

深度学习在乳腺疾病影像学检查中的应用价值综述

辛慧¹, 王磊², 曹雪², 孟令乾², 常磊², 宛红娥²

1. 新疆医科大学, 新疆乌鲁木齐市, 830000; 2. 乌鲁木齐市妇幼保健院, 新疆乌鲁木齐市, 830000

通信作者: 宛红娥, E-mail: 211wanhonge@sina.cn

【摘要】 乳腺癌是导致女性死亡最常见的癌症类型, 严重危害女性的生命健康, 提高乳腺癌检出率, 降低乳腺癌的病死率一直是研究者不断探索的方向。近年来随着人工智能计算机辅助检测在乳腺疾病影像学中的临床应用为我们在这一领域提供了更为高效、便捷、准确的检查方法, 为乳腺癌的早期发现提供了良好的途径, 本文就深度学习在乳腺疾病影像学检查中的临床应用价值的最新研究进展进行综述。

【关键词】 乳腺疾病; 乳腺癌; 人工智能; 影像学检查; 深度学习

【文章编号】 2095-834X (2024)08-52-06

本文著录格式: 辛慧, 王磊, 曹雪, 等. 深度学习在乳腺疾病影像学检查中的应用价值综述[J]. 当代介入医学电子杂志, 2024, 1(8): 52-57.

A comprehensive review on the application value of deep learning in the imaging examination of breast diseases

Xin Hui¹, Wang Lei², Cao Xue², Meng Lingqian², Chang Lei², Wan Hong'e²

1. Xinjiang Medical University, Urumqi 830000, Xinjiang, China; 2. Maternal and Child Care Service Center of Urumqi, Urumqi 830000, Xinjiang, China

Corresponding author: Wan Hong'e, E-mail: 211wanhonge@sina.cn

【Abstract】 Breast cancer is the most common type of cancer causing death in women, seriously threatening women's health. Increasing the detection rate of breast cancer and reducing its mortality rate have always been our direction of exploration. In recent years, the clinical application of artificial intelligence-assisted detection in mammography has provided us with more efficient, convenient, and accurate examination methods in this field, providing a good way for the early detection of breast cancer. This article reviews the latest research progress in the clinical application value of deep learning in mammography.

【Keywords】 Breast diseases; Breast cancer; Artificial intelligence; Imaging examination; Deep learning

2020 年全球最新癌症负担数据显示乳腺癌发病率首次超越肺癌^[1], 是世界上女性中最常见的癌症类型。以往仅借影像学医师阅片进行诊断, 这种方法往往会存在漏诊、误诊, 以及诊断水平存在地区差异, 导致乳腺疾病在检出中参差不齐, 准确性及标准化程度不高。随着人工智能深度学习在乳腺疾病检出中的不断应用及改进, 人工智能的应用能够使放射影像科医生对乳腺疾病诊断的准确性得到有效提高。

1 人工智能

1956 年, 人工智能 (artificial intelligence, AI) 概念首次由 John McCarthy 等提出^[2], 内容涵盖计算机功能成像、深度学习、文本识别处理、医疗机器人技术、生物体征识别技术等。AI 能够在银行、农业、医疗程序和军事行动等许多领域发挥重要的作用, 但它还存在一些争议, 可能会涉及到一些伦理问题, 如医疗实践可接受性、患者的护理和治疗的隐私性^[3]、医疗责权以

及 AI 导致的过度医疗等。

过去的几十年间,许多医学成像技术在乳腺疾病的早期检测、诊断^[4]和治疗中发挥了关键作用,如乳腺 X 线摄影、乳腺超声、计算机断层扫描(computed tomography, CT)、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)、正电子发射计算机断层扫描(positron emission computed tomography, PET)等^[5]。许多国家都引入了乳房 X 线摄影技术来对乳腺癌进行筛查。最初使用的是基于模拟屏幕胶片的系统,慢慢过渡到全数字系统。图像理解一直是一个备受关注的主题,随着数字化技术的引入,研究证实传统的计算机辅助诊断技术(computer aided diagnosis, CAD)会影响到放射科医生的诊断水平,增加召回率,降低癌症检出率,这引起了人们对 AI 工具是否能够可靠地辅助放射科医生进行乳腺癌筛查的怀疑^[6]。随着人工智能的发展,放射学的各个领域正在开发各种各样的机器学习(machine learning, ML)方法用于疾病的诊断。

对于影像科医生来说,将乳腺癌与其他乳腺病变区分开并对良恶性进行正确诊断是最重要的,因为这些病变会直接影响不同治疗策略以及预后。

ML 主要是根据特定目的以不同的方式对影像数据进行处理和分析。21 世纪初,出现了基于 ML 的以检测可疑病灶(computer-aided detection, CADe)为目的和以识别病灶性质(computer-aided diagnosis, CADx)为目的的^[7]以及放射成像分割和配准、医学图像分类或病变检测算法^[8]。2010 年以来,数据科学的兴起使 AI 能够从大型数据集中识别科学相关的模式来提供有价值的指导^[9],尤其是深度学习算法(deep learning, DL),在乳腺医学成像中被广泛使用。

2 基于 DL 的 AI 在乳腺检查中的应用

深度学习是机器学习的一个子集^[10],包括常用于影像数据进行分析处理的卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、用于文本分析或自然语言处理的递归神经网络(recursive neural network, RNN)以及常用于数据生成或非监督式学习应用的生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)。DL 和传统 ML 之间存在不同,传统 ML 是由专家所选择的最能代表被研究者成像特征的数据模型,而在 DL 模型中,不需要明确的特征提取步骤,并且可以对某些特殊情况下人类尚未识别的特征进行检测,提高了检测效率^[11]。随着大数据集的出现以及计算能力的精进,DL 可以生成包括深度神经网络(deep neural networks, DNN)在内的一系列的网络模型^[12],而且深度学习算法的大部分流程均基于神经网络来计算^[13]。

神经网络是一种由连接节点层组成的分析算法,可以从图像文件中提取影像组学特征进行输入。CNN^[14]是深度学习领域中最重要网络模型之一,主要由卷积层和池化层组成,与神经网络不同,CNN 需提取整个图像,并通过卷积层、池化层和全连接层对其进行转换,最后输出该图像的似然结果。反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)是目前应用最广泛的神经网络之一,是一种根据误差算法训练来进行计算的多层前馈网络^[15]。

2.1 DL 在乳腺 X 线摄影中的应用 乳房 X 线摄影是诊断女性乳腺是否有异常组织的最常用方法^[16],对钙化具有独特的优势,但对肿块型病变的诊断易受到腺体的影响^[17],降低了敏感度。

为鉴定 AI 用于乳腺癌检测的效率,Dembrower 等^[18]在瑞典的 Capio Sankt Görän 医院进行了一项基于人群的非劣效性研究,使用乳腺 X 线摄影技术对年龄在 40~74 岁之间的无乳房植入物的女性进行了筛查,共计 55 581 例被纳入研究,研究结局为是否检测到乳腺癌,并对 AI 及放射科医生进行不同组合所得出的阳性结果检出率进行了评估。研究结果表明,与两名放射科医生重复阅读进行比较,使用 AI 代替一名放射科医生独立阅片的非劣效癌症检出率提高了 4%。马明明等^[19]应用 U-Net 深度学习模型对乳腺 X 线图像中肿块和钙化病灶进行了检测,证实了 DL 应用于乳腺疾病监测有较高的灵敏度和准确度。

乳腺 X 线摄影筛查工作流程的独立机器学习(machine learning, ML)应用程序应具有独立性。Hickman 等^[20]设立了一个研究小组,对来自三个国家的 185 252 例病例进行 Meta 分析,得出 ML 算法的灵敏度、特异度和曲线下面积(area under the curve, AUC)分别为 0.754、0.906 和 0.890,影像科医生分别为 0.730、0.886 和 0.850。评估其效能,得出结论为 ML 算法在乳腺 X 线摄影筛查工作流程中能够独立应用,并可实现甚至超过影像科医生的疾病检测性能。Liu 等^[21]计划开发一种结合乳腺 X 线摄影和临床指标的组合 DL 模型,回顾性研究了 384 例患者(221 例恶性,193 例良性),将其随机分配到训练、验证和测试数据集(272/71/71 个病灶)中。使用受试者工作特征曲线下面积来评估模型的性能,并与临床模型、独立 DL 模型和乳腺影像报告和数据系统(breast imaging reporting and data system, BI-RADS)方法进行比较。得出组合 DL 模型在预测恶性 BI-RADS 乳腺 X 线摄影微钙化方面表现出的诊断能力、灵敏度和特异性都较高,分别为 0.799、0.841 和 0.804。研究证明组合模型能达到经验丰富的影像科医生的诊断水平,深度学习可以提高经验较少的影像科医生的诊断能力,并促进临床决策。欧阳等^[22]也研究探讨了 DL 系统对肿块型病变的检出

价值,构建了基于同侧双机位网络、双侧同机位网络以及综合网络的DL肿块检测模型。DL系统可能在中国乳腺致密的女性中具有临床应用价值,可辅助初级职称医师减少因致密腺体组织遮挡造成的肿块漏诊。

AI应用于疾病检测需符合伦理安全,因此Lang等^[23]在瑞典进行了一项临床安全性分析研究,在2021年4月12日至2022年7月28日期间对四个筛查地点进行乳腺X线检查,研究纳入了80033例年龄为40~80岁的妇女并进行随机分配,对人工智能支持的屏幕阅读方案与放射科医生在乳腺X光检查后的标准屏幕阅读的临床安全性进行了评估,评估指标包括次要指标(癌症检出率、召回率、假阳性率、召回阳性预测值和检测到的癌症类型(侵袭性或原位))和屏幕阅读工作量。研究表明基于人工智能的乳房X光检查与标准屏幕阅读相似的癌症检出率,而且使用AI后屏幕阅读工作量减少了44.3%,表明人工智能应用于乳房X光检查是安全合理的。

2.2 DL在超声成像中的应用 随着深度学习算法的发展,CNN模型与超声指南的结合带来了更好的诊断性能,这将有助于提高CAD系统的诊断效率。Liang等^[24]回顾性分析了2015年至2018年期间在图像存档和通信系统中获取的221名患者的537张超声图像,此外,还准备了另一组共38例患者的85张图像,用于对基于CNN的CAD系统进行初步验证。而且前瞻性地招募了另外30例病例,以评估单独和组合的CAD系统和超声指南的价值根据不同的预处理方法(取决于分割和分类方法),并将数据细分为4个模型。在4个模型中,发现使用分割图像进行分类的CNN模型效果最好。对于验证集,CNN模型的灵敏度(0.849)、特异度(0.690)、曲线下面积(0.769)、准确性(0.750)、阳性预测值(0.625)和阴性预测值(0.882)。CNN模型与超声指南之间没有统计学上的显著差异。与单独使用相比,两种方法的组合获得了更高的诊断效率。该试验结合诊断效率AUC为0.769,证明了CAD在多器官超声诊断中的概率、可行性和临床价值,并且分割图像的使用和按疾病性质分类是导致CNN模型改进的主要因素。

为检测AI应用于超声成像的有效性,Yu等^[25]收集了来自中国9个省份的13家医院2016年1月至2018年1月期间患者的乳房肿块图像。以乳腺活检或病理检查为参考标准,采用CNN建立13个中心3623例乳腺癌患者的分类模型。并进一步比较了具有灵敏度、特异性、AUC、阳性和阴性预测值等统计指标的不同大小的肿块、不同医院的AUC图像、以及37名放射科医生的阅片质量,得出测试集的CNN分类准确率(0.892)显著高于所有放射科医生。CNN在对乳腺肿块的超声图像分类方面可能具有很高的准确性,并且

性能明显优于人类放射科医生。

基于BPNN人工智能算法的超声图像分割技术在乳腺癌腋窝淋巴结转移诊断中有较好的诊断效果。Zhang等^[26]对在2017年1月至2020年9月在医院接受治疗的90例腋窝淋巴结转移乳腺癌患者进行研究,纳入的病例在手术治疗前均进行了病理检查和超声诊断检查。随机分配到实验组和对照组,对实验组患者采用BPNN算法进行超声图像分割诊断,对照组进行常规超声诊断。BPNN人工智能算法模型分类的二维受试者工作特征曲线下面积始终大于人工分割的曲线下面积,分割准确率依次为90.31%、94.88%、95.48%、95.44%和97.65%。BPNN人工智能算法对超声图像分割具有较高的准确率、灵敏度和特异性,分割效果更好。

ML模型在一定程度上还可以帮助放射科医生评估乳腺癌的分子亚型。Ma等^[27]回顾性招募2012年到2019年间的600例浸润性乳腺癌患者,根据患者临床特征和影像学特征(乳腺X线摄影和超声检查)对构建的5个模型进行训练,包括决策树(decision tree, DT)、k-近邻算法(k-nearest neighbor, KNN)、逻辑回归(logistic regression, LR)、朴素贝叶斯(naive bayes, NB)和基于Shapley加性解释(shapley additive explanations, SHAP)的乳腺癌分子亚型模型。结果发现DT模型在区分三阴性乳腺癌(triple-negative breast cancer, TNBC)与其他乳腺癌亚型方面表现最好,AUC为0.971、灵敏度为0.905、特异性为0.941。在DT模型的帮助下,所有放射科医生在区分TNBC与其他分子亚型和Luminal乳腺癌与其他分子亚型方面的准确性、敏感性和特异性都有显著提高。可解释机器学习模型可以帮助临床医生和放射科医生区分乳腺癌分子亚型。SHAP技术可以从大量影像学征象中选择用于预测乳腺癌分子亚型的重要特征。

超声弹性成像是一种揭示组织物理特性的非侵入性方法,已被广泛应用于替代乳腺组织活检。Fukuda等^[28]使用CNN进行深度学习以区分通过弹性成像在超声筛查中识别的良性和恶性乳腺肿块的有效性。通过对该医院245例乳房肿块患者(146例良性,99例恶性)的成像图像数据集进行回顾性调查。使用GoogLeNet架构构建了预测恶性肿瘤概率的深度学习模型,然后将该模型应用于测试数据,并将结果与通过评估脂肪与病变比(fat-to-lesion, FLR)和视觉颜色评估(弹性评分)获得的结果进行比较。得出CNN、FLR和弹性评分的AUC分别为0.895、0.693和0.641。基于CNN的用于预测良性或恶性乳腺肿块的深度学习模型显示出比FLR或基于弹性评分的超声弹性成像诊断更好的诊断性能。基于CNN的模型也将阳性预测值从57%~78%提高到94%。因此,该模型证实可以对乳

腺超声筛查中检测到的肿块减少不必要的活检。

2.3 DL在MRI中的应用 MRI是一种应用于乳腺癌检测的灵敏成像方法。它可用于筛查、术前分期和治疗监测。临床中使用了先进的协议,包括动态对比增强磁共振成像(dynamic contrast-enhanced magnetic resonance imaging, DCE-MRI)、多参数磁共振成像(multiparametric magnetic resonance imaging, mpMRI)和扩散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI),作为最强大的数据驱动AI技术之一,DL可用于分析来自这些协议的成像数据^[29]。顾等^[30]采用了基于DCE-MRI图像不同的机器学习算法,如LR、支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林(random forest, RF)、LightGBM(LGB),对构建出的预测HER-2表达的影像组学模型进行评估,得出以上模型均有良好的诊断效能,并可用于在术前乳腺癌HER-2的表达状态进行预测。

Zhu等^[31]对2007年9月至2009年6月在杜克大学医学中心获得的400例患者的连续术前动态对比增强MR进行了分析,遵循严格的纳入排除标准,其中的270例纳入研究。使用三种不同的深度学习方法(从头开始学习,迁移学习,现成的深度特征)根据肿瘤分子亚型对肿瘤进行分类,并使用GoogleNet、VGG和CIFAR的网络架构,得到三种不同深度学习方法对于肿瘤分型确定的AUC值分别为0.58、0.60、0.65。可知深度学习模型可以在基于DCE-MRI区分乳腺癌分子亚型中发挥作用。

为检测基于DL的MRI对于乳腺癌的检测效率,Yu等^[32]对中山纪念医院和中山大学肿瘤医院(训练队列)的803例乳腺癌患者利用乳腺腋窝淋巴结(axillary lymph nodes, ALN)和肿瘤影像组学特征,进行ALN状态预测。通过将ALN和肿瘤影像组学特征与相应的临床病理学信息相结合,在训练队列中构建了多组学特征。然后对纳入南方医科大学附属顺德医院和中山大学东华医院患者的外部验证队列($n=179$)和前瞻性3期试验中接受新辅助化疗的患者的前瞻性回顾性验证队列($n=106$)两种特征的预测价值进行评估。结果显示,训练集、外部验证集、前瞻性回顾性验证集的曲线下面积分别为0.88、0.87和0.87。联合MRI影像组学中的肿瘤和淋巴结与其临床和病理特征中的分子亚型的多组学特征进行比对,得出训练队列、外部验证队列和前瞻性回顾性验证队列中AUC分别为0.90、0.91和0.93。证明利用ML技术开发的一种高效的术前磁共振成像的多组学特征对于ALN的状态预测是有效的。

2.4 DL在PET/CT中的应用 PET/CT影像组学可以使用机器学习模型来鉴别诊断乳腺癌和乳腺淋巴瘤。Ou等^[33]对2013年10月至2018年3月在四川大学华西医院进行的F-FDG PET/CT扫描的44例乳腺

癌患者(25例)和乳腺淋巴瘤患者(19例)进行了回顾性研究。通过活检或手术切除进行组织病理学诊断。采用最小绝对收缩和选择算子法和线性判别分析生成了PETa和CTa模型,该模型在训练组和验证组中表现出最佳的区分能力(PETa模型的AUC分别为0.867和0.806,CTa模型的AUC分别为0.891和0.759)。基于临床、SUV和影像组学特征的模型18F-FDG PET/CT图像可以准确区分乳腺癌和乳腺淋巴瘤。

3 深度学习在乳腺疾病影像学检查中的应用价值领域的发展趋势和争议点

深度学习在乳腺疾病影像学检查中的应用价值近年来得到了广泛关注,随着技术的不断进步和研究的深入,其发展趋势和争议点也日益显现。以下是该领域的主要发展趋势和争议点。

3.1 发展趋势 多模态学习: 结合不同类型的影像(如X线、超声和MRI)和临床数据,使用多模态学习方法提高诊断的准确性。

迁移学习: 通过在大规模影像数据集上预训练模型,然后在特定的乳腺影像数据集上进行微调,以提高模型的泛化能力和性能。

可解释性研究: 随着深度学习模型的广泛应用,如何提高模型的可解释性成为研究热点。开发能够提供决策依据的可解释性模型将增强临床医生的信任。

临床应用与标准化: 越来越多的深度学习算法正在向临床实践转化,未来会需要更多的临床试验和验证,以确保这些技术的安全性和有效性。

3.2 争议点 数据隐私与安全: 在训练深度学习模型时,使用患者的医疗数据可能引发隐私和数据安全问题,需要合法合规地使用数据。

偏见与公平性: 深度学习模型可能受到训练数据集的偏见影响,导致某些人群的诊断准确性降低,这在多样性不足的数据集中尤为明显。

临床应用的接受度: 尽管深度学习技术在研究中表现出色,但其在临床中的推广和应用仍需克服医务人员的接受度和技术适应性问题。

监管与标准化: 如何制定相应的标准和监管政策,确保深度学习算法的安全性和有效性,是当前亟需解决的问题。

4 小结

基于人工智能的计算机辅助检测在乳腺疾病,特别是在乳腺癌的早期筛查诊断、疾病预后评估以及个性化干预治疗方面取得了显著的进展。

深度学习能够提高影像科医生对乳腺疾病诊断的

工作效率,在乳腺疾病的早期阶段就能够发现微小病变,从而提高乳腺癌的早期筛查能力。通过使用深度学习模型,特别是卷积神经网络模型,可以自动识别病变种类,例如钙化、结节、肿瘤等,提高了乳腺癌识别的灵敏度和特异度,因此被广泛应用于各种影像数据的融合分析中,特别是在复杂病例的判断方面。深度学习模型还能够使放射学整体工作流程中更高效、更标准化。

随着人工智能的不断进步,它在个性化医疗和精准医学中的作用愈加突出。通过结合影像数据、基因信息及其他临床数据,辅助医生做出更为精准的决策,并能帮助患者设计个性化的治疗方案,以改善治疗效果。

尽管深度学习在乳腺疾病影像学筛查诊断中的表现优秀,但深度学习模型的性能优劣取决于所使用训练数据的质量水平和种类多样性。目前使用的训练数据通常来自于特定的地区或特定的设备,存在数据偏倚的可能性较大,导致模型无法在其他环境或群体中的更完美的表现其性能。所以如何收集更多具有代表性的、多样化的乳腺影像数据是提高模型效能的关键所在。而且在储存并分析患者乳腺影像数据时,其隐私和安全性需要得到保障。当深度学习模型出现失误时,对于法律责任的界定和患者权益的保护,如何开展实施也是亟待解决的问题。

而且深度学习在临床工作中也面临一些挑战。首先,对于医生来说,是否能接受深度学习模型新技术、经培训才能上岗以及需适应新工作流程等等,这是一个长期的过程;此外,新技术普及也受到医院和医疗机构的限制,例如设备级别、技术支持和资金投入。最后,随着深度学习模型技术的不断进步和完善,有望在乳腺疾病的早期检测和治疗中发挥更大的作用。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] 徐京瑶, 刘晓民, 张新峰, 等. 基于MRI增强的乳腺癌肿瘤三维体积人工智能测量技术的研究进展[J]. 磁共振成像, 2023, 14(9): 148-153.
- [2] Mintz Y, Brodie R. Introduction to artificial intelligence in medicine[J]. Minim Invasive Ther Allied Technol, 2019, 28(2): 73-81.
- [3] Keskinbora KH. Medical ethics considerations on artificial intelligence[J]. J Clin Neurosci, 2019, 64: 277-282.
- [4] 俞秋雨, 方开峰, 王燕, 等. 彩色多普勒超声、超声弹性成像与X线摄影诊断乳腺癌的价值[J]. 实用放射学杂志, 2020, 36(10): 1663-1665.
- [5] Brody H. Medical imaging[J]. Nature, 2013, 502(7473): S81.
- [6] Le EPV, Wang Y, Huang Y, et al. Artificial intelligence in breast imaging[J]. Clin Radiol, 2019, 74(5): 357-366.
- [7] Sechopoulos I, Teuwen J, Mann R. Artificial intelligence for breast cancer detection in mammography and digital breast tomosynthesis: state of the art[J]. Semin Cancer Biol, 2021, 72: 214-225.
- [8] Martín Noguero T, Paulano-Godino F, Martín-Valdivia MT, et al. Strengths, weaknesses, opportunities, and threats analysis of artificial intelligence and machine learning applications in radiology[J]. J Am Coll Radiol, 2019, 16(9): 1239-1247.
- [9] Wang H, Fu T, Du Y, et al. Scientific discovery in the age of artificial intelligence[J]. Nature, 2023, 620(7972): 47-60.
- [10] Chartrand G, Cheng PM, Vorontsov E, et al. Deep learning: a primer for radiologists[J]. Radiographics, 2017, 37(7): 2113-2131.
- [11] Erickson BJ. Basic artificial intelligence techniques: machine learning and deep learning[J]. Radiol Clin North Am, 2021, 59(6): 933-940.
- [12] Bai J, Posner R, Wang T, et al. Applying deep learning in digital breast tomosynthesis for automatic breast cancer detection: a review[J]. Med Image Anal, 2021, 71: 102049.
- [13] Soffer S, Ben-cohen A, Shimon O, et al. Convolutional neural networks for radiologic images: a radiologist's guide[J]. Radiology, 2019, 290(3): 590-606.
- [14] Currie G, Hawk KE, Rohren E, et al. Machine learning and deep learning in medical imaging: intelligent imaging[J]. J Med Imaging Radiat Sci, 2019, 50(4): 477-487.
- [15] Liang Y, Chen X, Tong Y, et al. Higher axillary lymph node metastasis burden in breast cancer patients with positive preoperative node biopsy: may not be appropriate to receive sentinel lymph node biopsy in the post-ACOSOG Z0011 trial era[J]. World J Surg Oncol, 2019, 17(1): 37.
- [16] Din NMU, Dar RA, Rasool M, et al. Breast cancer detection using deep learning: datasets, methods, and challenges ahead[J]. Comput Biol Med, 2022, 149: 106073.
- [17] 王贇霞, 谭红娜. 人工智能在乳腺癌影像诊断中的研究及应用进展[J]. 磁共振成像, 2023, 14(11), 177-182.
- [18] Dembrower K, Crippa A, Colón E, et al. Artificial intelligence for breast cancer detection in screening mammography in Sweden: a prospective, population-

- based, paired-reader, non-inferiority study[J]. *Lancet Digit Health*, 2023, 5(10): e703–e711.
- [19] 马明明, 姜原, 刘义, 等. 基于深度学习模型对乳腺X线摄影图像中钙化和肿块病变的检测研究[J]. *实用放射学杂志*, 2022(9): 1451–1455.
- [20] Hickman SE, Woitek R, Le EPV, et al. Machine learning for workflow applications in screening mammography: systematic review and meta-analysis[J]. *Radiology*, 2022, 302(1): 88–104.
- [21] Liu H, Chen Y, Zhang Y, et al. A deep learning model integrating mammography and clinical factors facilitates the malignancy prediction of BI-RADS 4 microcalcifications in breast cancer screening[J]. *Eur Radiol*, 2021, 31(8): 5902–5912.
- [22] 欧阳汝珊, 林小慧, 李霖, 等. 基于深度学习的乳腺X线摄影肿块检测系统的应用[J]. *中国医学影像学杂志*, 2023, 31(11): 1150–1156.
- [23] Lang K, Josefsson V, Larsson AM, et al. Artificial intelligence-supported screen reading versus standard double reading in the mammography screening with artificial intelligence trial(MASAI): a clinical safety analysis of a randomised, controlled, non-inferiority, single-blinded, screening accuracy study[J]. *Lancet Oncol*, 2023, 24(8): 936–944.
- [24] Liang X, Yu J, Liao J, et al. Convolutional neural network for breast and thyroid nodules diagnosis in ultrasound imaging[J]. *Biomed Res Int*, 2020, 2020: 1763803.
- [25] Yu TF, He W, Gan CG, et al. Deep learning applied to two-dimensional color doppler flow imaging ultrasound images significantly improves diagnostic performance in the classification of breast masses: a multicenter study[J]. *Chin Med J (Engl)*, 2021, 134(4): 415–424.
- [26] Zhang L, Jia Z, Leng X, et al. Artificial intelligence algorithm-based ultrasound image segmentation technology in the diagnosis of breast cancer axillary lymph node metastasis[J]. *J Healthc Eng*, 2021, 2021: 8830260.
- [27] Ma M, Liu R, Wen C, et al. Predicting the molecular subtype of breast cancer and identifying interpretable imaging features using machine learning algorithms[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(3): 1652–1662.
- [28] Fukuda T, Tsunoda H, Yagishita K, et al. Deep learning for differentiation of breast masses detected by screening ultrasound elastography[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2023, 49(4): 989–995.
- [29] Zhao X, Bai JW, Guo Q, et al. Clinical applications of deep learning in breast MRI[J]. *Biochim Biophys Acta Rev Cancer*, 2023, 1878(2): 188864.
- [30] 顾银银, 丁承宗, 王玉, 等. 基于不同机器学习算法所构动态对比增强MRI影像组学模型预测乳腺癌HER-2表达的研究[J]. *实用放射学杂志*, 2023, 39(11): 1787–1791.
- [31] Zhu Z, Albadawy E, Saha A, et al. Deep learning for identifying radiogenomic associations in breast cancer[J]. *Comput Biol Med*, 2019, 109: 85–90.
- [32] Yu Y, He Z, Ouyang J, et al. Magnetic resonance imaging radiomics predicts preoperative axillary lymph node metastasis to support surgical decisions and is associated with tumor microenvironment in invasive breast cancer: a machine learning, multicenter study[J]. *EBioMedicine*, 2021, 69: 103460.
- [33] Ou X, Zhang J, Wang J, et al. Radiomics based on (18) F-FDG PET/CT could differentiate breast carcinoma from breast lymphoma using machine-learning approach: a preliminary study[J]. *Cancer Med*, 2020, 9(2): 496–506.

(本文编辑: 马萌萌, 许守超)