

人工智能技术在数字乳腺断层摄影的研究进展

李培榕

福建师范大学计算机与网络空间安全学院，福建福州，350117；

摘要：乳腺癌是女性中最常见的癌症类型，早期检测对降低死亡率至关重要。数字乳腺断层摄影（DBT）作为一种先进的医学影像技术，通过三维成像大幅提升了病灶定位的精确度和诊断效果。然而，DBT 的解读过程耗时较长，亟需进一步优化。近年来，人工智能技术已在医学影像领域得到广泛应用。本文综述了人工智能在 DBT 辅助诊断中的应用，重点讨论了迁移学习在 DBT 中的实践、基于半监督学习的病灶识别方法，以及 DBT 图像分析的新兴研究方向。本文还分析了当前技术面临的挑战，并展望了未来的发展趋势，强调未来的 AI 系统应整合多源数据，从而提高预测的准确性和临床应用的普适性。

关键词：人工智能，乳腺癌，钼靶图像

DOI:10.69979/3029-2808.24.7.039

引言

乳腺癌是女性中最常见的癌症类型。据统计，预计到 2023 年，美国将新增约 1,958,310 例癌症病例，其中癌症死亡人数将达 609,820 例^[1]。提升癌症的早期检测能力是显著降低死亡率的关键所在。研究表明，早期干预是提高乳腺癌患者生存率的最有效手段之一^[2]。

全视野数字钼靶摄影（Full-Field Digital Mammography, FFDM）作为乳腺癌早期诊断的主要方法，通过捕获乳房内部解剖结构的高质量影像来检测病变。然而，FFDM 存在一定的漏诊风险，特别是在致密型乳腺中，由于乳腺组织和可能病变的 X 射线吸收特性相似，诊断的准确性和灵敏度受到限制^[3]。

数字乳腺断层摄影（Digital Breast Tomosynthesis, DBT）是一种先进的医学影像技术，广泛用于乳腺癌的早期检测。DBT 能够生成乳腺的三维断层图像，不仅提高了病灶的定位精度，还显著减少了组织重叠带来的干扰^[4]。大量临床研究表明，与 FFDM 相比，DBT 在检测乳腺癌方面表现更优^[5]。

尽管 DBT 在乳腺癌筛查中的应用日益普及，但其解读过程对专业知识和阅片时间的要求更高，仍存在进一步优化的空间。为提高筛查效率和准确性，研究人员正致力于开发技术突破，通过改善诊断性能或减轻放射科医生工作负担来提升筛查效果。基于人工智能（Artificial Intelligence, AI）的计算机辅助检测系统（Computer-Aided Detection System, CADs）已被证实能够有效辅助医生对 DBT 图像的解读^[6-8]。人工智能在医学影像中的应用能够自动提取关键特征，并学习其与特定诊断任务的关联。在乳腺癌检测中，深度学习被广泛用于分类良恶性病变、定位异常区域或对图像中的单个像素

进行正常与异常的标注。

本文综述了人工智能技术在 DBT 辅助诊断中的应用，涵盖技术原理、现有人工智能系统在乳腺癌筛查中的应用情况、市场上的主流产品以及当前技术面临的挑战等方面的内容。

1 研究现状

1.1 人工智能在 DBT 中的应用：从 FFDM 到 DBT 的演进

基于深度学习的 CAD 系统已经在 FFDM 的良恶性评级、钙化和肿块的检测与分割等任务中取得了显著成功。在这些研究的基础上，许多研究表明，将人工智能技术从 FFDM 应用到 DBT 中具有巨大的潜力^[9]。例如，Samaia 等人^[10]提出了基于深度卷积神经网络（Deep Convolutional Neural Network, DCNN）的转移学习方法，旨在将已在 FFDM 上训练的网络应用于 DBT 图像的肿块检测。该方法利用 FFDM 数据对 DCNN 的通用层进行预训练，然后在 DBT 数据上针对特定层进行再训练，从而提高 DBT 图像中的肿块检测能力。研究表明，这种转移学习方法能够有效减少假阳性率，并提升 DBT 中肿块的分类和检测性能。相似地，Mendel 等人^[11]比较了计算机辅助诊断在 DBT 和 FFDM 中的表现。研究回顾性地收集了 76 名患者的 78 个经活检确认的病变的 FFDM 和 DBT 图像。在 FFDM、合成 2D 图像和 DBT 关键切片图像上选择了每个病变的感兴趣区域，并使用预训练的卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）提取特征，这些特征被输入支持向量机分类器，用于预测恶性可能性。结果表明，从 DBT 图像提取的信息可能与病变的恶性状态相关性更高。因此，该研究为 DBT 在肿块和

ARD 病变评估中的计算机辅助诊断效果提供了支持证据。

不同的医学图像检测任务有各自的需求和挑战。针对这些任务设计专用网络结构可以更有效地提取和处理特定特征。例如, Palma 等人^[15]设计了两个独立的检测通道, 分别针对肿块和结构扭曲, 每个通道专注于一种病变类型。第一个通道利用肿块的密集核心特性并采用模糊逻辑方法, 第二个通道则模拟结构扭曲的收敛特性。这两个通道的结果在最终决策步骤中合并。Hassan 等人^[16]提出了一种新的深度学习框架, 以克服 DBT 伪影可能降低模型性能的局限性。该框架有两个部分: 上部从感兴趣区域中提取鲁棒特征, 下部提取全局图像质量感知特征。最终, 这两种特征结合输入到一个全连接层中, 用于乳腺肿瘤的良性或恶性分类。Li^[17]等人提出了一种结合 DBT 和 FFDM 数据来进行乳腺组织的分类的方法, 并探索了结合使用的不同策略及其对分类性能的影响。

综上所述, 利用人工智能技术从 FFDM 到 DBT 的跨平台迁移, 不仅可以提升 DBT 图像的诊断性能, 也为乳腺癌早期筛查提供了更为精准的工具。

1.2 基于半监督学习的病灶识别方法

获取大量高质量的 DBT 图像并进行精确标注是一项困难且耗时的任务, 导致许多情况下标注数据量严重不足, 尤其是对于低频病变或边缘病例。标注数据的稀缺直接影响深度学习模型的训练效果, 模型难以学习到足够的特征信息, 从而导致实际应用中的表现不佳。

为了解决这一问题, 许多方法结合了多实例学习 (Multiple-instance learning, MIL), 这是一种能够在标注数据有限的情况下, 仍然有效进行学习和预测的机器学习技术。通过采用 MIL 技术, 一些方法利用切片级别的标注来训练模型, 以预测 DBT 图像中的病变。例如, Yousefi^[12]等人提出了一种用于在 DBT 上检测肿块的框架。该框架利用 CNN 对 DBT 图像的每个二维切片进行分析, 然后结合 MIL 和随机森林方法, 基于从二维切片中提取的信息对整个 DBT 图像进行分类。这种方法通过综合分析各切片的信息来提高检测的准确性。Lotter 等人^[13]提出了一种高效注释的深度学习方法用于 DBT 的分类。该方法包括三个主要步骤: 首先, 在病灶区域和整个图像上分别使用强监督标注进行训练; 其次, 将这些标注信息用于检测; 最后, 在 DBT 中, 他们将每个切片上的多个边界框融合成最大怀疑投影, 并使用 MIL 的弱监督方法进行推理, 以解决乳腺组织和病变可能重叠的问题。Park 等人^[14]指出, 3D 成像通过提供器官解剖的空间信息实现了更准确的诊断。然而, 由于 3D 图像的像素数量是 2D 图像的 10 到 100 倍, 使用 3D 图像训练 AI 模型

面临计算挑战。为了解决这一问题, 他们提出了一种高效的神经网络——3D 全局感知多实例分类器 (3D-GMIC)。与传统卷积神经网络相比, 3D-GMIC 能够显著减少 GPU 内存使用 (77.98%–90.05%) 和计算需求 (91.23%–96.02%), 并在无需分割标签的情况下, 通过提供像素级显著性图解释其预测。除了使用 MIL 外, kassis 等人^[18]引入了使用标注与非标注 DBT 切片的半监督算法, 但遗憾的是, 其与监督方法相比未表现出显著提升。

上述方法通过采用基于半监督学习的深度学习方法, 并不对 DBT 中的所有切片进行标注, 而是仅对部分含有清晰病灶的切片进行标注, 从而有效解决了标注数据稀缺的问题。

1.3 DBT 图像分析的新兴研究方向

针对 DBT 图像的三维特性, 不断涌现出新的研究任务和方向。已有研究表明, 深度学习方法可以辅助放射科医生评估辐射剂量。Teuwen 等人^[19]提出了一种基于展开近端对偶优化方法的 DBT 重建算法, 专注于估算真实乳腺密度和患者特定辐射剂量。该算法用卷积神经网络取代传统的近端操作符, 并引入先验知识, 进一步扩展了此前基于深度学习的重建模型。在临床实践中, 放射科医生通常需要检查多个切片, 以确定病变最清晰可见的切片。然而, 关于如何从 DBT 图像中高效选择最具信息量切片的研究仍较为有限。Oladimeji 等人^[20]提出了三种特征选择策略, 分别基于熵、方差和梯度幅度值。这些策略能够高效选取信息量最大的切片, 降低计算成本和复杂性。其中, 基于熵的策略表现最佳, 其召回率和 AUC 均达到了 99%。此外, Konz 等人^[21]提出了一种新颖的异常定位模型, 通过在图像补丁上应用通道级 dropout 进行快速采样, 实现对补丁的多元补全。该模型能够以无监督的方式精准定位图像中的异常。这些研究为 DBT 的临床诊断和图像处理提供了新的工具和方向。

2 挑战与前景

目前, 大多数用于乳腺癌检测的人工智能算法仍依赖于单一时间点的单一 FFDM 或 DBT 图像进行预测。然而, 在实际临床实践中, 放射科医生通常结合历史影像、对侧乳腺图像以及患者病历中的其他放射学信息进行全面分析。因此, 未来的人工智能决策系统需要整合多源数据, 以提升预测的准确性和临床适用性。

尽管多模态数据的整合和处理在技术上面临诸多挑战, 这一方向对于开发更精确且可靠的诊断工具至关重要。这不仅要求更多样化的临床数据支持算法训练, 还需采用诸如联合学习和合成数据生成等技术, 以保护患者隐私的同时, 推动人工智能算法的优化与推广应用。

3 结束语

通过深度学习与其他先进的计算方法,人工智能能够在提高检测精度的同时减轻放射科医生的工作负担,推动乳腺癌早期诊断的效率和准确性。然而,当前的研究仍面临数据标注不足、算法整合多模态信息的挑战,以及如何在临床中更广泛应用等问题。未来,随着技术的不断进步和数据资源的进一步整合,人工智能将有望为乳腺癌的早期筛查和诊断提供更为强大的支持,从而为提高患者的生存率和生活质量做出更大的贡献。

参考文献

- [1]Loizidou, K., Elia, R., & Pitris, C. (2023). Computer-aided breast cancer detection and classification in mammography: A comprehensive review. *Comput Biol Med*, 153, 106554
- [2]Samala, R. K., Chan, H.-P., Hadjiiski, L., Helvie, M. A., Wei, J., & Cha, K. (2016). Mass detection in digital breast tomosynthesis: Deep convolutional neural network with transfer learning from mammography. *Med Phys*, 43(12), 6654-6666
- [3]Mendel, K., Li, H., Sheth, D., & Giger, M. (2019). Transfer Learning From Convolutional Neural Networks for Computer-Aided Diagnosis: A Comparison of Digital Breast Tomosynthesis and Full-Field Digital Mammography. *Acad Radiol*, 26(6), 735-743
- [4]Yousefi, M., Krzyżak, A., & Suen, C. Y. (2018). Mass detection in digital breast tomosynthesis data using convolutional neural networks and multiple instance learning. *Comput Biol Med*, 96, 283-293
- [5]Lotter, W., Diab, A. R., Haslam, B., Kim, J. G., Grisot, G., Wu, E., ... Gregory Sorensen, A. (2021). Robust breast cancer detection in mammography and digital breast tomosynthesis using an annotation-efficient deep learning approach. *Nature Medicine*, 27(2), 244-249
- [6]Park, J., Chłędowski, J., Jastrzębski, S., Witowski, J., Xu, Y., Du, L., ... Geras, K. J. (2024). An Efficient Deep Neural Network to Classify Large 3D Images With Small Objects. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 43(1), 351-365
- [7]D Palma, G., Bloch, I., & Muller, S. (2014). Detection of masses and architectural distortions in digital breast tomosynthesis images using fuzzy and a contrario approaches. *Pattern Recognition*, 47(7), 2467-2480
- [8]Hassan, L., Abdel-Nasser, M., Saleh, A., & Puig, D. (2024). Classifying Breast Tumors in Digital Tomosynthesis by Combining Image Quality-Aware Features and Tumor Texture Descriptors. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 6(1), 619-641
- [9]Li, X., Qin, G., He, Q., Sun, L., Zeng, H., He, Z., ... Zhou, L. (2020). Digital breast tomosynthesis versus digital mammography: integration of image modalities enhances deep learning-based breast mass classification. *Eur Radiol*, 30(2), 778-788
- [10]Kassis, I., Lederman, D., Ben-Arie, G., Giladi Rosenthal, M., Shelef, I., & Zigel, Y. (2024). Detection of breast cancer in digital breast tomosynthesis with vision transformers. *Scientific Reports*, 14(1), 22149
- [11]Teuwen, J., Moriakov, N., Fedon, C., Caballo, M., Reiser, I., Bakic, P., ... Sechopoulos, I. (2021). Deep learning reconstruction of digital breast tomosynthesis images for accurate breast density and patient-specific radiation dose estimation. *Med Image Anal*, 71, 102061
- [12]O. Oladimeji, H. Ayaz, I. McLoughlin and S. Unnikrishnan, "Lightweight Deep Learning for Breast Cancer Diagnosis Based on Slice Selection Techniques," 2023 31st Irish Conference on Artificial Intelligence and Cognitive Science (AICS), Letterkenny, Ireland, 2023, pp. 1-4
- [13]Konz, N., Dong, H., & Mazurowski, M. A. (2023). Unsupervised anomaly localization in high-resolution breast scans using deep pluralistic image completion. *Med Image Anal*, 87, 102836