

# 计算机辅助诊断在数字化乳腺X摄影中的研究进展

钟裔光

上海市嘉定区安亭医院放射诊断科, 上海

收稿日期: 2023年6月14日; 录用日期: 2023年7月9日; 发布日期: 2023年7月14日

## 摘要

乳腺癌是女性中最常见的恶性肿瘤, 自20世纪90年代以来, 它的发病率增加了两倍多, 数字化乳腺X摄影是最广泛使用的乳腺癌筛查方法之一, 然而, 数字化乳腺X摄影图像的复杂性以及大量检查可能导致错误诊断, 因此, 采用图像处理技术和模式识别理论的计算机辅助诊断被引入, 以最大限度地提高癌症检出率, 并解决工作量问题。本文就计算机辅助诊断系统在数字化乳腺X线摄影方面的价值进行综述。

## 关键词

计算机辅助诊断, 人工智能, 乳腺癌

# Research Progress of Computer-Aided Diagnosis in Digital Mammography

Yiguang Zhong

Radiation Diagnosis Department, Shanghai Jiading District Anting Hospital, Shanghai

Received: Jun. 14<sup>th</sup>, 2023; accepted: Jul. 9<sup>th</sup>, 2023; published: Jul. 14<sup>th</sup>, 2023

## Abstract

Breast cancer is the most common malignant tumor among women. Since 1990s, its incidence has more than tripled. Digital mammography is one of the most widely used breast cancer screening methods. However, the complexity of digital mammography images and a large number of examinations may lead to wrong diagnosis. Therefore, computer-aided diagnosis using image processing technology and pattern recognition theory is introduced to maximize the cancer detection rate and solve the workload problem. This paper reviews the value of computer-aided diagnosis system in digital mammography.

## Keywords

### Computer-Aided Diagnosis, Artificial Intelligence, Breast Cancer

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

多项临床试验表明, 筛查性乳腺 X 线摄影可将乳腺癌死亡率降低 20%~22%。因此, 乳腺 X 线摄影是乳腺癌筛查的基础[1]。2015 年, 仅在美国就获得了 2260 万张乳腺 X 线摄影图像。然而, 筛查性乳腺 X 线摄影的假阴性率为 10%~30%, 漏诊乳腺癌的可能原因包括致密实质模糊病变和对可疑发现的不正确解释。最近引入的数字化乳腺断层合成只是部分解决方案, 断层合成是在有限的角度范围内获得乳房的多个投影, 以重建乳腺 X 线图像的三维数据集。尽管断层合成中包含的诊断信息比数字化乳腺摄影多 30%~40% [2], 但读取时间大约是乳腺 X 线摄影的两倍, 漏诊乳腺癌的错误仍然会发生[3]。因此, 有必要协助评估乳腺 X 线摄影和断层合成图像, 以最大限度地提高癌症检出率, 并解决工作量问题。

乳腺 X 线摄影的计算机辅助诊断在 1998 年首次获得美国食品药品监督管理局批准。应用计算机算法来突出可疑区域, 以帮助放射科医生。在过去的二十年中, 开发和测试乳腺 X 线摄影的计算机辅助诊断方案吸引了广泛的研究兴趣, 它通过将大量数字化乳腺 X 线摄影图像的数据集与活检结果配对来报告, 可以提取放射科医生无法直观获得的特征, 简化了诊断过程, 同时, 减少了诊断中的主观性, 帮助放射科医生更客观地评估医学图像, 从而提高诊断准确性并减少不必要的活检[4]。

计算机辅助诊断系统分为两组: 计算机辅助检测系统和计算机辅助诊断系统。计算机辅助检测系统专注于定位任务(即检测可疑异常)。他们充当放射科医生的第二个读者, 并将随后的患者管理决策留给放射科医生。计算机辅助诊断系统则估计疾病异常的概率, 并将其进行良性或恶性的分类, 进而由放射科医师决定该异常是否需要评估, 并确定其临床意义[5]。

典型的计算机辅助诊断通过三个步骤处理每张乳腺 X 线摄影。首先, 从图像中搜索并分割可疑病变。第二, 计算多个图像特征以提取分割肿瘤的特征。第三, 计算机辅助诊断应用基于机器学习的分类器, 该分类器基于一组最佳选择的特征来预测目标病变与恶性肿瘤相关联的可能性(“阳性”) [6]。Freer [7] 等人前瞻性地研究了计算机辅助诊断对召回率的影响。在 12,860 张乳腺 X 线摄影中, 有 986 次召回和 49 次癌症。仅用 CAD 就检测到了 8 种癌症, 这将检测率提高了 19.5%。Birdwell [8] 等人对 8682 名患者进行了前瞻性研究。10% 的患者被召回, CAD 贡献了 8% 的总召回结果和 7% 的检测到的癌症(29 种癌症中的 2 种)。Ko [9] 等人前瞻性地解释了 5016 张在临床工作环境中有无 CAD 的乳房 X 光片。使用计算机辅助设计后, 召回率从 12% 上升到 14%。在接受活检的 107 名患者中, 6% 是由 CAD 引起的。放射科医师检测到 48 种无 CAD 的癌症中的 43 种和 48 种有 CAD 的癌症中的 45 种(+4%)。CAD 漏掉了放射科医生发现的 8 种癌症。

随着人工智能的发展, 许多机器学习技术已经应用于计算机辅助诊断系统。这种技术可能会超越人类, 并随着时间的推移更有效地学习, 以帮助放射科医师评估和分析大量的医疗数据。深度学习是机器学习的一个子领域, 卷积神经网络是深度学习的一个子类, 特别适用于图像识别和分类, 已经吸引了工业界、学术界和临床医生的大量兴趣。将卷积神经网络应用于乳腺 X 线摄影的辅助诊断系统, 可以实现

病灶定位和检测、风险评估、图像检索和分类等任务，还可以通过对可疑病变进行精确分析，为放射科医生提供更准确的诊断[10]。

## 2. 计算机辅助诊断在数字化乳腺 X 摄影中的研究进展

数字化乳腺 X 摄影中的各种异常，包括微钙化、肿块、结构扭曲和双侧不对称，这些都可以作为乳腺癌的早期迹象。由经验充足的放射科医师对医学影像进行分析，对乳腺图像中的异常进行良、恶性鉴别，为临床医生提供支持，早诊断进而早治疗，能够有效地减少乳腺癌的致死率，现今乳腺癌辅助诊断系统主要包括钙化点诊断、肿块诊断、数字乳腺 x 线断层摄影检测与诊断与乳腺密度定量。

### 2.1. 微钙化检测与判断

微钙化是矿物质沉积的微小斑点，它们分散在整个乳腺组织中，通常成簇出现，微钙化的存在是早期乳腺癌的重要发现之一。恶性钙化通常形状各异，可分为点状、小杆状、曲线状和泥沙样。研究发现，被筛查妇女中由微钙化导致的恶性肿瘤诊断高达 0.3% [11]。国内外很多专家学者进行了计算机辅助关于微钙化诊断的相关研究，在钙化点诊断方面计算机辅助诊断已经表现出了非常好的性能[12]。在数字化乳腺 X 摄影筛查中，计算机辅助检测系统能够在数字化乳腺 X 摄影中检测微钙化，对钙化的灵敏度从 80% 提高到 100% [13] [14]；但是，传统的计算机辅助检测系统不能区分良性钙化和可疑的微钙化，对可疑微钙化恶性肿瘤的阳性预测值在 15.9% 和 90.6% 之间；因此，许多良性微钙化被活检。随着人工智能的发展，Yoon [15] 等人研究评估了基于人工智能的计算机辅助诊断的诊断性能。回顾性分析了在 2003 年 6 月至 2019 年 11 月期间因可疑微钙化而接受活检的 420 名患者的 435 张单侧乳腺 x 线摄影(286 例良性；149 例恶性)。将人工智能的计算机辅助诊断应用于乳腺摄影图像，并计算恶性得分。使用受试者特征曲线下面积比较放射科医生和人工智能的诊断性能。结果发现，放射科医生和人工智能的受试者特征曲线下面积没有显著差异，这表明。基于人工智能的计算机辅助诊断在乳腺 X 摄影中表征可疑微钙化的诊断性能与放射科医师相似，可以避免不必要的活检，有助于做出关于治疗乳房微钙化的临床决策。

### 2.2. 肿块检测与判断

一般来说，乳腺 X 线摄影肿块的检测比微钙化更具挑战性，因为肿块在形状、边缘、大小方面有很大的变化，并且通常与周围组织难以区分。即使是经验丰富的放射科医生在解读数字乳腺 X 线摄影图像时也存在差异。因此，相当一部分回顾性可见肿块被放射科医师遗漏[16]。自 20 世纪 60 年代以来，已经提出了许多计算机辅助诊断方法来帮助放射科医生诊断。2016 年，Z. Jiao [17] 等人开发了基于卷积神经网络的计算机辅助诊断系统，对乳腺癌的良恶性肿块进行分类。他们的计算机辅助诊断系统成功地对乳腺肿块进行了分类，分类准确率为 96.7%。Qiu [18] 等使用一个包含 8 个计算层的神经网络从整张乳腺 x 线摄影影像上提取特征，以预测恶性肿瘤的可能性，并对提取的特征进行分类和输出诊断结果。这项研究中，研究者证明了神经网络中使用的参数可以在训练过程中自动优化，提升了诊断性能。

### 2.3. 数字乳腺 X 线断层摄影检测与诊断

与单独使用数字乳腺 X 线摄影进行筛查相比，使用数字乳腺 x 线断层摄影进行筛查已被证明能够提高癌症检测率并减少假阳性召回率[19]。但是，解读断层摄影的时间几乎是解读数字乳房 X 线摄影的两倍。随着断层摄影在乳腺癌诊断中的发挥了越来越重要的作用，因此需要算法来优化读取效率，同时实现较高的准确性。随着人工智能技术的发展，有越来越多的研究者投入到断层摄影的自动检测、诊断方法中，并取得一定的研究进展。Conant [20] 等人评估了使用人工智能在缩短数字化乳腺断层合成的读取时间的能力。研究人员开发了一个深度学习人工智能系统来识别数字化乳腺断层合成图像中的可疑群组

组织和钙化病变。一项读者研究比较了 24 名放射科医生(其中 13 名是乳腺亚专科医生)在阅读 260 份 DBT 检查(包括 65 例癌症病例)时使用和不使用人工智能的表现。结果发现,使用数字化乳腺断层合成人工智能系统可提高癌症检测效率,且随着机器学习方法会随着接触越来越大的数据集而进步。

## 2.4. 乳腺密度定量

在乳腺 X 线摄影临床诊断中,一般将图像中脂肪组织和纤维腺体的相对量定义为乳腺密度,对于乳腺密度的评估,放射科医生会根据乳腺 x 线摄影图像和报告数据系统(BI-RADS)的标准,通过肉眼观察,定性评估患者的乳腺密度,现行的 BI-RADS 标准将乳腺密度分为 4 类:BI-RADS I 为脂肪型(0~25%)、BI-RADS II: 为纤维腺体型(26%~50%)、BI-RADS III 为相对致密型(51%~75%)、BI-RADS IV 为致密型(76%~100%)。Nazari [21]等人的研究表明,较高乳腺密度的女性与低乳腺密度的女性相比,较高乳腺密度的女性在其一生中有更大的几率罹患乳腺癌。因此,乳腺密度评估是乳腺癌筛查手段中必不可少的环节。因此计算机辅助诊断系统的另一个重要任务是提供对乳腺 x 线摄影乳房密度的准确和可重复的评估。研究表明,利用深度学习进行乳房密度的自动定量评估比人工评估更可靠,尤其是随着时间的推移进行评估时[22]。贾田菊[23]等人基于深度学习构建了乳腺 x 线摄影乳房密度的自动分类模型,研究结果实现了对乳腺密度的精准分类,且随着样本量的增加,分类模型的分类性能也更加良好。

## 3. 总结与展望

早期发现和治疗对乳腺癌患者尤为重要,计算机辅助诊断系统为临床医生了提供具有参考价值的辅助信息,在鉴别乳腺钙化、肿块良恶性等方面,可以帮助临床医生快速、准确、高效地做出诊断决策,减少不必要活检。目前的人工智能技术可以大幅提高计算机辅助诊断系统对乳腺 X 线摄影的诊断能力。因此,人工智能应用于计算机辅助诊断系统,将成为乳腺 X 线图像计算机辅助诊断技术发展的新方向。

由于乳腺 X 线摄影中计算机辅助诊断应用人工智能的技术开发仍在进行中,还没有进行大规模临床研究来评估新一代基于人工智能的计算机辅助诊断对临床医生的影响。尽管临床医生和开发人员对人工智能在乳腺计算机辅助诊断系统充满期待,但要实现这些目标仍有许多挑战,新的人工智能解决方案仍然存在一些缺点。这些需要非常大和精确的数据集来训练和验证算法,并且可能随着时间的推移而演变,当更多的数据可用时,迫切需要外部验证研究。

虽然最近的许多研究取得了一定的成果,但我们必须批判性地看待它们,并认识到它们的局限性。但是基于人工智能的计算机辅助诊断具有达到足够高的灵敏度和特异性的潜力,因此它可以作为预筛选工具,以减少乳腺 X 线摄影的阅读时间,或者在筛查乳腺 X 线摄影排除一些低风险的乳腺 X 线摄影。

## 参考文献

- [1] Mainiero, M.B., *et al.* (2017) ACR Appropriateness Criteria Breast Cancer Screening. *Journal of the American College of Radiology*, **14**, 383-390. <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2017.08.044>
- [2] Friedewald, S.M., Rafferty, E.A., Rose, S.L., *et al.* (2014) Breast Cancer Screening Using Tomosynthesis in Combination with Digital Mammography. *JAMA: Journal of the American Medical Association*, **311**, 2499-2507. <https://doi.org/10.1001/jama.2014.6095>
- [3] Tagliafico, A.S., Calabrese, M., Bignotti, B., *et al.* (2017) Accuracy and Reading Time for Six Strategies Using Digital Breast Tomosynthesis in Women with Mammographically Negative Dense Breasts. *European Radiology*, **27**, 5179-5184. <https://doi.org/10.1007/s00330-017-4918-5>
- [4] Srinivasan, N., Rao, G.N. and Koteswararao, K. (2010) The Role of Pattern Recognition in Computer-Aided Diagnosis and Computer-Aided Detection in Medical Imaging: A Clinical Validation. *International Journal of Computer Applications*, **8**, 6527-6532. <https://doi.org/10.5120/1207-1729>
- [5] Giger, M.L. (2018) Machine Learning in Medical Imaging. *Journal of the American College of Radiology: JACR*, **15**, 512-520. <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2017.12.028>



- [6] Elter, M. and Horsch, A. (2009) CADx of Mammographic Masses and Clustered Microcalcifications: A Review. *Medical Physics*, **36**, 2052-2068. <https://doi.org/10.1118/1.3121511>
- [7] Freer, T.W. and Ulissey, M.J. (2001) Screening Mammography with Computer-Aided Detection: Prospective Study of 12,860 Patients in a Community Breast Center. *Radiology*, **220**, 781-786. <https://doi.org/10.1148/radiol.2203001282>
- [8] Birdwell, R.L., Bandodkar, P. and Ikeda, D.M. (2005) Computer-Aided Detection with Screening Mammography in a University Hospital Setting. *Radiology*, **236**, 451-457. <https://doi.org/10.1148/radiol.2362040864>
- [9] Ko, J.M., *et al.* (2006) Prospective Assessment of Computer-Aided Detection in Interpretation of Screening Mammography. *AJR. American Journal of Roentgenology*, **187**, 1483-1491. <https://doi.org/10.2214/AJR.05.1582>
- [10] Abdelrahman, L., Ghamdi, M.A., Collado-Mesa, F., *et al.* (2021) Convolutional Neural Networks for Breast Cancer Detection in Mammography: A Survey. *Computers in Biology and Medicine*, **131**, Article ID: 104248. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.104248>
- [11] Scaranelo, A.M., Eiada, R., Bukhanov, K., *et al.* (2012) Evaluation of Breast Amorphous Calcifications by a Computer-Aided Detection System in Full-Field Digital Mammography. *The British Journal of Radiology*, **85**, 517-522. <https://doi.org/10.1259/bjr/31850970>
- [12] Karale, V.A., Joshua, P.C., JayasreeSingh, T., *et al.* (2019) Screening CAD Tool for the Detection of Microcalcification Clusters in Mammograms. *Journal of Digital Imaging: The Official Journal of the Society for Computer Applications in Radiology*, **32**, 728-745. <https://doi.org/10.1007/s10278-019-00249-5>
- [13] Murakami, R., Kumita, S., Tani, H., *et al.* (2013) Detection of Breast Cancer with a Computer-Aided Detection Applied to Full-Field Digital Mammography. *Journal of Digital Imaging*, **26**, 768-773. <https://doi.org/10.1007/s10278-012-9564-5>
- [14] Sadaf, A., Crystal, P., Scaranelo, A., *et al.* (2011) Performance of Computer-Aided Detection Applied to Full-Field Digital Mammography in Detection of Breast Cancers. *European Journal of Radiology*, **77**, 457-461. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2009.08.024>
- [15] Do, Y.A., Jang, M., Yun, B.L., *et al.* (2021) Diagnostic Performance of Artificial Intelligence-Based Computer-Aided Diagnosis for Breast Microcalcification on Mammography. *Diagnostics (Basel, Switzerland)*, **11**, Article No. 1409. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11081409>
- [16] Birdwell, R.L., *et al.* (2001) Mammographic Characteristics of 115 Missed Cancers Later Detected with Screening Mammography and the Potential Utility of Computer-Aided Detection. *Radiology*, **219**, 192-202. <https://doi.org/10.1148/radiology.219.1.r01ap16192>
- [17] Jiao, Z., Gao, X., Wang, Y., *et al.* (2016) A Deep Feature Based Framework for Breast Masses Classification. *Neurocomputing*, **197**, 221-231. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.02.060>
- [18] Qiu, Y., Yan, S., Gundreddy, R.R., *et al.* (2017) A New Approach to Develop Computer-Aided Diagnosis Scheme of Breast Mass Classification Using Deep Learning Technology. *Journal of X-Ray Science and Technology*, **25**, 751-763. <https://doi.org/10.3233/XST-16226>
- [19] Tucker, L., Gilbert, F.J., Astley, S.M., *et al.* (2017) Does Reader Performance with Digital Breast Tomosynthesis Vary According to Experience with Two-Dimensional Mammography? *Radiology*, **283**, Article ID: 151936. <https://doi.org/10.1148/radiol.2017151936>
- [20] Conant, E.F., Toledano, A.Y., Periaswamy, S., *et al.* (2019) Improving Accuracy and Efficiency with Concurrent Use of Artificial Intelligence for Digital Breast Tomosynthesis. *Radiology: Artificial Intelligence*, **1**. <https://doi.org/10.1148/ryai.2019180096>
- [21] Nazari, S.S. and Mukherjee, P. (2018) An Overview of Mammographic Density and Its Association with Breast Cancer. *Breast Cancer*, **25**, 259-267. <https://doi.org/10.1007/s12282-018-0857-5>
- [22] Sprague, B.L., Conant, E.F., Onega, T., *et al.* (2016) Variation in Mammographic Breast Density Assessments among Radiologists in Clinical Practice. *Annals of Internal Medicine*, **165**, 457-464. <https://doi.org/10.7326/M15-2934>
- [23] 贾田菊, 马彦云, 李延涛, 等. 基于深度学习的乳腺数字化 X 线 BI-RADS 密度分类的研究[J]. 山西医科大学学报, 2019, 50(4): 506-510.