

人工智能在乳腺成像方面的应用

周鑫仪¹, 唐若天², 冉海涛^{1*}

¹重庆医科大学附属第二医院超声科, 重庆

²重庆大学附属三峡医院心内科, 重庆

收稿日期: 2023年3月26日; 录用日期: 2023年4月22日; 发布日期: 2023年4月29日

摘要

乳腺癌是威胁全球女性生命健康的重要原因之一, 医学影像检查在早期诊断乳腺癌、评估治疗疗效及预后等方面具有重要价值, 其中包括乳腺X线摄影、乳腺超声、乳腺MRI及数字乳腺断层合成摄影等。近年来不少研究者们将人工智能与医学影像图像相结合用于图像解释、图像分析等, 提供了优化和简化临床的工作流程, 具有较好的应用前景, 本文拟对人工智能在乳腺成像方面的应用进展进行阐述。

关键词

人工智能, 乳腺癌, 超声, X线, MRI

Application of Artificial Intelligence in Breast Imaging

Xinyi Zhou¹, Ruotian Tang², Haitao Ran^{1*}

¹Department of Ultrasound, The Second Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing

²Department of Cardiology, Three Gorges Hospital Affiliated to Chongqing University, Chongqing

Received: Mar. 26th, 2023; accepted: Apr. 22nd, 2023; published: Apr. 29th, 2023

Abstract

Breast cancer is one of the important reasons threatening the life and health of women around the world. Hospital imaging examination has important value in early diagnosis of breast cancer, evaluation of treatment and prognosis, including mammography, breast ultrasound, breast MRI and digital tomography. In recent years, many researchers have combined artificial intelligence with hospital image interpretation, image analysis, etc., providing optimized and simplified clinical

*通讯作者。

workflow, with good application prospects. This article intends to describe the application progress of artificial intelligence in breast imaging.

Keywords

Artificial Intelligence, Breast Cancer, Ultrasound, X-Ray, MRI

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

根据 2020 年世界癌症最新统计分析表示, 女性乳腺癌发病率已超过肺癌成为全球最常见的癌症, 是威胁全球女性生命健康的最重要因素[1]。早期发现乳腺癌对于成功治疗和降低死亡率至关重要。医学影像检查是诊断乳腺癌最有效的方法, 目前临床上有多种不同的成像方式可用于诊断, 例如数字乳腺 X 线摄影、超声(ultrasound, US)、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)和数字乳腺断层合成摄影(digital breast tomosynthesis, DBT) [2]。乳腺 X 线摄影可通过观察乳房的内部解剖结构生成高质量图像。乳腺 X 线检查可观察多种乳腺癌指标, 其中包括肿块、钙化和结构变形。但乳腺 X 光检查具有遗漏癌症的风险, 尤其对于致密型乳腺由于组织和可能的病变具有相似的 X 射线吸收特性, 导致诊断准确度及灵敏度较低, 在临床应用受到一定的限制[3]。DBT 是一种新兴的 X 线摄影技术, 能提供横断面的信息是在数字乳腺 X 线摄影中利用断层融合技术, 以平板探测器技术为基础, 对乳腺腺体进行不同角度的快速扫描, 获取投影角度不同的各种小剂量的乳腺腺体数据, 从而用电脑重建出与探测器平板平行的任意层面的乳腺 X 线影像的显示技术[4]。使用这种方法可以有效的避免以往的二维扫描中发现不到或者模糊不清的肿瘤图像, 从而可以进一步的提高乳腺癌的检出率和诊断的正确率。超声具有经济便利、非侵入性和实时性等优点, 且对乳腺病灶检出率高, 是目前临床筛查乳腺癌最常用的影像检查方法[5]。但超声受操作者主观因素影响, 在质量控制和统一标准上缺乏客观性。在现有的乳腺评估方法中, MRI 对乳腺癌的检测灵敏度最高, 灵敏度高达 93%~100% [6], 且与乳腺密度无关, 根据非随机试验和观察性研究表明, 对于高危型患者乳腺 MRI 可作为乳腺 X 摄影的补充, 然而, 对于中等风险的女性, 包括乳腺组织致密的女性, MRI 作为乳腺癌筛查方法有待考究[7]。

虽然成像技术的发展在筛查乳腺癌中的作用不断扩大, 并为影像医师提供了适用于各种临床情况的多模态诊断工具, 但它们也导致对解读专业知识和阅读时间的需求增加。提高临床诊断能力和效率是目前医学技术发展的方向, 其中人工智能(artificial intelligence, AI)是当前的研究热点。人工智能提供了优化和简化临床的工作流程, 其中包括图像解释、图像分析等有助于提供临床决策。人工智能具有对图像中的复杂模式的识别能力, 即使是那些人类专家无法注意到或检测不到的模式, 也会将图像解释转化为一个更加量化和客观的过程。AI 还擅长处理多模式数据中的大量信息, 使其不仅有可能整合多种放射成像模式, 还可以整合基因组学、病理学和电子健康记录, 以进行全面的分析和预测[8]。

2. 传统的人工智能在乳腺成像的应用

AI 辅助系统, 例如计算机辅助检测(Computer Aided Detection, CADe)和计算机辅助诊断(Computer Aided Diagnosis, CADx), 几十年来一直在开发和临床使用, 可帮助影像科医生将图像数据转换为定量数

据, 协助影像医师诊断并减少工作量[9] [10]。传统的 CADe/CADx 方法基于算法识别可疑病变, 并且它们的匹配特征由算法程序员指定。即程序员通过向计算机描述区分恶性肿瘤(例如, 与正常组织或良性肿块)的不同特征, 来教会计算机识别恶性肿瘤或钙化簇分布情况。然后, CADe 算法在图像中搜索包含(部分)编程特征的区域, 如果可能发现的分数足够高, 则该位置在图像上被标记为可疑, 帮助影像可医师对可疑标记进行再次审查, 从而降低因忽略病变导致的假阴性[11]。在 CADx 中, 算法输入包含可疑发现的图像区域, 软件仅评估该区域以确定它包含多少特征与预编程的恶性肿瘤迹象相匹配。因此, CADx 软件的输出通常是与发现分析结果为恶性的概率相关的分数[12]。然而, Lehman CD 等人通过比较使用与不使用 CAD 进行数字筛查乳房 X 线摄影的准确性的大型回顾性研究表明, 传统的 CAD 系统并没有提高诊断准确性[13]。这归咎于传统 CADe 及 CADx 算法的主要限制是需要由程序员指定恶性肿瘤的特征, 这是一个具有挑战性、繁琐、主观的过程, 就程序员可以提供给算法的信息量而言, 它本质上就是有限的。故近年来研究者们致力于探索新一代人工智能的算法即深度学习解决这一限制。

3. 深度学习在乳腺超声成像的应用

深度学习(Deep learning, DL)是一种机器学习方法, DL 算法通常被称为深度神经网络(Deep learning neural networks, DNN), 由连接神经元的多个层组成。DL 通过转换输入数据可以自动发现数据的表示形式并将信息转化为深度神经网络架构中的多层抽象概念[14]。其原理是通过使用大数据集和适当的成本函数进行训练, 深度神经网络中的多层权重被迭代更新, 从而产生一个复杂的数学模型, 该模型可以以高选择性和不变性从输入数据中提取相关特征[15]。基于深度学习的计算机辅助系统区别于传统的 CAD 系统, DL 在用于训练数据集时可独立地学习这些特征, 而传统的 CAD 是由模型的核心人员精心设计的预定义特征, 准确度较差。卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)是一种特殊类型的 DNN, 可进行图像分割、目标检测和图像分类等, 并广泛用于乳腺癌图像分析[16] [17]。

3.1. 数字乳腺 X 线摄影及数字乳腺断层合成摄影

数字乳腺 X 线摄影是最早用于深度学习模型的成像方法, 过去几十年里, 许多研究者们致力于探索深度学习在数字乳腺 X 线摄影的应用, 目前已有大量研究证明, DL 用于数字乳腺 X 线摄影技术在图像分类、诊断良恶性、识别肿瘤及微钙化等方面取得了一定的成果[18] [19] [20] [21]。既往研究表明, 乳腺的密度与病灶的诊断密切相关, 通过将乳腺 X 线摄影实质密度作为风险因素构建预测模型, 预测乳腺癌风险曲线下面积(areas under the curve, AUC)得到了显著改善[22]。Ha R 等人的研究表明, 基于 CNN 的 DL 模型使用乳腺 X 线摄影进行基于像素的乳腺癌风险预测比放射科医生使用乳腺密度评估具有更大的预测潜力(比值比 4.42 对 1.67), 总体准确率为 72%, 这表明引入了 DL 模型可以实现更客观和定量的密度评估, 可提高乳腺癌的诊断率[23]。近年来, 研究者们尝试将计算机分析的成像数据与从医疗记录中获得的传统风险因素相结合, 通过使用计算机化图像分析来提取实质纹理的特征, 将放射组学表型添加到包括乳腺密度和体重指数作为风险因素的乳腺癌风险模型(AUC 0.84 对 0.80)时, 研究表明该方法可显著提高辨别性能[24]。同样, 与基于临床风险因素的模型(AUC 0.62~0.67)或仅图像 DL 模型(AUC 0.68)相比, 同时使用传统风险因素和乳腺 X 线摄影的混合 DL 模型显示出最高的诊断性能(AUC 0.70) [25]。数字乳腺断层合成摄影是一种三维的 X 线成像模式, Li X 等人的研究结果显示基于 DBT 的 DL 模型在区分恶性肿瘤、良性肿块和正常组织方面明显优于基于数字乳腺 X 线摄影的 DNN, 且具有更高的分类精度(恶性: $p = 0.009$ (AUC)、 $p = 0.008$ (ACC)、 $p = 0.003$ (灵敏度); 良性: $p < 0.001$ (AUC、ACC、特异度), $p = 0.007$ (灵敏度); 正常: $p < 0.001$ (所有指标)), 在 DNN 训练中整合 DBT 和数字乳腺 X 线摄影的模型在鉴别良性肿块方面具有最高的 AUC 及 ACC, 可提高乳房质量分类的准确性[26]。综上所述, 随着深度学习技

术的应用, 基于 AI 的乳腺 X 线摄影算法在实质密度的定量评估、乳腺癌的检测和诊断以及乳腺癌风险的预测方面取得了可喜的成果, 从而实现了更精确的患者管理。

3.2. 乳腺超声

超声是一种重要的乳腺成像方式, 用于诊断检查以区分实性肿块和囊肿, 以及筛查致密乳腺。近年来, 随着人工智能的大力发展, 乳腺超声中的 DL 应用也越来越多。最常用的超声 DL 模型是 AlexNet、VGG-19、ResNet、GoogLeNet 和 U-Net [15]。目前大多数研究与乳腺病灶的特征提取、图像分割、检测及分类相关[27] [28] [29] [30]。其中分类是众多研究的重点, 目前研究者们已经探索了几种从超声图像中对乳腺病变进行客观和可重复性分类的 DL 方法。其中包括 Byra M 等人提出了一种基于迁移学习的 CNN 模型, 将乳腺病变分类为良性或恶性, 他们使用在 ImageNet 数据集上进行了预处理的 VGG19-CNN 模型, 并在 882 张乳腺肿块的超声图像上对其进行微调, 该研究表明使用深度卷积神经网络可提高迁移学习技术的整体性能[31]。Han 等人在 7408 张乳腺超声图像上训练了 GoogleNet 模型, 并对 829 张图像进行了测试, 结果显示该模型诊断乳腺病灶良恶性的准确度约为 90%, 灵敏度为 0.86, 特异性为 0.96, 具有较大的临床价值[27]。Fujioka T 等人使用 CNN 架构 GoogLeNet 构建深度学习模型, 结果显示 CNN 模型和放射科医生的灵敏度分别为 0.958 和 0.583~0.917, 特异性分别为 0.925 和 0.604~0.771, 准确度分别为 0.925 和 0.658~0.792, 这也再次验证了 CNN 模型具有与影像医师相同或更好的诊断性能[29]。综上所述, 具有高灵敏度和阴性预测价值的 CAD 系统可用于以经济高效的方式为放射科医生提供参考, 并有助于减少假阳性患者不必要的活检。

3.3. 乳腺 MRI

与乳腺 X 线摄影不同, 由于 MRI 成像模式相对复杂, 并且乳腺 MRI 数据量少, 难以构建大量的数据集进行训练, 故目前 DL 在乳腺 MRI 上的研究较少。将 DCNN 应用于乳腺 MRI 的研究包括使用 U-Net 模型进行乳腺肿瘤图像分割, 使用 VGG 模型进行特征提取, 用于恶性和良性乳腺病变的分类, 和使用 U-Net 用于乳房密度评估和纤维腺体组织分割等[32] [33] [34]。其中 Truhn D 等人通过比较放射组学分析 (RA)、CNN 与放射科医生在多参数乳腺 MRI 中将造影剂增强病变分类为良性或恶性的诊断效能, 研究结果显示二者的诊断能力均不如乳腺放射科医生, 但 CNN 模型在多参数乳腺 MRI 中将增强病变分类为良性或恶性方面优于放射组学分析[34]。目前用于 MRI 诊断的人工智能的发展因 3D 空间问题和每项研究多序列的可用性收到限制, 大多数研究都有针对性地对 2D 或 3D 感兴趣区进行分类, 与传统的 ML 技术和放射组学等其他方法相比, DL 的表现更好, 这表现在例如 DenseNet CNN 架构在 3D DL 模型的成功使用[35], 其中 Zhou J 等人训练了 3D DenseNet 架构来在 DCE-MRI 上识别癌症, 实现了高达 0.859 的 AUC, 并且该研究显示 DL 模型(83.7%)与放射科医生诊断的原始模型(85.7%)总体准确率相当, 但放射科医师具有更高的敏感性(98.5%对 90.8%)但特异性较低(59.4%对 69.3%) [36]。综上所述, MRI 具有广泛的临床应用, 但涉及多模态、多参数成像和诊断测试, 其中数据融合和定量生物标志物可能提供重要信息以支持精准医学, 但由于手动处理过于复杂或过于耗时, 因此难以进行大型临床验证研究。然而, DL 工具在乳腺 MRI 中的发展不仅受到难以收集用于训练的大数据的阻碍, 而且由于临床站点之间的采集协议和扫描仪类型的差异而导致图像特征的巨大变化。目前人工智能在乳腺 MRI 中的发展仍处于早期阶段, 应该建立更大容量的数据库, 以便研究人员可以探索 DL 方法的潜力以及多域深度特征与放射组学特征其他患者数据的融合用于乳腺癌诊断和管理的各个阶段。

4. 总结与展望

DL 是目前研究的热点项目, 目前已被临床广泛使用, 其中用于医学影像图像分析的图像分割、目标

检测及分类中具有一定的价值,但由于目前缺乏用于训练 DCNN 的大型数据集,基于 DL 的 CAD 工具(包括用于乳腺成像的工具)的开发仍处于早期阶段。如果人工智能工具得到适当开发并集成到临床工作流程中,很可能可以在某些常规任务中提供与临床医生相当甚至超过的性能。然而,医疗决策是一个高度复杂的过程,往往不能仅仅依靠统计预测,而是会因患者个体情况和病史,以及一些不可预测的人体生理过程或反应而有所不同。一个发达的 CAD 或 AI 工具可以有效地合并来自多种资源的患者数据,并为临床医生提供可靠且有望解释的评估,然后临床医生应根据 CAD 信息作为特定患者的最佳管理过程的最终决策者发挥关键作用,连同经验和判断。可以预期,来自 CAD 或 AI 工具的高效数据分析可以补充临床医生的人类智能,以提高临床的准确性和工作流程,从而提高机器学习新时代的医学诊疗水平。但目前大多数乳腺成像的 DL 研究都是回顾性的,容易出现偏倚,需要前瞻性数据和结果数据进行验证。

参考文献

- [1] Sung, H., *et al.* (2021) Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **71**, 209-249. <https://doi.org/10.3322/caac.21660>
- [2] Sheth, D. and Giger, M.L. (2020) Artificial Intelligence in the Interpretation of Breast Cancer on MRI. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **51**, 1310-1324. <https://doi.org/10.1002/jmri.26878>
- [3] Nelson, H.D., O'Meara, E.S., Kerlikowske, K., Balch, S. and Miglioretti, D. (2016) Factors Associated with Rates of False-Positive and False-Negative Results from Digital Mammography Screening: An Analysis of Registry Data. *Annals of Internal Medicine*, **164**, 226-235. <https://doi.org/10.7326/M15-0971>
- [4] Park, J.M., Franken Jr., E.A., Garg, M., Fajardo, L.L. and Niklason, L.T. (2007) Breast Tomosynthesis: Present Considerations and Future Applications. *RadioGraphics*, **27**, S231-S240. <https://doi.org/10.1148/rg.27si075511>
- [5] Guo, R., Lu, G., Qin, B. and Fei, B. (2018) Ultrasound Imaging Technologies for Breast Cancer Detection and Management: A Review. *Ultrasound in Medicine and Biology*, **44**, 37-70. <https://doi.org/10.1016/j.ultrasmedbio.2017.09.012>
- [6] Lord, S.J., *et al.* (2007) A Systematic Review of the Effectiveness of Magnetic Resonance Imaging (MRI) as an Addition to Mammography and Ultrasound in Screening Young Women at High Risk of Breast Cancer. *European Journal of Cancer*, **43**, 1905-1917. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2007.06.007>
- [7] Sheth, D. and Abe, H. (2017) Abbreviated MRI and Accelerated MRI for Screening and Diagnosis of Breast Cancer. *Topics in Magnetic Resonance Imaging*, **26**, 183-189. <https://doi.org/10.1097/RMR.0000000000000140>
- [8] Hu, Q. and Giger, M.L. (2021) Clinical Artificial Intelligence Applications: Breast Imaging. *Radiologic Clinics*, **59**, 1027-1043.
- [9] Giger, M.L., Karssemeijer, N. and Schnabel, J.A. (2013) Breast Image Analysis for Risk Assessment, Detection, Diagnosis, and Treatment of Cancer. *Annual Review of Biomedical Engineering*, **15**, 327-357. <https://doi.org/10.1146/annurev-bioeng-071812-152416>
- [10] Giger, M.L., (2018) Machine Learning in Medical Imaging. *Journal of the American College of Radiology*, **15**, 512-520. <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2017.12.028>
- [11] Destounis, S.V., *et al.* (2004) Can Computer-aided Detection with Double Reading of Screening Mammograms Help Decrease the False-Negative Rate? Initial Experience. *Radiology*, **232**, 578-584. <https://doi.org/10.1148/radiol.2322030034>
- [12] Sechopoulos, I. and Mann, R.M. (2020) Stand-Alone Artificial Intelligence—The Future of Breast Cancer Screening? *Breast*, **49**, 254-260. <https://doi.org/10.1016/j.breast.2019.12.014>
- [13] Lehman, C.D., *et al.* (2015) Diagnostic Accuracy of Digital Screening Mammography with and without Computer-Aided Detection. *JAMA Internal Medicine*, **175**, 1828-1837. <https://doi.org/10.1001/jamainternmed.2015.5231>
- [14] LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G. (2015) Deep Learning. *Nature*, **521**, 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- [15] Chan, H.P., Samala, R.K. and Hadjiiski, L.M. (2020) CAD and AI for Breast Cancer—Recent Development and Challenges. *British Journal of Radiology*, **93**, Article ID: 20190580. <https://doi.org/10.1259/bjr.20190580>
- [16] Komatsu, M., *et al.* (2021) Towards Clinical Application of Artificial Intelligence in Ultrasound Imaging. *Biomedicine*, **9**, Article No. 720. <https://doi.org/10.3390/biomedicines9070720>
- [17] Gröhl, J., Schellenberg, M., Dreher, K. and Maier-Hein, L. (2021) Deep Learning for Biomedical Photoacoustic Imag-

- ing: A Review. *Photoacoustics*, **22**, Article ID: 100241. <https://doi.org/10.1016/j.pacs.2021.100241>
- [18] Wang, J. and Yang, Y. (2018) A Context-Sensitive Deep Learning Approach for Microcalcification Detection in Mammograms. *Pattern Recognition*, **78**, 12-22. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2018.01.009>
- [19] Wang, J., *et al.* (2016) Discrimination of Breast Cancer with Microcalcifications on Mammography by Deep Learning. *Scientific Reports*, **6**, Article No. 27327. <https://doi.org/10.1038/srep27327>
- [20] Cai, H., *et al.* (2019) Breast Microcalcification Diagnosis Using Deep Convolutional Neural Network from Digital Mammograms. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, **2019**, Article ID: 2717454. <https://doi.org/10.1155/2019/2717454>
- [21] Jung, H., *et al.* (2018) Detection of Masses in Mammograms Using a One-Stage Object Detector Based on a Deep Convolutional Neural Network. *PLOS ONE*, **13**, e0203355. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0203355>
- [22] Tice, J.A., Cummings, S.R., Ziv, E. and Kerlikowske, K. (2005) Mammographic Breast Density and the Gail Model for Breast Cancer Risk Prediction in a Screening Population. *Breast Cancer Research and Treatment*, **94**, 115-122. <https://doi.org/10.1007/s10549-005-5152-4>
- [23] Ha, R., *et al.* (2019) Convolutional Neural Network Based Breast Cancer Risk Stratification Using a Mammographic Dataset. *Academic Radiology*, **26**, 544-549. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2018.06.020>
- [24] Kontos, D., *et al.* (2019) Radiomic Phenotypes of Mammographic Parenchymal Complexity: Toward Augmenting Breast Density in Breast Cancer Risk Assessment. *Radiology*, **290**, 41-49. <https://doi.org/10.1148/radiol.2018180179>
- [25] Yala, A., Lehman, C., Schuster, T., Portnoi, T. and Barzilay, R. (2019) A Deep Learning Mammography-Based Model for Improved Breast Cancer Risk Prediction. *Radiology*, **292**, 60-66. <https://doi.org/10.1148/radiol.2019182716>
- [26] Li, X., *et al.* (2020) Digital Breast Tomosynthesis versus Digital Mammography: Integration of Image Modalities Enhances Deep Learning-Based Breast Mass Classification. *European Radiology*, **30**, 778-788. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06457-5>
- [27] Han, S., *et al.* (2017) A Deep Learning Framework for Supporting the Classification of Breast Lesions in Ultrasound Images. *Physics in Medicine & Biology*, **62**, 7714-7728. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/aa82ec>
- [28] Xiao, T., Liu, L., Li, K., Qin, W., Yu, S. and Li, Z. (2018) Comparison of Transferred Deep Neural Networks in Ultrasonic Breast Masses Discrimination. *BioMed Research International*, **2018**, Article ID: 4605191. <https://doi.org/10.1155/2018/4605191>
- [29] Fujioka, T., *et al.* (2019) Distinction between Benign and Malignant Breast Masses at Breast Ultrasound Using Deep Learning Method with Convolutional Neural Network. *Japanese Journal of Radiology*, **37**, 466-472. <https://doi.org/10.1007/s11604-019-00831-5>
- [30] Hu, Y., *et al.* (2019) Automatic Tumor Segmentation in Breast Ultrasound Images Using a Dilated Fully Convolutional Network Combined with an Active Contour Model. *Medical Physics*, **46**, 215-228. <https://doi.org/10.1002/mp.13268>
- [31] Byra, M., *et al.* (2019) Breast Mass Classification in Sonography with Transfer Learning Using a Deep Convolutional Neural Network and Color Conversion. *Medical Physics*, **46**, 746-755. <https://doi.org/10.1002/mp.13361>
- [32] Zhang, J., *et al.* (2019) Hierarchical Convolutional Neural Networks for Segmentation of Breast Tumors in MRI with Application to Radiogenomics. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **38**, 435-447. <https://doi.org/10.1109/TMI.2018.2865671>
- [33] Antropova, N., Abe, H. and Giger, M.L. (2018) Use of Clinical MRI Maximum Intensity Projections for Improved Breast Lesion Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Journal of Medical Imaging*, **5**, Article ID: 014503. <https://doi.org/10.1117/1.JMI.5.1.014503>
- [34] Truhn, D., *et al.* (2019) Radiomic versus Convolutional Neural Networks Analysis for Classification of Contrast-Enhancing Lesions at Multiparametric Breast MRI. *Radiology*, **290**, 290-297. <https://doi.org/10.1148/radiol.2018181352>
- [35] Ou, W.C., Polat, D. and Dogan, B.E. (2021) Deep Learning in Breast Radiology: Current Progress and Future Directions. *European Radiology*, **31**, 4872-4885. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07640-9>
- [36] Zhou, J., *et al.* (2019) Weakly Supervised 3D Deep Learning for Breast Cancer Classification and Localization of the Lesions in MR Images. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **50**, 1144-1151. <https://doi.org/10.1002/jmri.26721>