویربرداری مختلف مانند ماموگرافی، ام‌آرآی[2]، سونوگرافی و ترموگرافی مورد استفاده قرار گرفته‌اند، می‌باشد. جستجوی اصلی بین بازه زمانی ۲۰۲۵-۲۰۱۷ از طریق پایگاه‌های داده علمی معتبر، از جمله پابمد، اسکوپوس، ساینس دایرکت و گوگل اسکالر انجام شد. برای ارزیابی و مقایسه منظم عملکرد مدل‌های مختلف هوش مصنوعی، از مجموعه‌ای از معیارهای استاندارد شامل: دقت، حساسیت (یادآوری)، ویژگی (دقت منفی)، دقت، نمره F1 و AUC[3] استفاده شد. مدل‌های ترکیبی CNN- transformer با توانایی استخراج ویژگی‌های محلی و کلی، مدل‌های غنی‌تر با استحکام بالاتر را ایجاد می‌کنند که باعث بهبود عملکرد مدل‌ها در تشخیص صحیح سرطان پستان می‌شود. مدل‌های هوش مصنوعی به صورت مستقل و به صورت دستیار پزشک امکان تشخیص سریع و صحیح سرطان را فراهم می‌کنند. سیستم‌های هوش مصنوعی با علامت گذاری موارد مشکوک و با ریسک بالای ابتلا به سرطان، باعث تسریع و کارآمدی فرآیند غربالگری می‌شوند. هوش مصنوعی عملکردی بهتر از اکثر رادیولوژیست‌ها را نشان داده است اما تا کنون نتوانسته است از متخصصین متبحر پیشی بگیرد.

کلمات کلیدی: هوش مصنوعی؛ نئوپلاسم‌های پستان؛ تشخیص؛ تصویربرداری تشخیصی؛ روش‌ها

1. Convolutional Neural Network
2. Magnetic Resonance Imaging (MRI)
3. Area under curve

لطفاً این مقاله را به این صورت استناد کنید:
حیدری م، امیرخانی ز. مطالعه مروری مبتنی بر بررسی مدل‌های هوش مصنوعی بر پایه تصویر در تشخیص به هنگام و دقیق سرطان پستان. مجله علوم پزشکی صدرا. دوره ۱۴، شماره ۱، بهار ۱۴۰۵،

Copyright: ©Sadra Medical Sciences Journal. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NoDerivatives 4.0 International License. This license allows reusers to copy and distribute the material in any medium or format in unadapted form only, and only so long as attribution is given to the creator. The license allows for commercial use.

مقدمه

سرطان پستان یکی از مهم ترین و مداوم ترین چالش های سلامت عمومی در سطح جهانی است. این بیماری برای سال ها به عنوان یکی از دلایل اصلی بیماری ها و مرگ ومیرهای ناشی از سرطان در زنان در سراسر دنیا شناخته می شود. ابعاد این مشکل بسیار گسترده است؛ در سال ۲۰۲۰، سرطان پستان باعث ۲,۳ میلیون مورد جدید و ۶۸۵ هزار مرگ در سطح جهانی شد که معادل یک چهارم تمام سرطان های تشخیص داده شده و یک ششم مرگ ومیرهای ناشی از سرطان در زنان است (۱، ۲). تاثیر این بیماری بر سلامت عمومی بسیار عمیق است؛ به طوری که طبق مطالعه بار جهانی بیماری ها (۲۰۲۱)، سرطان پستان به عنوان بزرگ ترین عامل ناتوانی در زنان از تمامی گروه های سنی شناخته شده است و از نظر مرگ ومیر فقط پس از سرطان ریه قرار دارد (۳). در ایالات متحده، انجمن سرطان آمریکا به صورت مداوم شیوع این بیماری را یادآوری کرده و بیان کرده است که حدود یک سوم از زنان در طول زندگی خود به سرطان پستان مبتلا خواهند شد. هرچند ماموگرافی هنوز مؤثرترین ابزار برای تشخیص سرطان پستان است، این روش دارای محدودیت هایی است (۴). همه سرطان ها در ماموگرام قابل تشخیص نیستند و برخی ممکن است در فاصله بین دو غربالگری ایجاد شوند. این موضوع می تواند منجر به نتایج منفی کاذب شود، جایی که سرطان وجود دارد اما تشخیص داده نمی شود، که در حدود ۲ نفر از هر ۱۰۰۰ زن غربالگری شده اتفاق می افتد. این تشخیص های از دست رفته می تواند منجر به کشف سرطان در مراحل پیشرفته تر شود. همچنین عواملی مانند سن و چگالی پستان می تواند بر دقت این آزمایش ها تأثیر بگذارد. چالش دیگری که وجود دارد، تشخیص بیش از حد است، جایی که غربالگری سرطان هایی را شناسایی می کند که ممکن است تهدیدی برای زندگی نباشند. این می تواند منجر به درمان هایی شود که خودشان ممکن است مضر باشند و هیچ سودی برای بیمار نداشته باشند (۴).

ظهور هوش مصنوعی به عنوان یک ابزار تحول آفرین

در پاسخ به این چالش ها، هوش مصنوعی (AI[1]) به عنوان یک ابزار تحول آفرین در مراقبت از سرطان پستان معرفی شده است. نیاز به بهبود در این زمینه کاملاً واضح است، زیرا با افزایش حجم اسکن ها، کمبود رادیولوژیست ها و نیاز به تشخیص زودهنگام و دقیق، این تحول، ضروری به نظر می رسد. هوش مصنوعی مدرن، که از یادگیری عمیق استفاده می کند، به طور قابل توجهی پیشرفته تر از سیستم های قدیمی تشخیص به کمک کامپیوتر (CAD[2]) است. برخلاف نسخه های قبلی که بر ویژگی های تعریف شده توسط انسان تکیه داشتند، سیستم های هوش مصنوعی امروزی از داده ها به طور مستقیم یاد می گیرند. این فرایند شامل آموزش بر روی مجموعه های عظیم داده های ماموگرافی است، جایی که ضایعات توسط رادیولوژیست های متخصص بر اساس گزارش های پاتولوژی مشخص می شود (۴). هوش مصنوعی به طور خودکار ویژگی های ظریفی را که نشان دهنده سرطان است یاد می گیرد، که ممکن است برای چشم انسان غیرقابل مشاهده باشد. این قابلیت یادگیری خودکار که بر روی داده های جداگانه اعتبارسنجی می شود، باعث می شود که سیستم هوش مصنوعی قادر به تشخیص سرطان با دقت بالا باشد و عملکرد بسیار بهتری نسبت به سیستم های CAD سنتی داشته باشد.

ادغام هوش مصنوعی در فرآیندهای بالینی

پتانسیل این فناوری زمانی به وضوح مشخص می شود که در فرآیندهای بالینی ادغام شود. هوش مصنوعی می تواند به روش های مختلفی استفاده شود: به عنوان خواننده اولیه مستقل، به عنوان یک کمک کننده در هنگام بررسی رادیولوژیست، یا به عنوان یک ابزار غربالگری برای شناسایی موارد کاملاً طبیعی و کاهش بار کاری رادیولوژیست ها. در تنظیمات خواندن دوگانه، هوش مصنوعی می تواند به عنوان خواننده دوم عمل کند. انتخاب نحوه پیاده سازی بستگی به اهداف بهداشتی خاص کشورها دارد، مانند حساسیت هدف، دقت، نرخ یادآوری و جریان های کاری بالینی موجود.

هدف این مطالعه

هدف از این مطالعه ارائه یک بررسی جامع از مدل های هوش مصنوعی استفاده شده برای تشخیص زودهنگام سرطان پستان است. ابتدا نقش هوش مصنوعی در تصویربرداری پزشکی و معیارهای ارزیابی کلیدی آن را تعریف خواهیم کرد. سپس توضیح دقیقی از مدل های برجسته مانند CNN، شبکه های باقی مانده[3]، مدل های مبتنی بر ترنسفورمر و روش های ترکیبی/هیبریدی خواهیم داد و کاربردهای آن ها را در تشخیص زودهنگام سرطان پستان بررسی خواهیم کرد. در نهایت، به بررسی

1. Artificial intelligence
2. Computer aided diagnosis
3. ResNet

نقش در حال تکامل هوش مصنوعی به عنوان یک دستیار قدرتمند برای رادیولوژیست‌ها خواهیم پرداخت.

مواد و روش ها

استراتژی جستجوی منابع

برای شناسایی پیشرفت های مرتبط و جدیدترین مطالعات، جستجوی جامعی در منابع علمی برای مقالات منتشرشده بین سال های ۲۰۱۷ و ۲۰۲۵ انجام گردید. جستجوی اصلی از طریق پایگاه های داده علمی معتبر، از جمله پابمد[۴]، اسکوپوس[۵]، ساینس دایرکت[۶] و گوگل اسکالر[۷] با کلمات کلیدی سرطان پستان[۸]، تشخیص زودهنگام[۹]، ماموگرافی[۱۰]، تصویربرداری تشخیصی[۱۱]، مدل های هوش مصنوعی[۱۲]، صحت بالا[۱۳] و مدل های هیبریدی[۱۴] انجام شد. برای تضمین پوشش وسیع تر و کاهش احتمال نادیده گرفتن مطالعات کلیدی، این فرایند با استفاده از ابزارهای تحقیقاتی مبتنی بر هوش مصنوعی مانند چت جی پی تی[۱۵] و الیسیت[۱۶] تکمیل شد.

معیارهای ورود و خروج

مطالعات بر اساس معیارهای زیر انتخاب شدند:

- نوع انتشار: مقالات پژوهشی اصلی، مقالات کنفرانسی، مقالات مروری و کتاب ها.
- زبان: مقالات منتشرشده به زبان انگلیسی.
- تمرکز: تحقیقاتی در خصوص کاربرد AI و مدل های یادگیری عمیق، با تمرکز ویژه برCNN و معماری های مبتنی بر ترنسفورمر، در تشخیص سرطان پستان با استفاده از روش های مختلف تصویربرداری. مقالات منتشرشده به زبان های غیرانگلیسی، نامه ها، مقالات تحریریه، گزارش های فنی و منابع غیرمورد تایید داوری همتا را از نظر کیفیت و اعتبار از بررسی خود حذف گردید.

ترکیب داده ها و ارزیابی عملکرد

ویژگی های کلیدی مطالعات انتخاب شده ازجمله مجموعه داده های استفاده شده، معیارهای اصلی عملکرد و اهداف طبقه بندی در جدول ۱ خلاصه شده اند. برای ارزیابی و مقایسه منظم عملکرد مدل های مختلف هوش مصنوعی، مجموعه ای از معیارهای استاندارد استفاده گردید: دقت، حساسیت (یادآوری)، ویژگی (دقت منفی)، دقت و نمره .F1 این معیارها به شرح زیر تعریف می شوند:

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (1)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{(TN + FP)} \quad (2)$$

$$\text{Sensitivity (or Recall)} = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (3)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (4)$$

$$\text{F1-score} = 2\,\frac{(\text{Precision} \times \text{Recall})}{(\text{Precision} + \text{Recall})} \quad (5)$$

TP، TN، FP و FN به ترتیب نشان دهنده مثبت صحیح، منفی صحیح، مثبت کاذب و منفی کاذب هستند.

جدول ۱ مجموعه ای از روش های مختلف هوش مصنوعی اخیر که در تشخیص سرطان پستان استفاده می شوند را گردآوری کرده است. در این جدول نشان داده شده که چگونه مدل های مختلف از شبکه های عصبی کانولوشنی (CNN[۱۷]) کلاسیک تا معماری های جدیدتر مبتنی بر ترنسفورمر و هیبرید در روش های تصویربرداری مختلف مانند ماموگرافی، MRI، اولتراسوند و ترموگرافی به کار گرفته می شوند. هر ورودی شامل مجموعه داده های استفاده شده، معیارهای کلیدی عملکرد و هدف یا وظیفه خاص طبقه بندی است. به طور کلی، این مطالعات نقش فزاینده هوش مصنوعی در پشتیبانی از رادیولوژیست ها، بهبود دقت تشخیص و رسیدگی به موارد پیچیده ای مانند بافت پستان متراکم، ضایعات ظریف و پیش بینی مبتنی بر ریسک را نشان می دهند.

یافته ها

مروری بر هوش مصنوعی در تصویربرداری پزشکی

هدف AI ایجاد سیستم هایی است که می توانند وظایفی را که نیاز به عملکردهای شناختی مشابه انسان دارند، مانند یادگیری و تصمیم گیری، انجام دهند.

4. PubMed
5. Scopus
6. Science direct
7. Google scholar
8. Breast cancer
9. Early detection
10. Mammography
11. Diagnostic imaging
12. Artificial intelligence models
13. High accuracy
14. Hybrid models
15. ChatGPT
16. Elicit
17. Convolutional neural network

جدول ۱. مروری بر مدل های هوش مصنوعی برای تشخیص سرطان پستان در روش های تصویربرداری مختلف

نویسنده اول، سال	مجموعه داده / حوزه تمرکز	معیارهای عملکرد	نوع مدل	نوع طبقه بندی / وظیفه
مارتینیوسن، ۲۰۲۵ (۵)	۱۲۹,۴۳۴ ماموگرافی غربالگری	AUC[1]: ۰/۹۳	دو مدل: ۱. تجاری (Lunit INSIGHT MMG) ۲. CNN داخلی	تشخیص سرطان
رودریگز-روئیز، ۲۰۱۹ (۶)	ماموگرافی های یک جمعیت ناهمگن بزرگ	عملکرد بهتر هوش مصنوعی نسبت به اکثر رادیولوژیست‌ها AUC: ۰/۸۴۰	شبکه عصبی کانولوشنی عمیق (dCNN[2])؛ هوش مصنوعی تجاری (Transpara)	تشخیص سرطان
هرش، ۲۰۲۳ (۷)	گروه MRI پرخطر	۳۳٪ بهبود در تشخیص زودهنگام	U-Net + CNN	تشخیص زودهنگام سرطان
جعفری، ۲۰۲۳ (۸)	مجموعه های داده RSNA[3]، MIAS[4]، DDSM[5] (ماموگرافی)	دقت[6] (طبقه بندی مبتنی بر N-N[7]) RSNA: ۹۲٪ MIAS: ۹۴/۵٪ DDSM: ۹۶٪	ترکیبی از مدل های CNN ازپیش آموخته + طبقه بندهای ML	تشخیص سرطان
هِیُدوُک، ۲۰۲۲ (۹)	سیستم سونوگرافی خودکار پستان (ABUS)	دقت: ۷۹/۷٪ (تصاویر تکی)، ۹۰/۹٪ (کل مجموعه داده) AUC: ۰/۹۱	dCNN	طبقه بندی ضایعات پستان بر اساس BI-RADS
شن، ۲۰۲۵ (۱۰)	CBIS-DDSM و INbreast (ماموگرافی)	AUC (مدل مجموعه ای[8]): INbreast: ۰/۹۸ CBIS-DDSM: ۰/۹۱	ترکیب هیبریدی و مجموعه ای از مدل های ResNet50 و VGG[9]	خوش خیم در مقابل بدخیم
وو، ۲۰۱۹ (۱۱)	۱ میلیون ماموگرافی از بیش از ۲۰۰,۰۰۰ آزمایش	AUC: ۰/۸۹۵	CNN سفارشی مبتنی بر ResNet	غربالگری سرطان پستان
العطام، ۲۰۲۲ (۱۲)	مجموعه های داده ماموگرافی CBIS-DDSM و DDSM	دقت: ۱۰۰٪ (دودویی)، ۹۵/۸۰٪ (چندکلاسه) (با اعتبارسنجی متقاطع پنج بخشی)	مدل ترکیبی RCTE[10] (شبکه باقیمانده کانولوشنی[11] + ترنسفورمر)	طبقه بندی ضایعات پستان (دودویی و چندکلاسه)؛ پشتیبانی از تصمیم گیری بالینی
پیتر، ۲۰۲۵ (۱۳)	CBIS-DDSM (ماموگرافی)	MammoFormer: تا ۱۳٪ بهبود عملکرد دقت: ResNet-50 ۹۹/۹٪ دقت: ViT ۹۹/۰٪ با HOG Swin : دقت ۹۶/۳٪ با HOG)	MammoFormer (ترکیب CNN و ترنسفورمر، ResNet-50، ViT، Swin	تشخیص سرطان پستان؛ هوش مصنوعی قابل تفسیر (XAI[12])
الهجری، ۲۰۲۵ (۱۴)	داده های عامل خطر (سازگار با BI-RADS)	دقت: ۹۸/۶۵٪	مدل ترکیبی: (ViT فدرال + CNN؛ قابل تفسیر با LIME)	پیش بینی سرطان پستان از عوامل خطر
التعمیم، ۲۰۲۲ (۱۵)	چهار مجموعه داده ماموگرافی (هرکدام ۱۱۴۵ تصویر: طبیعی، خوش خیم، بدخیم)	دقت: ۹۹/۳۲٪	ترکیبی از dCNN (V4, ResNet-164, VGG-11, DenseNet121) با رتبه بندی فازی	طبقه بندی سه کلاسه سرطان پستان
تئو، ۲۰۲۴ (۱۶)	ماموگرافی ها	دقت، بازیابی، نمره F1: ۹۹/۰۷٪ دقت: (Precision) ۹۹/۰۸٪ AUC: ۹۹/۰۶ نمره اطمینان: ۰/۹۳۰۵	مدل ترکیبی (ResNet-50 + GoogLeNet)	تشخیص سرطان پستان در مراحل اولیه از طریق ریزکلسینه ها

1. Area Under Curve
2. Deep Convolutional Neural Network
3. Radiological Society of North America
4. Mammographic Image Analysis Society
5. Digital Database for Screening Mammography
6. Accuracy
7. Neural Network
8. Ensemble
9. Visual Geometry Group
10. Residual Convolutional Transformer Encoder
11. Residual CNN
12. explainable AI

نویسنده اول، سال	مجموعه داده / حوزه تمرکز	معیارهای عملکرد	نوع مدل	نوع طبقه بندی / وظیفه
الشهری، ۲۰۲۲ (۱۷)	پایگاه داده تحقیقات پستان شناسی با تصویر مادون قرمز (DMR-IR)	دقت CNN بدون مکانیزم توجه: ۹۲/۳۲٪ CNN با مکانیزم توجه: بهبود ۷٪ در دقت	CNN با مکانیزم های توجه	تشخیص زودهنگام سرطان پستان با استفاده از تصویربرداری حرارتی
مک کیننی، ۲۰۲۰ (۱۸)	مجموعه داده های بزرگ ماموگرافی از بریتانیا و ایالات متحده	• کاهش نتایج مثبت کاذب: ۵/۷٪ (ایالات متحده)، ۱/۲٪ (بریتانیا) • کاهش نتایج منفی کاذب: ۹/۴٪ (ایالات متحده)، ۲/۷٪ (بریتانیا) • بهبود AUC-ROC: ۱۱/۵٪+ نسبت به رادیولوژیست ها • کاهش بار کاری در خوانش دوگانه: ۸۸٪	هوش مصنوعی مستقل و کمک کننده	پیش بینی سرطان پستان؛ پشتیبانی غربالگری و بهینه سازی گردش کار

یکی از زیرمجموعه های اصلی AI، یادگیری ماشین (ML[18]) است، جایی که الگوریتم ها الگوها را در داده ها شناسایی کرده و به طور خودکار عملکرد خود را بهبود می بخشند. یادگیری عمیق (DL[19])، که تخصصی تر از ML است، از شبکه های عصبی پیچیده برای استخراج خودکار ویژگی های دقیق از داده های خام استفاده می کند که آن را برای تجزیه و تحلیل تصاویر بسیار قدرتمند می سازد. در تصویربرداری پزشکی، DLبه ویژه شبکه های عصبی کانولوشنی (CNNs) در شناسایی، ترسیم و طبقه بندی تومورها بسیار موفق بوده است. این قابلیت تفسیر خودکار و دقیق تصاویر، غربالگری سرطان پستان را متحول کرده است (۱۹, ۲۰).

شبکه های عصبی کانولوشنی (CNNs)

شبکه های عصبی کانولوشنی تصاویر را ابتدا به داده های عددی تبدیل می کنند. این داده ها از طریق لایه های کانولوشنی پردازش می شوند، جایی که فیلترهای ریاضی خاص (هسته ها) الگوهای مهم را شناسایی کرده و نقشه های ویژگی ایجاد می کنند. سپس این نقشه ها از طریق لایه های طبقه بندی عبور کرده و نتایج احتمالی نهایی برای تشخیص را تولید می کنند. پژوهش ها به طور مداوم اثربخشی چشمگیر CNN ها را در شناسایی بیماری ها در تکنیک های تصویربرداری مختلف، از جمله تصاویر اشعه ایکس قفسه سینه، ماموگرافی، اولتراسوند، توموگرافی کامپیوتری، توموگرافی نشر تک فوتونی و تصویربرداری رزونانس مغناطیسی (MRI) نشان داده اند (۱۷-۲۱). استفاده گسترده از CNNهای عمیق برای طبقه بندی تصاویر از سال ۲۰۱۲ به طور جدی آغاز شد (۲۲). این موفقیت باعث شد که توجهات به این حوزه جلب شده و پس از آن، توسعه CNNها برای تشخیص سرطان پستان در ماموگرافی آغاز شود.

مدل های با اعتماد بالا برای تشخیص زودهنگام سرطان پستان در محیط های غربالگری عمدتاً بر معماری های پیچیده شبکه های عصبی کانولوشنی (CNN) عمیق تکیه دارند. عملکرد این مدل ها توسط مطالعات کلیدی مختلفی نشان داده شده است:

مارتینیوسن و همکاران (۲۰۲۵) (۵) سیستم های AI تجاری و داخلی را بر روی مجموعه داده بزرگی از ۱۲۹,۴۳۴ ماموگرافی ارزیابی کردند. مدل آن ها مساحت زیر منحنی (AUC) قابل توجه ۰/۹۳ را به دست آورد و ۲۱/۶٪ از سرطان های بین دو غربالگری را در تصاویر ماموگرافی قبلی شناسایی کرد.

- در مطالعه ای تکمیلی که بر روی یک گروه پرخطر با MRI انجام شد، هیرش و همکاران (۲۰۲۳) (۷) از ترکیب یک U-Net و یک CNN استفاده کردند. رویکرد آن ها ۵۲٪ از سرطان های پستان آینده را شناسایی کرد.
- جعفری و همکاران (۸) یک طبقه بند مبتنی بر N-N[20] توسعه دادند که با اتصال چندین CNN از پیش آموزش دیده، ویژگی های بسیار اطلاعاتی را استخراج می کرد. سپس طبقه بندی را با استفاده از چندین الگوریتم ML از جمله RF[23،22]، SVM[21]، KNN و NN[24] انجام داده اند. نتایج آن ها نشان داد که طبقه بندی مبتنی بر N-N، با دقت های ۹۲٪، ۹۴/۵٪ و ۹۶٪ در مجموعه داده های به ترتیب MIAS[26]، RSNA[25] و DDSM[27] عمل کرده است.
- هِی دوک[28] و همکاران (۹) (۲۰۲۲) یک شبکه CNN

18. Machine learning
19. Deep Learning
20. Neural network
21. K-Nearest neighbors
22. Support vector machine
23. Random forest
24 Neural network
25. Radiological society of North America
26. Mammographic image analysis society
27. Digital database for screening mammography
28. Hejduk

عمیق برای تشخیص ضایعات پستان با استفاده از سونوگرافی خودکار (ABUS) ایجاد کردند. این مدل روی تصاویر تکی، دقت ٪۷۹,۷ و AUC برابر ۰,۹۱ را نشان داد. با استفاده از کل مجموعه داده، دقت به ٪۹۰,۹ رسید.

- رودریگز-روئیز و همکاران (۶) (۲۰۱۹) در یک مقایسه در مقیاس بزرگ، سیستم هوش مصنوعی تجاری Transpara را در مقابل تفسیرهای ۱۰۱ رادیولوژیست قرار دادند. آن ها دریافته اند که عملکرد کلی مدل هوش مصنوعی در تشخیص سرطان از عملکرد اکثر رادیولوژیست ها پیشی گرفت.

شبکه های عصبی باقی مانده رزنت[۲۹]

- شن[۳۰] و همکاران (۱۰) رزنت-۵۰ را برای طبقه بندی ماموگرافی ها به دو گروه خوش خیم یا بدخیم پیاده سازی کردند. مدل آن ها دقت و پایداری شگفت انگیزی از خود نشان داد و عملکرد بهتری نسبت به CNNهای قدیمی تر و غیررشد یافته داشت.
- وو[۳۱] و همکاران (۱۱) یک شبکه عصبی کانولوشنی عمیق برای غربالگری سرطان پستان طراحی کردند که بر روی مجموعه داده ای گسترده شامل بیش از یک میلیون تصویر ماموگرافی آموزش دیده بود. مدل آن ها AUC بالایی به میزان۰/۸۹۵ به دست آورد.

مدل های مبتنی بر ترنسفورمر و مدل های هیبریدی[۳۲] - مجموعه ای[۳۳]

مدل های مبتنی بر ترنسفورمر که ابتدا برای پردازش زبان طبیعی (NLP[۳۴]) طراحی شدند، اکنون در بینایی کامپیوتری و تحلیل تصاویر پزشکی نیز پیشرفت های چشمگیری داشته اند (۲۳). معماری پیشگام ویت[۳۵] که توسط دوسوویسکی[۳۶] و همکاران معرفی شد، به طور اساسی پردازش تصویر را بازتعریف می کند و یک تصویر را به یک دنباله از قطعات تقسیم می کند که مشابه به کلمات در یک جمله است (۲۴). این رویکرد به مدل این امکان را می دهد تا از یک مکانیسم توجه خودی[۳۷] برای درک روابط میان تمام بخش های یک تصویر استفاده کند، بدون نیاز به لایه های کانولوشنی سنتی. یک مزیت کلیدی این معماری توانایی آن در جذب زمینه جهانی و وابستگی های بلندمدت در داخل یک تصویر است، که برای تحلیل تصاویر پزشکی با وضوح بالا مانند ماموگرافی ها که الگوهای ظریف و پراکنده می توانند برای تشخیص بحرانی باشند، بسیار مهم است.

برای افزایش استحکام و دقت سیستم های هوش مصنوعی، محققان اغلب از دو استراتژی قدرتمند استفاده می کنند: مدل های مجموعه ای و مدل های هیبریدی.

مدل های مجموعه ای، پیش بینی ها را از چندین مدل مستقل آموزش دیده ترکیب می کنند (برای مثال از طریق میانگین گیری یا رای گیری) تا یک نتیجه نهایی و معتبرتر تولید کنند. مدل های هیبریدی، در مقابل، پارادایم های مختلف معماری را در یک مدل واحد ترکیب می کنند.

یکی از روندهای برجسته توسعه مدل های هیبریدی CNN-Transformer است. این معماری ها از قدرت های مکمل هر دو فناوری بهره می برند: توانایی فوق العاده CNNها در استخراج ویژگی های محلی و دقیق و ظرفیت ترنسفورمرها در مدل سازی روابط زمینه ای جهانی. معمولاً ابتدا یک شبکه عصبی کانولوشنی به عنوان ستون فقرات تصویر را پردازش کرده و یک نقشه ویژگی ایجاد می کند، که سپس به بلوک های ترنسفورمر برای توجه و استدلال سطح بالاتر وارد می شود (۲۵).

یک مثال از این معماری ها،[۳۸] RCTE است که بلوک های CNN باقی مانده را با انکودرهای ترنسفورمر ترکیب می کند. این هم افزایی مجموعه ویژگی ها را غنی تر کرده و آن را مستحکم تر می کند. در تشخیص سرطان پستان، این مدل های هیبریدی برای موارد تشخیصی چالش برانگیز، مانند موارد با بافت پستان متراکم یا ضایعات ظریف که به راحتی نادیده گرفته می شوند، می توانند نویدبخش بهبود دقت طبقه بندی باشند (۱۲).

پیشرفت ها در مدل های هیبریدی، مجموعه ای و فدرالی

پیتر[۳۹] و همکاران (۱۳) (۲۰۲۴) چارچوب MammoFormer را توسعه دادند. در این مطالعه، یک ترنسفورمر استاندارد (ViT) دقت ٪۹۴ را روی تصاویر خام به دست آورد.

الهیجری[۴۰] و همکاران (۲۰۲۳) (۱۴) چارچوبی برای یادگیری فدرال پیشنهاد کردند که از ترکیب ViT و CNN برای پیش بینی خطر سرطان پستان ، هم سو با طبقه بندی های «BI-RADS»، بهره می برد. این روش

29. ResNet
30. Shen
31. Wu
32. Hybrid
33. Ensemble
34. Natural Language Processing
35. Vision Transformer
36. Dosovitskiy
37. Self-attention
38. Residual convolutional transformer encoder
39. Peter
40. Al-Hejri

به دقت ٪۹۸/۶۵ و AUC قوی دست یافت. التعمیم[41] و همکاران (۲۰۲۳) (۱۵) روشی ترکیبی طراحی کرده اند که به دقت استثنایی ٪۹۹/۳۲ در یک مسأله طبقه بندی سه کلاسه دست یافت.

تیو[42] و همکاران (۲۰۲۲) (۱۶) یک مدل ترکیبی برای شناسایی «ریزکلسینه ها» ذرات ریز کلسیم که نشانه اولیه سرطان پستان هستند ساخته اند که به دقت، بازیابی و نمره F1 همگی در حدود ٪۹۹/۰۷ دست یافت.

در زمینه تلفیق تصویربرداری حرارتی و شبکه های کانولوشنی، الشهری[43] و همکاران (۲۰۲۳) (۱۷) با استفاده از CNN روی مجموعه داده ترموگرام، دقت تمایزدهی چشمگیری را نشان دادند و به طور مؤثری بین تصاویر بدخیم و سالم پستان تفکیک قائل شدند.

هوش مصنوعی مستقل در برابر کمک کننده و تأثیر بر کارایی

لاوریتزن و همکاران (۲۶) (۲۰۲۳) با استفاده از سیستم هوش مصنوعی «ترانسپارا[44]» که ماموگرام ها را براساس مقیاس خطر بدخیمی از ۰ تا ۱۰ امتیازدهی کردند، با حذف ماموگرام های دارای امتیاز طبیعی (کمتر از ۵) از فرآیند بازبینی رادیولوژیست ها، بار کاری ٪۶۲/۶ کاهش یافت، در حالی که حساسیت غربالگری ٪۶۹/۷ بود (غیرپایین تر از کار رادیولوژیست ها).

در مطالعات توموسنتز (DBT)، وان وینکل[45] و همکاران (۲۷) کاهش ٪۱۲-۱۳ و کونانت[46] و همکاران (۲۸) کاهش ٪۵۳ در زمان خوانش هر بررسی را با پشتیبانی هوش مصنوعی گزارش کردند. در مقابل ردریگز-روئیز[47] و همکاران (۲۹) (۲۰۱۹) در مطالعه ای با ماموگرافی استاندارد، تفاوت معناداری در زمان خوانش با پشتیبانی هوش مصنوعی نیافتند (۱۴۶ ثانیه در مقابل ۱۴۹ ثانیه).

بحث

هدف AI ایجاد سیستم هایی است که می توانند وظایفی را که نیاز به عملکردهای شناختی مشابه انسان دارند، انجام دهند. DL که از شبکه های عصبی پیچیده برای استخراج خودکار ویژگی ها استفاده می کند، به ویژه در تحلیل تصاویر پزشکی قدرتمند است.

شبکه های عصبی کانولوشنی (CNNs) در شناسایی و طبقه بندی تومورها بسیار موفق بوده و غربالگری سرطان پستان را متحول کرده اند.

استفاده گسترده از CNNهای عمیق برای طبقه بندی تصاویر از سال ۲۰۱۲ به طور جدی آغاز شد.

عملکرد عالی مدل جعفری و همکاران ناشی از استخراج ویژگی های بسیار اطلاعاتی توسط اتصال چندینCNN از پیش آموزش دیده بود (۸). در مطالعه رودریگز-روئیز، اگرچه هوش مصنوعی از اکثر رادیولوژیست ها پیشی گرفت، اما هنوز از متخصصان برتر گروه پایین تر بود که نشان دهنده فضای پیشرفت و همچنین اهمیت تخصص انسانی است (۶). شبکه های عصبی باقی مانده (ResNet) با معرفی «اتصال پرش»، مشکل کاهش عملکرد در شبکه های عمیق را حل کردند. این نوآوری با ایجاد مسیرهای مستقیم برای جریان گرادیان، آموزش شبکه هایی با صدها لایه را ممکن ساخت و استخراج ویژگی های دقیق و پیچیده برای شناسایی ناهنجاری ها در مراحل اولیه را تسهیل کرد (۳۰، ۳۱). موفقیت مدل وو و همکاران مرهون نوآوری هایی مانند طراحی دو مرحله ای و معماری مبتنی بر ResNet بود. این مطالعه همچنین نشان داد که یک رویکرد مشارکتی (ترکیب هوش مصنوعی و رادیولوژیست) دقیق ترین نتایج را تولید می کند (۱۱).

مدل های مبتنی بر ترنسفورمر با استفاده از مکانیسم توجه خود، توانایی درک روابط جهانی در تصویر را دارند که برای تحلیل ماموگرافی با الگوهای ظریف حیاتی است. مدل های هیبریدی CNN-Transformer از قابلیت های مکمل هر دو معماری بهره می برند: استخراج ویژگی های محلی دقیق توسط CNN و مدل سازی زمینه جهانی توسط ترنسفورمر. این هم افزایی می تواند دقت طبقه بندی را در موارد چالش برانگیز بهبود بخشد.

در مطالعه پیتر و همکاران (۱۳)، عملکرد چارچوب MammoFormer پس از بهینه سازی تا ٪۱۳ افزایش یافت. این مطالعه همچنین بر اهمیت کیفیت تصویر تأکید کرد و نشان داد که استفاده از تکنیک های پیش پردازش مانند تقویت کنتراست (AHE) می تواند دقت را به طور چشمگیری بهبود بخشد

رویکردهای ترکیبی و فدرال، مانند کار الهیجری و التعمیم، نشان می دهند که ترکیب هوشمندانه مدل ها و استفاده از یادگیری فدرال می تواند به دقت و استحکام بسیار بالا منجر شود (۱۴، ۱۵). مدل ترکیبی تیو و همکاران برای ریزکلسینه ها نشان داد که ترکیب

41. Altameem
42. Teoh
43. Alshehri
44. Transpara
45. van Winkel
46. Conant
47. Rodríguez-Ruiz

معماری های مکمل مانند ResNet-50 (با قابلیت اتصالات کوتاه موثر) و GoogLeNet (با ماژول های اینسپشن چندمقیاسی) می تواند به عملکرد بهینه منجر شود (۱۶).

روش های جایگزین و ادغام بالینی

تصویربرداری مادون قرمز (ترموگرافی) با توجه به ادغام آن با معماری های قدرتمند یادگیری عمیق مانند شبکه های عصبی کانولوشنی (CNN)، پتانسیل استفاده در غربالگری سرطان پستان را دارد. این روش غیرتهاجمی و کم هزینه، فعالیت متابولیک و عروقی مرتبط با رشد تومور را تشخیص می دهد. با این حال، پذیرش بالینی آن در گذشته به دلیل چالش هایی مانند تنوع تصاویر و وضوح فضایی پایین، محدود شده بود. امروزه به کارگیری CNN برای استخراج پیشرفته ویژگی ها و طبقه بندی، در حال دگرگون کردن قابلیت اطمینان تشخیصی ترموگرافی است. تلفیق تصویربرداری حرارتی با CNNها در حال دگرگون کردن قابلیت اطمینان تشخیصی این روش غیرتهاجمی است. مرور نظام مند توسط سیتسو و همکاران تأیید می کند که بخش بندی تصاویر و استفاده از CNNها عملکرد را به طور قابل توجهی افزایش می دهد (۳۲). با این حال، اعتبارسنجی در مقیاس بزرگ و استانداردسازی، پیش نیازهای کلیدی برای استفاده گسترده بالینی هستند.

در نقش کمک کننده، سیستم های هوش مصنوعی به عنوان خواننده دوم یا ابزار تریاژ عمل می کنند. و با پیش غربالگری ماموگرام ها، آن ها را در دسته های «احتمالاً طبیعی» یا «مشکوک» دسته بندی کنند. این امر به رادیولوژیست ها امکان می دهد تخصص خود را بر روی موارد پیچیده تر و بالقوه غیرطبیعی متمرکز کنند.

مطالعه مک کیننی و همکاران نشان داد که هوش مصنوعی می تواند هم موارد منفی کاذب و هم مثبت کاذب را کاهش دهد (۱۸). کاهش بار کاری گزارش شده در مطالعاتی مانند آندریاس و همکاران، بدون افت حساسیت، نشان دهنده پتانسیل عملی هوش مصنوعی برای کارآمدسازی است (۲۶). تفاوت در صرفه جویی زمانی بین مطالعات DBT و ماموگرافی استاندارد نشان می دهد که مزایای کارایی هوش مصنوعی به شدت به پیچیدگی ذاتی روش تصویربرداری و طراحی گردش کار بستگی دارد. به عنوان مثال، در مطالعاتی که از توموسنتز پستان دیجیتال (DBT) استفاده شده، پشتیبانی هوش مصنوعی به صرفه جویی زمانی چشمگیری منجر شده است (۲۹).

محدودیت‌ها و پیشنهادات

ادغام هوش مصنوعی به طور بنیادین در حال ارتقای تشخیص سرطان پستان است. با این حال، پیاده سازی کامل بالینی مستلزم پرداختن به چالش های کلیدی زیر است:

اعتبارسنجی قوی: از طریق مطالعات چندمرکزی با مجموعه داده های بزرگ و متنوع.

استانداردسازی: ایجاد پروتکل های یکپارچه برای ارزیابی و مقایسه سیستم ها.

تفسیرپذیری: توسعه هوش مصنوعی قابل تفسیر (XAI) برای ایجاد اعتماد بالینی.

ادغام در گردش کار: طراحی هوشمندانه برای تقویت تخصص رادیولوژیست ها.

چارچوب اخلاقی و نظارتی: تضمین استقرار ایمن، عادلانه و مسئولانه.

تحقیقات آینده باید بر کارآزمایی های بالینی در دنیای واقعی و بهینه سازی همکاری انسان-هوش مصنوعی متمرکز شود. با رویکردی دقیق، هوش مصنوعی پتانسیل عظیمی برای بهبود دقت تشخیصی، کارایی و در نهایت نتایج درمانی بیماران دارد.

نتیجه گیری

با توجه به افزایش نرخ ابتلا به سرطان پستان در میان بانوان، نیاز به تشخیص به هنگام بیماری و انجام غربالگری سرطان پستان بیش از پیش احساس می شود. هوش مصنوعی، به ویژه با پیشرفت های اخیر در مدل های شبکه های عصبی کانولوشن (CNN)، شبکه های پسماند (ResNet) و مدل های مبتنی بر ترنسفورمر، به طور بنیادین در حال ارتقای تشخیص این بیماری است. این سامانه های یادگیری عمیق، عملکرد چشمگیری از خود نشان داده اند و به دقت بالا، نمره های AUC برتر و توانایی اثبات شده در شناسایی تومورهای مراحل اولیه که ممکن است در غیر این صورت نادیده گرفته شوند، دست یافته اند. معماری های پیچیده تری مانند ResNetها و مدل های ترکیبی CNN-ترنسفورمر در این پیشرفت نقش اساسی داشته اند. آن ها آموزش شبکه هایی با عمق استثنایی و تحلیل جامع تر تصاویر پزشکی را ممکن ساخته اند که برای شناسایی ضایعات ظریف و مواجهه با چالش های بافت متراکم پستان امری حیاتی است .با وجود این دستاوردهای فنی

امیدوارکننده، مسیر پیاده سازی کامل بالینی مستلزم پرداختن به چالش های کلیدی از جمله: اعتبارسنجی قوی، استانداردسازی، تفسیرپذیری و ایجاد اعتماد، حفظ چارچوب های اخلاقی و نظارتی می باشد.

تشکر و قدردانی

نویسندگان از ابزارهای هوش مصنوعی، از جمله چت جی پی تی و دیپ سیک، برای کمک در بازنویسی و پالایش متن به منظور بهبود وضوح و خوانایی این مقاله استفاده کرده اند. تمامی محتوای تولیدشده توسط هوش مصنوعی، با دقت توسط نویسندگان بازبینی، راستی آزمایی و ویرایش شده است و آنان مسئولیت نهایی محتوای اثر را بر عهده دارند.

تضاد منافع

هیچ گونه تضاد منافع وجود ندارد.

منابع

1. Arnold M, Laversanne M, Soerjomataram I, Ferlay J, McCormack V, Møller H. Current and future burden of breast cancer: global statistics for 2020 and 2040. Breast. 2022;66:15-23.
2. Sung H, Ferlay J, Siegel RL, Laversanne M, Soerjomataram I, Jemal A, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. CA Cancer J Clin. 2021;71(3):209-49.
3. Naghavi M, Global Burden of Disease Collaborators. Global Burden of Disease Study 2021 (GBD 2021) results. Seattle: Institute for Health Metrics and Evaluation; 2022.
4. Heywang-Köbrunner SH, Hacker A, Sedlacek S. Advantages and disadvantages of mammography screening. Breast Care (Basel). 2011;6(3):199-207.
5. Martiniussen MA, Andersen H, Aksnes LH, Hauge EM, Lundgren S, Salberg AB, et al. Performance of two deep learning–based AI models for breast cancer detection and localization on screening mammograms from BreastScreen Norway. Radiol Artif Intell. 2025;7(3):e240039.
6. Rodriguez-Ruiz A, Krupinski E, Lopez-Martin J, Leenswaart J, van Erning FN, Dijkstra J, et al. Stand-alone artificial intelligence for breast cancer detection in mammography: comparison with 101 radiologists. J Natl Cancer Inst. 2019;111(9):916-22.
7. Hirsch L, Chen RJ, Shen L, Margolies LR, Sieh W. Predicting breast cancer with AI for individual risk-adjusted MRI screening and early detection. ArXiv. 2024;arXiv:2312.00067.
8. Jafari Z, Karami E. Breast cancer detection in mammography images: a CNN-based approach with feature selection. Information. 2023;14(7):410.
9. Hejduk P, Šprah B, Novak J, Černý M, Petrášek J, Svobodová I, et al. Fully automatic classification of automated breast ultrasound (ABUS) imaging according to BI-RADS using a deep convolutional neural network. Eur Radiol. 2022;32(7):4868-78.
10. Shen L, Margolies LR, Rothstein JH, Fluder E, McBride R, Sieh W. Deep learning to improve breast cancer detection on screening mammography. Sci Rep. 2019;9(1):12495.
11. Wu N, Phang J, Park J, Liu Y, Swinsky Z, Singh Z, et al. Deep neural networks improve radiologists' performance in breast cancer screening. IEEE Trans Med Imaging. 2019;39(4):1184-94.
12. Al-Tam RM, Al-Ali A, Al-Ani A, Al-Jumaily AA. A hybrid workflow of residual convolutional transformer encoder for breast cancer classification using digital X-ray mammograms. Biomedicines. 2022;10(11):2971.
13. Peter OO, Emakporuena D, Tunde BD, Abdulkarim M, Umar AB. Transformer-based explainable deep learning for breast cancer detection in mammography: the MammoFormer framework. ArXiv. 2025;arXiv:2508.06137.
14. Al-Hejri AM, Alshahrani M, Alharbi F, Almalki M, Alzahrani A. A hybrid explainable federated-based vision transformer framework for breast cancer prediction via risk factors. Sci Rep. 2025;15(1):18453.

15. Altameem A, Mahanty C, Poonia RC, Saudagar AKJ, Kumar R. Breast cancer detection in mammography images using deep convolutional neural networks and fuzzy ensemble modeling techniques. Diagnostics (Basel). 2022;12(8):1812.
16. Teoh JR, Hasikin K, Lai KW, Wu X, Li C. Enhancing early breast cancer diagnosis through automated microcalcification detection using an optimized ensemble deep learning framework. PeerJ Comput Sci. 2024;10:e2082.
17. Alshehri A, AlSaeed D. Breast cancer detection in thermography using convolutional neural networks (CNNs) with deep attention mechanisms. Appl Sci. 2022;12(24):12922.
18. McKinney SM, Sieniek M, Godbole V, Godwin J, Ashrafian H, Back T, et al. International evaluation of an AI system for breast cancer screening. Nature. 2020;577(7788):89-94.
19. Carriero A, Groenhoff L, Vologina E, Basile P, Albera M. Deep learning in breast cancer imaging: state of the art and recent advancements in early 2024. Diagnostics (Basel). 2024;14(8):848.
20. Sharafaddini AM, Esfahani KK, Mansouri N. Deep learning approaches to detect breast cancer: a comprehensive review. Multimed Tools Appl. 2025;84(21):24079-190.
21. Mienye ID, Swart TG, Obaido G, Jordan M, Ilono P. Deep convolutional neural networks in medical image analysis: a review. Information. 2025;16(3):195.
22. Zou L, Yu S, Meng T, Zhang Z, Liang X, Xie Y. A technical review of convolutional neural network–based mammographic breast cancer diagnosis. Comput Math Methods Med. 2019;2019:6509357.
23. Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez AN, et al. Attention is all you need. In: Advances in neural information processing systems. Red Hook: Curran Associates; 2017. p. 30.
24. Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, Weissenborn D, Zhai X, Unterthiner T, et al. An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale. In: Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. Piscataway: IEEE; 2021. p. 16031-40.
25. Fan H, Xiong B, Mangalam K, Li C, Lei Q, Malik J. Multiscale vision transformers. In: Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. Piscataway: IEEE; 2021. p. 6824-35.
26. Lauritzen AD, Pedersen KM, Christiansen SL, Nielsen MB, Vejborg TS, Lauridsen CA, et al. An artificial intelligence–based mammography screening protocol for breast cancer: outcome and radiologist workload. Radiology. 2022;304(1):41-9.
27. van Winkel SL, Mann RM, Mus RD, Lobbes MBI, Smidt ML, Heijnsdijk EAM, et al. Impact of artificial intelligence support on accuracy and reading time in breast tomosynthesis image interpretation: a multi-reader multi-case study. Eur Radiol. 2021;31(11):8682-91.
28. Conant EF, Toledano AY, Beaber EF, Sprague BL, Stout NK, Haas JS, et al. Improving accuracy and efficiency with concurrent use of artificial intelligence for digital breast tomosynthesis. Radiol Artif Intell. 2019;1(4):e180096.
29. Rodríguez-Ruiz A, Lång K, Gubern-Mérida A, Broeders M, Gennaro G, Claassen E, et al. Detection of breast cancer with mammography: effect of an artificial intelligence support system. Radiology. 2019;290(2):305-14.
30. Sharma S, Jain A, Gupta D, Tiwari A, Chaurasia A, Bhattacharya S. Performance evaluation of the deep learning based convolutional neural network approach for the recognition of chest X-ray images. Front Oncol. 2022;12:932496.
31. He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep residual learning for image recognition. In: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Piscataway: IEEE; 2016. p. 770-8.
32. Tsietso D, Yahya A, Samikannu R. A review on thermal imaging–based breast cancer detection using deep learning. Mob Inf Syst. 2022;2022:8952849.