

中图法分类号: TP399 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2025)06-2187-20

论文引用格式: Chen L, Sun K C, Wu J J, Shi F and Shen D G. 2025. Full stack and full spectrum: exploration and application of artificial intelligence in medical imaging. Journal of Image and Graphics, 30(6):2187-2206(陈磊, 孙开聪, 吴交交, 石峰, 沈定刚. 2025. 全栈全谱: 医疗影像人工智能的探索与应用. 中国图象图形学报, 30(6):2187-2206)[DOI:10.11834/jig.240449]

全栈全谱: 医疗影像人工智能的探索与应用

陈磊¹, 孙开聪², 吴交交¹, 石峰¹, 沈定刚^{1,2*}

1. 上海联影智能医疗科技有限公司, 上海 200232; 2. 上海科技大学生物医学工程学院, 上海 201210

摘要: 医疗影像人工智能(artificial intelligence, AI)作为医疗影像领域的重要技术,受到广泛关注与研究。医疗影像AI在疾病检测、诊断和治疗中发挥着关键作用,但目前应用中仍面临诸多挑战。本文对医疗影像AI的现状、主要方法和进展进行了系统性探讨,并对其在真实医疗场景中的表现进行了分析和总结。首先介绍了主要的医疗影像AI算法,包括AI映射模型、AI检测模型、AI分割模型和AI分类模型,并阐述了这些算法在医疗影像中的应用和进展。然后重点阐述了全栈全谱的理念,全面介绍了其在医疗影像中的应用,包括人工智能在MR(magnetic resonance)成像、CT(computed tomography)成像和PET(positron emission tomography)成像中的影像重建应用与进展。接着描述了脑卒中一站式流程中的AI应用场景,包括出血性脑卒中和缺血性脑卒中的AI解决方案、危险因子的识别与管理,以及智能诊疗流程。进一步介绍了肺癌防治流程中的AI应用,从早期筛查和靶重建、表征量化分析、恶性风险评估,到三维术前规划、随访评估及结构化报告自动生成,全面展示了AI在肺癌防治中的应用。最后介绍了心血管AI全流程,包括冠状动脉精准成像、钙化积分智能早筛、三维分析辅助诊疗及其他疾病中的探索。本文总结了当前医疗影像AI的研究现状与未来发展方向,并对相关文献进行了回顾与分析,为后续研究提供了参考。

关键词: 医疗影像; 人工智能(AI); 深度学习; 全栈全谱; 医疗场景

Full stack and full spectrum: exploration and application of artificial intelligence in medical imaging

Chen Lei¹, Sun Kaicong², Wu Jiaojiao¹, Shi Feng¹, Shen Dinggang^{1,2*}

1. Department of Research and Development, Shanghai United Imaging Intelligence, Shanghai 200232, China;

2. School of Biomedical Engineering, ShanghaiTech University, Shanghai 201210, China

Abstract: Artificial intelligence (AI) is crucial in the field of medical imaging, thereby garnering significant attention. Medical imaging modalities widely used in clinical practice include magnetic resonance imaging (MRI), computed tomography (CT), positron emission tomography (PET), X-ray, and ultrasound, providing complementary information. AI technologies excel in mining image information and characterizing advanced features, driving constant innovation in core algorithms for applications such as disease detection, diagnosis, and treatment. This study systematically examines the current status, primary methods, and advancements of medical imaging AI, providing a thorough analysis and summary of its performance in real medical settings. The review begins by analyzing the key AI algorithms used in medical imaging, encompassing mapping, detection, segmentation, and classification models, detailing their applications and progress in the

收稿日期: 2024-07-31; 修回日期: 2024-09-03; 预印本日期: 2024-09-10

* 通信作者: 沈定刚 dinggang.shen@gmail.com

基金项目: 国家自然科学基金项目(82271994)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (82271994)

field. Despite considerable research being applied sporadically within specific areas of medical imaging without substantial overall clinical workflow enhancements, this review emphasizes the concepts of full-stack and full-spectrum innovations in introducing disruptive innovations and improvements to clinical workflows. The “full-stack” approach is dedicated to the development of medical imaging AI covering the entire process of pre-imaging, imaging, post-imaging, and functional assessment to improve imaging quality and diagnostic accuracy. In the pre-imaging phase, AI can intelligently handle positioning procedures, localization adjustments, and dose modulation. During imaging, AI reconstruction technology aids in generating fast and low-dose medical images. Post-imaging, AI-based quality control prevents image quality degradation, whereas in functional evaluation, AI-based detection and segmentation help identify abnormalities. In addition, AI-based classification supports disease diagnosis and treatment decisions, whereas AI-based registration technologies facilitate follow-up and disease progression monitoring. This review focuses on recent advancements in AI-based reconstruction for fast MRI, low-dose CT, and fast PET scenarios, with the goal of improving image quality, accelerating scanning processes, reducing noise and artifacts while preserving the detailed structure of the lesion, and amplifying lesion contrast. Notably, functional assessment is critical for the full course of disease management by aiding at-risk identification, diagnosis, molecular subtyping, treatment planning, and prognostic evaluation. We anticipate that AI technologies can be integrated into the existing clinical workflow to enable full-stack analysis of a specific disease, improving patient outcomes and alleviating radiologists’ workloads. The “full-spectrum” approach offers a different perspective by encompassing multiple imaging modalities supported by various imaging devices to accurately diagnose diseases independently or in combination using complementary modalities. It also broadens the application of AI to diverse diseases or body parts with the aim of diagnosing multiple conditions in a single scan for assessing structural and functional abnormalities throughout the body. Full spectrum aims to improve healthcare by providing comprehensive diagnostic capabilities using advanced AI technology, to enable doctors to better understand a wide range of diseases and provide personalized medical diagnoses for different patient profiles. Drawing inspiration from the concepts of full stack and full spectrum, this review outlines several AI applications in real-world healthcare settings, focusing on one-stop diagnostics and management strategies for stroke, lung cancer, and cardiovascular diseases. Stroke management initiatives encompass solutions for hemorrhagic and ischemic strokes, risk factor identification and management, and intelligent diagnostic protocols. The paper further explores AI approaches to lung cancer prevention and treatment, spanning early screening, target reconstruction, quantitative characteristic analysis, risk assessment, three-dimensional preoperative planning, follow-up evaluations, and structured report generation. Moreover, the review elaborates on the comprehensive cardiovascular AI process involving precise coronary artery imaging techniques, intelligent early screening for calcification scoring, three-dimensional analysis to aid diagnosis, and exploration into other cardiac conditions. Notably, a series of AI-based software has been developed to broaden the scope of AI interventions in the existing clinical workflow. In the context of the growing development of precision medicine, AI shows great potential in integrating multiple data streams into a powerful diagnostic or predictive system spanning radiomics, pathomics, and genomics, which is expected to accelerate the achievement of management goals that are truly tailored to patients. The emergence and rapid development of generative AI technologies and large language models will lead to a series of innovative applications of generative AI, including scenarios such as interactive report interpretation, medical and health consulting, and smart operating rooms. The paper concludes by summarizing the current research status and outlining future development directions for medical imaging AI while providing a thorough review and analysis of pertinent literature, serving as a valuable reference for future research endeavors. We anticipate multidisciplinary cross-collaboration to promote high-quality clinical research, technological innovation, and software development, and expand new application scenarios for medical AI. By leveraging full-stack and full-spectrum thinking and customized assembly of AI technology, its reach progressively extends across the full spectrum of clinical applications, imaging modalities, and disease types.

Key words: medical imaging; artificial intelligence(AI); deep learning; full stack full spectrum; medical scenario

0 引言

1895年X射线的发现开创了人类现代医学影像技术的先河。随着计算机科学及多学科技术的发展,现代医疗影像设备也日趋完善,覆盖了从分子、细胞、组织到器官的人体多尺度成像。常见的医学影像技术包括X线、超声、计算机断层扫描(computed tomography, CT)、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)和正电子发射断层扫描(positron emission tomography, PET)等。影像学检查是临床诊疗的重要组成部分,医学影像技术对疾病的筛查、诊断、术前规划、术中导航与术后评估起着至关重要的作用。

随着科技的进步与医疗技术的普及,影像学检查的需求不断增加。人工智能(artificial intelligence, AI)、增强现实及全息成像等技术不断推动这一领域的发展。医疗影像产业已经涵盖了影像设备制造、软件开发和服务支持等多个环节。一些大型医疗设备制造商积极进行技术创新和产品研发,与此同时,医疗影像服务提供商、影像诊断公司和云平台服务商也在不断涌现,致力于提供定制化的影像解决方案。

医疗影像的研究和产业发展正在快速地进步与转变。AI技术,特别是深度学习的出现为医疗影像产业的发展带来了新的机遇。基于深度学习的医疗影像模型突破多模态图像配准、缺失影像补全等技术瓶颈,覆盖临床全流程管理的各个环节,包括医疗影像扫描、目标识别、病灶分割、疾病诊断、辅助报告生成和术后康复预测等,极大地提高了医生工作效率,减少患者等待时间,提高患者满意度。

尽管当前AI医疗影像产业蓬勃发展,但AI技术也为医疗影像领域带来了新的挑战。例如,如何提升影像数据的采集质量与采集速度;如何降低运动伪影对成像质量的影响;如何增强病灶和周围正常组织的对比度;如何提高医疗模型的鲁棒性;如何提高医疗模型的可解释性等。这些问题与挑战都等待广大相关从业者去解决。

综上所述,医疗影像研究和产业正迅速发展,AI在医疗影像中的应用需求日益增加,当前医疗影像依然存在很多挑战。随着AI技术的不断进步,相信医疗影像领域将迎来更加高效和长足的发展。

1 人工智能的主要方法和进展

在医疗影像领域,深度学习技术已融入从扫描、成像、筛查、诊断、治疗和随访的临床诊疗全流程。深度神经网络算法主要包括映射模型、检测模型、分割模型和分类模型。

1.1 AI映射模型

AI映射模型主要应用于CT、MRI和PET等影像设备的高速度和高质量成像领域。降低和控制患者在CT扫描中的辐射剂量具有重要意义。利用AI映射模型构建最新的复杂重建算法并结合并行计算技术,实现了传统成像技术难以达到的高画质、低辐射剂量和高重建速度。例如,降低CT图像噪声、减少图像伪影、提升CT图像空间分辨率、改善重建后CT图像的噪声功率谱形状以及缩短CT图像重建时间等方面都取得了显著进展(Wang等,2020)。利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)强大的度特征提取能力,已成功实现了从投影域到CT图像域的端到端网络模型,用于重建低剂量CT图像,提升其成像质量,既降低患者接受的辐射剂量又高效地帮助医生进行诊断和治疗(Adler和Oktem,2018)。基于CNN模型发展出两种类型的CT图像重建算法。一种是基于图像域的后处理网络,如残差编解码器卷积神经网络(residual encoder-decoder convolutional neural network, RED-CNN)(Chen等,2017)等代表性算法;另一种是从投影数据开始构建的端到端网络,能够从投影数据中获取最原始信息,典型代表包括基于流形近似的自动变换(automated transform by manifold approximation, AUTOMAP)(Zhu等,2018)、基于投影数据重建CT影像(intelligent CT network, iCT-Net)算法(Li等,2019c)等。

利用AI映射模型提升MRI信号采集速率与灵敏度已成为研究的焦点。传统的MRI快速成像算法有并行成像和压缩感知重建算法,该过程被定义为确定性的优化问题。深度学习技术通过学习大量的数据样本对,学习逆问题中的关键模型参数。基于深度学习的MRI快速重建技术发展主要有两个方向:数据驱动和模型驱动。数据驱动方法通常使用卷积神经网络,例如U-Net、生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)或循环神经网络(recurrent neural network, RNN),学习输入数据和输

出结果之间的映射关系(Han等,2020)。AI映射模型依赖于数据的规模和质量,其发展趋向是采用更高效的网络架构,如可变形卷积(Dai等,2017)和压缩膨胀网络(Hu等,2018),以提升AI映射模型的学习能力。模型驱动的深度学习方法以经典的成像模型为基础,首先将欠采样重建任务构建为特定的优化问题,然后应用求解算法计算优化问题,例如交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)、迭代收缩阈值算法(iterative shrinkage-thresholding algorithm, ISTA)以及原始-对偶算法(primal dual, PD)等,获得模型的迭代更新步骤。这些迭代步骤随后被转化为网络形式,通过训练神经网络来学习算法中的参数和变换(Yang等,2016)。

PET结合示踪剂可反映人体不同组织的代谢状态。示踪剂辐射可能带来遗传损伤和癌症等潜在风险,因此利用AI映射模型学习低剂量PET图像与高质量全剂量PET图像之间的映射关系非常重要。通过重建低剂量信号产生高质量图像,在减少辐射照射的同时保持图像质量。PET图像重建方法主要分为两大类:解析计算(Matej等,2016)和迭代重建(Shepp和Vardi,1982)。解析计算方法提供直接数学解析来实现图像重建,如经典的滤波反投影方法。而迭代重建方法将观察到的噪声模式信息纳入模型中,再多次迭代生成图像,从而提升成像质量,如最大似然-期望最大化方法(maximum likelihood expectation maximization, ML-EM)和有序子集-期望最大化方法(ordered subset expectation maximization, OSEM)。

1.2 AI检测模型

影像阅片是影像科医生通过对多模态影像进行分析与解读,其中的一项重要内容是识别影像中的潜在病变,即病变目标检测任务。医学诊断有其特殊性,病灶检测算法追求极高的敏感度,目标是达到100%的检出率,尽可能避免任何漏诊情况。AI检测模型包括区域卷积神经网络(region CNN, R-CNN)、其快速版本Fast R-CNN以及用于更精确定位的Mask R-CNN等。这些算法的核心在于使用卷积神经网络来提取图像的深层特征,通过检测框来确定可能的病变区域,然后通过分类网络对疑似区域进行分类,并调整检测框以提高目标检测的准确性和效率。

以乳腺病变检测为例,Li等人(2019a)提出一种

创新的多层特征融合学习网络,该网络基于多流卷积神经网络,通过相互监督学习策略来增强肿块的检测准确性。另外一项关于肺部肿瘤AI检测模型研究提出跨模态引导的深度学习分割(cross-modality educed deep learning segmentation, CMEDL)(Jue等,2019),通过对缺失模态影像的自动生成技术,实现了CT与MRI影像在特征层面的融合,用于肺部肿瘤的检测。关于肺部结节(Xiao等,2021)和肋骨骨折(Meng等,2021)的AI检测模型,研究者开发了一种基于级联式特征金字塔的检测网络。这种算法能够在胸部CT影像中迅速识别出多发性急性肋骨骨折,在2D和3D视图上自动标记患者骨折位置。通过AI检测模型实现危急值的紧急预警,有助于提升患者的救治效率和成功率。

近期Cao等人(2023)在《自然医学》上发表了一篇AI检测模型研究,提出一种基于CT平扫图像的胰腺导管腺癌(pancreatic ductal adenocarcinoma, PDAC)检测技术。PDAC是一种极为恶性的实体肿瘤,往往在晚期或已无法手术时才被发现,因此早期发现与早期诊断对患者的生存期至关重要。在非增强CT图像上识别PDAC是一项极具挑战的任务,该研究团队成功开发了一种名为PANDA(pancreatic cancer detection with artificial intelligence)的胰腺癌智能检测方法,能够有效地在平扫CT图像上检测并区分胰腺病变。在一项涵盖10个中心、6 239名患者的广泛多中心研究中,PANDA展现了卓越的性能(AUC(area under the curve)高达0.986~0.996),显示出AI检测模型在肿瘤早期检测中的重要作用。

1.3 AI分割模型

医学图像分割是支持疾病诊断、手术规划、预后评估和随访的关键步骤。分割的感兴趣区域包括人体主要器官、重要的解剖结构以及肿瘤等病变组织。基于监督学习的医学图像分割算法已经取得了比传统分割算法更高的准确度。在典型的监督学习框架中,用于图像分割的CNN需要具有像素级标签,这就要求对输入医学图像进行高精度标注。

U-Net网络模型在医学图像分割任务中应用广泛。该网络结构分为下采样和上采样两个阶段,利用跳跃连接结构连接下采样和上采样层,浅层网络的高分辨率层有助于像素定位,深层网络则解决像素分类问题,从而实现图像语义级别的分割。Dai等人(2019)提出一项基于半监督学习网络的研究应用

于脑组织的磁共振影像分割,通过结合迁移学习和多任务学习,降低了对标注样本数据的需求。Li等人(2019b)提出基于域自适应的半监督学习技术(adaptive semi-supervised learning, ASSL),该技术将从源域训练得到的模型或特征迁移到目标域。Shi等人(2022b)提出一个轻量级深度学习框架放射治疗计划网络(radiotherapy treatment planning, RTP-Net),通过级联方式实现由粗到细的分割,适用于全身多器官和病变,在器官和边界上引入注意力机制以实现全身主要危及器官和肿瘤的自动、快速和准确分割。

1.4 AI分类模型

基于AI的辅助诊断技术不仅可以极大提高医生的工作效率、降低误诊可能性,还有助于提高基层医院影像诊断的质量。针对特定疾病,利用深度学习技术构建基于影像的疾病诊断模型,开发智能诊断软件工具,实现对疾病的识别、定位、良恶性判断以及其他方面的诊断。为医生的诊断提供参考,不仅能提高诊断准确率,还可以降低诊断结果的假阴性概率。

为构建AI分类模型,首先需要建立一个带有分类标签的训练数据集,然后训练分类器以学习每个类别的特征,并最终基于金标准测试集评估分类器的性能。将病理图像与分子标志物相结合,共同构建深度学习分类模型(Jin等,2021),可以实现对胶质瘤分子分型的准确预测。Barthel等人(2019)关于脑胶质瘤患者耐药性的研究发现,肿瘤耐药性具有随机性并会随时间变化,这种耐药性变化与患者生存率显著相关。基于这一发现,《细胞》杂志连续发表了一系列重要文章(Kurtz等,2019和Wan等,2019),系统报道了一种名为纵向预后分析(longitudinal prognostication)的新方法,通过对治疗前和治疗中的测序数据以及临床信息进行时间序列分析,建立了癌症患者的风险预测模型。

针对类别不平衡问题,可采用迁移学习方法利用大量未标记的肺结节数据对肺结节假阳性分类网络进行预训练。Shi等人(2022a)同时利用特征匹配的迭代半监督方法,在高维特征空间中给无法得到病理证实的肺结节大数据集赋予标签,并逐步将其加入训练集中以缓解由样本规模小和类别不平衡导致的问题。近期Dai等人(2024)在《自然医学》发表了一项关于糖尿病性视网膜病变(diabetic retinopa-

thy, DR)的研究,团队开发并验证了一个深度学习系统(deepDR plus),仅通过眼底图像可以预测未来5年内DR进展的时间。心脏MRI被认为是评估心脏功能和诊断心血管疾病的黄金标准,Wang等人(2024)在《自然医学》上发表关于心血管筛查和诊断方面的研究,建立了利用非侵入式心脏电影序列进行初筛和结合晚期钆增强成像进行诊断的两阶段范式。在内部和外部数据集中,对11种心脏疾病的筛查和诊断模型均取得了高性能(AUC分别为 $0.988\pm 0.3\%$ 和 $0.991\pm 0.0\%$)。

2 全栈全谱的理念介绍

医疗影像学广义上涵盖了对分子层面、单个细胞、组织结构、活体病理切片、器官乃至整个人体在不同尺度上的成像技术。在医疗实践中,常见的影像技术包括X射线、计算机断层扫描(CT)、磁共振成像(MRI)、正电子发射断层扫描(PET)、超声检查以及用于诊断和治疗的放射设备。医疗影像技术的创新和应用包括:提升图像质量、加速成像过程、实现人体器官结构和功能的高清晰度可视化、增强病变区域与健康组织的对比度、减少或消除运动引起的伪影等。AI技术创新覆盖了从扫描前的准备工作、信号的采集阶段到最终的图像重建,深度融入了整个医疗影像流程的每个环节。

目前的AI技术研究和应用工作分散在医学影像的各个环节,尚未从整体上对临床 workflow 带来明显的提升。要从全栈(full stack)和全谱(full spectrum)的角度将AI技术组合并应用起来,从扫描前(Karanam等,2020)、扫描中(Liao等,2023)、扫描后(Shi等,2022b)全流程来研究和开发医学影像AI技术,实现临床 workflow 的革新式发展。全栈全谱是采用“由点成线、由线成面”的思维,把众多全栈全谱的“线”整合起来构成“面”,用“点—线—面”的思路解决临床痛点问题。实现全栈全谱思维的关键在于把所有的AI技术标准化、模块化和工具化,可以针对不同的临床问题进行有机组合,实现新产品的敏捷开发与快速迭代。

AI技术不断演进,利用大数据训练并构建模型,能够精准提取复杂系统的特征并建立映射关系,将先验知识与从影像大数据中提取的深度特征相结合,在图像质量和成像速度上取得了突破性进展,已

应用于扫描、重建、运动补偿和降噪等多个方面。在全栈维度上, AI技术覆盖了从扫描前的准备、扫描过程中的监控到扫描后的图像重建全流程。而在全谱维度上, AI技术的应用不局限于单一模态, 而是跨越了X射线、CT、MRI及PET等多种影像模态, 通过多模态数据融合, 为临床提供更全面的诊断信息。本节将从全栈和全谱两个维度探讨AI技术与医疗影像之间的融合创新。

2.1 全栈

全栈是指AI技术已广泛应用于临床诊疗路径的各个环节, 包括扫描、成像、筛查、诊断、治疗和随访。在无接触数据采集、诊疗工作流程重塑和定量医学影像分析等方面发挥着重要作用。

1) 具备环境感知的无接触医学影像扫描。AI技术融入影像扫描环节, 形成了基于AI技术的非接触式自动成像流程, 避免医患之间的物理接触, 极大降低医患之间的感染风险。传统影像设备通过AI技术的加持, 利用扫描室和影像设备搭配的摄像头, 采用3D位姿估算和网格模型准确计算出患者身体部位(Karanam等, 2020)、扫描范围和中心线, 并将其转换为控制信号以设定扫描参数。在技师复核参数后, 即可对患者进行扫描。

2) 智能影像鉴别与诊断。成功采集到医学图像后, AI技术可以进一步辅助放射科医生实现智能阅片(Xiao等, 2021), 大幅提高医生的阅片效率, 减轻医生的重复劳动工作量。首先通过AI分类算法自动识别影像模态、部位等, 并将影像序列推送至对应的AI分析服务器上; 然后通过AI检测和分割算法对目标进行检测和提取, 包括全身多器官和感染病变区域等; 进一步利用AI分类算法对病情进行预测和风险评估, 从而辅助医生进行精准诊断。

3) 智能影像随访评估。利用AI技术可以实现多时间点影像数据的自动匹配和量化分析, 有效提升了临床随访的效率和准确性。智能随访系统能够自动检测患者治疗前后的病灶变化(Kurtz等, 2019), 并通过AI分类模型评估病情的进展和治疗效果。在多模态影像分析方面, AI技术能够综合分析包括CT、MRI、PET-CT等多种影像数据, 自动识别、标注并定量分析图像中的病变, 并结合患者的临床信息, 如吸氧频率、血氧饱和度、酸碱平衡、肝功能和凝血功能等, 为临床提供更全面的疾病评估。智能随访系统能够综合预测患者发展为危重

状态的可能性及时间, 实现高危风险的预警, 从而指导医生及时进行临床干预。这种综合预测模型有助于提高对危重病例的早期识别和干预, 降低潜在的健康风险。

2.2 全谱

全谱是指AI技术已经全面融入多模态医学影像成像流程。医学影像设备主要包括超声、X射线、钼靶、CT、MRI和PET等。在不同模态的快速低剂量扫描中, 以图像多域映射技术为基础可将模糊、伪影或欠采样的图像恢复成与全采样质量相当的高清图像。AI映射技术已应用在CT、MRI、PET等多模态影像的重建任务中(Liao等, 2023)。

1) 多模态影像成像。CT设备主要聚焦于低剂量CT成像技术, 利用AI映射模型构建新型重建算法, 结合并行计算技术, 实现了传统成像技术无法达到的高画质、低辐射剂量和高速成像; MR设备致力于快速MR成像技术, AI映射模型从传统MR多序列成像数据集中学习图像重建过程, 并将先验知识与网络参数相结合, 实现对新数据的快速高效重建, 目前已应用于全身多器官的MR成像; PET设备重点在于低剂量PET成像技术(Shepp和Vardi, 1982), 基于自动上下文策略应用CNN模型, 可以直接从低剂量PET图像中估算出正常剂量的PET图像, 在降低剂量的同时对图像进行了降噪处理, 目前已应用在头部和全身PET成像中。

2) AI技术魔方组合, 无限变换。构建通用的智能模块化引擎, 可有效赋能全栈 workflow 和全谱的模态设备。例如基于AI通用分割引擎, 在多模态影像上均可达到秒级精准分割的目标。通过开发AI检测、AI分割、AI配准、AI分类和AI映射等技术模块, 经过不同的排列组合可敏捷开发出针对不同临床应用场景的产品和解决方案。

全栈全谱思维已贯穿于医疗智能全场景应用。AI应用从研发到落地的快速转化, 离不开AI技术的积累和组合, 也离不开产学医的紧密协作。针对复杂多样的临床问题, 可通过产学医融合创新的方式进行全栈(贯穿成像、筛查、诊断、治疗和随访的疾病诊疗 workflow)和全谱(覆盖X-ray、CT、MR、PET和PET-CT等多模态)的医学影像AI研究(Wu等, 2023), 开发通用的全栈全谱技术模块。这些通用模块像魔方组件一样, 经过不同的排列组合, 快速高效地形成不同的产品与解决方案, 为临床带来实际价值。

3 人工智能在影像重建的应用

当前, AI技术在医疗影像重建领域发挥着不可替代的作用。深度学习技术利用自身复杂的非线性系统深度挖掘大数据的特性与先验知识, 通过构建输入与输出的高维度、非线性映射, 实现高质量的影像重建, 其性能明显优于传统重建算法。下面将围绕 AI 技术在 CT、MRI 及 PET 影像重建的应用展开阐述。

3.1 人工智能在 MR 成像的应用和进展

MRI 作为一种不可替代的非侵入式成像技术, 具有高分辨率、无辐射和多对比度等优点, 已广泛应用于临床医疗诊断。由于 MR 成像需要经历多次射频激发、梯度编码和数据采集, 与其他成像方法如 X 线、CT 相比, MR 成像需要较长采集时间, 导致扫描效率低且易产生运动伪影。如何利用 MRI 的欠采重建技术, 在提高成像速度的同时, 实现高清晰度、低噪音和低伪影的图像重建, 是 MR 成像的研究热点。

当前 MRI 的加速扫描主要通过对 K 空间的降采样实现, 根据奈奎斯特采样原理, 过度的降采样会导致信号混叠, 造成混叠伪影。针对此问题, 研究者早期提出并行成像方法 (Pruessmann 等, 1999; Griswold 等, 2002) 和并行成像与压缩感知相结合的成像方法 (Liang 等, 2009; Otazo 等, 2010)。前者通过使用多线圈代替单线圈采样, 利用多线圈采样的冗余信息对欠采数据进行补充与纠错, 实现 MR 成像的加速。后者在 MR 图像的重建过程中, 利用 MR 图像在一些变换域的稀疏性先验构建稀疏性约束, 通过迭代优化实现对重建图像的正则化。尽管以上传统方法在临床中有着较为广泛的应用, 然而在高速扫描的情况下, 传统的重建方法会产生混叠伪影和较低的信噪比。因此, 传统 MR 重建方法通常面临着加速倍数低、迭代时间长和参数选择困难等问题。

近年来, 在快速 MRI 重建领域, 深度学习利用自身高度非线性的特性, 在训练过程中利用大数据建立降采样与全采样数据对的非线性映射, 实现对降采样数据的补全。多项研究 (Yang 等, 2020; Sun 等, 2024) 使用深度卷积神经网络取代传统的手工定义的稀疏正则项, 将迭代优化算法展开成级联的卷积层。这种基于物理模型构建的神经网络框架, 通过引入物理模型先验, 不仅增加了网络构造的解释性,

而且降低了网络过拟合的风险。通过物理模型与数据驱动构建的重建网络, 极大地缓解了传统的压缩感知算法对高加速倍数的伪影残留问题, 提高了重建算法的速度。此外, Zhang 等人 (2023) 等提出基于 K 空间与图像域多尺度一致性的 MRI 重建算法, 通过 K 空间与图像域的一致性更有效地约束重建的解空间, 提高重建性能。

Liao 等人 (2023) 提出基于深度学习、压缩感知、并行成像和半傅里叶的智能光梭成像技术 (AI-assisted compressed sensing, ACS), 成为国际首个获得美国食品药品监督管理局 (Food and Drug Administration, FDA) 510(k) 认证的 AI 辅助 MR 成像加速技术, 并在包括吉林大学第一医院、复旦大学附属中山医院等医院投入临床使用。实验结果显示在不同的 MR 序列 (包括 T1w、T2w、T1wFLAIR、T2wFLAIR、PDw 等)、不同的加速倍数 (2X、3X、4X)、不同的器官 (脑部、膝关节、胸部) 下, 成像效果均显著优于其他商用重建算法。实验结果表明, ACS 可实现百秒级 MR 成像, 在获得高加速倍数的同时呈现高保真度的 MR 图像。

3.2 人工智能在 CT 成像的应用和进展

CT 是现代医学中常见的影像技术, 以二维断层图像或三维立体图像的形式展示人体内部解剖结构, 广泛应用于脑部 (如颅内出血)、肺部、心脏、腹部及血管造影等。尽管 CT 扫描时间较短, 但 CT 成像具有电离辐射的侵入性, 降低辐射剂量可减少对患者身体的危害。低剂量 CT 主要通过改变扫描参数如管电流、管电压等实现, 相较于常规剂量 CT, 低剂量 CT 的图像噪声较大并伴随条状伪影, 易造成边界断裂、细微结构平滑, 掩盖潜在的低对比度病变。如何在降低辐射剂量的同时保持 CT 图像的重建质量, 是临床上亟待解决的问题。

传统低剂量 CT 重建算法基于物理模型与概率模型, 通过优化迭代的方式实现 CT 重建 (Wang 等, 2006)。然而传统的方法受限于简化的模型与先验, 重建性能难以突破瓶颈。深度学习引导的低剂量 CT 重建, 基于大量高质量训练集, 学习低剂量到常规剂量的非线性复杂映射, 利用基于训练集中学习到的先验知识, 实现高质量、高速度的低剂量 CT 重建。Ding 等人 (2021) 利用深度卷积神经网络替代传统的先验模型, 将基于半二次分裂法的迭代重建算法进行深度展开, 构建网络模型。构建的重建网络

不仅可以学习图像的先验,而且可以自适应地根据图像噪音水平调节先验超参,其重建性能优于传统的模型重建方法。Liao 等人(2023)结合传统重建方法与深度卷积神经网络,利用传统重建方法将采集的低剂量数据映射到图像空间,利用 DenseUNet 作为除噪网络降低图像中的噪音,然后将网络除噪的图像代入传统模型实现保真优化,将模型优化的图像再送入除噪网络,循环迭代多次后即得到高保真的低噪音图像。实验显示胸部 CT 仅用 10% 的剂量即可获得较好的重建效果。此外,在胸部和腹部的实验表明,低剂量 CT 重建的图像在抑制噪音、降低条状伪影和保持保真度方面均有优异的表现。

目前有多款基于人工智能的低剂量 CT 重建算法获得美国 FDA 的批准。AI 算法通过深度学习技术优化影像质量,降低辐射剂量,同时保持或提高诊断的准确性。例如,佳能医疗公司的 Clear-IQ Engine(AiCE)利用深度卷积神经网络将真实的 MR 信号与噪声区分开来,在重建过程中有效抑制噪声并增强信号。GE Healthcare 的 True Fidelity 通过学习正常剂量下的高清影像数据与低剂量下扫描出来的影像数据对,实现在低剂量扫描条件下获得非常接近原始的图像。联影的 uAI DeepRecon CT 扫描降噪技术,从数据源头纠正信号,在降低噪声的同时,最大限度地保留细节信息,获得更高信噪比、更高分辨率的图像。

3.3 人工智能在 PET 成像的应用和进展

与对组织结构成像的 MRI 和 CT 不同,PET 能够在活体上通过示踪剂作为标记,显示生物分子代谢、受体及神经介质的活动,是一种灵敏的分子成像技术,已成为临床诊断和干预疾病的重要影像方式。PET 通过将同位素示踪剂氟代脱氧葡萄糖(fluoro-deoxyglucose, FDG)注入人体并捕捉示踪剂的衰变信号,通过示踪剂的分布信息来反映人体的新陈代谢。这一特点使 FDG-PET 在基于组织代谢的疾病(如肿瘤、阿尔茨海默症)诊断中发挥重要作用。尽管示踪剂的辐射剂量较小,但仍有可能对患者的健康产生危害,且示踪剂的价格较为昂贵,减少示踪剂剂量可以降低患者风险且降低成像成本。然而示踪剂剂量的降低会导致 PET 成像噪音增高且伪影增加。如何在使用低剂量示踪剂的情况下,重建出标准剂量的 PET 图像,具有重要的临床意义。

传统的低剂量 PET(low-dose PET, LPET)重建

方法基于成像模型与先验知识,不仅计算量较大且迭代计算时间较长,重建质量并不理想。基于深度学习的成像方法,可以大幅提升重建性能。Jiang 等人(2023)提出通过深度卷积神经网络构建 LPET 到标准剂量 PET(standard-dose PET, SPET)图像的映射,提出一种半监督式的网络训练框架,充分利用配对和未配对的 LPET 与 SPET 图像。由于 PET 图像不同区域间强度值变化较大,该研究提出基于解剖学区域自适应的归一化网络模块,用以提高不同区域的边界清晰度。同时提出 LPET 与 SPET 的结构一致性约束,以保持重建的 SPET 结构细节。

直接通过 CNN 进行去噪的方式从 LPET 恢复 SPET 可能会增加模糊病灶的风险,尤其对于 LPET 信噪比较低的图像。基于此,Liao 等人(2023)提出结合 CNN 与有序子集—最大期望值法(OSEM)混合模块的级联重建算法。每个混合模块由基于迭代的传统 PET 重建算法 OSEM 与图像除噪或图像增强的两种 CNN 之一组成。通过将基于图像除噪的混合模块与基于图像增强的混合模块交替级联,实现同时对小病灶区域除噪与信号增强。实验结果显示对于小病灶区域,所提出的方法在加速扫描 2~4 倍时,LPET 仍可获得相当于 SPET 甚至优于 SPET 的对比度,大大提高了 LPET 的重建性能。

PET-CT 对肿瘤的诊断与治疗具有极高的临床价值,传统方法完成全身 PET-CT 扫描需要 20 min。基于深度神经网络的 LPET 重建模型,可以大幅度降低扫描时间,并且去除 LPET 带来的噪声与伪影,使全身扫描可以在 5 min 内完成,大大降低了辐射剂量并提高了扫描效率。

4 脑卒中一站式流程

脑卒中是由于脑血管疾病引起的非创伤性脑功能障碍综合征,包括出血性脑卒中和缺血性脑卒中(即脑梗死)两种类型。根据《中国脑卒中防治报告(2023)》,我国 40 岁及以上人群脑卒中患者达 1 242 万,且发病人群呈年轻化趋势。脑卒中已成为中国居民的第一位死亡病因,具有高发病率、高致残率、高死亡率、高复发率和高经济负担的特点,平均每 10 s 就有 1 人初发或复发脑卒中,每 28 s 就有 1 人因脑卒中而死亡。为促进脑卒中全生命周期健康管理,需积极开展筛查预防、急诊急救、规范治疗和健康随访

服务,以实现早期诊断和治疗。

AI技术融入从影像扫描、影像重建、智能辅诊、危急分诊、规范治疗与预后随访等环节,从而形成脑卒中一站式智能解决方案。在智能辅诊环节,基于AI的检测和分割模型可提供客观、准确和快速的病灶信息(如出血类型、缺血半暗带、责任血管定位)。在危急分诊环节,基于AI的分类模型可自动报告危急程度,支持移动端多学科团队(multi-disciplinary team, MDT)会诊。此外,AI可精准量化病灶特征

(如出血定量、缺血评分、灌注参数等),辅助临床治疗决策的规范化和精准化,实现个体化预后预测,自动生成随访建议。

4.1 出血性脑卒中智能解决方案

针对出血性脑卒中病例,AI技术支持快速检出5种出血类型、精准量化出血体积、秒级定位血肿、多维度随访、危急量化与预警、精确测量中线移位以及多类型量表智能分析,形成了CT颅内出血智能分析与随访系统,如图1所示。



图1 CT颅内出血智能分析与随访系统

Fig. 1 AI-assisted analysis and follow-up system for CT intracranial hemorrhage

Tan 和 Le(2020)采用 EfficientNet-B7 分类网络,使 AI 系统可自动检出 5 种出血类型,包括蛛网膜下腔出血、脑实质出血、脑室内出血、硬膜外出血和硬膜下出血,其检出灵敏度为 97.0%,特异度为 98.7%。在获取脑出血病灶位置后,通过应用脑区分割和责任血管分割算法(级联 3D U-Net),可以将出血灶位置准确定位至具体的脑区和责任血管区。在临床实践中,医生常将血肿量作为制定治疗策略和预后判断的重要指标,因为超过 100 mL 的血肿量会导致不可逆的继发性脑损伤。传统基于多田公式的计算方法费时费力,而且对形状复杂的病灶准确性低且一致性差。利用基于像素级精度的 AI 分割算法(如级联 3D VB-Net(Shi 等, 2022b))可对出血灶进行精准分割和量化(准确性达 95.9%),能够将血肿体积精确测定至 0.1 mL,并生成包含脑部出血位置和体积

信息的结构化报告。此报告不仅提示了有无血肿破入脑室的情况,还为临床干预提供重要决策信息。另外,由于颅内压升高可能导致中线移位,AI 系统还引入了基于回归的线性检测网络来提高大脑中线检测精度,并测量其与理想中线之间的偏移距离,以帮助医生评估患者可能面临的脑疝风险。此外,基于自然语言处理和图像配准技术上,AI 系统可以智能匹配同一患者历史检查数据,并监测整个出血过程中细微变化,自动生成可视化随访分析报告(例如血肿体积变化曲线),直观评估病灶发展情况,并协助制定手术方案和预后预测。为了实现患者危险程度的分层评估,AI 系统还支持自定义危急阈值设定。当颅内出血项及中线移位达到医院设定的危急阈值时,系统会发出警示信息,并提供实际值与参考值之间对比结果,帮助医生迅速有效地判断患者危

急病情。此外,以《基层脑血管病规范诊疗手册》和《中国脑血管病临床管理指南》为依据,AI系统提供颅内出血量表(intracranial hemorrhage, ICH)和改良Fisher分级等工具,在辅助医生进行临床评估和预后方面起到重要作用。

4.2 缺血性脑卒中智能解决方案

针对缺血性脑卒中病例,AI技术基于CT图像可智能生成 Alberta 卒中项目早期 CT 评分 (Alberta stroke program early CT score, ASPECTS),辅助快捷判定脑缺血严重程度;基于 CT 灌注(CT perfusion, CTP)图像可进行错配区(即缺血半暗带)分析,辅助精准评估可挽救的脑组织区域。

《急性缺血性卒中血管内治疗中国指南 2023》建

议使用 ASPECTS 评估急性缺血性脑卒中,并推荐合适的治疗方案。ASPECTS = 10 分,发生血管闭塞可能性较小,无需溶栓治疗;ASPECTS = 6~9 分,发生血管闭塞可能性很大,干预后出血风险较小,推荐行血管内治疗(6 h);ASPECTS < 6 分,缺血累及范围较大,溶栓治疗导致颅内出血可能性很大,建议进行更多的影像学检查,评估侧枝循环及缺血半暗带情况,指导血管内治疗方案选择。人工进行大脑中动脉(middle cerebral artery, MCA)供血区分区,并识别早期缺血性改变的效率及一致性较低,在梗死超早期 CT 数据中尤其困难。基于 AI 技术的 CT 脑缺血智能分析系统能融合高层次深度学习特征,实现 MCA 供血区中 20 个 ASPECTS 评分区的自动定位与分割,如图 2 所示。

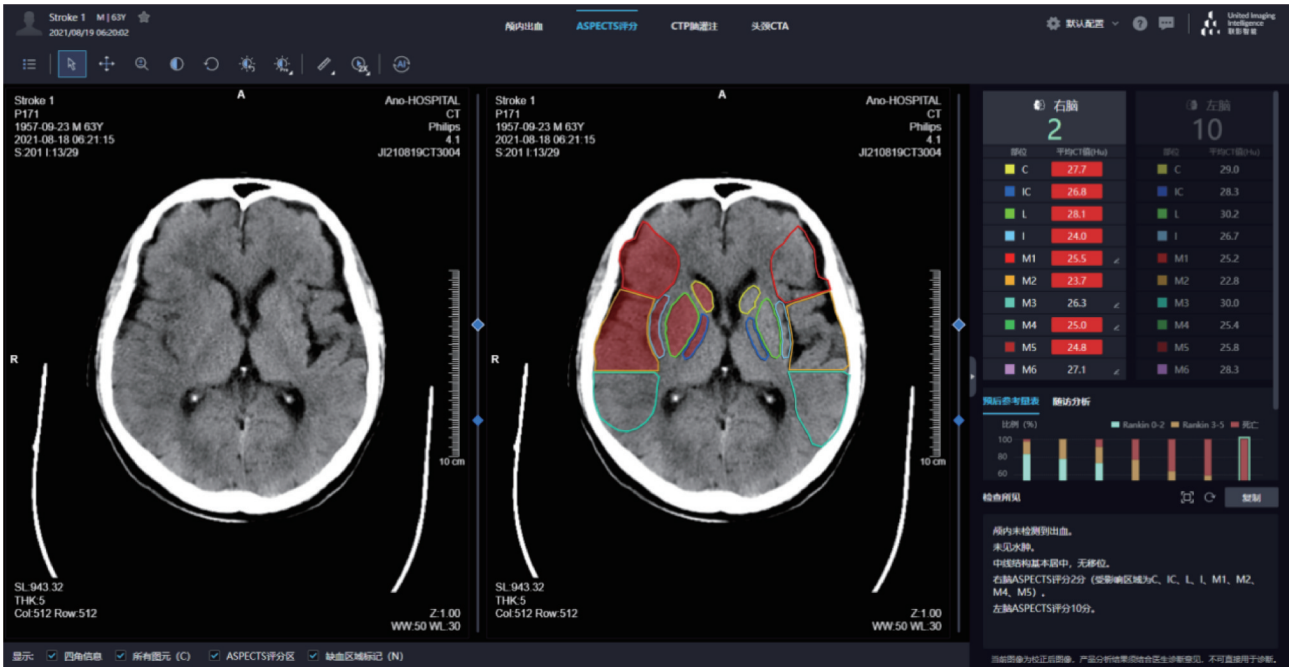


图2 CT脑缺血智能分析系统

Fig. 2 AI-assisted analysis system for CT cerebral ischemia

基于上述分割的评分区,AI系统进行全自动、秒级精准评分,在内部验证集和独立测试集上都表现出较高的评分准确性(ASPECTS > 6 分的敏感性和精确性均高于 90%)(Cao 等, 2022)。此外,AI系统可自动生成 ASPECTS 与 Rankin 量表及死亡率的对对应关系,辅助评估患者预后情况。AI系统可自动关联历史病例,生成随访分析曲线,辅助医生诊疗、跟进患者缺血进展与恢复情况。

基于 AI 技术的 CTP 脑灌注智能分析系统可自动重建灌注参数图,定位核心梗死区、低灌注区和错

配区,并提供精准量化分析结果,如图 3 所示。AI 系统可提供不同参数阈值下的异常区域位置与量化值,辅助多维度评估异常灌注情况,方便诊疗方案的选择。结合脑区分割结果,可针对异常脑区进行趋势分析,同时支持感兴趣区域的量化分析,为医生提供可视化的异常灌注分析结果,助力高效诊疗。上述所有分析结果自动生成结构化报告,节省医生报告编辑时间,提高患者对自身病情的了解。

4.3 脑卒中危险因素识别与管理

基于 AI 技术的 CTA(computed tomography angi-



图3 CTP脑灌注智能分析系统
Fig. 3 AI-assisted analysis system for cerebral perfusion(CTP)imaging

ography)头颈血管智能分析系统支持智能血管重建,清晰定位责任血管。AI系统采用拓扑感知图网络(topology-aware graph network, TaG-Net)可完成头颈血管的精准分割 (Dice 为 0.915),并准确标记为 18 段 (精度 97.8%),以实现异常血管的精确定位 (Yao 等, 2023)。该算法融合了体素空间的容积图像分割和线性空间的中心线标记的优点,其中体素空间提供详细的局部外观信息,而线性空间则通过中心线构建的血管图提供高层次的血管解剖和拓扑信息,从而实现全自动、稳定重建头颈血管。此外,该算法无需平扫序列做减影去骨,因此可以减少无效扫描,降低患者的辐射剂量。此外, AI 系统可智能检出多种变异情况,包括起源变异、椎动脉变异、Willis 环变异等;支持狭窄、斑块、动脉瘤及支架检出,并准确提供分类 (如斑块易损性) 或量化信息,多维度评估血管出血或梗死风险。上述检查和输出结果可一键生成结构化报告,提高医生工作效率,辅助治疗决策。

4.4 脑卒中智能分诊

脑卒中分诊平台可智能提示 AI 结果,对重症患者进行危急预警,优化临床工作流程,尤其是影像科室时间窗口的精准质控。PC 端和移动端分诊平台的结合,将 AI 结果及时送达多科室、多角色医生,打破科室、院内外壁垒,进而保证 MDT 协同救治的及

时实施。

5 肺癌防治 AI 流程

肺癌是全球范围内发病率及死亡率最高的恶性肿瘤 (Bray 等, 2024),患者早期往往没有任何临床症状而被忽视,研究表明 IV 期肺癌患者五年生存率低于 10%,大多数患者检出时都失去了早期治疗的机会。早期发现、早期诊断及早期治疗可以显著提高肺癌患者五年生存率。低剂量胸部 CT 具有较高的空间分辨率、扫描时间快及可对病变进行三维重建等优点,广泛应用于肺结节的检出及鉴别诊断。然而,CT 筛查数量急剧增加及层厚越来越薄,影像科医生工作强度显著提升,临床工作中漏诊及误诊现象时有发生。AI 技术赋能肺癌诊治全周期管理,覆盖肺结节的高灵敏检出、多维量化分析、良恶性预测、多时间点随访评估和图文报告生成等功能。基于 AI 技术的 CT 肺结节检测与随访系统可有效地降低医生的漏诊;对于检出的结节,系统通过对检出病灶进行分割提取病灶的多维量化特征,进而提供良恶性预测信息,助力医生对病灶进行更加精准的诊断;结合三维重建等技术,系统可进行术前规划,为手术操作提供详细解剖信息,从而提高治疗的有效性和安全性。

5.1 肺结节早期筛查和靶重建

Shi 等人(2021b)开发了基于深度学习网络的肺结节自动筛查 workflow,可依次实现:1)肺实质、肺叶和肺段的分割(级联 3D VB-Net);2)肺结节的检测、分割及长短径测量(特征金字塔网络(feature pyramid networks, FPN));3)肺结节密度类型、空间类型的分类以及精细的肺段定位(BasicNet)。此 workflow 可实现 > 3 mm 肺结节秒级智能检出,同时对肺结节密度类型进行准确识别(包括钙化、实性、部分实性、纯磨玻璃)。研究结果表明 AI 辅助医生对比单独医生,肺结节检出敏感性提升 33%,阅片效率提升 26%。

为了增加小病灶的可见性,研究人员研发了基于深度神经网络的 CT 靶重建技术以实现对肺结节等异常区域的局部放大,同时改善多平面重组中的阶梯伪影,提高图像质量。在临床应用中,基于低分辨 CT 图像自动调用 AI 检测算法定位疑似肺结节,以检测所得体积最大的肺结节病灶进行靶重建,获取异常区域的高分辨 CT 图像。基于此,可获得清晰的靶结节、肺动脉、肺静脉和支气管树等重建结果,帮助医生更加直观地观察结节与周围结构(如血管、胸膜、支气管)的位置关系、获取结节体积和形状等细节信息等,进而辅助靶结节精准诊断。此肺结节筛查和靶重建系统可支持院内、车载、云端等多场景联动筛查,结合肺癌风险评估问卷(含吸烟史、肺部疾病等),辅助肺癌高风险人群的识别和随访建议。

5.2 肺结节表征量化分析

AI 技术基于检出的肺结节可自动量化多维表征信息,助力精准诊疗。AI 可自动进行如下工作:1)进行结节长短径测量、体积测量、密度分类、位置检测、征象检测;2)提供结节内部 CT 值(Hounsfield unit, HU)一体积分布曲线,计算不同 HU 范围内体积、质量占比(Cao 等,2023);3)提取结节内部 HU 组学特征(如平均值、中位数、熵等),为结节诊断提供更丰富的信息;4)将结节位置定位到 18 个肺段(Liu 等,2023)。对于部分实性结节,将额外提取其中实性成分的轮廓、长径、体积等信息,以辅助结节风险评估。其中,征象鉴别对于肺结节的临床诊断具有重要意义。有研究设计了 BasicNet(Xiao 等,2021)以实现 10 种征象的分类(包括分叶征、毛刺征、空泡征、钙化征、支气管截断征、血管集束征、充气支气管征、胸膜凹陷征、空洞征、棘状突起征)。此网络是一种轻量型网络,参数量较少,且计算速度极快。结合

自适应采样和迁移学习策略,一定程度上可提高模型分类性能。

5.3 肺结节恶性风险评估

准确的结节风险分级对于其随访管理具有极其重要的临床意义。传统方法依据《中国肺部结节分类、诊断与治疗指南》建议,基于结节大小、密度和征象等信息进行高中低危预测。AI 技术在肺结节良恶性诊断中也具有出色的表现。鉴于临床病理证实的肺结节数量有限及良恶性分布比例高度不平衡,Shi 等人(2022a)提出一种半监督深度迁移学习(semi-supervised transfer learning, SDTL)框架,充分利用标记和未标记的肺结节进行良恶性分类。其采用特征匹配的半监督方法充分利用海量无标签数据,同时运用迁移学习进行影像域知识迁移以加速模型收敛。模型分类性能优于其他半监督分类算法(准确性 88%、AUC 91%),且具有良好的泛化能力,在外部独立中心数据集中的 AUC 达到 80%。此外,基于深度学习和影像组学模型在鉴别实性结节良恶性(Zhang 等,2022)、肺腺癌和肺鳞癌分类(Tang 等,2022)、肺腺癌病理亚型分类(Lyu 等,2022)等任务中也表现出令人满意的效果。因此,AI 系统可自动报告肺结节 Lung-RADS(lung CT screening reporting and data system)分级及恶性概率,对于恶性风险高的结节,提示医生重点关注。此外,AI 系统可显示肺癌转移情况,提示恶性结节肺转移、淋巴转移、远端转移(如骨、脑)风险,辅助临床分析与癌症 TNM 分期。结合 PET-CT,可对全身转移进行定性和定量分析。

5.4 肺结节三维术前规划

针对恶性肺结节(肺癌),为实施精准手术切除,术前利用三维重建技术评估病变空间位置和三维解剖结构至关重要。目前已有的 AI 算法可实现气管(9 级分支)、血管(6 级分支)、肺段(18 段)和淋巴结(10 区)的精准分割重建,直观展现当前结节与周围气管、血管和肺段的空间关系,思考术式、腔镜入路等手术方案。在三维模型的基础上,AI 系统提供了针对不同学科特点的多种术前规划工具,供用户进行 3D 编辑和手术规划,以此来提前规划手术策略,模拟手术过程。为了确保术中切缘阴性,通常会预留 2 cm 的安全切缘范围。此时可借助 AI 系统中的切缘外扩功能来模拟安全切缘区域,进一步观察安全切缘与周围组织的空间关系,提供肺段分析和

肺亚段分析功能,帮助医生评估肺段/肺亚段手术的可行性,进而计划手术时先后待分离的肺组织。当医生计划使用气管镜对肺结节进行穿刺、消融治疗时,可以使用虚拟气管镜计算最短路径,在此过程中显示肺动脉、肺静脉,帮助医生在设计穿刺点位、穿

刺路径时规避血管,减少术中出血的可能,如图 4 所示。此 AI 三维术前规划服务可满足院内手术室、诊室和 MDT 等多种场景下的使用,助力医生全面了解患者病情,提高医患沟通效率,丰富临床教学形式的多样性。

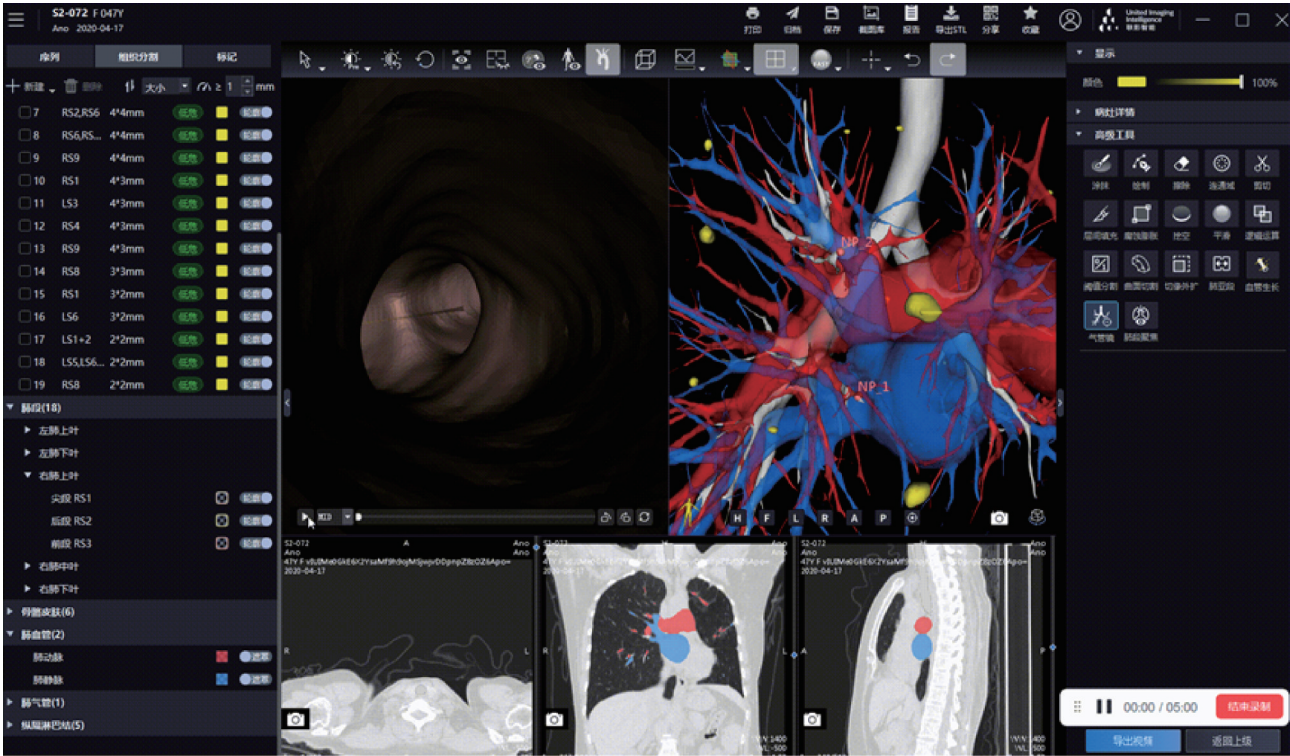


图 4 基于 AI 的经气管镜穿刺消融术前规划

Fig. 4 AI-based bronchoscopic transbronchial needle aspiration and ablation preoperative planning

5.5 多时间点的随访评估

多时间点的随访 CT 图像有利于观察肺结节的演进模式,进而推荐合适的干预节点及准确预测预后。采用人体解剖结构信息的语义驱动配准算法,结合无监督学习框架,可实现多时间点影像的智能配准。当同一病人多时间点 CT 影像存在较大差异时(如不同设备扫描、不同扫描协议、手术前后影像、呼吸运动等),依然可实现准确鲁棒的跨时间点影像配准(Shi 等,2021a)。因此,利用语义增强配准与自适应病灶匹配技术,可进一步实现全智能化随访评估,实现肺结节及其他异常病变的量化对比分析,自动跟踪病灶变化情况,判断新增或消失病灶。将该算法集成至 AI 软件,部署至医院信息系统,软件可自动关联患者的历史或基线检查数据,在随访界面对关联图像进行层面、病灶的自动配准(Chen 等,2020),支持不同扫描协议(如层厚、体位变化)、气胸患者等复杂场

景;从病灶长短径、体积、倍增时间、成分及征象等多个维度对病灶变化进行智能比对和分析,助力医生快捷、客观地进行疾病进展诊断、疗效随访评估。

5.6 结构化报告自动生成

基于 AI 系统的分析结果均可输出为结构化报告,便于肺癌患者个性化的全病程数据管理。生成临床版图文报告,节约医生的报告书写时间,便于医生与患者进行交流。生成定制化肺部健康评估报告,包含可视化三维重建、肺结节多维量化评估、结节良恶性和倍增预测、专业肺健康科普四大核心模块内容,助力医疗机构打造特色服务,提高患者对自身病情的了解及预防意识。

CT 肺结节智能筛查与随访系统(Chen 等,2021)从筛查、诊断到手术规划、随访管理,赋能肺癌诊疗更快速、更精准,如图 5 所示。AI 系统搭载 5G 智慧健康管理移动车,可助力优质医疗资源下沉基层,实

现医疗资源匮乏区域肺癌患者的早筛早诊,推进医疗可及。在县级医院的推广,一定程度上可以解决诊断能力参差不齐、报告质量不统一的问题,推进医共体同质化管理。

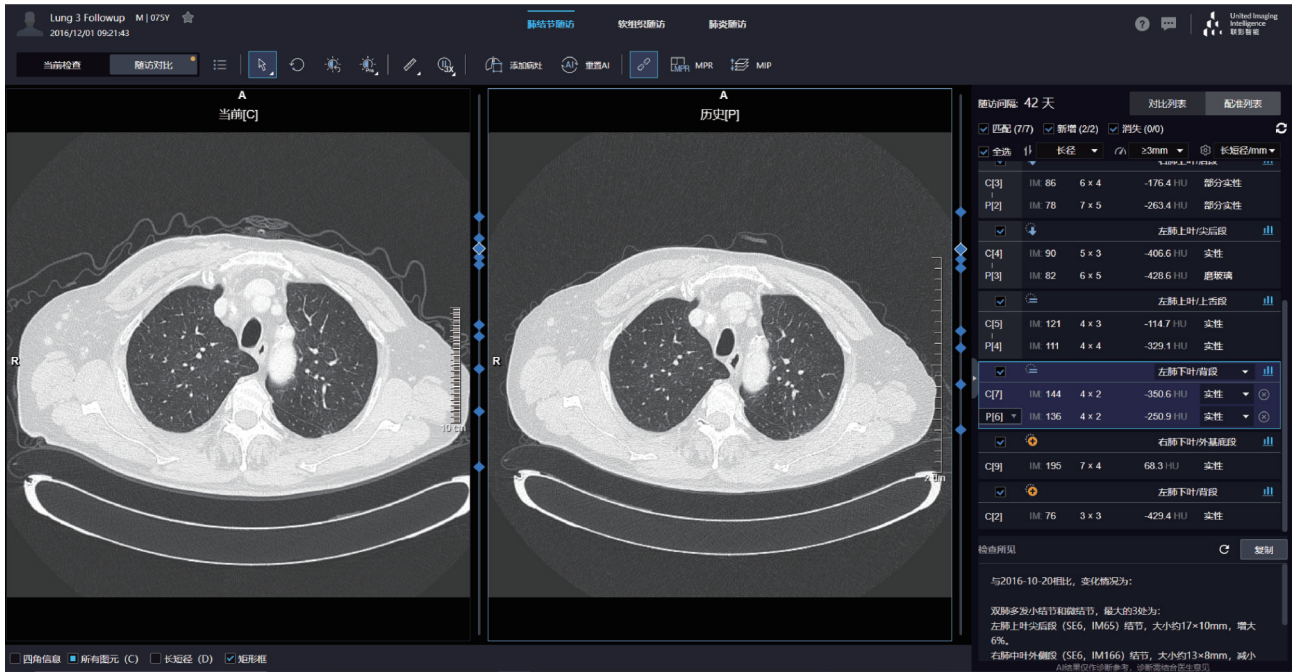


图5 CT肺结节智能筛查与随访系统
Fig. 5 AI-assisted analysis and follow-up system for CT pulmonary nodules

6 心血管AI全流程

冠心病、心肌病、主动脉病变、肺动脉病变以及其他心血管并发症是常见的心血管相关疾病。在这些疾病中,心血管AI全流程利用人工智能技术提供全面支持,通过大数据分析、机器学习和深度学习等技术,帮助医生更准确地重建图像、预测风险、制定个性化诊断和治疗方案,优化手术方案并预测康复情况。这种智能化辅助系统有望提高心血管疾病的治疗效果,减少并发症发生率,为患者提供更好的医疗服务。以冠心病为例,AI赋能基于冠状动脉CT血管成像(coronary CT angiography, CCTA)的完整心脏解剖及功能的诊断系统,包括CT智能精准成像、钙化积分智能早筛、形态学狭窄智能评估、血流动力学无创分析、心肌缺血智能诊断和冠心病精准治疗,如图6所示。

6.1 冠状动脉精准成像

通过AI赋能精准成像,影像扫描门槛得以降低,一站式扫描也得以加速。例如,uAI Vision智能之眼能够实时构建患者数字模型,自动识别患者体

位并动态识别扫描范围及中心,从而提高扫描效率并降低接受辐射剂量。另外,CardioCapture(Yin等,2023)心脏运动伪影校正利用深度学习算法自动提取和追踪冠脉树分支,显著改善冠脉运动伪影的问题。而ePhase自由寻心精益算法(Yan等,2022)则可以智能评价各相位的冠脉图像质量,并在每个心动周期中捕捉最佳冠脉成像相位,为医生提供更清晰、准确的冠脉成像结果,有助于更精准地诊断和治疗心血管疾病,为患者带来更好的医疗体验和治疗效果。

6.2 钙化积分智能早筛

通过钙化积分助力智能早筛,CT钙化积分成为冠心病风险评估的关键指标。最新指南推荐将冠脉钙化积分作为冠心病二级预防项目:50岁年龄组以下、无症状但存在冠心病危险因素的人群,CT钙化积分检查被列为定期预防检查项目。基于深度学习的AI技术降低了钙化积分获取门槛,基于常规胸部CT即可进行CT钙化积分检查,无需外接心电图门控设备。AI能够自动检测和分割冠脉钙化病灶,伪彩标记位置,并生成个性化图文报告,大大简化了诊断流程。自动计算Agatston积分,为医生提供更准确



图6 基于CCTA的心血管解剖及功能的诊断系统

Fig. 6 AI-assisted analysis system for coronary CTA imaging

的评估数据,有助于早期发现和干预冠心病风险,从而提高患者的预后和生活质量。

6.3 多维分析辅助诊疗

在心血管医学领域,多维分析辅助诊断已成为重要趋势,尤其在冠心病的诊断和治疗方面显示出巨大潜力。根据2022年最新指南,结合CTA、血流储备分数(CT fractional flow reserve, CT-FFR)和CTP构建的完整诊疗体系可以有效减少治疗决策的灰区。这种全面综合的方法对冠心病患者进行更全面、精准的诊断和治疗提供了重要支持。

在多维分析辅助诊断中的形态学狭窄智能诊断技术,通过秒级智能重建技术,不仅可以应对复杂情况如慢性完全闭塞(chronic total occlusion, CTO)、术后搭桥、起源异常、冠状动脉瘘和右位心等,还能自动分割斑块、检测狭窄、计算冠周脂肪衰减指数、检出心肌桥和支架等。其中,Li等人(2023)提出针对CTO病变的深度学习重建算法,其融入冠脉与心脏的解剖结构,为冠脉分割提供了上下文信息;同时将冠脉的局部特征和整体特征相结合,保证显影不清晰的CTO位置分割的完整性、准确性及连续性。该算法是目前唯一经临床研究证明对于CTO病变达到95%高成功率的血管重建算法,且缩短80%重建

时长,极大提升效率。其次,在血流动力学无创分析方面,Tang等人(2020)采用了多维度CT-FFR智能分析技术。该技术不仅提供对冠状动脉血管的精准分割和自由编辑功能,还能够快速完成CT-FFR智能计算,为医生呈现冠脉树的3D渲染图像以直观展示患者的供血情况,并自动生成结构化图文报告。此技术具备四大优势:精准,基于大数据深度学习功能学评价,诊断性能更高;安全,仅需冠脉CTA图像即可完成CT-FFR分析,避免额外有创检查;高效,只需2 min即可完成冠脉供血功能分析,辅助医生快速诊断;经济,无需有创FFR检查,减少FFR压力导丝开销。最后,在心肌缺血多维度智能评估方面,AI技术被应用于评估有血流动力学改变的心肌缺血,并获取相关功能学参数,节省93%人工预处理时间。通过提供多维心肌灌注功能学参数图,包括心肌伪彩图、左心室整体心肌和感兴趣区域的时间衰减曲线、心肌血流量(myocardial blood flow, MBF)、心肌血容量(myocardial blood volume, MBV)、达峰时间(time to peak, TTP)和左心室牛眼图等,辅助评估心肌缺血情况,以识别冠状动脉狭窄或冠状动脉微血管病变等血管异常。上述提到的多维分析将为医生提供更全面、精确且个性化的冠心病诊断指导。

AI技术在冠心病的治疗决策中也发挥着重要作用。基于CT的斑块分析可以预防冠状动脉不良事件的发生,助力冠心病患者风险分层和精准治疗决策。通过智能评估冠脉斑块性质、计算斑块负荷评分、测量管腔狭窄程度,并鉴定高危斑块类型,AI可帮助医生更准确地评估患者情况。此外,在导管室精准治疗方面,AI技术可实现数字减影血管造影(digital subtraction angiography, DSA)实时心脏支架成像和心脏血管的分割量化,为医生提供更清晰、直观的图像指导手术操作,从而提高手术成功率和患者治疗效果,有助于改善患者预后。

6.4 其他疾病中的探索

AI技术在心血管领域的探索不仅涵盖冠心病,还包括心肌病、主动脉病变、肺动脉病变和其他心血管并发症。在心脏MR精准量化中发挥关键作用(Wang等, 2024),根据多维度参数结果提供心肌病精准诊断辅助,例如评估心肌纤维化程度、计算左心室心肌厚度和量化心肌应变等。在主动脉夹层、主动脉瘤的早期诊断方面,自动分割真假腔、检测破口位置,并进行定量分析(Yang等, 2023);而在肺动脉栓塞、肺动脉高压等情况下,AI技术能快速重建图像、检出栓子位置,并支持医生进行智能分诊预警。此外,在其他心血管并发症的诊断中,AI提供新思路,如心力衰竭定量分析和多维度应变参数助力室壁瘤及机械运动不同步的诊断。这些AI技术功能有效辅助医生进行更准确、高效和及时的诊断与治疗决策,在改善患者预后和提高医疗质量方面具有重要意义。

研究者正致力于研发多模态影像自适应融合的心血管病智能分析系统,旨在融合多模态影像信息,提供全面客观的影像学评估。通过临床验证与应用推广,将构建临床诊断和评估模型,实现多种心血管病的精准治疗。利用AI技术实现心血管疾病全栈全谱全流程管理,以帮助医生更准确地诊断、治疗心血管疾病,并为患者提供更全面、个性化的医疗服务。

7 结 语

人工智能在医学影像领域取得了显著进展,我国的研究人员通过共享数据和源代码,在医学影像人工智能的科研和临床应用方面做出了突出贡献。

Jiang等人(2022)对国内研究者发表的高质量论文进行了总结分析,研究显示深度学习已成为影像智能分析的主流技术,大大提升了人工智能应用的性能和表现。深度学习技术已广泛应用于医学影像领域各类分析任务,赵阳等人(2024)总结了深度学习在口腔医学影像领域所面临的数据量少和标注困难等挑战,深度学习在口腔医学领域的二维X射线影像、三维点云/网格影像以及锥形束计算机断层扫描影像的智能分析方面备受关注。此外,基于深度学习技术的脑磁共振图像分析算法已成为产前筛查、诊断、治疗指导和评估中的重要工具(陈健等, 2024),其在胎儿脑磁共振图像中对脑实质提取、组织分割和病灶识别具有重要临床应用意义。

人工智能已经深度融入临床诊疗路径,覆盖了扫描、成像、疾病筛查、诊断、治疗和随访等各个环节,并广泛应用于多模态影像的扫描和成像过程。通过构建通用人工智能算法引擎,支持开发各种医学影像处理与分析软件,实现医学影像人工智能科学研究和临床应用的全链条、全模态和全病种。运用全栈全谱思维来组合AI技术魔方,可以对复杂多样的真实医疗场景进行无限变换支持。随着生成式人工智能技术和大模型的出现与快速发展,医学影像人工智能领域将迎来更广阔的应用前景。医疗大模型信息对齐、融合和涌现等技术的迅速进步将促成一系列生成式AI创新应用,包括交互式报告解读、医学健康咨询、影像智能诊断和智能手术室等场景。通过产学研协作不断推动高质量临床科研与技术创新,不断拓展医疗人工智能的新应用场景。技术创新推动着智慧医疗服务的发展,将惠及越来越多的患者和健康人群。

参考文献(References)

- Adler J and Oktem O. 2018. Learned primal-dual reconstruction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 37(6): 1322-1332 [DOI: 10.1109/TMI.2018.2799231]
- Barthel F P, Johnson K C, Varn F S, Moskalik A D, Tanner G, Kocakavuk E, Anderson K J, Abiola O, Aldape K, Alfaro K D, Alpar D, Amin S B, Ashley D M, Bandopadhyay P, Barnholtz-Sloan J S, Beroukhi R, Bock C, Brastianos P K, Brat D J, Brodbelt A R, Bruns A F, Bulsara K R, Chakrabarty A, Chakravarti A, Chuang J H, Claus E B, Cochran E J, Connelly J, Costello J F, Finocchiaro G, Fletcher M N, French P J, Gan H K, Gilbert M R,

- Gould P V, Grimmer M R, Iavarone A, Ismail A, Jenkinson M D, Khasraw M, Kim H, Kouwenhoven M C M, Lavolette P S, Li M H, Lichter P, Ligon K L, Lowman A K, Malta T M, Mazor T, McDonald K L, Molinaro A M, Nam D H, Nayyar N, Ng H K, Ngan C Y, Niclou S P, Niers J M, Noushmehr H, Noorbakhsh J, Ormond D R, Park C K, Poisson L M, Rabadan R, Radlwimmer B, Rao G, Reifenberger G, Sa J K, Schuster M, Shaw B L, Short S C, Smitt P A S, Sloan A E, Smits M, Suzuki H, Tabatabai G, Van Meir E G, Watts C, Weller M, Wesseling P, Westerman B A, Widhalm G, Woehrer A, Yung W K A, Zadeh G, Huse J T, De Groot J F, Stead L F, Verhaak R G W and The GLASS Consortium. 2019. Longitudinal molecular trajectories of diffuse glioma in adults. *Nature*, 576(7785): 112-120 [DOI: 10.1038/s41586-019-1775-1]
- Bray F, Laversanne M, Sung H, Ferlay J, Siegel R L, Soerjomataram I and Jemal A. 2024. Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 74(3): 229-263 [DOI: 10.3322/caac.21834]
- Cao K, Xia Y D, Yao J W, Han X, Lambert L, Zhang T T, Tang W, Jin G, Jiang H, Fang X, Nogues I, Li X Z, Guo W C, Wang Y, Fang W, Qiu M Y, Hou Y, Kovarnik T, Vocka M, Lu Y M, Chen Y L, Chen X, Liu Z Y, Zhou J, Xie C M, Zhang R, Lu H, Hager G D, Yuille A L, Lu L, Shao C W, Shi Y, Zhang Q, Liang T B, Zhang L and Lu J P. 2023. Large-scale pancreatic cancer detection via non-contrast CT and deep learning. *Nature Medicine*, 29(12): 3033-3043 [DOI: 10.1038/s41591-023-02640-w]
- Cao Z H, Xu J N, Song B, Chen L Z, Sun T Y, He Y C, Wei Y, Niu G Z, Zhang Y, Feng Q J, Ding Z X, Shi F and Shen D G. 2022. Deep learning derived automated ASPECTS on non-contrast CT scans of acute ischemic stroke patients. *Human Brain Mapping*, 43(10): 3023-3036 [DOI: 10.1002/hbm.25845]
- Chen H, Zhang Y, Kalra M K, Lin F, Chen Y, Liao P X, Zhou J L and Wang G. 2017. Low-dose CT with a residual encoder-decoder convolutional neural network. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 36(12): 2524-2535 [DOI: 10.1109/TMI.2017.2715284]
- Chen J, Guang M T, Lu R L, Luo Q, Wei L F and Shen D G. 2024. Research progress on fetal brain magnetic resonance image segmentation. *Journal of Image and Graphics*, 29(3): 561-585 (陈健, 广梦婷, 陆冉林, 罗琴, 魏丽芳, 沈定刚. 2024. 胎儿脑磁共振图像分割研究进展. *中国图象图形学报*, 29(3): 561-585) [DOI: 10.11834/jig.230321]
- Chen L Y, Cao X H, Chen L, Gao Y Z, Shen D G, Wang Q and Xue Z. 2020. Semantic hierarchy guided registration networks for intra-subject pulmonary CT image alignment//*Proceedings of the 23rd International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention — MICCAI 2020*. Lima, Peru: Springer: 181-189 [DOI: 10.1007/978-3-030-59716-0_18]
- Chen L Y, Gu D D, Chen Y B, Shao Y, Cao X H, Liu G C, Gao Y Z, Wang Q and Shen D G. 2021. An artificial-intelligence lung imaging analysis system (ALIAS) for population-based nodule computing in CT scans. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 89: #101899 [DOI: 10.1016/j.compmedimag.2021.101899]
- Dai C L, Mo Y H, Angelini E, Guo Y K and Bai W J. 2019. Transfer learning from partial annotations for whole brain segmentation//*First MICCAI Workshop on Domain Adaptation and Representation Transfer and Medical Image Learning with Less Labels and Imperfect Data*. Shenzhen, China: Springer: 199-206 [DOI: 10.1007/978-3-030-33391-1_23]
- Dai J F, Qi H Z, Xiong Y W, Li Y, Zhang G D, Hu H and Wei Y C. 2017. Deformable convolutional networks//*Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice, Italy: IEEE: 764-773 [DOI: 10.1109/ICCV.2017.89]
- Dai L, Sheng B, Chen T L, Wu Q, Liu R H, Cai C, Wu L, Yang D W, Hamzah H, Liu Y X, Wang X N, Guan Z Y, Yu S J, Li T Y, Tang Z Q, Ran A R, Che H X, Chen H, Zheng Y F, Shu J, Huang S, Wu C, Lin S Q, Liu D, Li J J, Wang Z Y, Meng Z Y, Shen J, Hou X H, Deng C X, Ruan L, Lu F, Chee M, Quek T C, Srinivasan R, Raman R, Sun X D, Wang Y X, Wu J, Jin H, Dai R P, Shen D G, Yang X K, Guo M Y, Zhang C T, Cheung C Y, Tan G S W, Tham Y C, Cheng C Y, Li H T, Wong T Y and Jia W P. 2024. A deep learning system for predicting time to progression of diabetic retinopathy. *Nature Medicine*, 30(2): 584-594 [DOI: 10.1038/s41591-023-02702-z]
- Ding Q Q, Nan Y S, Gao H and Ji H. 2021. Deep learning with adaptive hyper-parameters for low-dose CT image reconstruction. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 7: 648-660 [DOI: 10.1109/TCI.2021.3093003]
- Griswold M A, Jakob P M, Heidemann R M, Nittka M, Jellus V, Wang J M, Kiefer B and Haase A. 2002. Generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA). *Magnetic Resonance in Medicine*, 47(6): 1202-1210 [DOI: 10.1002/mrm.10171]
- Han Y, Sunwoo L and Ye J C. 2020. *K*-space deep learning for accelerated MRI. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 39(2): 377-386 [DOI: 10.1109/TMI.2019.2927101]
- Hu J, Shen L and Sun G. 2018. Squeeze-and-excitation networks//*Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City, USA: IEEE: 7132-7141 [DOI: 10.1109/CVPR.2018.00745]
- Jiang C W, Pan Y S, Cui Z M, Nie D and Shen D G. 2023. Semi-supervised standard-dose PET image generation via region-adaptive normalization and structural consistency constraint. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 42(10): 2974-2987 [DOI: 10.1109/TMI.2023.3273029]
- Jiang X, Yuan Y X, Wang Y P, Liu T M and Shen D G. 2022. A 20-year retrospect and prospect of medical imaging artificial intelligence in China. *Journal of Image and Graphics*, 27(3): 655-671 (蒋希, 袁奕萱, 王雅萍, 刘天明, 沈定刚. 2022. 中国医学影像

- 人工智能 20 年回顾和展望. 中国图象图形学报, 27(3): 655-671 [DOI: 10.11834/jig.211162]
- Jin L, Shi F, Chun Q, Chen H, Ma Y X, Wu S, Hameed N U F, Mei C M, Lu J F, Zhang J, Aibaidula A, Shen D G and Wu J S. 2021. Artificial intelligence neuropathologist for glioma classification using deep learning on hematoxylin and eosin stained slide images and molecular markers. *Neuro-Oncology*, 23(1): 44-52 [DOI: 10.1093/neuonc/noaa163]
- Jue J, Jason H, Neelam T, Andreas R, Sean B L, Joseph D O and Harini V. 2019. Integrating cross-modality hallucinated MRI with CT to aid mediastinal lung tumor segmentation//Proceedings of the 22nd International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention — MICCAI 2019. Shenzhen, China: Springer: 221-229 [DOI: 10.1007/978-3-030-32226-7_25]
- Karanam S, Li R, Yang F, Hu W, Chen T and Wu Z Y. 2020. Towards contactless patient positioning. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 39(8): 2701-2710 [DOI: 10.1109/TMI.2020.2991954]
- Kurtz D M, Esfahani M S, Scherer F, Soo J, Jin M C, Liu C L, Newman A M, Dührsen U, Hüttmann A, Casasnovas O, Westin J R, Ritgen M, Böttcher S, Langerak A W, Roschewski M, Wilson W H, Gaidano G, Rossi D, Bahlo J, Hallek M, Tibshirani R, Diehn M and Alizadeh A A. 2019. Dynamic risk profiling using serial tumor biomarkers for personalized outcome prediction. *Cell*, 178(3): 699-713.e19 [DOI: 10.1016/j.cell.2019.06.011]
- Li C, Sun H, Liu Z Y, Wang M Y, Zheng H R and Wang S S. 2019a. Learning cross-modal deep representations for multi-modal MR image segmentation//Proceedings of the 22nd International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention — MICCAI 2019. Shenzhen, China: Springer: 57-65 [DOI: 10.1007/978-3-030-32245-8_7]
- Li M L, Ling R J Y, Yu L H, Yang W Y, Chen Z R, Wu D J and Zhang J Y. 2023. Deep learning segmentation and reconstruction for CT of chronic total coronary occlusion. *Radiology*, 306(3): #e221393 [DOI: 10.1148/radiol.221393]
- Li Y, Zhang J G, Huang K Q and Zhang J G. 2019b. Mixed supervised object detection with robust objectness transfer. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 41(3): 639-653 [DOI: 10.1109/TPAMI.2018.2810288]
- Li Y S, Li K, Zhang C Z, Montoya J and Chen G H. 2019c. Learning to reconstruct computed tomography images directly from sinogram data under a variety of data acquisition conditions. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 38(10): 2469-2481 [DOI: 10.1109/TMI.2019.2910760]
- Liang D, Liu B, Wang J and Ying L. 2009. Accelerating SENSE using compressed sensing. *Magnetic Resonance in Medicine*, 62(6): 1574-1584 [DOI: 10.1002/mrm.22161]
- Liao S, Mo Z H, Zeng M S, Wu J J, Gu Y N, Li G B, Quan G T, Lv Y, Liu L, Yang C, Wang X L, Huang X Q, Zhang Y, Cao W J, Dong Y, Wei Y, Zhou Q, Xiao Y Q, Zhan Y Q, Zhou X S, Shi F and Shen D G. 2023. Fast and low-dose medical imaging generation empowered by hybrid deep-learning and iterative reconstruction. *Cell Reports Medicine*, 4(7): #101119 [DOI: 10.1016/j.xcrm.2023.101119]
- Liu Y B, Li H N, Luo T, Zhang C Q, Xiao Z T, Wei Y, Gao Y Z, Shi F, Shan F and Shen D G. 2023. Structural attention graph neural network for diagnosis and prediction of COVID-19 severity. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 42(2): 557-567 [DOI: 10.1109/TMI.2022.3226575]
- Lyu Y, Wei Y, Xu K, Zhang X B, Hua R, Huang J, Li M, Tang C, Yang L, Liu B C, Yuan Y G, Li S W, Gao Y Z, Zhang X J, Wu Y F, Han Y C, Shang Z X, Yu H, Zhan Y Q, Shi F and Ye B. 2022. 3D deep learning versus the current methods for predicting tumor invasiveness of lung adenocarcinoma based on high-resolution computed tomography images. *Frontiers in Oncology*, 12: #995870 [DOI: 10.3389/fonc.2022.995870]
- Matej S, Daube-Witherspoon M E and Karp J S. 2016. Analytic TOF PET reconstruction algorithm within DIRECT data partitioning framework. *Physics in Medicine and Biology*, 61(9): 3365-3386 [DOI: 10.1088/0031-9155/61/9/3365]
- Meng X H, Wu D J, Wang Z, Ma X L, Dong X M, Liu A E and Chen L. 2021. A fully automated rib fracture detection system on chest CT images and its impact on radiologist performance. *Skeletal Radiology*, 50(9): 1821-1828 [DOI: 10.1007/s00256-021-03709-8]
- Otazo R, Kim D, Axel L and Sodickson D K. 2010. Combination of compressed sensing and parallel imaging for highly accelerated first-pass cardiac perfusion MRI. *Magnetic Resonance in Medicine*, 64(3): 767-776 [DOI: 10.1002/mrm.22463]
- Pruessmann K P, Weiger M, Scheidegger M B and Boesiger P. 1999. SENSE: sensitivity encoding for fast MRI. *Magnetic Resonance in Medicine*, 42(5): 952-962 [DOI: 10.1002/(SICI)1522-2594(199911)42:5<952::AID-MRM16>3.0.CO;2-S]
- Shepp L A and Vardi Y. 1982. Maximum likelihood reconstruction for emission tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1(2): 113-122 [DOI: 10.1109/TMI.1982.4307558]
- Shi F, Chen B J, Cao Q Q, Wei Y, Zhou Q, Zhang R, Zhou Y J, Yang W J, Wang X, Fan R R, Yang F, Chen Y B, Li W M, Gao Y Z and Shen D G. 2022a. Semi-supervised deep transfer learning for benign-malignant diagnosis of pulmonary nodules in chest CT images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 41(4): 771-781 [DOI: 10.1109/TMI.2021.3123572]
- Shi F, Hu W G, Wu J J, Han M F, Wang J Z, Zhang W, Zhou Q, Zhou J J, Wei Y, Shao Y, Chen Y B, Yu Y, Cao X H, Zhan Y Q, Zhou X S, Gao Y Z and Shen D G. 2022b. Deep learning empowered volume delineation of whole-body organs-at-risk for accelerated radiotherapy. *Nature Communications*, 13(1): #6566 [DOI: 10.1038/s41467-022-34257-x]
- Shi F, Wang J, Shi J, Wu Z Y, Wang Q, Tang Z Y, He K L, Shi Y H

- and Shen D G. 2021a. Review of artificial intelligence techniques in imaging data acquisition, segmentation, and diagnosis for COVID-19. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 14: 4-15 [DOI: 10.1109/RBME.2020.2987975]
- Shi F, Xia L M, Shan F, Song B, Wu D J, Wei Y, Yuan H, Jiang H T, He Y C, Gao Y Z, Sui H and Shen D G. 2021b. Large-scale screening to distinguish between COVID-19 and community-acquired pneumonia using infection size-aware classification. *Physics in Medicine and Biology*, 66 (6) : #065031 [DOI: 10.1088/1361-6560/abe838]
- Sun K C, Wang Q and Shen D G. 2024. Joint cross-attention network with deep modality prior for fast MRI reconstruction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 43 (1) : 558-569 [DOI: 10.1109/TMI.2023.3314008]
- Tan M X and Le Q V. 2020. EfficientNet: rethinking model scaling for convolutional neural networks [EB/OL]. [2024-07-30]. <https://arxiv.org/pdf/1905.11946.pdf>
- Tang C X, Liu C Y, Lu M J, Schoepf U J, Tesche C, Bayer R R, Hudson H T, Zhang X L, Li J H, Wang Y N, Zhou C S, Zhang J Y, Yu M M, Hou Y, Zheng M W, Zhang B, Zhang D M, Yi Y, Ren Y, Li C W, Zhao X, Lu G M, Hu X H, Xu L and Zhang L J. 2020. CT FFR for ischemia-specific CAD with a new computational fluid dynamics algorithm: a Chinese multicenter study. *JACC: Cardiovascular Imaging*, 13(4) : 980-990 [DOI: 10.1016/j.jcmg.2019.06.018]
- Tang X, Wu J J, Liang J T, Yuan C F, Shi F and Ding Z X. 2022. The value of combined PET/MRI, CT and clinical metabolic parameters in differentiating lung adenocarcinoma from squamous cell carcinoma. *Frontiers in Oncology*, 12: #991102 [DOI: 10.3389/fonc.2022.991102]
- Wan J C M, White J R and Diaz L A Jr. 2019. Hey CIRI, what's my prognosis? *Cell*, 178 (3) : 518-520 [DOI: 10.1016/j.cell.2019.07.005]
- Wang G, Ye J C and De Man B. 2020. Deep learning for tomographic image reconstruction. *Nature Machine Intelligence*, 2 (12) : 737-748 [DOI: 10.1038/s42256-020-00273-z]
- Wang J, Li T F, Lu H B and Liang Z R. 2006. Penalized weighted least-squares approach to sinogram noise reduction and image reconstruction for low-dose X-ray computed tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 25 (10) : 1272-1283 [DOI: 10.1109/TMI.2006.882141]
- Wang Y J, Yang K, Wen Y, Wang P C, Hu Y P, Lai Y F, Wang Y F, Zhao K K, Tang S Y, Zhang A G L, Zhan H Y, Lu M J, Chen X Y, Yang S J, Dong Z X, Wang Y N, Liu H, Zhao L, Huang L, Li Y L, Wu L M, Chen Z X, Luo Y, Liu D B, Zhao P B, Lin K, Wu J C and Zhao S H. 2024. Screening and diagnosis of cardiovascular disease using artificial intelligence-enabled cardiac magnetic resonance imaging. *Nature Medicine*, 30 (5) : 1471-1480 [DOI: 10.1038/s41591-024-02971-2]
- Wu J J, Xia Y W, Wang X C, Wei Y, Liu A E, Innanje A, Zheng M, Chen L, Shi J, Wang L Y, Zhan Y Q, Zhou X S, Xue Z, Shi F and Shen D G. 2023. uRP: an integrated research platform for one-stop analysis of medical images. *Frontiers in Radiology*, 3: #1153784 [DOI: 10.3389/fradi.2023.1153784]
- Xiao Y, Wang X, Li Q C, Fan R R, Chen R T, Shao Y, Chen Y B, Gao Y Z, Liu A E, Chen L and Liu S Y. 2021. A cascade and heterogeneous neural network for CT pulmonary nodule detection and its evaluation on both phantom and patient data. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 90: #101889 [DOI: 10.1016/j.compmedimag.2021.101889]
- Yan C, Liu J, Yang X, Cai S Q, Lu X L, Yang C, Zeng M S, Zhou G F and Ji M. 2022. Automatic vs manual coronary CT angiography reconstruction for whole-heart coverage CT scanner: a comparison study in general patient population. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 30(2): 389-398 [DOI: 10.3233/XST-211048]
- Yang J R, Li X, Cheng J Z, Xue Z, Shi F, Ji Y Q, Wang X C and Yang F. 2023. Segment aorta and localize landmarks simultaneously on noncontrast CT using a multitask learning framework for patients without severe vascular disease. *Computers in Biology and Medicine*, 160: #107002 [DOI: 10.1016/j.combiomed.2023.107002]
- Yang Y, Sun J, Li H B and Xu Z B. 2016. Deep ADMM-Net for compressive sensing MRI//*Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Barcelona, Spain: Curran Associates Inc.: 10-18
- Yang Y, Sun J, Li H B and Xu Z B. 2020. ADMM-CSNet: a deep learning approach for image compressive sensing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42 (3) : 521-538 [DOI: 10.1109/TPAMI.2018.2883941]
- Yao L L, Shi F, Wang S, Zhang X, Xue Z, Cao X H, Zhan Y Q, Chen L Z, Chen Y T, Song B, Wang Q and Shen D G. 2023. TaG-Net: topology-aware graph network for centerline-based vessel labeling. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 42 (11) : 3155-3166 [DOI: 10.1109/TMI.2023.3240825]
- Yin W, Xu R M, Zhao B H, Liu S L and Wang M J. 2023. Influence of a new motion correction algorithm (CardioCapture) on the correlation between heart rate and optimal reconstruction phase. *Heliyon*, 9(10): #e20588 [DOI: 10.1016/j.heliyon.2023.e20588]
- Zhang J D, Sun K C, Yang J W, Hu Y, Gu Y N, Cui Z M, Zong X P, Gao F and Shen D G. 2023. A generalized dual-domain generative framework with hierarchical consistency for medical image reconstruction and synthesis. *Communications Engineering*, 2(1): #72 [DOI: 10.1038/s44172-023-00121-z]
- Zhang R, Wei Y, Shi F, Ren J, Zhou Q, Li W M and Chen B J. 2022. The diagnostic and prognostic value of radiomics and deep learning technologies for patients with solid pulmonary nodules in chest CT images. *BMC Cancer*, 22(1): #1118 [DOI: 10.1186/s12885-022-10224-z]

Zhao Y, Li J C, Cheng B D, Niu N J, Wang L G, Gao G W and Shi J. 2024. Applications and challenges of deep learning in dental imaging. *Journal of Image and Graphics*, 29(3): 586-607 (赵阳, 李俊诚, 成博栋, 牛娜君, 王龙光, 高广谓, 施俊. 2024. 深度学习在口腔医学影像中的应用与挑战. *中国图象图形学报*, 29(3): 586-607) [DOI: 10.11834/jig.230062]

Zhu B, Liu J Z, Cauley S F, Rosen B R and Rosen M S. 2018. Image reconstruction by domain-transform manifold learning. *Nature*, 555(7697): 487-492 [DOI: 10.1038/nature25988]

作者简介

陈磊,男,特聘研究员,主要研究方向为人工智能和医学图像

分析、多模态医疗人工智能。E-mail: lei.chen@uii-ai.com

沈定刚,通信作者,男,教授,主要研究方向为早期脑发育和自闭症诊断、老年痴呆症早期诊断与预测、肿瘤诊断预后和放射治疗。E-mail: dinggang.shen@gmail.com

孙开聪,男,研究员,博士生导师,主要研究方向为基于人工智能的医疗影像重建与计算。
E-mail: sunkc@shanghaitech.edu.cn

吴交交,女,算法工程师,主要研究方向为人工智能和医学数据分析。E-mail: jiaojiao.wu@uii-ai.com

石峰,男,特聘研究员,主要研究方向为基于人工智能的医学影像算法研究与临床应用、脑影像智能分析与应用。
E-mail: feng.shi@uii-ai.com