

医疗垂域大模型构建与应用

1 引言

放射学（Radiology）旨在通过 X 射线、计算机断层扫描（Computed Tomography, CT）、磁共振成像（Magnetic Resonance Imaging, MRI）、正电子发射断层扫描（Positron Emission Computed Tomography, PET）、超声（Ultrasound）等成像技术，提供人体内部结构的详细图像、进而帮助医生进行疾病诊疗。由于放射学能够无创或微创地实现疾病的早期筛查和精准诊断、个性化治疗方案的制定提供重要依据，从而改善治疗效果并减少治疗过程中的不良反应^[1,2,3]，放射学在现代医学中占有重要地位。而随着人工智能技术的进步，放射学也在不断与时俱进、其效率与准确性不断提升，并深刻影响了其支撑的医疗生态。

我们将首先在对放射学的演变过程进行简要回顾，随后对医疗影像诊断领域的垂直大模型进行分类梳理，并在最后对该领域存在的挑战与未来研究方向进行总结。

1.1 放射学简史：从胶片到数字

现代放射学以 1895 年伦琴发现 X 射线技术为开端。该方法首次以非侵入性方式窥视人体内部，尽管在二维表示和软组织对比方面存在局限性，但仍为更复杂的非侵入性成像模式铺平了道路^[4]。1973 年发明的 CT 技术则克服了前者仅能进行二维成像的局限性。基于不同组织对 X 射线吸收程度的差异，CT 技术使得重建三维体积数据成为可能。超声成像技术的引入则标志着实时成像成为可能，其非电离辐射与实施特性使其在妇产科、心脏病学等多个临床领域得到广泛应用^[5]，显著提升了临床决策速度。20 世纪 70 年代发明的 MRI 技术使得软组织的详细成像成为可能^[6]。通过操控射频脉冲，MRI 能够区分不同的组织和病理^[4]，大大提升了放射学的诊断效果。

在成像技术发生颠覆性创新的同时，放射学影响的存储介质也发生了翻天覆地的变化。20 世纪末数字化图像存储与通信系统的引入极大的提高了图像获取、存储和检索的效率，同时实现了医疗机构内部和跨机构之间图像的无缝共享和传输^[7]，标志着放射学正式从胶片时代步入数字时代。随后，PET 和单光子发射计算机断层成像术（Single-Photon Emission Computed Tomography, SPECT）为揭示代谢等细胞活动打开了窗口，提供了有关器官功能状态的宝贵参考^[8]。此外，在引入时间维度后，允许实时检测生理过程的 4D 成像技术也得以降生。而通过融合功能成像和解剖成像技术，PET-CT、SPECT-CT 等混合成像技术也不断涌现，显著提高了病变部位定位的准确性^[9]。

1.2 基于机器学习的医疗影像诊断技术

人工智能技术、尤其是机器学习技术正在彻底改变放射学。AI 算法超越人类的数据处理和解释能力使其能够从标记数据中抽取高层次联系，并对未标记数据进行高效、高精度判断。从基于规则的专家系统，

到决策树^[10]、支持向量机^[11]等范式，机器学习正在不断拓宽医疗领域的视野，开辟了模式识别的新纪元。以卷积神经网络为首的深度学习算法的出现，则使得从大规模图像数据库中学习分层表示成为可能，使得医学图像分类、分割和检测技术取得重大突破。

1.3 大语言模型时代下的医疗影像诊断技术

近年来，电子健康记录（EHR）的推广和大量开源医学影像数据库的发布（如图 1 所示）使得获取大规模病例数据成为可能，硬件设备（如，GPU、TPU 等）和分布式计算技术的进步则在降低数据处理成本的同时加速了计算密集型 AI 算法的部署，各种高质量开源软件（如，PyTorch、Scikit-learn 等）的发布则降低了 AI 技术的学习门槛、加速了 AI 技术与放射学的交融进程。

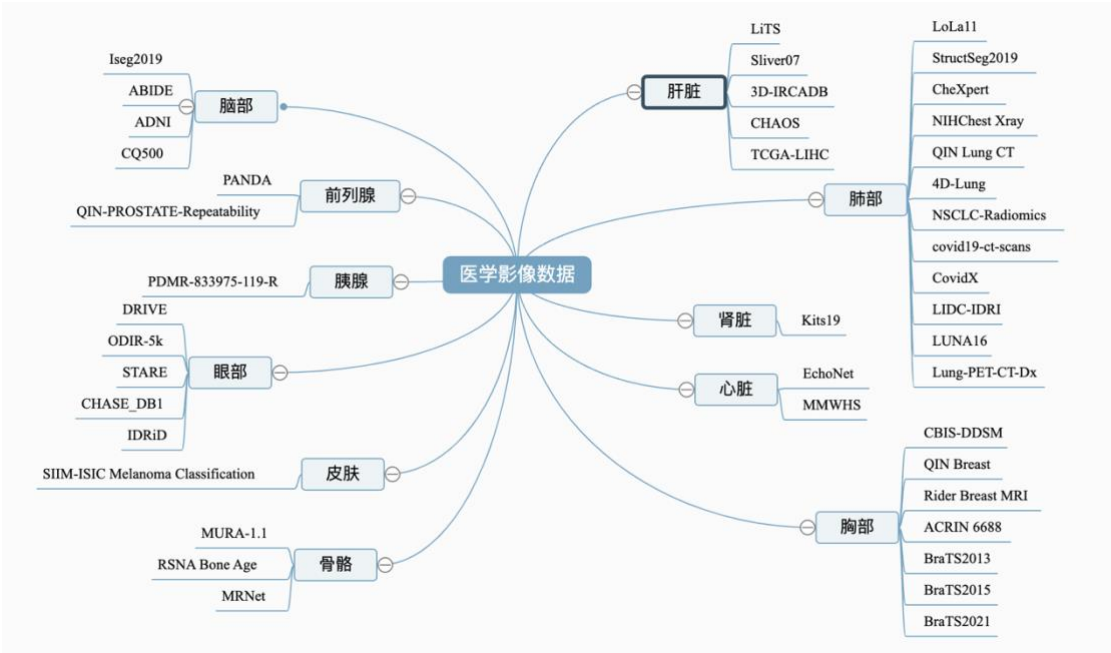


图 1 现有的大量开源医学影像数据

在上述原因的共同作用下，以 ChatGPT 等大语言模型（LLMs）也对医学影像诊断技术产生了重要影响：LLMs 能通过其强大的多模态学习能力，整合医学影像与文本信息以生成高质量的诊断报告、显著提升诊断的效率和准确性；此外，LLMs 在零样本和少样本学习中的表现尤为突出，能够在缺乏大量标注数据的情况下，快速适应罕见病诊断等新鲜任务。如表 1 所示的大量垂域模型不断得到提出。

表 1 部分医疗诊断领域多模态大模型

序号	模型名称	发布单位	发布日期
1	XrayGLM	澳门理工大学	2023.03
2	DeepWiseMetAI	深睿医疗	2023.04
3	Visual Med-Alpaca	斯坦福大学	2023.04

4	紫东太初 2.0	中国科学院	2023.06
5	LLaVa-Med	微软	2023.06
6	腾讯医疗大模型	腾讯	2023.09
7	Qilin-Med-VL	北京大学	2023.10
8	OpenMEDLab 浦医 2.0	上海市人工智能研究室	2023.12
9	商汤大医 4.0	商汤科技	2024.02
10	Med Flamingo	斯坦福大学	2024.03

2 医学影像诊断垂直领域大模型

在本节中，我们将从不同应用角度讨论人工智能角度在医疗影像诊断领域的实际应用。

2.1 神经放射学

神经放射学(Neuroradiology)是放射学的一个分支,专注于利用影像技术诊断和治疗中枢神经系统(脑和脊髓)及周围神经系统的疾病。而 AI 技术在神经放射学中的应用正在深刻改变疾病的诊断、治疗和预后评估方式。

机器学习、特别是监督学习和深度学习,在神经放射学领域的高维数据处理中已被证明是不可或缺的。这些技术通过自动提取和分析复杂的影像特征,显著提升了诊断的效率和准确性。Yedavalli 等人^[12]的研究表明,DL 技术能够促进不同卒中亚型的早期检测,为及时干预提供了重要支持。此外,卷积神经网络在检测脑梗死或出血、图像分割、分类以及大血管闭塞识别等任务中表现出色。其应用不仅优化了影像分析的流程,还显著影响了卒中治疗的方法,正如 Soun 等人^[13]所阐述的那样。

AI 技术超越了传统的诊断边界,显著增强了临床决策能力,尤其是在存在显著观察者间变异性的情况下。其应用范围广泛,涵盖了卒中亚型分类、出血检测、图像分割和大血管闭塞识别等多个方面。这些进展为处理少量卒中患者的医疗机构或作为区域中心的机构提供了显著优势^[14]——通过自动化分析减少人为误差, AI 技术能够同时提高诊断的一致性和效率,使医疗资源有限的地区也能获得高质量的诊断服务。

越来越多的研究强调了 AI 在支持溶栓和取栓决策中的潜力。Shlobin 等人^[15]提出了一种高灵敏、高特异的模型,能够利用 CT 成像精确检测大血管闭塞。此外, Zhu 等人^[16]利用 AI 算法预测急性缺血性卒中患者的溶栓反应,将影像特征与临床数据结合,支持临床医生制定最有效的治疗策略。这些研究表明, AI 不仅能够提高诊断的准确性,还能优化治疗决策,从而改善患者的预后。

AI 在神经退行性疾病(如阿尔茨海默病和帕金森病)的早期检测中也发挥了关键作用。复杂的 AI 算法被设计用于分析 MR 图像,以检测与这些疾病相关的特定生物标志物或特征模式。AI 能够检测细微的脑

结构或功能变化，这对于诊断这些疾病至关重要，因其能够识别精细的体素级模式并提供客观的定量评估^[17]。例如，AI 可以通过分析海马体体积或白质变化，帮助早期识别阿尔茨海默病的风险，从而为患者提供更早的干预和治疗机会。

2.2 肿瘤影像学

肿瘤影像学（Oncological Imaging）是医学影像学的重要分支，专注于利用各种成像技术对肿瘤进行检测、诊断、分期、治疗规划和疗效评估。在癌症的早期筛查、肿瘤特征的精确描述（如大小、位置、形态及代谢活性）以及治疗反应的监测中发挥着关键作用。

AI 和 ML 技术在高性能计算的支持下，显著推动了肿瘤学的进步。通过 AI、高性能计算和深度学习策略的协同作用，结合多组学数据的整合，癌症的诊断、预后和治疗流程得到了显著简化^[18,19]。例如，AI 能够从基因组学、影像学和临床数据中提取关键信息，帮助医生更精准地识别肿瘤特征并制定个性化治疗方案。这种技术的融合不仅提高了诊断的准确性，还加速了新药研发和治疗策略的优化，为精准肿瘤学的发展提供了强大动力。

AI 在肿瘤检测和分类中的应用日益广泛，特别是在区分良性和恶性病变以及识别不同肿瘤类型方面表现出色。例如，在乳腺癌、肺癌和前列腺癌的诊断中，基于 AI 的设备已经进入临床实践^[19]。研究表明，深度学习模型和 CNN 能够以高精度对 CT 扫描中的肺结节进行分类，并在 MRI 中区分肾细胞癌的亚型，其表现常常与经验丰富的放射科医生相当^[20,21]。这些技术的应用不仅提高了诊断的准确性，还缩短了诊断时间，为患者争取了宝贵的治疗时机。

此外，AI 通过像素/体素的精细分析量化肿瘤变化，揭示与疾病行为或结果相关的客观数学特征。例如，放射组学特征（如纹理分析）已被用于从治疗前的 CT 图像预测肺癌患者的生存率，或从 MRI 扫描中提取特征以评估胶质母细胞瘤患者的复发风险^[22]。这些应用显著增强了肿瘤进展的跟踪能力，为治疗评估和患者护理提供了重要支持。

2.3 心血管影像学

心血管影像学（Cardiovascular Imaging）专注于利用多种成像技术对心脏和血管系统进行可视化评估，以诊断、治疗和管理心血管疾病。近年来，AI 在心血管影像学中取得了显著进展，显著增强了心脏疾病的检测和量化、血管异常的全面分析以及多模态影像数据的整合能力。AI 算法能够高效解读复杂的影像数据，通过心脏 CT、MRI 或超声心动图等多种模态识别心脏疾病的初始阶段，例如冠状动脉疾病和充血性心力衰竭。这些技术的应用不仅提高了诊断的准确性，还为早期干预提供了重要支持^[23]。AI 的引入正在改变心血管影像学的传统工作模式，使其更加高效、精准，并为临床决策提供了强有力的工具。

在分析血管异常（如主动脉瘤或外周动脉疾病）方面，AI 技术促进了早期干预并可能改善患者预后。例如，CNN 在从 CT 图像评估腹主动脉瘤方面表现出色，能够以高准确性检测和测量这些潜在危及生命的疾病^[24]。通过自动化分析，AI 不仅提高了诊断效率，还为临床医生提供了更可靠的定量数据，从而支持更精准的治疗决策。这种技术的应用在血管疾病的早期发现和管理中具有重要意义。

在超声心动图中的应用中，AI 技术显著提升了诊断效率和准确性。例如，AI 辅助的标准切面识别功能减少了评估所需的时间，同时增强了检测能力，并提高了初学者的诊断准确性。这一技术尤其在超声心动图医师培训资源有限的环境中具有重要价值，能够帮助初学者快速掌握复杂的影像分析技能^[25]。此外，AI 的自动化功能还减少了人为误差，提高了诊断的一致性，为患者提供了更可靠的医疗服务。

AI 在心血管影像学中的一个重大突破是多模态影像数据的整合能力。通过将 CT、MRI 和超声心动图等多种影像数据结合起来，AI 能够提供心脏结构和功能的整体表征，这对于复杂评估（如检测缺血或计划干预）至关重要。例如，ML 算法可以将 MRI 的灌注数据与 CT 的冠状动脉解剖数据合并，生成复杂的三维心脏模型，从而提高心脏缺血的检测能力并促进精确的手术计划^[26]。这种多模态数据的整合不仅优化了诊断流程，还为个性化治疗方案的制定提供了重要依据，推动了心血管影像学的进一步发展。

3 总结与展望

AI 在现代放射学中发挥着关键作用，为医疗领域带来了诸多优势：AI 显著提高了诊断的准确性，通过图像分割与分类工具、计算机辅助诊断（CAD）以及放射组学和预测分析驱动的创新工具，能够更精准地识别病变并预测疾病进展。这些技术不仅优化了工作流程效率，还为实现个性化患者护理提供了重要支持。然而，尽管 AI 展现了改善患者预后的广阔前景，仍需解决数据隐私、安全性以及 AI 模型的“黑箱”性质等问题，以确保技术的可靠性和伦理性。

3.1 医疗垂域大模型面临的挑战

高质量数据集的构建 AI 算法的性能本质上是对现实的数学映射，其表现不仅依赖于训练数据集的质量和模型的精度，还取决于在解释医学图像时的校准程度。而构建高质量的数据集常常面临代表性偏见的挑战——这些数据集可能仅基于有限的人口群体或特定的临床环境，导致模型在实际应用中表现不佳。例如，某些数据集可能过度依赖某一地区的患者数据，而忽略了其他地区或人群的特征。为了解决数据稀缺和偏见问题，研究者通常采用数据增强、过采样和欠采样等策略，以在模型训练期间确保数据集的多样性和平衡性。这些方法能够有效提升模型的鲁棒性，使其在更广泛的患者群体中表现稳定。

数据偏见导致的风险 数据偏见或非代表性数据可能对 AI 模型的性能产生严重影响，甚至无意中加剧健康差异。例如，如果训练数据集中某些群体的数据不足，AI 模型可能在这些群体中表现不佳，从而影响

诊断的公平性和准确性。此外，AI 的“黑箱”问题（即模型决策过程缺乏透明度）进一步复杂化了错误检测和偏见识别，对少数群体和临床实用性造成不利影响。这些问题不仅可能损害患者信任，还可能限制 AI 技术在医疗领域的广泛用。为此，我们应在数据收集过程中注重多样性，确保涵盖不同人口亚组的代表性样本。此外，我们应在 AI 系统设计中引入公平性约束来减少偏差。此外，基于人口亚组的性能分析和临床验证也是必不可少的步骤。这些努力有助于构建更加公平和可靠的 AI 系统，从而提升其在医疗实践中的实用性。

伦理困境 在放射学中的整合引发了一系列伦理难题，包括数据隐私和安全、患者保密性、知情同意、误诊风险等。其中，数据隐私与安全问题尤为突出，在公私合作过程中，如何妥当保管患者数据已成为关键挑战。由于商业医疗 AI 多由私人实体控制、存在数据滥用风险（如，DeepMind 事件），我们需要更严格的监管以确保患者数据保留在原始管辖范围内并防止未经授权的访问。此外，患者保密性与知情同意问题与数据隐私密切相关，由于 AI 的“黑箱”特性、模型的导致决策过程往往是不可知的，我们需通过透明程序和保障措施维护隐私和患者自主权。此外，AI 辅助放射学存在的误诊风险可能导致患者伤害，因此需要制定明确的 AI 使用指南和政策，强调决策问责制，并明确医疗专业人员和 AI 系统的责任。同时，过度依赖 AI 可能忽视医学实践中的人文关怀和细致决策，AI 应作为医疗专业人员的补充工具，而非替代其专业知识和判断。随着 AI 在放射学中的作用不断扩大，伦理考量必须处于政策制定和研究的前沿，以确保技术的负责任和公平应用，从而真正实现 AI 在医疗领域的潜力。

3.2 未来研究方向展望

尽管 AI 在放射学中的应用面临诸多挑战，但未来依然充满希望。新的算法和架构正在不断涌现，进一步拓宽医学影像分析的边界。深度学习模型的优化和新型神经网络的设计正在提升 AI 的性能和适用范围，这些技术进步为放射学带来了新的可能性，使 AI 能够更广泛地应用于临床实践，推动医疗诊断和治疗的创新。

拥抱 AI 在放射学中的潜力，不仅需要坚定不移地致力于创新和开发先进算法，还需要培养多方合作。放射科医生、AI 开发者、患者和政策制定者之间的协作是实现这一目标的关键。这种合作应聚焦于临床需求，将研究成果转化为实际应用，并确保 AI 的伦理部署。通过持续的创新、跨学科合作以及对伦理责任的坚定承诺，AI 有望为放射学乃至整个医疗领域带来深远的影响。最终，AI 的广泛应用将推动医疗系统向更高效、精准和以患者为中心的方向发展，为全球健康事业作出重要贡献。

参考文献

- 1 Brady A P, Bello J A, Derchi L E, et al. Radiology in the era of value-based healthcare: a multi-society expert statement from the ACR, CAR, ESR, IS3R, RANZCR, and RSNA[J]. Canadian Association of Radiologists Journal, 2021, 72(2): 208-214.
- 2 Giardino A, Gupta S, Olson E, et al. Role of imaging in the era of precision medicine[J]. Academic radiology, 2017, 24(5): 639-649.
- 3 Jameson J L, Longo D L. Precision medicine—personalized, problematic, and promising[J]. Obstetrical & gynecological survey, 2015, 70(10): 612-614.
- 4 Mahesh M. The essential physics of medical imaging[J]. Medical physics, 2013, 40(7): 077301.
- 5 Edler I, Hertz C H. The use of ultrasonic reflectoscope for the continuous recording of the movements of heart walls[J]. Clinical Physiology & Functional Imaging, 2004, 24(3).
- 6 Lauterbur P C. Image formation by induced local interactions: examples employing nuclear magnetic resonance[J]. nature, 1973, 242(5394): 190-191.
- 7 Huang H K. Pacs-based multimedia imaging informatics: Basic principles and applications[M]. John Wiley & Sons, 2019.
- 8 Cherry S R, Jones T, Karp J S, et al. Total-body PET: maximizing sensitivity to create new opportunities for clinical research and patient care[J]. Journal of Nuclear Medicine, 2018, 59(1): 3-12.
- 9 Delbeke D, Coleman R E, Guiberteau M J, et al. Procedure guideline for SPECT/CT imaging 1.0[J]. Journal of Nuclear Medicine, 2006, 47(7): 1227-1234.
- 10 Quinlan J R. Induction of decision trees[J]. Machine learning, 1986, 1: 81-106.
- 11 Cortes C. Support-Vector Networks[J]. Machine Learning, 1995.
- 12 Yedavalli V S, Tong E, Martin D, et al. Artificial intelligence in stroke imaging: current and future perspectives[J]. Clinical imaging, 2021, 69: 246-254.
- 13 Soun J E, Chow D S, Nagamine M, et al. Artificial intelligence and acute stroke imaging[J]. American Journal of Neuroradiology, 2021, 42(1): 2-11.
- 14 Bivard A, Churilov L, Parsons M. Artificial intelligence for decision support in acute stroke—current roles and potential[J]. Nature Reviews Neurology, 2020, 16(10): 575-585.
- 15 Shlobin N A, Baig A A, Waqas M, et al. Artificial intelligence for large-vessel occlusion stroke: a systematic review[J]. World neurosurgery, 2022, 159: 207-220. e1.
- 16 Zhu B, Zhao J, Cao M, et al. Predicting 1-hour thrombolysis effect of r-tPA in Patients with acute ischemic stroke using machine learning algorithm[J]. Frontiers in Pharmacology, 2022, 12: 759782.
- 17 Lui Y W, Chang P D, Zaharchuk G, et al. Artificial intelligence in neuroradiology: current status and future directions[J]. American Journal of Neuroradiology, 2020, 41(8): E52-E59.
- 18 Koh D M, Papanikolaou N, Bick U, et al. Artificial intelligence and machine learning in cancer imaging[J]. Communications Medicine, 2022, 2(1): 133.
- 19 Luchini C, Pea A, Scarpa A. Artificial intelligence in oncology: current applications and future perspectives[J]. British Journal of Cancer, 2022, 126(1): 4-9.
- 20 Wang H, Zhu H, Ding L. Accurate classification of lung nodules on CT images using the TransUnet[J]. Frontiers in Public Health, 2022, 10: 1060798.
- 21 Kowalewski K F, Egen L, Fischetti C E, et al. Artificial intelligence for renal cancer: From imaging to histology and beyond[J]. Asian Journal of Urology, 2022, 9(3): 243-252.
- 22 Starkov P, Aguilera T A, Golden D I, et al. The use of texture-based radiomics CT analysis to predict outcomes in early-stage non-small cell lung cancer treated with stereotactic ablative radiotherapy[J]. The British journal of radiology, 2019, 92(1094): 20180228.
- 23 Guo F, Ng M, Roifman I, et al. Cardiac Magnetic Resonance Left Ventricle Segmentation and Function Evaluation Using a Trained Deep-Learning Model[J]. Applied Sciences, 2022, 12(5): 2627.
- 24 Camara J R, Tomihama R T, Pop A, et al. Development of a convolutional neural network to detect abdominal aortic aneurysms[J]. Journal of Vascular Surgery Cases, Innovations and Techniques,

2022, 8(2): 305-311.

- 25 Zhou J, Du M, Chang S, et al. Artificial intelligence in echocardiography: detection, functional evaluation, and disease diagnosis[J]. Cardiovascular ultrasound, 2021, 19: 1-11.
- 26 Al'Aref S J, Anchouche K, Singh G, et al. Clinical applications of machine learning in cardiovascular disease and its relevance to cardiac imaging[J]. European heart journal, 2019, 40(24): 1975-1986.