科学通报 2025 年 第 70 卷 第 33 期: 5696 ~ 5710
医学物理专辑 评 述
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS

人工智能在现代放射治疗流程中的研究与应用

宋昊宇[1†], 范嘉伟[1†], 王佳舟[1], 方应涛[1], Lei Ren[2*], 胡伟刚[1*]

1. 复旦大学附属肿瘤医院放射治疗中心, 复旦大学上海医学院肿瘤学系, 上海 200032
2. Department of Radiation Oncology, University of Maryland School of Medicine, Baltimore MD 21201-1559, USA
† 同等贡献
* 联系人, E-mail: lren@som.umaryland.edu; jackhuwg@gmail.com

2024-12-10 收稿, 2025-05-25 修回, 2025-05-30 接受, 2025-06-03 网络版发表

摘要 本文回顾并探讨了人工智能在现代放射治疗各流程中的研究与应用, 展望了其融合前景, 以期帮助临床医生了解近年AI与放疗结合的技术, 熟悉放疗流程, 促进放疗工作的开展. 通过检索近400篇相关文献, 筛选后最终纳入111篇高引文献, 因此本综述采用论述举例和对比论述的行文手法来完成, 首先阐述现代放疗流程, 包括诊断、模拟定位、靶区及危及器官勾画、计划设计与评估等流程. 随后, 基于人工智能的多种先进算法和模型框架举例论述了其在上述流程中的研究与应用. 如诊断方面, AI借助自动辅助方法提速且精准; 模拟定位时, 深度学习实现无标记靶区定位, 提升精度; 靶区及危及器官勾画方面, AI模型实现自动勾画, 大幅缩减时间且更准确; 计划设计与评估环节, AI优化质量和效率; 毒性与疗效预测方面, AI模型可预测结果; 质量保证方面, AI用于机器和患者质控, 提高效率和准确性; 计划实施时, AI结合放疗技术, 提升治疗精准度和效率. 文末提出了AI在现代放疗中面临的挑战, 其研究应用处于起步和发展阶段. 目前现代放疗各流程均融入AI先进技术和算法, 与传统手动放疗相比优势明显且具革命性. 未来, 随着AI技术发展, 放疗流程将更优化, 疗效将进一步提升, 为癌症治疗带来更大突破.

关键词 人工智能, 现代放射治疗, 危及器官勾画, 机器学习, 深度学习

放射治疗(radiation therapy, RT)是目前各大医院治疗癌症和杀灭肿瘤的一种主要手段, 对于癌症患者的预后与生存质量有着十分重要的作用, 因此针对放射治疗技术以及硬件设备的研究方兴未艾. 同时, 现代放射治疗技术通过与人工智能(artificial intelligence, AI)的结合日新月异, 其在肿瘤治疗中的作用与地位也日益突出. 传统的放疗耗时短则数天, 长则数月, 然而在人工智能技术的赋能加持下, 部分放疗设备能够使放射治疗各流程的时间缩短至数小时. 人工智能是近年出现的最具生命力与发展潜力的科技产物, 是一种交叉性极强的科学门类, 目前被广泛应用于包括医学领域在内的许多传统领域中[1]. 如图1所示, 目前人工智能的子集包括机器学习(machine learning, ML)、卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)和深度学习(deep learning, DL)等. 其中, 机器学习[2]由Samuel[3]于1959年提出; 1989年, LeCun等人[4]提出了神经网络; 2006年, Hinton等人[5]提出了深度学习.

由于人工智能在上述3个子集中又包含了许多分支, 因此本综述将文中提及的一系列模型、技术和算法统归为人工智能, 并不再赘述和具体介绍文中涉及的各种方法与模型. 此外, 由于近年来在AI的助力下衍生出了多种现代放射治疗流程中与AI结合的先进技术, 考虑到同种放射治疗技术原理的大体相似性以及避免论述的冗余, 因此仅选取几项有代表性的现代放射治疗流程中与AI结合的技术作为重点展开, 从而完成“AI在治疗计划实施中应用的放射治疗技术的研究进展”

引用格式: 宋昊宇, 范嘉伟, 王佳舟, 等. 人工智能在现代放射治疗流程中的研究与应用. 科学通报, 2025, 70: 5696–5710
Song H, Fan J, Wang J, et al. Research and applications of artificial intelligence in modern radiotherapy procedures (in Chinese). Chin Sci Bull, 2025, 70: 5696–5710, doi: 10.1360/TB-2024-1304

© 2025《中国科学》杂志社

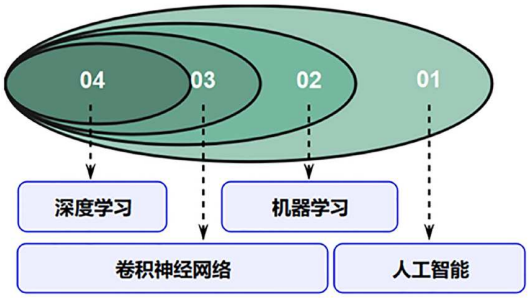


图 1 人工智能及其组成子集
Figure 1 Artificial intelligence and the constituent subsets

小节部分的论述，若读者想了解全面且完整的放射治疗技术以及现代放射治疗流程中与AI结合的先进技术，可以在本综述的基础上进行涉猎扩展.

放射治疗技术是一种利用放射线消灭恶性肿瘤和治疗癌症的现代物理治疗技术手段[6]，其工作原理为利用放射线如放射性同位素产生的α、β和γ射线以及各类射线装置产生的X射线、电子线和质子束等粒子束来照射肿瘤靶区，进而消灭肿瘤细胞达到治疗癌症的目的[7]. 现代放射治疗一般包括以下流程，即诊断、模拟定位、肿瘤靶区与危及器官勾画、治疗计划制定和计划评估、放射毒性及疗效预测、质量保证、治疗计划实施，其大致流程如图2所示.

人工智能的发展为现代放射治疗技术的先进性提供了巨大的技术支持，将人工智能中的各种模型框架与算法集成至放射治疗技术中仍是目前科学界广泛研究的热点问题[8]，因此本文主要探讨人工智能在现代放射治疗各流程中的研究与应用，如人工智能在诊断、模拟定位、肿瘤靶区与危及器官勾画等一系列流程中的研究与应用，对应的综述环形图如图3所示.

1 AI在诊断方面的研究与应用

诊断工作在放射治疗中一般指利用放射诊断技术与仪器设备对人体进行肿瘤等病理变化的检查[9]. 人工智能的发展在一定程度上加快了现代放射治疗流程中肿瘤和癌症的诊断速度，比如Kaifi[10]使用自动计算机辅助方法在机器学习与深度学习框架的基础上合成了一种脑癌成像模式，利用自动分割与分类技术完成图像处理任务，加快了脑肿瘤的诊断速度. Aggarwal等人[11]则发现基于深度神经网络(deep neural networks, DNN)所研究的ResNet存在计算成本较高和用于肿瘤诊断时流程较缓慢等问题，提出了一种基于改进残差网络(ResNet)的全新脑肿瘤分割方法，进一步加快了脑肿瘤的诊断速度.

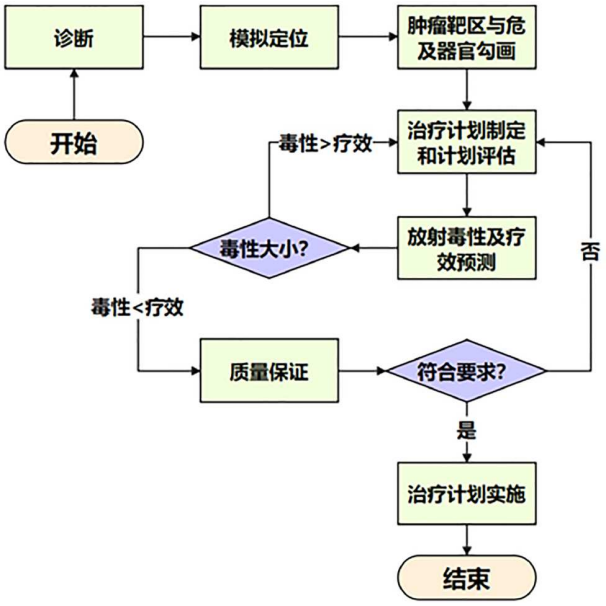


图 2 现代放射治疗大致流程
Figure 2 General procedure of modern radiotherapy

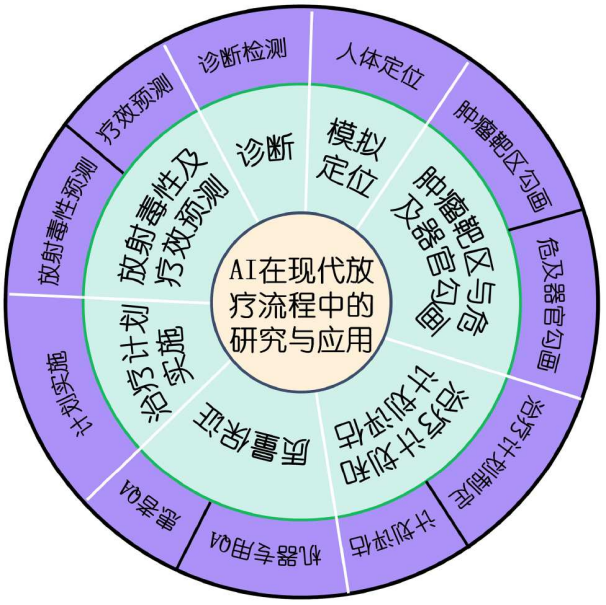


图 3 综述环形图
Figure 3 Circular diagram of the review

此外，人工智能也能够提高肿瘤和癌症诊断的精确度与准确性，显著降低误诊率. 有研究结果表明，改进的基于机器学习的数据探索技术(data exploratory techniques, DET)能够提高预测模型的诊断能力，即采

用DET开发的不同预测诊断模型能够提高乳腺癌诊断的准确性[12]. Shi等人[13]将构建的半监督深度迁移学习(semi-supervised deep transfer learning, SDTL)框架应用于胸部CT图像的恶性肺癌诊断中, 在其初始数据集中得到了相比之前的研究较高的准确性. 新颖且独特的是, Al-Azzam等人[14]通过定量对比的方式比较和评估了用于乳腺癌诊断的监督学习(supervised learning, SL)和半监督学习(semi-supervised learning, SSL)算法的性能与准确性, 其实验结论为半监督学习算法与监督学习算法诊断乳腺肿瘤的准确性至少都在90%.

2 AI在模拟定位方面的研究与应用

放疗中的模拟定位是指模拟患者治疗时的情况进行体位的固定以及靶区位置的确定从而获取治疗体位下的CT影像学资料[15], 通过模拟定位能够确保后续放疗过程中对肿瘤靶区的精准打击并使正常组织少受或不受射线的照射[16]. 有研究者通过进行胰腺肿瘤靶点的深度神经网络模型训练实验, 证明了深度学习框架能够高效地实现无标记胰腺肿瘤的靶点定位, 同时通过对胰腺癌放射治疗的回顾性研究, 验证了其提出的模型在预测定位靶区位置方面相较于传统的定位方法而言具有较高的准确性[17]. 同样是关于胰腺肿瘤定位的问题, Zhou等人[18]则针对患者的特定靶区勾画, 开发了一种基于无标记深度学习的胰腺肿瘤定位算法程序, 用于使用X射线成像系统进行肿瘤的实时定位与追踪, 分析实验结果可知这一定位算法程序在定位精度与计算效率方面都满足无标记实时定位追踪肿瘤的实际需求. 不同的是, Zhang等人[19]研究和开发了一种全新的基于HoloLens 2的增强现实(augmented reality, AR)辅助放疗定位系统, 并对所开发的系统在临床环境中的可行性与准确性进行了评估, 评估结果为其具有较为直观的视觉引导、几乎无辐射的位置验证、智能化的交互与较低误差的优势.

3 AI在肿瘤靶区与危及器官勾画方面的研究与应用

近年, 人工智能的发展同样促进了放疗中肿瘤靶区(gross target volume, GTV)与危及器官(organ at risk, OAR)的勾画工作(本综述中所提及的肿瘤靶区是扫描成像获得的影像中观察到的实际肿瘤区域, 其是GTV, 而非计划靶区). 在放射治疗流程中, 勾画GTV和OAR是一项至关重要的步骤, 其勾画质量的准确性直接影响后续治疗计划的制定以及结果的评估[20], 换言之, 其是决定整个放射治疗成功与否的关键因素.

3.1 肿瘤靶区自动勾画

放疗的目的是对患者体内的肿瘤细胞进行照射[21], 因此必须确定肿瘤的具体位置, 即确定GTV. 在传统的放疗过程中, GTV的勾画需要医师手动完成, 医师还需要具备较强的勾画靶区的专业知识与能力, 并且患者需要等待较长时间[22]. 基于上述存在的客观问题, 陆续有学者提出了多种自动勾画肿瘤靶区的高效方法, 并且主要集中于鼻咽癌部位肿瘤靶区的自动勾画上. 比如, Lin等人[23]对1021位鼻咽癌(nasopharyngeal carcinoma, NPC)患者(男性和女性皆有)的核磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)影像进行了鼻咽癌肿瘤靶区的手动勾画, 在勾画完成后将影像资料和靶区数据传输至计算机中进行训练. 上述学者利用三维卷积神经网络构建了一种AI自动勾画模型来自动勾画鼻咽癌患者的原发性肿瘤, 最后使用这一AI自动勾画模型验证了新鼻咽癌患者鼻咽肿瘤靶区的勾画效果, 实验结果表明提出的AI自动勾画模型成功将勾画所需的时间从小时级缩短至分钟级, 并且提高了GTV勾画的准确性.

Liao等人[24]同样针对鼻咽癌患者肿瘤靶区的磁共振成像数据集进行研究, 提出了一种用于实现鼻咽癌患者肿瘤靶区自动勾画工作的基于半监督学习的模型框架. 实验中选取了180例患者的数据集并将其分为若干训练集、验证集和测试集, 通过对自动勾画与Ground Truth即临床医生手动勾画的时间以及精度进行定量分析比较, 验证了所提出的基于半监督学习的模型能够在放射治疗的临床工作中显著缩短GTV的勾画时间, 其相比于传统的手动勾画而言精度更高, 具有一定的临床适用性.

不同的是, Luo等人[25]在异质磁共振成像所生成的图像上实现了鼻咽癌肿瘤靶区的自动勾画, 即他们基于半监督学习的深度学习模型提出了一种增强不变策略框架对来自五所医院的1057例患者的图像数据进行鼻咽癌肿瘤靶区的勾画. 实验结果表明这一增强不变策略框架优于目前广泛使用的nnU-Net框架, 能够在MRI图像上准确勾画鼻咽癌的原发性大体肿瘤靶区(primary gross tumor volume, GTVp), 故有望成为异质MRI图像中自动精准勾画鼻咽癌肿瘤靶区的先进方法.

此外, 也有学者将各种现有的人工智能模型框架

进行优势组合互补, 实现了自动高效地勾画GTV. 例如, Jin等人[26]提出了一种全新的人工智能VUMix-Net框架. 该框架是三维V-Net与二维U-Net结合的框架, 用于自动勾画食管癌肿瘤靶区. 他们通过选取215例食管癌患者的计算机断层扫描(computed tomography, CT)的影像数据, 以Dice系数和95HD为定量指标, 将全新VUMix-Net框架勾画的结果与Ground Truth进行定量比较, 得出的实验结论为提出的新框架VUMix-Net在准确自动勾画食管癌肿瘤靶区方面具有非常明显的优势.

3.2 危及器官自动勾画

危及器官的勾画是为了保证在正式进行放疗时尽可能使人体的重要器官不受或受到很少的辐射剂量, 避免出现较大的毒副反应[27]. 癌症患者数量较多, 每位患者又有近百张CT图像, 导致负责手动勾画任务的临床医生的工作量极其繁重, 并且人工勾画和标注大量的CT图像耗时较长, 难免会有疏忽, 在勾画时也无法避免人工误差[28], 难以保证后续治疗计划制定的可靠性.

由于危及器官的自动勾画属于图像分割模块, 因此人工智能的发展为危及器官的自动勾画提供了可能, 提高了危及器官的勾画效率. 例如, 研究发现, 对于肺癌患者OARs的勾画, 基于图谱和深度学习的自动勾画技术可显著缩短时间. 手动勾画中位时间约20分钟, 基于图谱的自动勾画技术可缩短7.8分钟, 基于深度学习的可缩短近10分钟, 表明这两种自动勾画技术在一定程度上提升了效率[29]. Liang等人[30]提出了一种鼻咽癌患者危及器官自动分割模型, 该模型在深度学习的基础上借助CT图像对患者的危及器官进行分割来实现勾画目的, 在后续实验验证中发现完成一位患者危及器官的分割工作仅需半分钟, 同时通过使用危及器官检测与分割网络(organs-at-risk detection and segmentation network, ODS net)进行检测得出自动勾画的结果与手动勾画的结果密切相关. Liu等人[31]使用卷积神经网络来分割宫颈癌患者CT图像中的其他危及器官, 在研究中引入并评估了一种端到端的危及器官分割模型. 随后, 通过对105名宫颈癌患者的CT扫描图像数据进行实验, 得到了危及器官如直肠、小肠和脊髓的平均Dice相似系数(dice similarity coefficient, DSC)分别为0.791、0.833和0.827的实验结果, 验证了其研究所提出的这一模型优于基准的U-Net模型[30].

此外, OARs的自动勾画也能够避免人为误差, 在一定程度上保证勾画的准确性和精确度[32]. 例如, Shi等人[33]提出了一种能够自动、快速和精准勾画危及器官的轻量级深度学习框架, 即RTP-Net框架, 其能够完成从粗到细的级联分割任务, 也具备针对小型和大型器官的自适应模块, 通过实验以高达0.95的Dice系数证明了该框架具有比Liu等人[31]更高的准确性, 更加符合临床应用的需求.

在制定放射治疗计划前, 无论是靶区还是危及器官, 都需要对其进行勾画, 由于头颈部肿瘤涉及许多剂量梯度的靶区, 并且需要考虑多种类型的危及器官, 若能够完全实现头颈部肿瘤的自动勾画, 将进一步加快放射治疗的整体速度. 因此, 目前人工智能在危及器官自动勾画方面的研究与应用主要集中于头颈部肿瘤的危及器官自动勾画上, 勾画的结果也比较理想. 例如, Zhang等人[34]提出了一种用于自动勾画头颈癌中其余危及器官的基于切片分类模型的三维编码器-解码器网络, 其通过将CT图像中的其余不同危及器官分别输入到不同的3D编码器-解码器分割网络中, 使得切片分类模型的平均准确率达到了95.99%, 并且完成所有危及器官的勾画仅耗时40.13 s, 验证了其提出的模型在自动勾画结果方面的准确性与高效性. 又如, Siciarz等人[35]基于嵌入式Inception-ResNet-v2图像编码模块的U-Net架构提出了一种自动勾画头颈癌中危及器官的新型U-Net分割模型, 并基于CT扫描对头颈癌危及器官分割模型进行了评估, 证实了其具有精度高、分割时间较短和预测推理的性能, 整体性能和临床可行性都优于前述几项研究.

值得一提的是, OARs的勾画需要考虑各个患者之间和患者体内器官多样性的影响[36], 因此对危及器官进行自动勾画时需要鲁棒高效的分割策略. 最近, Zhao等人[37]提出了一种新的双阶段分割框架, 其是在第一阶段获取所有靶器官的粗略定位, 进而在第二阶段对每个器官进行精细分割. 其研究也针对不同大小和形状的器官提出了一种分层分割策略, 即对不同大小的器官分别使用不同残差网络进行分割, 还提出了一种标记融合策略来高效地处理对称器官, 结果表明与现有方法相比, 该框架策略性能更好.

近年, 国内相关单位无论是在自动勾画领域的独立研究, 还是在与各大医院的合作研究中, 都获得了不菲的成果. 例如, Zhong等人[38]在乳腺癌的研究中针对基于深度学习的靶区自动勾画技术进行了自动勾画的剂量学指标的性能验证, 其揭示了目前靶区勾画不精

确而影响放射治疗效果的研究现状，提出应构建能够更准确地反映勾画质量如何影响剂量测定的临床导向的几何评价指标. Xia等人[39]则利用科学界广泛使用的U-Net这一卷积神经网络深度学习模型研究了腮腺部位肿瘤的分割勾画，其通过比对腮腺的平均Dice相似系数发现模型的自动勾画与医生的手动分割勾画效果相当，证实了拥有注意力机制的U-Net模型架构能够完成并实现腮腺肿瘤的自动勾画. Guo等人[40]从剂量角度探究了鼻咽癌与直肠癌治疗中基于深度学习的危及器官自动勾画技术的剂量影响，通过计算并评估各种几何指标研究得出了使用的深度学习自动勾画技术对其余靶区和危及器官的剂量影响较小，即毒副反应并不明显.

4 AI在治疗计划制定和计划评估方面的研究与应用

4.1 治疗计划制定

在放射治疗流程中，制定治疗计划被公认为是放疗中较为精细与复杂的操作，这是因为制定出的治疗计划需要尽最大可能将射线集中于肿瘤靶区区域，同时使周围的正常组织与危及器官尽可能少地接触射线的照射[41].

毋庸置疑，人工智能在放射治疗计划中的参与将有利于治疗计划效率的进一步提高. 例如, 有学者选取了60例接受过调强放射治疗(intensity modulated radiation therapy, IMRT)的前列腺癌患者作为实验对象, 基于CNN研究出了一种自动计划方法用于优化放射治疗计划的质量，实验结果表明基于深度学习中CNN框架的这一自动计划方法能够精准和高效地完成接受过调强放疗的前列腺癌患者的自动治疗计划[42]. Chen等人[43]针对80例早期鼻咽癌患者进行了实验研究，在模型构建中使用了带有勾画的两种类型的输入图像，一种是无需处理的具有相关勾画的输入图像，另一种是使用了来自照射光束几何形状的包含信息的图像灰度标签的输入图像，而后通过剂量评估预测了剂量分布的准确性，最终得出了深度神经网络(deep neural networks, DNN)能够准确预测放射治疗剂量分布的结论.

再如，Bai等人[44]设置了125与30例肺癌患者数据分别作为训练集和验证集，提出并展示了一种基于机器学习算法的非小细胞肺癌(non-small cell lung cancer, NSCLC)患者立体定向放射治疗(stereotactic body radiation therapy, SBRT)的自动计划方法，而后将实验中自动生成的计划与由经验丰富的物理师完成的临床计划进行比较，通过实验结果发现这一自动计划方法将物理师手动计划所需的时间从40~60分钟缩短至10~15分钟, 并得到了高质量的临床治疗计划, 从而证实了这一基于机器学习的自动计划方法能够在不影响计划质量的前提下显著缩短治疗计划的时间. Teng等人[45]在深度学习的基础上提出了一种基于级联网络设计的光束剂量分解学习(beam dose decomposition learning, BDDL)算法，通过建立剂量预测模型实现了对头颈癌患者放疗计划进行剂量分布的自动预测目的，具有广泛的临床应用前景. 近年来，质子和硼中子俘获疗法(boron neutron capture therapy, BNCT)方兴未艾, 有学者研究利用深度学习方法建立质子剂量计算模型. 例如，Oscar等人[46]提出了一种基于深度学习的毫秒级剂量计算算法，可准确预测单能质子笔形束对任意能量和患者几何形状的剂量, 能在5±4.9 ms内计算出质子束剂量, 伽马通过率高达99.37%±1.17%. Angelo等人[47]利用BNCT康普顿相机图像的模拟数据集, 开发了一种深度神经模型, 能够避免最大化算法相关的迭代时间, 可以在治疗期间快速重建剂量, 与经典迭代算法相比, 计算时间减少约七分之一

近年来有部分学者也提出了自动治疗计划的构想, 并展望了治疗计划在未来实现全自动化的蓝图愿景. 例如，Rhee等人[48]在其研究中探讨了宫颈癌自动治疗计划的现状，介绍了一种用于自动设计放射治疗计划的RPA系统，即放疗计划助手(radiation planning assistant, RPA)，阐明了基于网络服务的该系统能够使得宫颈癌和其他治疗部位的治疗计划完全自动化，在文末表明了自动化放射治疗计划能够提高放疗的效率、安全性和质量的观点，并展望了RPA系统广泛应用的愿景. Fan等人[49]则提出了基于深度学习的3D剂量预测和基于剂量分布的计划生成算法，提出并初步实现了通过自动治疗计划预测剂量分布的构想. 同样地，Wang等人[50]研究了深度学习在辅助肺癌患者自动治疗计划中的临床应用与评估，提出了一种用于预测患者特异性剂量的深度学习模型，在计划质量指标(plan quality metric, PQM)、靶区覆盖率和均匀性等方面比较了自动与手动计划来评估深度学习辅助的自动计划质量，证明了深度学习辅助肺癌自动计划能够获得与手动计划相当或更好的效果，并且能够提高计划与治疗的效率.

自动治疗计划实现的难点与关键主要体现在算法的应用与研究方面. 近年, Hu课题组的Ling等人[51]对食管癌放射治疗自动计划的研究填补了国内自动计划的空白, 其在基于知识的计划(knowledge-based planning, KBP)和基于计算机语言脚本计划的基础上, 研究并提出了一种治疗食管癌的混合自动治疗计划(hybrid automated treatment planning, HAP)方法, 通过对比三种计划方法证实了提出的HAP方法能够取得质量较好的食管癌治疗计划. Guo等人[52]为实现乳腺癌治疗的自动计划提出了一种光束角优化(beam angle optimization, BAO)算法, 在BAO过程中建立三种心脏限值的不同梯度获得了三种优化的光束, 这一研究成果表明了BAO算法对于乳腺癌的治疗能够获得与手动计划相当甚至更佳的自动计划.

4.2 计划评估

在制定完成放疗计划后需要对患者的治疗计划进行必要的评估, 即计划评估, 其目的是审核制定完成的计划是否符合要求以确保后续放疗计划有条不紊地进行[53]. 例如, Shen等人[54]在其研究中针对临床靶体积(clinical target volume, CTV)的自动勾画治疗计划与临床手动治疗计划进行了比较评估, 结果表明新型自动勾画治疗计划的效率更高, 时间缩短至原先的一半. 虽然人工智能在计划评估方面的研究目前还十分稀少, 但是其相关的研究潜力和空间依旧巨大.

5 AI在放射毒性及疗效预测方面的研究与应用

在放射治疗前需要进行放射毒性的预测工作, 其目的是在杀灭肿瘤的过程中不产生明显的放射毒副作用, 同时, 在放射治疗完成后也需要对患者的疗效进行预测. 放射毒性也称为放射治疗毒性, 其是指一些关键器官在放射治疗过程中受到较高剂量的照射后, 患者的身体出现了一些不良反应[55]. 相关研究的结果表明, 在放疗前进行放射治疗的毒性预测与在放射治疗后进行疗效预测对于提高放射治疗的预后和患者的生存质量具有十分重要的临床意义[56].

5.1 放疗前毒性预测

在进行放射治疗前需要预测患者在接受预定的照射剂量后可能引起的毒性即副作用的大小, 若疗效远远大于毒性, 则一般会采用已经拟定的计划, 若毒性大于疗效, 则会否定已经拟定的计划并进行相应调整[57]. 近年, AI在放射治疗领域的毒性预测流程中得到了广泛研究. 例如, Akcay等人[58]的研究表明了利用机器学习算法能够研究影响妇科癌症辅助放疗中急性血液毒性副作用的因素, 进而采取一定的预防措施降低放疗副反应的毒性. 不同的是, Tan等人[59]在深度学习模型的基础上对预测放射治疗可能导致的毒副作用进行了全面的系统评价, 并在研究中总结了有关患者特征和模型的信息, 探讨了选定研究使用的集成学习、数据增强和迁移学习等方法.

5.2 放疗后疗效预测

疗效预测是指医院在患者接受放射治疗后需要对其放疗效果进行预测和后续随访, 以便定性分析评估患者接受放射治疗后的效果, 进而能够帮助临床医生进行后续的治疗决策并为患者提供康复管理与支持[60]. 人工智能目前也逐渐应用于放射治疗后的疗效预测中, 比如有学者为了实现更精确地预测肺癌患者接受放射治疗后的2年生存率, 研究并提出一种具有放射学特征的三层深度神经网络(deep neural networks, DNN)模型, 实现了对肺癌患者的生存预测[61]. She等人[62]提出了一种深度学习生存神经网络模型, 而后评估了其在预测非小细胞肺癌生存率等疗效方面的性能, 通过较高的C统计量(C统计量=0.739)证明了这一模型在肺癌特异性生存期疗效预测评估方面具有一定的优势, 有利于帮助肺癌患者获得特定的治疗方案与建议.

此外, 众多学者提出利用人工智能模型对直肠癌新辅助放化疗(neoadjuvant chemoradiotherapy, nCRT)后的疗效与病理进行预测. 例如, Zhang等人[63]基于多实例学习的多尺度卷积神经网络提出了一种直肠癌新辅助放化疗后疗效预测的新方法, 即基于注意力归一化和特征融合等机制, 利用组织病理学图像分析技术实现了直肠癌放疗的疗效预测. Jia等人[64]则通过进行荟萃分析系统地评估了具备磁共振成像的人工智能模型在直肠癌新辅助放化疗疗效与病理完全反应中的预测准确性, 其荟萃分析的结果为深度学习模型相比影像组学模型而言在预测疗效方面具有更高的准确性. 再如, Wang等人[65]针对一种基于多参数磁共振成像的机器学习分类器, 在其研究中纳入了207例直肠癌患者的数据进行回顾性研究. 该研究发现这一机器学习分类器能够准确地区分较差和良好的疗效反应, 证明了其能够预测直肠癌患者新辅助放化疗后的疗效与不良

反应, 进而帮助指导临床医生为患者量身定制治疗方案.

6 AI在质量保证方面的研究与应用

质量保证(quality assurance, QA)是指为满足需求而需制定的计划, 以及为确保即将执行的计划具有较高的质量而需采取的一系列措施和标准[66], 其是放射治疗流程中必不可少的阶段, 一般根据目的可将其划分为机器专用质量保证(机器QA)和特定患者质量保证(患者QA).

6.1 机器专用质量保证

机器专用质量保证的目的一般是确保加速器及附属器件的正常工作[67], 目前人工智能的各类技术也逐步应用在机器QA中. 例如, El Naqa等人[68]在医用直线加速器QA测试包含多维度量原理的基础上, 使用支持向量数据描述(support vector data description, SVDD)聚类为QA数据提出了一种更高维度的可视化工具, 从而更好地定义了公差边界与异常值的检测.

6.2 特定患者质量保证

特定患者质量保证的目的是为了在正式进行放疗工作前发现和解决特定于患者的放疗计划错误, 从而避免不可挽回的医疗事故[69]. 患者质量保证首先需要进行勾画质量保证, 即勾画QA[70].

人工智能在勾画QA方面的应用主要体现在对感兴趣区域(region of interest, ROI)的分割工作中. 例如, 为了解决单一的自动分割技术的低精确性, 有学者提出了一种基于知识的结合了不同策略优点的交叉质量控制系统, 这一系统对ROI类使用自编码器, 从而将比较范围从整个特征空间缩小至类内特征空间, 其相比于其他基于分类的简单方法表现出更好的性能[71]. 再比如, Claessens等人[72]在其先前研究的基础上, 将一个独立的二级分割模型集成至最初研究的自动分割方法中, 即结合了深度学习分割模型与机器学习分类器, 以缩短自动勾画QA期间的耗时, 从而加快了勾画QA的速度, 提高了放射治疗中勾画流程的效率.

特定患者质量保证除需要进行勾画QA工作外, 还需要进行剂量质量保证即剂量QA, 从而确保针对特定患者质量保证工作的全面性. 目前在剂量QA方面也应用和涉及了人工智能模型, 例如Hasse等人[73]结合使用了受试者工作曲线分析和具有剂量计算系统的机器学习框架模型, 成功减少了患者特定剂量QA所需的测量次数, 保证了患者的安全健康. 又如, Gronberg等人[74]基于深度学习的剂量预测模型提出了用于头颈部放疗计划的质量保证方法, 通过剂量预测完成了高质量剂量分布的预测工作, 继而实现了放疗计划中剂量的质量保证.

7 AI在治疗计划实施中应用的放射治疗技术的研究进展

治疗计划实施需要在放射治疗的前序步骤全部符合规定并有序完成的前提下才可以进行, 如果将放疗设备比作“硬件”, 那么放射治疗技术就好比“软件”, 当“硬件”达到一定瓶颈难以再提升优化时, “软件”的革新在显著提高放疗工作的效率方面就发挥了关键作用. 在现代放射治疗中诞生了许多性能卓越的能够应用和结合AI的放射治疗技术, 例如图像引导放射治疗技术、调强放射治疗技术以及自适应放射治疗技术.

7.1 图像引导放射治疗技术

图像引导放射治疗技术(image-guided radiation therapy, IGRT)是在治疗计划实施过程中利用成像设备来观察患者的肿瘤及器官并调整照射范围的一种放疗技术[75]. 图像引导放疗能够做到实时监控, 故其也被称为精准放疗的“火眼金睛”. 由于人工智能在图像分析和处理方面已经发展至较为成熟的水平, 使得目前AI在图像引导放疗这一技术中的研究与应用较多, 并且将两者集成的兼容效果较良好[76]. 例如, Chrystall等人[77]认为基于深度学习能够实现有标记的肿瘤分割, 其开发了一种基于卷积神经网络分类器的新型实时标记物跟踪系统, 进而实现了使用MV图像对前列腺癌患者进行实时图像引导放射治疗的构想. 与其想法不同的Terunuma等人[78]则认为深度学习也可以实现无标记的肿瘤分割任务, 其验证了特定深度学习在患者无标记图像引导放疗中的可解释性和可控性, 即通过图像引导放疗技术实现了临床图像的实时肺部肿瘤分割. Zhao等人[79]提出了一种个性化的基于区域的卷积神经网络模型, 将来自深度神经网络层的成像信息整合至图像引导放射治疗中, 实现了在不植入基准点的情况下定位前列腺癌治疗靶区的目的, 进而证明了这一方法能够实现无标记前列腺癌患者的日常定位与靶区的实时跟踪. Kida等人[80]提出了一种基于Cycle-GAN的深度学习模型, 能够在非配准情形下实现CBCT与CT图像的精准高效转化, 显著提升自适应放疗中解剖图

像的清晰度，为自适应放疗临床决策提供有力依据. Xie等人[81]通过配准乳腺癌保乳术前CT与术后CT图像, 开发算法将术前靶区轮廓映射到术后图像中, 作为先验信息输入深度学习网络，实现乳腺癌靶区的精准高效勾画. Fu等人[82]运用pix2pix深度神经网络构建了基于KV投影图像的靶区分解技术，成功实现了二维无标记肺癌靶区的实时追踪，为三维靶区追踪技术的进一步发展提供技术参考. 上述研究表明基于AI的图像引导放射治疗技术均能实现有标记或无标记的肿瘤分割以及无标记的靶区定位或实时追踪，只是其精度与准确率有待进一步的研究和考量.

7.2 调强放射治疗技术

调强放射治疗(intensity modulated radiation therapy, IMRT)这一概念由Bjärngard于1977年提出[83], 几年后才真正落地和应用. 调强放射治疗技术是放疗领域极具革命性意义的一种放疗技术，其作为一种先进的三维适形放疗技术实现了更加合理和均匀的剂量分布, 尤其是显著降低了放疗对正常组织的损伤[84]. 然而, 由于细微的体位移动就可能使高剂量区域照射到周围的正常组织中，因此调强放疗对患者的体位固定要求更为严格[85]，于是许多学者提出并利用多种人工智能模型从自动计划的质量、效果以及耗时等方面改进了调强放疗技术. 例如, Frederick等人[86]为优化加速部分乳腺照射(accelerated partial breast irradiation, APBI)的调强放疗技术提出了一种基于知识的计划模型，称其为RapidPlan模型. 实验选取120例APBI患者进行了定量验证，这一RapidPlan自动生成计划的模型与传统临床计划相比能够实现等效甚至更佳的剂量测定，并且可以很好地应用于临床实践中. Sun等人[87]根据U-Net深度学习框架和体素优化策略构思出一种混合优化策略, 通过鼻咽癌和直肠癌的剂量分布预测实验证明了其策略对于外照射调强放疗自动计划的可行性. Li等人[88]在其研究中构建了一种全新的用于预测的框架模型, 成功地同步预测了鼻咽癌调强放疗的3D剂量分布与通量图，增强了调强放疗技术质量的一致性. Chen等人[89]利用深度学习卷积神经网络预测模型与自动优化策略来优化调强放疗技术，大大缩短了调强放疗自动计划所需的时间.

7.3 自适应放射治疗技术

1997年, 美国的Yan等人[90]提出了一种新的放射治疗技术, 即自适应放射治疗(adaptive radiation therapy, ART), 其是图像引导放射治疗技术的一种新方案, 主要是根据初始照射后的测量结果或在放疗过程中得到的反馈信息来比较分次治疗与原计划之间的差异，继而对分析治疗计划的后续工作进行调整. 然而, 许多学者没有局限于常规的自适应放疗计划，他们在常规自适应放疗计划的基础上进行了在线自适应放疗计划的研究与探索. 例如, De Jong等人[91]首次提出了一种基于锥形束计算机断层扫描(cone-beam computed tomography，CBCT)的直肠癌在线自适应放疗计划方案，使用直线加速器对12位满足术前放疗条件的患者进行了治疗，随后通过临床试验评估发现放疗工作流程中不同步骤所需的时间、计划的质量、靶区覆盖率以及患者依从性都符合临床要求，证明了其提出的方案治疗直肠癌的可行性. 同样地，Sibolt等人[92]使用由AI驱动的CBCT引导的在线自适应放疗计划, 通过对骨盆区域的癌症如膀胱癌、直肠癌、肛癌和前列腺癌进行实验, 发现其自动计划的质量是临床上可接受的，证明了这一新型商用的在线自适应放疗计划适用于各种盆腔部位癌症的治疗. Kejda等人[93]则主要针对无模拟姑息性放疗的患者评估了CBCT引导的在线自适应放疗计划的临床可行性，在对20例无模拟姑息治疗的患者进行治疗后，通过DVH等指标对使用了在线自适应计划的剂量分布与未使用在线自适应计划的剂量分布进行比较, 并记录了关键步骤的持续时间, 研究发现这一用于无模拟姑息性放疗的CBCT引导的在线自适应放疗计划能够进一步简化和改善姑息治疗患者的治疗情况.

有学者在其综述中阐述了在线自适应放疗方案能够尽可能地保证射线对靶区的照射并且保护危及器官, 同时基于在线自适应放疗方案对妇科癌症的潜在益处进行了概述[94]. Chapman等人[95]研究出了一种在线自适应放疗的端到端测试策略，完成和实现了人工智能辅助在线分割和自适应放疗计划的鲁棒性与可重复性的性能评估.

8 面临的挑战

8.1 放疗效果与患者康复率挑战

尽管AI的引入使得放疗的速度和精准度得到了提升，但放疗效果的提升和患者的康复率仍然是当前亟待解决的问题[96,97]. 尤其对于胰腺癌、肺癌等难治性癌症，治疗效果的提升仍然面临巨大挑战. 例如，胰腺

癌被称为“癌症之王”, 其五年生存率仍然较低[98], 传统放疗在治疗这些肿瘤时效果不佳. AI虽然能够提供更精准的肿瘤靶区定位和剂量分布预测, 但肿瘤的异质性、生物学特性以及对治疗的耐药性等因素, 依然限制了放疗效果的提升. 因此, 未来需要从多方面突破: 一方面, 结合AI与个性化治疗方案, 通过精准分析患者的遗传信息、肿瘤的分子特征等, 实现更为精确的放疗方案设计; 另一方面, AI与免疫治疗等多种治疗手段的联合应用可能是提高放疗疗效的方向. 结合不同学科的优势, 形成综合治疗方案, 才能更好地提高癌症患者的生存率和生活质量.

8.2 通用性挑战

当前, AI算法在放疗领域的应用大多是为特定的疾病、治疗方案或影像类型定制的, 缺乏跨领域的通用性[99,100]. 这在许多临床放疗工作中造成了限制, 尤其是在不同医院、不同患者群体中, 传统的成像算法[101~105]往往无法灵活适应. 因此, AI系统的通用性是AI在放疗临床推广的核心瓶颈之一. 例如, 在多个医院中进行放疗时, 所使用的成像数据可能存在差异, 这些差异可能影响AI算法的效果. 解决这一挑战的潜在途径之一是开发可迁移的算法, 即能够适应不同影像数据和治疗流程的智能系统. 研究者可以通过大规模、多中心的临床数据集, 训练具有更强泛化能力的AI模型. 同时, 算法的定制化也不可忽视, 针对不同患者的具体情况和不同医院的设备配置, 开发定制化的AI解决方案, 将是实现通用性的重要路径.

8.3 可解释性挑战

深度学习模型的“黑箱”特性是放疗中AI应用的重大挑战之一. 虽然深度学习能够在放疗剂量预测、肿瘤靶区勾画等方面提高效率, 但其决策过程缺乏透明性, 临床医生难以理解AI的预测依据, 导致对AI结果的信任度不高. 例如, 在肿瘤靶区勾画时, AI可能做出一个预测, 但无法清晰解释为何选定某一特定区域作为靶区. 这使得临床医生难以将AI决策融入临床治疗中, 从而影响了AI技术的推广应用.

为了解决这一问题, 学者们提出了“可解释性AI”的概念[106,107], 旨在让深度学习模型的决策过程变得更加透明. 研究者通过特征重要性分析、可视化技术等手段, 使AI的预测结果能够被临床医生理解. 例如, 在AI模型预测肿瘤治疗效果时, 可以通过热力图展示模型对不同组织的关注度, 从而帮助医生理解AI的决策依据. 未来, 提升AI模型的可解释性将是AI在放疗中广泛应用的关键.

8.4 大模型临床应用挑战

近年来, 大规模深度学习模型凭借其强大的推理和泛化能力, 在多个领域展示了出色的性能. 然而, 大模型的应用面临着数据需求、计算能力和资源消耗等方面的挑战. 例如, 放疗领域的AI模型通常需要大量的临床数据进行训练, 而这些数据往往受到隐私保护和数据共享限制. 以AI辅助放疗剂量计划为例, 尽管大模型能够提高放疗剂量预测的精准度, 但它们对高质量标注数据和巨大的计算资源要求使得大部分医院难以开展相关研究和应用.

此外, 大模型的训练与应用需要巨大的计算资源, 这对医院的硬件设施和技术团队提出了更高要求. 因此, 未来解决这一挑战的关键在于如何平衡大模型的性能和实际应用需求. 比如, 采用分布式计算技术、边缘计算等方式来降低计算资源的消耗, 同时探索多机构数据共享平台, 推动跨区域、跨领域的数据互联互通, 以实现AI在放疗中的大规模应用.

8.5 数据公开与隐私挑战

数据隐私和数据公开性一直是AI在医疗领域应用的重大障碍之一. 在放疗领域, 由于涉及患者隐私, 许多医疗机构无法公开患者的影像数据和治疗信息, 这使得基于大规模数据的AI算法难以训练和验证. 例如, 一些著名的放疗数据集由于隐私保护问题, 无法获得最新的临床数据, 限制了AI模型的学习和更新[108,109]. 在影像数据和患者病历的处理过程中, 虽然采用了匿名化和去标识化技术, 但仍然存在安全和隐私泄露的风险.

为应对这一挑战, 首先需要政府、医院和科研机构制定更加完善的数据保护和共享政策. 同时, 推动数据匿名化技术和隐私保护计算技术的发展, 如联邦学习和差分隐私技术, 可以在确保数据隐私的前提下, 促进数据共享和AI技术的创新. 此外, 建立跨机构、跨平台的数据共享平台, 通过区块链等技术确保数据的可追溯性和安全性, 将成为未来解决数据隐私问题的关键.

8.6 新技术落地应用挑战

新技术的落地和应用通常伴随着长时间的验证和审批过程. AI技术尽管在研究阶段取得了显著进展, 但

其应用于临床仍面临漫长的转化过程[110,111]. 例如, 调强放射治疗的应用技术经过17年的发展才得以落地并实际应用于临床. 类似的, AI与放疗结合的技术虽然理论上可行, 但在临床上的应用依然受到技术、资金和时间的多重制约.

解决这一问题的关键在于如何加快技术转化进程. 首先, 建立健全的技术验证和临床试验机制, 通过快速的多中心临床试验验证新技术的效果. 其次, 加强AI和临床医生的合作, 确保新技术能与临床需求相匹配, 避免科研成果与临床应用之间的脱节. 最后, 政策层面的支持也至关重要, 政府和相关监管机构需要加速对AI技术的审批流程, 为新技术的快速应用提供法律和政策保障.

9 总结与展望

计算机技术的出现和崛起推动了计算机科学领域内人工智能的迅猛发展, 人工智能的发展也进一步促进了多领域和多学科的建设. 本文综合论述了人工智能各种模型和技术在现代放射治疗各流程中的研究与应用, 重点阐述了人工智能在肿瘤靶区与危及器官勾画、治疗计划制定和计划评估、质量保证等放疗流程中的研究与应用.

现代放射治疗技术较传统放疗工作而言无疑是一种“技术蜕变”, 人工智能在现代放射治疗各流程中的应用具有非常广阔的前景, 其研究工作同样具有重要价值. 现代放射治疗与AI的结合加速了放射治疗的过程, 同时也进一步优化了放疗的流程, 在最大程度上减轻了物理师的工作负担, 显著缩短了患者漫长的等待时间, 最重要的是其提高了放疗的效率与精准度. 因此, 对于患者与放疗工作者而言, 放射治疗中各流程的“人工智能化”是新世纪的福音.

相信在未来, 人工智能技术将取得科学性的发展与质的飞跃, 从而进一步强化交叉领域, 其在现代放射治疗各流程中的研究与应用也将取得新的发展和突破.

参考文献

1 Arfi S, Srivastava N, Sharma N. Artificial intelligence: an emerging intellectual sword for battling carcinomas. Curr Pharm Biotechnol, 2023, 24: 1784–1794
2 Zhou Z H. Machine Learning (in Chinese). Beijing: Tsinghua University Press, 2016 [周志华. 机器学习. 北京: 清华大学出版社, 2016]
3 Samuel A L. Some studies in machine learning using the game of checkers. IBM J Res Devel, 1959, 3: 210–229
4 LeCun Y, Boser B, Denker J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. Neural Computation, 1989, 1: 541–551
5 Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets. Neural Computation, 2006, 18: 1527–1554
6 Chandra R A, Keane F K, Voncken F E M, et al. Contemporary radiotherapy: present and future. Lancet, 2021, 398: 171–184
7 Li M, Wu J T, Wang J H, et al. Research progress of image-guided methods in tumor radiotherapy (in Chinese). Biomed Eng Clin, 2022, 26: 652–657 [李明, 吴建亭, 王君辉, 等. 肿瘤放射治疗中图像引导方式研究进展. 生物医学工程与临床, 2022, 26: 652–657]
8 Li G, Wu X, Ma X. Artificial intelligence in radiotherapy. Semin Cancer Biol, 2022, 86: 160–171
9 Niu B, Luo J. Research progress in the diagnosis and treatment of carotid body tumors (in Chinese). Clin Misdiagn Mistreat, 2022, 35: 112–116 [牛奔, 罗军. 颈动脉体瘤的诊断及治疗研究进展. 临床误诊误治, 2022, 35: 112–116]
10 Kaifi R. A review of recent advances in brain tumor diagnosis based on AI-based classification. Diagnostics, 2023, 13: 3007
11 Aggarwal M, Tiwari A K, Sarathi M P, et al. An early detection and segmentation of brain tumor using deep neural network. BMC Med Inform Decis Mak, 2023, 23: 78
12 Rasool A, Bunterngchit C, Tiejian L, et al. Improved machine learning-based predictive models for breast cancer diagnosis. Int J Environ Res Public Health, 2022, 19: 3211
13 Shi F, Chen B, Cao Q, et al. Semi-supervised deep transfer learning for Benign-Malignant diagnosis of pulmonary nodules in chest CT images. IEEE Trans Med Imag, 2022, 41: 771–781
14 Al-Azzam N, Shatnawi I. Comparing supervised and semi-supervised machine learning models on diagnosing breast cancer. Ann Med Surg, 2021, 62: 53–64
15 Thomas D H, Schubert L K, Vinogradskiy Y, et al. Technical Note: deep learning approach for automatic detection and identification of patient positioning devices for radiation therapy. Med Phys, 2020, 47: 5061–5069
16 Li X T, Zhu H T, Chen W L, et al. Progress in MR simulation positioning technology for tumor radiotherapy (in Chinese). Chin J Med Imaging Technol, 2023, 39: 1089–1092 [李晓婷, 朱海涛, 陈伟梁, 等. MR模拟定位技术用于肿瘤放射治疗进展. 中国医学影像技术, 2023, 39: 1089–1092]

17 Zhao W, Shen L, Han B, et al. Markerless pancreatic tumor target localization enabled by deep learning. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2019, 105: 432–439

18 Zhou D, Nakamura M, Mukumoto N, et al. Development of a deep learning-based patient-specific target contour prediction model for markerless tumor positioning. Med Phys, 2022, 49: 1382–1390

19 Zhang G, Liu X, Wang L, et al. Development and feasibility evaluation of an AR-assisted radiotherapy positioning system. Front Oncol, 2022, 12: 921607

20 Li Z, Hong W S, Hu L C. Study on the accuracy of three automatic delineation software for delineation of organs at risk in the upper and middle abdomen (in Chinese). Chin J Med Equip, 2021, 36: 66–70 [李桢, 洪文松, 胡丽彩. 三种自动勾画软件应用于中上腹部危及器官勾画的准确性研究. 中国医疗设备, 2021, 36: 66–70]

21 Huguet F, Rivin Del Campo E, Orthuon A, et al. Radiation therapy of pancreatic cancers. Cancer Radiother, 2022, 26: 259–265

22 Tian J X. Research on intelligent delineation and image fusion methods of organs at risk and target areas in tumor radiotherapy (in Chinese). Doctor Dissertation. Changsha: Hunan University, 2019 [田娟秀. 肿瘤放疗危及器官和靶区智能勾画与图像融合方法研究. 博士学位论文. 长沙: 湖南大学, 2019]

23 Lin L, Dou Q, Jin Y M, et al. Deep learning for automated contouring of primary tumor volumes by MRI for nasopharyngeal carcinoma. Radiology, 2019, 291: 677–686

24 Liao W, He J, Luo X, et al. Automatic delineation of gross tumor volume based on magnetic resonance imaging by performing a novel semisupervised learning framework in nasopharyngeal carcinoma. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2022, 113: 893–902

25 Luo X, Liao W, He Y, et al. Deep learning-based accurate delineation of primary gross tumor volume of nasopharyngeal carcinoma on heterogeneous magnetic resonance imaging: a large-scale and multi-center study. RadioTher Oncol, 2023, 180: 109480

26 Jin L, Chen Q, Shi A, et al. Deep learning for automated contouring of gross tumor volumes in esophageal cancer. Front Oncol, 2022, 12: 892171

27 Bilimagga R S, Anchineyan P, Nmugam M S, et al. Autodelineation of organ at risk in head and neck cancer radiotherapy using artificial intelligence. J Cancer Res Ther, 2022, 18(Suppl): s141–s145

28 Chen X, Sun S, Bai N, et al. A deep learning-based auto-segmentation system for organs-at-risk on whole-body computed tomography images for radiation therapy. Radiother Oncol, 2021, 160: 175–184

29 Lustberg T, van Soest J, Gooding M, et al. Clinical evaluation of atlas and deep learning based automatic contouring for lung cancer. Radiother Oncol, 2018, 126: 312–317

30 Liang S, Tang F, Huang X, et al. Deep-learning-based detection and segmentation of organs at risk in nasopharyngeal carcinoma computed tomographic images for radiotherapy planning. Eur Radiol, 2019, 29: 1961–1967

31 Liu Z K, Liu X, Xiao B, et al. Segmentation of organs-at-risk in cervical cancer CT images with a convolutional neural network. Phys Med, 2020, 69: 184–191

32 Shu J, Wang H Z, Cui X L. Comparative analysis of the results of organ-at-risk delineation using two automatic delineation software (in Chinese). Chin J Med Phys, 2022, 39: 295–299 [束灵, 王宏志, 崔相利. 两种自动勾画软件对危及器官勾画结果对比分析. 中国医学物理学杂志, 2022, 39: 295–299]

33 Shi F, Hu W, Wu J, et al. Deep learning empowered volume delineation of whole-body organs-at-risk for accelerated radiotherapy. Nat Commun, 2022, 13: 6566

34 Zhang S, Wang H, Tian S, et al. A slice classification model-facilitated 3D encoder–decoder network for segmenting organs at risk in head and neck cancer. J Radiat Res, 2021, 62: 94–103

35 Siciarz P, McCurdy B. U-net architecture with embedded Inception-ResNet-v2 image encoding modules for automatic segmentation of organs-at-risk in head and neck cancer radiation therapy based on computed tomography scans. Phys Med Biol, 2022, 67: 115007

36 Li H L, Wang P P, Li J K, et al. Effect of volume on the accuracy of delineating organs at risk using automatic delineation software (in Chinese). Chin J Med Phys, 2020, 37: 797–802 [李华玲, 王沛沛, 李金凯, 等. 体积对自动勾画软件勾画危及器官准确性的影响. 中国医学物理学杂志, 2020, 37: 797–802]

37 Zhao Q, Wang G, Lei W, et al. Segmentation of multiple Organs-at-Risk associated with brain tumors based on coarse-to-fine stratified networks. Med Phys, 2023, 50: 4430–4442

38 Zhong Y, Guo Y, Fang Y, et al. Geometric and dosimetric evaluation of deep learning based auto-segmentation for clinical target volume on breast cancer. J Appl Clin Med Phys, 2023, 24: e13951

39 Xia X, Wang J, Liang S, et al. An attention base U-net for parotid tumor autosegmentation. Front Oncol, 2022, 12: 1028382

40 Guo H, Wang J, Xia X, et al. The dosimetric impact of deep learning-based auto-segmentation of organs at risk on nasopharyngeal and rectal cancer. Radiat Oncol, 2021, 16: 113

41 Wang Q, Wang R, Liu J, et al. High-dimensional automated radiation therapy treatment planning via Bayesian optimization. Med Phys, 2023, 50: 3773–3787

42 Kajikawa T, Kadoya N, Ito K, et al. Automated prediction of dosimetric eligibility of patients with prostate cancer undergoing intensity-modulated radiation therapy using a convolutional neural network. Radiol Phys Technol, 2018, 11: 320–327

43 Chen X, Men K, Li Y, et al. A feasibility study on an automated method to generate patient-specific dose distributions for radiotherapy using deep learning. Med Phys, 2019, 46: 56–64

44 Bai X, Shan G, Chen M, et al. Approach and assessment of automated stereotactic radiotherapy planning for early stage non-small-cell lung cancer. Biomed Eng Online, 2019, 18: 101

45 Teng L, Wang B, Feng Q J. Deep learning-based dose prediction in radiotherapy planning for head and neck cancer (in Chinese). J Southern Med Univ, 2023, 43: 1010–1016 [滕琳, 王斌, 冯前进. 头颈癌放疗计划剂量分布的预测方法: 基于深度学习的算法. 南方医科大学学报, 2023, 43: 1010–1016]

46 Pastor-Serrano O, Perkó Z. Millisecond speed deep learning based proton dose calculation with Monte Carlo accuracy. Phys Med Biol, 2022, 67: 105006

47 Didonna A, Ramos Lopez D, Iaselli G, et al. Deep convolutional framelets for dose reconstruction in boron neutron capture therapy with compton camera detector. Cancers, 2025, 17: 130

48 Rhee D J, Jhingran A, Kisling K, et al. Automated radiation treatment planning for cervical cancer. Semin Radiat Oncol, 2020, 30: 340–347

49 Fan J, Wang J, Chen Z, et al. Automatic treatment planning based on three-dimensional dose distribution predicted from deep learning technique. Med Phys, 2019, 46: 370–381

50 Wang N, Fan J, Xu Y, et al. Clinical implementation and evaluation of deep learning-assisted automatic radiotherapy treatment planning for lung cancer. Physica Medica, 2024, 124: 104492

51 Ling C, Han X, Zhai P, et al. A hybrid automated treatment planning solution for esophageal cancer. Radiat Oncol, 2019, 14: 232

52 Guo Y, Zhong Y, Yu L, et al. Implementation and evaluation of an iterative-based algorithm for automatic beam angle optimization in breast cancer treatment planning. Med Dosimetry, 2024, 49: 127–138

53 He R M. Quantitative evaluation of radiotherapy planning quality (in Chinese). Doctor Dissertation. Hengyang: University of South China, 2019. 25–38 [贺睿敏. 放射治疗计划质量的定量评估研究. 博士学位论文. 衡阳: 南华大学, 2019. 25–38]

54 Shen J, Tao Y, Guan H, et al. Clinical validation and treatment plan evaluation based on autodelineation of the clinical target volume for prostate cancer radiotherapy. Technol Cancer Res Treat, 2023, 22: 6483

55 Guo C L, Xiao J. Changes and correlation analysis of radiation toxicity and nutritional status in patients with head and neck tumors during radiotherapy (in Chinese). Contemp Nurses, 2022, 29: 135–139 [郭春连, 肖娟. 头颈部肿瘤患者放疗期间放射毒性反应和营养状况的变化及相关分析. 当代护士, 2022, 29: 135–139]

56 Jin M. Research on predicting the efficacy and hepatotoxicity of lung cancer immunotherapy based on radiomics and clinical characteristics (in Chinese). Doctor Dissertation. Qingdao: Qingdao University, 2022. 31–35 [金萌. 基于影像组学和临床特征预测肺癌免疫治疗疗效及肝毒性的研究. 博士学位论文. 青岛: 青岛大学, 2022. 31–35]

57 Chen J W. Study on prediction of rectal toxicity during radiotherapy for cervical cancer (in Chinese). Doctor Dissertation. Guangzhou: Southern Medical University, 2018. 11–23 [陈嘉伟. 宫颈癌放疗中直肠毒性预测的研究. 博士学位论文. 广州: 南方医科大学, 2018. 11–23]

58 Akcay M, Etiz D, Celik O, et al. Evaluation of acute hematological toxicity by machine learning in gynecologic cancers using postoperative radiotherapy. Ind J Cancer, 2022, 59: 178–186

59 Tan D, Mohd Nasir N F, Abdul Manan H, et al. Prediction of toxicity outcomes following radiotherapy using deep learning-based models: a systematic review. Cancer/Radiothérapie, 2023, 27: 398–406

60 Cong R, Ma X H. Advances in the application of MRI in predicting and evaluating the efficacy of radiotherapy for hepatocellular carcinoma (in Chinese). Int J Med Radiol, 2023, 46: 696–700 [丛榕, 马霄虹. 肝细胞癌放射治疗的疗效预测及评估的MRI应用进展. 国际医学放射学杂志, 2023, 46: 696–700]

61 Jochems A, Deist T M, El Naqa I, et al. Developing and validating a survival prediction model for NSCLC patients through distributed learning across 3 countries. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2017, 99: 344–352

62 She Y, Jin Z, Wu J, et al. Development and validation of a deep learning model for non–small cell lung cancer survival. JAMA Netw Open, 2020, 3: e205842

63 Zhang D H, Duan Y C, Guo J, et al. Using multi-scale convolutional neural network based on multi-instance learning to predict the efficacy of neoadjuvant chemoradiotherapy for rectal cancer. IEEE J Transl Eng Health Med, 2022, 10: 4300108

64 Jia L L, Zheng Q Y, Tian J H, et al. Artificial intelligence with magnetic resonance imaging for prediction of pathological complete response to neoadjuvant chemoradiotherapy in rectal cancer: a systematic review and meta-analysis. Front Oncol, 2022, 12: 1026216

65 Wang J, Chen J, Zhou R, et al. Machine learning-based multiparametric MRI radiomics for predicting poor responders after neoadjuvant chemoradiotherapy in rectal cancer patients. BMC Cancer, 2022, 22: 420

66 Chan M F, Witztum A, Valdes G. Integration of AI and machine learning in radiotherapy QA. Front Artif Intell, 2020, 3: 577620

67 Matar F S, Wilkinson D, Davis J, et al. Quality assurance of VMAT on flattened and flattening filter-free accelerators using a high spatial resolution detector. J Appl Clin Med Phys, 2020, 21: 44–52

68 El Naqa I, Irrer J, Ritter T A, et al. Machine learning for automated quality assurance in radiotherapy: a proof of principle using EPID data description. Med Phys, 2019, 46: 1914–1921

69 Nakamura H, Kawano K, Tooyama T, et al. Effect of relative electron density and physical density adjustment in patient-specific quality assurance using PMMA phantom. Nippon Hoshasen Gijutsu Gakkai Zasshi, 2020, 76: 808–816

70 Dean M, Jimenez R, Mellon E, et al. CB-CHOP: a simple acronym for evaluating a radiation treatment plan. ARO, 2017, 6: 28–30

71 Nourzadeh H, Hui C, Ahmad M, et al. Knowledge-based quality control of organ delineations in radiation therapy. Med Phys, 2022, 49: 1368–1381

72 Claessens M, Vanreusel V, De Kerf G, et al. Machine learning-based detection of aberrant deep learning segmentations of target and organs at risk for prostate radiotherapy using a secondary segmentation algorithm. Phys Med Biol, 2022, 67: 32–43

73 Hasse K, Scholey J, Ziemer B P, et al. Use of receiver operating curve analysis and machine learning with an independent dose calculation system reduces the number of physical dose measurements required for patient-specific quality assurance. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2021, 109: 1086–1095

74 Gronberg M P, Beadle B M, Garden A S, et al. Deep learning–based dose prediction for automated, individualized quality assurance of head and neck radiation therapy plans. Practical Radiat Oncol, 2023, 13: e282–e291

75 de Crevoisier R, Lafond C, Mervoyer A, et al. Image-guided radiotherapy. Cancer/Radiothérapie, 2022, 26: 34–49

76 Boldrini L, D'Aviero A, De Felice F, et al. Artificial intelligence applied to image-guided radiation therapy (IGRT): a systematic review by the Young Group of the Italian Association of Radiotherapy and Clinical Oncology (yAIRO). Radiol med, 2024, 129: 133–151

77 Chrystall D, Mylonas A, Hewson E, et al. Deep learning enables MV-based real-time image guided radiation therapy for prostate cancer patients. Phys Med Biol, 2023, 68: 142–158

78 Terunuma T, Sakae T, Hu Y, et al. Explainability and controllability of patient-specific deep learning with attention-based augmentation for markerless image-guided radiotherapy. Med Phys, 2023, 50: 480–494

79 Zhao W, Han B, Yang Y, et al. Incorporating imaging information from deep neural network layers into image guided radiation therapy (IGRT). RadioTher Oncol, 2019, 140: 167–174

80 Kida S, Kaji S, Nawa K, et al. Visual enhancement of cone-beam CT by use of CycleGAN. Med Phys. 2019, 47: 998–1010

81 Xie X, Song Y, Ye F, et al. Prior information guided auto-contouring of breast gland for deformable image registration in postoperative breast cancer radiotherapy. Quant Imaging Med Surg, 2021, 11: 4721–4730

82 Fu Y, Zhang P, Fan Q, et al. Deep learning-based target decomposition for markerless lung tumor tracking in radiotherapy. Med Phys, 2024, 51: 4271–4282

83 Bjärngard B E. Optimization in radiation therapy. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 1977, 2: 381–382

84 Teh B S, Woo S Y, Butler E B. Intensity modulated radiation therapy (IMRT): a new promising technology in radiation oncology. Oncologist, 1999, 4: 433–442

85 Zuo G. Analysis of positioning error and repeatability of three different body position fixation techniques in postoperative intensity modulated radiotherapy for abdominal tumors (in Chinese). Chin Foreign Med 2020, 39: 47–49 [左刚. 3种不同体位固定技术在腹部肿瘤术后调强放疗的摆位误差及重复性分析. 中外医疗, 2020, 39: 47–49]

86 Frederick A, Roumeliotis M, Grendarova P, et al. Performance of a knowledge-based planning model for optimizing intensity-modulated radiotherapy plans for partial breast irradiation. J Appl Clin Med Phys, 2022, 23: e13506

87 Sun Z, Xia X, Fan J, et al. A hybrid optimization strategy for deliverable intensity-modulated radiotherapy plan generation using deep learning-based dose prediction. Med Phys, 2022, 49: 1344–1356

88 Li Y, Cai W, Xiao F, et al. Simultaneous dose distribution and fluence prediction for nasopharyngeal carcinoma IMRT. Radiat Oncol, 2023, 18: 110

89 Chen J H, Bai P G, Zhang X C, et al. Automated intensity modulated radiation therapy treatment planning for cervical cancer based on convolution neural network. Technol Cancer Res Treat, 2020, 19: 957

90 Yan D, Vicini F, Wong J, et al. Adaptive radiation therapy. Phys Med Biol, 1997, 42: 123–132

91 de Jong R, Visser J, van Wieringen N, et al. Feasibility of Conebeam CT-based online adaptive radiotherapy for neoadjuvant treatment of rectal cancer. Radiat Oncol, 2021, 16: 136

92 Sibolt P, Andersson L M, Calmels L, et al. Clinical implementation of artificial intelligence-driven cone-beam computed tomography-guided online adaptive radiotherapy in the pelvic region. Phys Imag Radiat Oncol, 2021, 17: 1–7

93 Kejda A, Quinn A, Wong S, et al. Evaluation of the clinical feasibility of cone-beam computed tomography guided online adaption for simulation-free palliative radiotherapy. Phys Imag Radiat Oncol, 2023, 28: 100490

94 Yen A, Shen C, Albuquerque K. The new kid on the block: online adaptive radiotherapy in the treatment of gynecologic cancers. Curr Oncol, 2023, 30: 865–874

95 Chapman J W, Lam D, Cai B, et al. Robustness and reproducibility of an artificial intelligence-assisted online segmentation and adaptive planning process for online adaptive radiation therapy. J Appl Clin Med Phys, 2022, 23: e13702

96 Chen C Y, Lin Y S, Chen C H, et al. Annexin A2-mediated cancer progression and therapeutic resistance in nasopharyngeal carcinoma. J Biomed Sci, 2018, 25: 30

97 Yin X X. Study on the correlation between fear of cancer recurrence and immunotherapy efficacy and quality of life in patients with non-small cell lung cancer (in Chinese). Doctor Dissertation. Hefei: Anhui Medical University, 2023. 5–22 [殷翔翔. 非小细胞肺癌患者癌症复发恐惧与其免疫治疗疗效及生活质量相关性的研究. 博士学位论文. 合肥: 安徽医科大学, 2023. 5–22]

98 Ermongkonchai T, Khor R, Muralidharan V, et al. Stereotactic radiotherapy and the potential role of magnetic resonance-guided adaptive techniques for pancreatic cancer. World J Gastroenterol, 2022, 28: 745–754

99 Harika J, Baleeshwar P, Navya K, et al. A review on artificial intelligence with deep human reasoning. In: 2022 International Conference on Applied Artificial Intelligence and Computing (ICAAIC), Salem, India, 2022. 81–84

100 Qiu C H, Huang C F, Xia S R, et al. A review of the application of artificial intelligence in medical image-assisted diagnosis (in Chinese). Aerospace Med Med Eng, 2021, 34: 407–414 [邱陈辉, 黄崇飞, 夏顺仁, 等. 人工智能在医学影像辅助诊断中的应用综述. 航天医学与医学工程, 2021, 34: 407–414]

101 Khellaf F, Krah N, Létang J M, et al. A comparison of direct reconstruction algorithms in proton computed tomography. Phys Med Biol, 2020, 65: 105010

102 Qiu D, Cheng Y, Wang X. Medical image super-resolution reconstruction algorithms based on deep learning: a survey. Comput Methods Programs Biomed, 2023, 238: 107590

103 Ge W, Yu H, Chen J, et al. Analytical reconstruction for source translation scanning computed tomography based on Derivative-Hilbert transform-back projection (in Chinese). Acta Opt Sin, 2022, 42: 1134025 [戈文杰, 余海军, 陈杰, 等. 基于求导-希尔伯特变换-反投影的源直线扫描计算机断层成像解析重建. 光学学报, 2022, 42: 1134025]

104 Zeng G L. Fast filtered backprojection algorithm for low-dose computed tomography. J Radiol Imag, 2020, 4: 45–50

105 Qiao Z, Lu Y, Liu P, et al. An iterative reconstruction algorithm without system matrix for EPR imaging. J Magn Reson, 2022, 344: 107307

106 Joyce D W, Kormilitzin A, Smith K A, et al. Explainable artificial intelligence for mental health through transparency and interpretability for understandability. npj Digit Med, 2023, 6: 6

107 Bienefeld N, Boss J M, Lüthy R, et al. Solving the explainable AI conundrum by bridging clinicians' needs and developers' goals. npj Digit Med, 2023, 6: 94

108 Isensee F, Kickingereder P, Wick W, et al. Brain tumor segmentation and radiomics survival prediction: contribution to the BRATS 2017 Challenge. In: Crimi A, Bakas S, Kuijf H, et al., eds. Brainlesion: Glioma, Multiple Sclerosis, Stroke and Traumatic Brain Injuries. BrainLes 2017. Lecture Notes in Computer Science, vol 10670. Cham: Springer, 2018. 25

109 Antonelli M, Reinke A, Bakas S, et al. The medical segmentation decathlon. Nat Commun, 2022, 13: 4128

110 Jin Y C. Research on the current status of heavy ion radiotherapy technology application and countermeasures for industrial development in my country (in Chinese). Doctor Dissertation. Lanzhou: Lanzhou University, 2022. 16–27 [金渊昌. 重离子放疗技术应用现状及我国产业发展对策研究. 博士学位论文. 兰州: 兰州大学, 2022. 16–27]

111 Olsson C E, Lindberg J, Holmström P, et al. Radiation therapy in Sweden: past, present, and future perspectives. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2020, 107: 6–11

Summary for “人工智能在现代放射治疗流程中的研究与应用”

Research and applications of artificial intelligence in modern radiotherapy procedures

Haoyu Song[1†], Jiawei Fan[1†], Jiazhou Wang[1], Yingtao Fang[1], Lei Ren[2*] & Weigang Hu[1*]

[1] *Department of Radiation Oncology, Fudan University Shanghai Cancer Center, Department of Oncology, Shanghai Medical College, Fudan University, Shanghai 200032, China*
[2] *Department of Radiation Oncology, University of Maryland School of Medicine, Baltimore MD 21201-1559, USA*
† Equally contributed to this work
* Corresponding authors, E-mail: lren@som.umaryland.edu; jackhuwg@gmail.com

This paper reviews and discusses the research and application of artificial intelligence (AI) in various procedures of modern radiotherapy and provides a prospective view on the integration of AI and modern radiotherapy procedures. It aims to help clinicians understand the combination of AI and radiotherapy procedures in recent years, become familiar with the specific procedures of radiotherapy, and accelerate the progress of radiotherapy work. By searching through nearly 400 relevant articles in databases such as PubMed, Web of Science, and China National Knowledge Infrastructure, and after screening out the outdated articles, we selected high-impact articles from the past 3 to 5 years, and finally included 111 high-quality articles. This review employs the writing techniques of argumentative examples and comparative argumentation. It first elaborates on the general procedures of modern radiotherapy, including diagnosis, simulation positioning, tumor target and organ-at-risk delineation, treatment planning design and evaluation, prediction of radiotherapy toxicity and efficacy, quality assurance, and treatment planning implementation. Subsequently, based on various advanced algorithms and model frameworks of AI, it provides a detailed discussion of its research and application in the above-mentioned radiotherapy procedures. For example, in the diagnosis aspect, AI accelerates the speed of tumor diagnosis and enhances diagnostic accuracy through automatic computer-aided methods; in the simulation positioning aspect, a deep learning framework realizes markerless tumor target localization, improving positioning accuracy; in the tumor target and organ-at-risk delineation aspect, various AI models realize automatic delineation, significantly reducing delineation time and improving the accuracy of delineation; in the treatment planning design and evaluation aspect, AI technology optimizes plan quality and efficiency; in the prediction of radiotherapy toxicity and efficacy aspect, AI models are capable of predicting radiotherapy toxicity and treatment outcomes; in the quality assurance aspect, AI is applied to machine QA and patient QA, enhancing the efficiency and accuracy of quality assurance; in the treatment planning implementation aspect, AI combines with various radiotherapy technologies to further improve the precision and efficiency of treatment. The review concludes by addressing the challenges faced by AI in modern radiotherapy and summarizes that the research and application of AI in modern radiotherapy are in their infancy and are in a stage of rapid development. At present, all procedures of modern radiotherapy involve advanced technologies and model algorithms in the field of AI, such as machine learning and deep learning. Compared with the previous manual radiotherapy procedures, these procedures of modern radiotherapy have remarkable superiority and a revolutionary nature. In the future, with the continuous development and breakthroughs in artificial intelligence technology, the radiotherapy procedures will be further optimized, and the treatment outcomes and patient quality of life will be improved, bringing greater breakthroughs and hope for the treatment of cancer.

artificial intelligence, modern radiotherapy, organs at risk contouring, machine learning, deep learning

doi: 10.1360/TB-2024-1304