



陈勃江 临床医学博士/博士后, 四川大学华西医院呼吸与危重症医学科研究员、博士生导师。长期从事呼吸系统疾病的临床、教学及科研工作, 主要从事肺癌筛查与早期诊断的研究工作。较早开展肺癌早期诊断及预后评估的影像组学研究, 合作研发了肺结节三维评估智能影像系统, 为肺癌临床管理提供了新手段。以第一执笔人撰写并发表了肺结节恶性风险评估指南; 主持国家及省部级等课题10项; 作为第一或通讯作者发表肺癌基础与临床研究相关论文40余篇; 合作完成四川省科技进步一等奖、国家科技进步二等奖等成果。兼任中华医学会呼吸病学分会烟草学者组、中国医师协会呼吸医师分会管理工作委员会委员、中国初级保健委员会肿瘤精准诊疗委员会副主任委员、四川省预防医学会呼吸系统疾病防治分会副主任委员、四川省医学会呼吸病学分会肺癌学组组长、《临床内科杂志》编委等。入选四川省卫生健康委学术技术带头人。

人工智能在肺癌早期诊断与精准治疗中的应用与挑战

张守宇, 陈勃江, 李为民

Applications and Challenges of Artificial Intelligence in Early Diagnosis and Precise Treatment of Lung Cancer

ZHANG Shouyu, CHEN Bojiang, LI Weimin

Department of Pulmonary and Critical Care Medicine, West China Hospital, Sichuan University, Chengdu 610041, China

Corresponding Author: CHEN Bojiang, E-mail: cjhcbj@outlook.com

Abstract: The incidence and mortality of lung cancer are extremely high, and the 5-year survival rate of patients after diagnosis is less than 20%; as such, early screening and intervention are important. However, doctors are overwhelmed with a large workload of CT scan review in a short period of time and should ensure that the rate of missed diagnosis and misdiagnosis is low. Artificial intelligence can assist doctors in early diagnosis and precise treatment of lung cancer, but this technology has problems. This paper reviews the application of artificial intelligence in the prediction of benign and malignant lung nodules, pathology, gene mutation, intervention scheme, treatment response, and prognosis and presents the corresponding challenges.

Key words: Artificial intelligence; Diagnosis and treatment; Applications; Challenges

Funding: National Natural Science Foundation of China (No. 92159302); Natural Science Foundation of Sichuan Province for Distinguished Young Scholars (No. 2024NSFJQ0051); Self-raised Foundation in the Medical and Health Field of Nanchong City, Sichuan Province (No. 22YFZJZC0070)

Competing interests: The authors declare that they have no competing interests.

摘要: 肺癌的发病率和死亡率极高, 患者在确诊肺癌后5年的生存率不到20%, 因此对其早期筛查

与干预尤为重要。而临床医生在短时间内需要阅读大量的CT图片, 还需要确保漏诊率及误诊率较低, 面临的压力及工作量大。人工智能的应用在一定程度上从不同方面辅助医生进行肺癌的早期诊断与精准治疗, 但同时也存在些问题。本文就人工智能在肺结节良恶性和病理诊断、基因突变、干预方案、疗效及预后的预测以

收稿日期: 2024-08-05; 修回日期: 2024-10-15

基金项目: 国家自然科学基金集成项目 (92159302); 四川省自然科学基金杰出青年科学基金 (2024NSFJQ-0051); 四川省南充市级医卫领域自筹资金研发项目 (22YFZJZC0070)

作者单位: 610041 成都, 四川大学华西医院呼吸与危重症医学科

通信作者: 陈勃江 (1982-), 女, 博士, 主任医师, 主要从事肺癌筛查与早期诊断, E-mail: cjhcbj@outlook.com

作者简介: 张守宇 (2000-), 男, 博士在读, 主要从事肺癌筛查与早期诊断, ORCID: 0009-0008-8136-4995

及目前面临的挑战进行综述。

关键词：人工智能；诊疗；应用；挑战

中图分类号：R734.2

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



0 引言

肺癌的发病率与死亡率在男性恶性肿瘤中居第一位，在女性恶性肿瘤中居第二位^[1]。肺结节和恶性肿瘤之间的关系错综复杂，在其诊治过程中，是否需要及时干预、哪种干预方案最优都会影响相应的临床结局。有资料显示，患者在确诊肺癌后的5年平均生存率不到20%，而近几年，肺癌死亡率的下降程度已创下全新纪录^[2]，这得益于早期的筛查与及时干预。目前，计算机断层扫描（CT）是临床上常见的肺癌诊断方法。美国国家肺筛选试验（NLST）显示，及时进行CT检查和干预，可降低患者约20%的死亡率^[3]。但患者的胸部CT可能会超过一千张图片，大批量的图片输入很容易造成医生的视觉疲劳。一项评估医生检测肺结节表现的研究显示，小结节的识别非常困难，且医生识别的敏感度从30%~73%不等^[4]。庞大的患者群体，加之医生在短时间内需要面对如此大的工作量，且需要保证漏诊率、误诊率较低的情况下会显得应接不暇，人工智能（Artificial intelligence, AI）也因此被应用到其中来。

AI是一种广义上的概念，是以计算机科学为基础，融合多种学科的技术科学，它能够模仿人类的方式做出反应。AI在肺癌中的应用已深入各个层面，新兴的方法、技术百花齐放，是肺癌领域的一大研究热点。例如，TAM等^[5]发现，在肺癌筛查方面AI与医生的平均表现相当，当二者相结合时能降低肺癌60%的漏诊率；Tu等^[6]将AI与局部薄层CT结合，提取了238个定量特征来区分良恶性结节，其最高分类准确率达79%；Trebeschi等^[7]利用AI开发了一种预测非小细胞肺癌（NSCLC）患者对PD-1免疫疗法是否有效的模型，AUC达到0.83。AI的发展，使其能在一定程度上辅助医生提高诊断的准确率和诊断效率，抑或针对不同患者制定个性化治疗方案，从而减轻医生的负担。本文就AI在肺癌早期诊断与精准治疗中的应用及其面临的挑战进行综述。

1 人工智能

AI简单来说它可以让机器完成一般需要通过人的智能才能完成的任务。机器学习（Machine learning, ML）是AI下的一个分支。ML运用某些算法

从输入计算机的数据中寻找规律，进而对新数据进行描述（即无监督式学习）或预测（即监督式学习）。这些算法主要包括随机森林、决策树、逻辑回归、朴素贝叶斯等，其能实现识别高危患者、预测疾病复发或生存率、推荐治疗方案或药物等。深度学习（Deep learning, DL）则是ML的一个子集。DL的内核是其中多层次的神经网络结构，这些网络结构的长度称为模型的深度，因此得名“深度学习”。不同的网络结构应用领域不同，如卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）多应用于图像识别任务，而循环神经网络（Recurrent neural network, RNN）擅长处理语音和文本方面的数据。

影像组学是AI在医学领域的应用之一。其概念首次由荷兰科学家Lambin^[8]在2012年提出，是指从影像资料中挖掘大量的影像组学特征，并筛选出最有价值的特征，从而辅助医生作出临床决策。其最早用于评估放疗疗效，目前发展为对肿瘤的鉴别、分级、术前和预后的预测等。传统的组学是基于特征工程的机器学习算法^[9]，主要通过三步来建立模型：第一步，影像资料的获取与分割。从CT、MRI或PET-CT中获取患者的影像资料，勾画其中的感兴趣区域（Region of interest, ROI）。ROI可以涵盖良性结节、肿瘤、转移灶、瘤周组织等，相较于组织活检只能检测到部分肿瘤组织，ROI包含的范围更广，削弱了异质性的影响。第二步，从ROI中提取影像组学特征。特征分为语义特征和非语义特征。语义特征是指影像学的典型表现如毛刺征、分叶征、血管集束征等，非语义特征是指用数学方法提取的特征，又可分为一阶特征如体积、密度、球形度等，二阶特征如纹理特征、空间分布特征等，高阶特征即在图像上加入过滤器来提取，如度规函数、小波变换等。第三步，数据分析。选择合适的特征，通过ML技术建立预测模型。而DL技术，以CNN为例，主要通过卷积层提取图像的局部特征，池化层来降低特征的空间维度，提高鲁棒性，再通过全连接层完成输出。不同的是，CNN能自动从影像数据中捕获特征而无需进行特征提取，极大提高了其工作效率。下面将详细介绍AI在肺癌领域的应用及面临的挑战。

2 肺癌的早期诊断

2.1 肺结节良恶性的预测

ML可通过联合患者临床信息，甚至基因组数

据做出良恶性判断或恶性概率预测。Liu等^[10]纳入了102例患者的206个结节，开发了24个影像特征来描述结节，准确度达81%；van Riel等^[11]纳入了结节数量、部位、毛刺等特征建立模型，其AUC达0.932，高于放射科医师对结果的判读（AUC为0.910）。但是，这种方法也存在不少弊端。影像特征的提取只能片面地描述结节，选取哪些特征也可能存在主观因素，同时这一过程耗时耗力，临床医生对结果的判读也存在异质性。因此，目前大多数研究都集中在DL技术上。DL技术可以挖掘图像内部更深层次的数据，通过学习数据的表达规律和逻辑结构，从而实现了对图像的精准分析。Mikhael等^[12]基于CNN构建了预测患者未来六年肺癌发生风险的模型，结果显示在第一年预测的准确率达0.92，随着时间推移准确率逐渐下降。该模型不需要输入患者的临床信息或勾画ROI，仅需一次LDCT扫描即可实现。Shao等^[13]将车载移动CT与DL算法相结合，构建了一个两阶段的学习模型：第一阶段从受试者的LDCT图像中筛查出可疑结节，第二阶段将结节图像输入模型，预测恶性风险的概率。最终其召回率达0.95，风险预测的ACC为0.87。Feng等^[14]通过深度学习的CT与血清肿瘤标志物的结合，准确性为97.94%，敏感性达98.12%，特异性为100%。Shafi等^[15]比较了几种不同学习模型对肺癌的诊断性能，发现支持向量机（Support vector machine, SVM）加CNN构建的模型表现最佳，准确性达94%，召回率为94.5%。

2.2 病理相关预测

病理检查是肿瘤诊断的金标准。病理相关的预测内容主要包括肺癌的组织学亚型、浸润性、TNM分期等。病理特征不同的肿瘤其预后大相径庭，它们也决定了患者后续的精准确治疗方案。其中，肿瘤组织活检是病理诊断的主要手段和方法。但因其侵入性和肿瘤组织本身的异质性等弊端，人工智能的加入可极大程度地克服这些弊端。Khodabakhshi等^[16]从1 400多个影像组学特征中选取了14个特征建立模型，其准确度高达0.865，能够成功区分四种NSCLC亚型（腺癌、鳞癌、大细胞癌、其他）。Dunn等^[17]建立的模型可以分辨腺癌、鳞癌和小细胞癌，他们发现了纹理特征，特别是灰度行程矩阵，在预测亚型方面得分最高。Wang等^[18]则是将病理切片的数字化图像（Whole slide image, WSI）与拷贝数变异相结合，建立了一种混合深度网络来区分腺癌与鳞癌，同时验证了26个基因突变位点与这两种亚型的相关性，具有良好的真实性和可解

释性。

不同的浸润状态对应着不同的生存率及是否需要及时进行治疗。Qi等^[19]纳入了402例患者的448个纯磨玻璃结节，开发了一种深度学习模型用于区分浸润性腺癌（IA）与非典型腺瘤样增生（AAH）、原位腺癌（AIS）和微浸润性腺癌（MIA），其AUC高达0.925。Jiang等^[20]将亚实性结节分为三组：良性及浸润前病变（PL）、MIA、IA，基于CNN预测准确率为93%。Wang等^[21]研究则显示，深度学习模型还可以通过添加肿瘤周围组织的信息提高模型的准确率。

淋巴转移是肺癌最常见的转移途径，也影响对患者TNM分期的评估。精准评估淋巴结转移状态是手术治疗前的关键一环。Zhang等^[22]开发了一个基于临床、放射组学和深度学习算法的模型来预测I~II期NSCLC患者淋巴结受累是否达到N2期，最终AUC达0.89，敏感度为0.80，特异度为0.86。Xie等^[23]使用影像组学和DL提取到的特征来预测肺腺癌患者的淋巴结转移状态，测试集中的AUC达到0.844。该研究验证了肿瘤的球形度，即原发肿瘤越呈规则球形，就越不容易引起淋巴结转移。同时还说明灰度不均匀度（Gray Level Non-Uniformity, GLNU）是稳定的、可复现的影像组学特征，与肿瘤的异质性相关。Lu等^[24]表明基于瘤内和瘤周区域构建的DL模型能很好地预测NSCLC淋巴结转移，AUC高达0.841。Chen等^[25]也表明包含瘤周9 mm区域建立的模型比基于瘤内、瘤周3 mm和瘤周6 mm的模型在预测患者术前淋巴血管侵犯状态方面的AUC高（AUC分别为0.82、0.73、0.74、0.75）。

2.3 基因突变预测

相当一部分肺癌患者会产生基因突变，主要包括EGFR、ALK、ROS1等基因突变。针对不同类型的基因突变，临床上一一般会采用不同的酪氨酸激酶抑制剂（TKI）对患者进行靶向治疗。然而，基因检测的时间长、花费高，导致部分患者可能拒绝行基因检测，也使得频繁地进行基因检测以做出治疗方案的调整难以实现。人工智能的加入有望改善这一问题。Mahajan等^[26]纳入了990例肺腺癌患者，通过提取其术前影像资料特征建立预测EGFR突变状态的模型，AUC为0.88。Tan等^[27]结合了血清肿瘤标志物水平预测EGFR突变（包括罕见突变和ALK重排状态），也取得了不错的结果。Zhang等^[28]则是在伊红和苏木精染色的WSIs中预测EGFR突变，在内部验证集中AUC最高达到0.927。Mayer等^[29]使用WSIs预测ALK和ROS1基因突变，其敏感性为

100%，ALK和ROS1的特异性分别为100%和98.6%。Tomita等^[30]在WSIs中预测肺腺癌患者的BRAF、EGFR、KRAS、STK11和TP53五种基因突变，其中对EGFR和TP53预测的AUC分别为0.799和0.692，相较于其他基因表现更好。

以上结果表明，人工智能在肺癌的早期诊断，包括肺结节的良恶性预测、与病理相关的预测、基因突变预测等方面都有不错的表现。但值得注意的是，包含瘤周信息的预测模型相对较少，加入瘤周信息是否能提高模型的准确度还存在争议，这可能是未来的一个研究方向。在基因突变预测方面，目前主要集中在几种主要突变类型的研究上，缺少对罕见基因突变的预测，这也可能成为一个新的方向。此外，多数研究的数据集规模较小、较集中，下一步还需要多中心、大规模、高质量的数据集作为支撑，训练出的模型才更可靠，更具有临床推广性。

3 肺癌的精准治疗

3.1 干预方案的制定

肺癌的干预方案除了定期规律随访外，还包括手术和非手术治疗。在手术治疗方面，沃森肿瘤（Watson for Oncology, WFO, IBM沃尔森健康公司）是一个肿瘤AI辅助诊疗决策系统，最开始在纪念斯隆—凯特琳癌症中心使用，用于肺癌、前列腺癌和乳腺癌的治疗^[31]。将患者的病历资料输入该系统，其能提取关键信息，然后通过这些关键信息制订待定治疗方案，再通过从数据库中搜集的证据，确定最终的治疗方案^[32]。Kim等^[33]评估了WFO和肺癌多学科诊疗（MDT）之间的一致性，结果显示，一致性达92.4%。而在一项WFO对中国肺癌患者可行性评估的试验中发现^[34]，182例患者中有33例（18.1%）患者WFO提供的治疗方案与MDT的实际治疗方案不一致。这表明，尽管WFO提供的大多数治疗方案与专家一致，目前仍无法完全取代肿瘤专家，但可辅助专家提高效率。

在非手术治疗方面，Luo等^[35]提出了一种具有集成学习能力的过滤方法，可以缩短选择最适合患者的药物的决策过程，同时还可以在没有基因测序的情况下给出相应抗肿瘤药物的建议。Bai等^[36]提出了为NSCLC患者制定立体定向放射治疗方案的算法，与肿瘤学专业的放疗方案相似，并极大地缩短了方案的制定时间。Wang等^[37]基于深度学习技术，开发了一种为NSCLC患者制定调强放射治疗方案的模型，与算法制定的初始计划相比，当

加入某些调整目标后，计划最终在胸壁、脊髓、心脏、肺等部位的放射剂量均有降低，与肿瘤医生制定的结果相近。Lee等^[38]建立了预测患者在放疗期间肺部肿瘤和食管变化的模型，使放疗剂量减少，以减轻每个疗程医生重新制定计划的负担。Chebanov等^[39]提出了一个框架：通过筛选与肺癌患者不良临床结局相关的基因表达谱，制定预测不同抑制剂和蛋白质之间的相互作用模型，而这些虚拟的临床前试验有助于为随后的细胞实验选择相应的细胞系，从而推进新的抗肿瘤药物的设计或发现。

3.2 疗效及预后的预测

不同患者的个体差异很大，因此不同抗肿瘤治疗方案的治疗效果和预后也有所不同，需要及时对其作出预测并调整治疗方案。在疗效预测方面，常用RECIST标准^[40]分为：完全缓解（CR）、部分缓解（PR）、疾病稳定（SD）、疾病进展（PD）四个等级进行评估。Chang等^[41]建立了通过CT图像预测NSCLC患者化疗反应的模型，将其分为有反应（CR/PR）和无反应（PD/SD）两组，准确度达到0.833，AUC为0.940。Pan等^[42]用同样的分组方法以WSIs预测NSCLC患者对放化疗的反应，准确度最高为0.786。Ventura等^[43]则是把晚期NSCLC患者对CKI或以CKI为基础的免疫治疗—化疗的反应中CR/PR/SD分为一组，PD为另一组，提取¹⁸F-FDG-PET/CT中偏斜度和中位数两个特征来预测，AUC最高达0.75。

在预测预后方面，常用的依据包括患者的影像数据、基因数据和病理数据等。Xu等^[44]基于DL技术，使用治疗前的CT图像预测接受EGFR-TKI治疗的NSCLC患者的疗效，在训练集中的C指数为0.778。同时还提取了15个影像组学特征建立影像组学模型预测预后，C指数为0.726。Shimada等^[45]开发模型来预测0~I A期NSCLC患者术后2年内是否复发，共提取了39个预测因子，包括22个影像组学特征和17个GGN预测因子，发现实性部分大小、体积比、CT值标准差、支气管半透明性等与无复发生存期相关。Liu等^[46]从患者的RNA序列、DNA突变和DNA甲基化模式中筛选了22个遗传学特征，建立ML模型预测其生存期是否大于三年，AUC最高为0.81。Guo等^[47]分析了121个NSCLC患者的1 859个肿瘤微阵列上的10个免疫检查位点，通过深度学习技术从免疫组织化学图像中提取预后特征，其AUC最高达0.9。

这些研究说明，人工智能在肺癌的精准治疗中存在巨大的潜力，其应用前景十分广阔。在手术治

疗的方案制定方面,目前开发出的模型相对较少;对于非手术治疗,多为放疗方案的预测。能否开发出更多的整合手术治疗、放化疗等的综合预测方案,是肺癌精准治疗的一个挑战。

4 人工智能面临的挑战

虽然人工智能正越来越多地运用于医学领域,在肺癌的早诊早治方面的应用显示出了极大的前景,但它不可避免地存在以下几点挑战与限制。

第一,数据资料问题。首先,不同的数据间存在异质性。例如对于影像数据而言,扫描参数包括管电压、曝光时间、层厚、螺距、螺旋扫描速度等可能不同。同时CT图像也会产生各种伪影,影响数据的质量。所以如何将其校正、标准化或者选择对某些扫描参数特异性不高的特征是一大困境。再者,对ROI的勾画会导致模型的不可再现性,这对勾画者而言不仅门槛不低,而且手动勾画也存在差异。虽然目前有算法能对ROI进行自动或半自动勾画,但仍需要临床医生的进一步校对,这是非常耗时耗力的。以上两点也就导致了目前缺乏大量质量较高的数据集。另外,还有一点值得注意,多数模型缺乏可推广性。数据的收集可能来源于单中心或多中心但局限于同一人群,或者只能解决某一目标,当推广至其他相关目标抑或遇到更复杂难以解决的问题时,模型无法给出处理,这也可能是未来人工智能发展的一个方向。

第二,模型的更新与质量评估问题。人工智能的兴起使近些年各种模型层出不穷,但多数模型都缺乏对其标准质量的评估。Lambin等^[48]提出了一个RQS评分(影像组学质量评分),通过16个组成部分进行评估,以提高预测模型的实用性。在未来,可在研究中加入RQS评分,以体现研究的质量。另外,目前缺乏对医务人员有效使用人工智能技术的相关培训。同时知识迭代的速度快,因此,人工智能必须不断地更新以跟紧发展的脚步:一方面,需不断更新模型中的数据库;另一方面,应同时接收临床医生的反馈以提升性能,从而促进肺结节/肺癌的管理。

第三,“黑箱”问题。人工智能依靠不同的算法,从输入的海量数据中整理归纳出某些规律,再对相应的数据做出预测。但其归纳出来的逻辑规律通常是以数字的形式表示的,也就使得构建模型内在的运行原理很难理解,输入和输出数据间的关系很难解释,这就是人工智能被诟病许久的“黑箱问题”。但是,目前许多研究的注重点在于对模型评

估指标的提升,而忽略了人工智能本身存在的透明度问题。这就向使用模型的临床医生提出了挑战:如何确定疾病的病因?如何解释输出结果的原理?这些都迫切需要解决。

第四,伦理问题。人工智能模型是在大数据的基础上建立的,这也就带来了患者隐私和数据安全问题。这些数据包含了患者详尽的个人和家庭信息,在没有有效监管措施的情况下,数据的泄露会严重侵害患者的隐私权、数据所有权等。还有任何模型都不可能达到百分之百的准确度,当发生漏诊、误诊,甚至严重的医疗卫生事故时,谁来承担相应的责任:医院?医生?还是模型的开发者?在这样的情况下,人们是否愿意使用人工智能做出诊疗,这无疑加剧了人与人工智能间的信任危机。

ML、DL的应用,让人工智能技术在医学领域异彩纷呈,我国已成为人工智能创新指数全球排名第二的国家。人工智能在肺癌的早期筛查、病理和基因组学相关的预测、干预方案的制定、疗效和预后预测等方面有着良好的潜力。它能极大地缩短临床医生的阅片时间,提高检测的敏感度,鉴别的精准度,辅助治疗方案的调整,减轻医生的工作量,提高诊疗效率。但是,我们也不得不正视人工智能面临的挑战与困境。如果能够提升大数据的质量、让人工智能解决问题的过程透明化、符合相应的伦理,并与时俱进,对模型的质量进行把控,体系更加完备,相信人工智能会更多地应用于临床实践中。

利益冲突声明:

所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献:

- [1] 陈疆红,钟朝辉,江桂莲,等.人工智能肺结节辅助诊断系统预测亚实性肺结节恶性概率[J].中国医学影像技术,2020,36(4): 535-539. [Chen JH, Zhong ZH, Jiang GL, et al. Predicting malignant probability of subsolid nodules with artificial intelligence-assisted pulmonary nodule diagnosis system[J]. Zhongguo Yi Xue Ying Xiang Ji Shu, 2020, 36(4): 535-539.]
- [2] Sung H, Ferlay J, Siegel RL, et al. Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries[J]. CA Cancer J Clin, 2021, 71(3): 209-249.
- [3] 杨文洁,严福华.2015版《低剂量螺旋CT肺癌筛查专家共识》和《肺亚实性结节影像处理专家共识》解读[J].诊断学理论与实践,2017,16(1): 32-37. [Yang WJ, Yan FH. Interpretation of the 2015 Expert Consensus on Low dose Spiral CT Lung Cancer Screening and the Expert Consensus on Imaging Processing of Subsolid Nodules in the Lung[J]. Zhen Duan Xue Li Lun Yu Shi Jian, 2017, 16(1): 32-37.]

- [4] Rubin GD. Lung nodule and cancer detection in computed tomography screening[J]. *J Thorac Imaging*, 2015, 30(2): 130-138.
- [5] Tam MDBS, Dyer T, DissezG, *et al.* Augmenting lung cancer diagnosis on chest radiographs: positioning artificial intelligence to improve radiologist performance[J]. *Clin Radiol*, 2021, 76(8): 607-614.
- [6] Tu SJ, Wang CW, Pan KT, *et al.* Localized thin-section CT with radiomics feature extraction and machine learning to classify early-detected pulmonary nodules from lung cancer screening[J]. *Phys Med Biol*, 2018, 63(6): 065005.
- [7] TrebeschiS, Drago SG, Birkbak NJ, *et al.* Predicting response to cancer immunotherapy using noninvasive radiomic biomarkers[J]. *Ann Oncol*, 2019, 30(6): 998-1004.
- [8] Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, *et al.* Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis[J]. *Eur J Cancer*, 2012, 48(4): 441-446.
- [9] Zhou Y, Xu X, Song L, *et al.* The application of artificial intelligence and radiomics in lung cancer[J]. *Precis Clin Med*, 2020, 3(3): 214-227.
- [10] Liu Y, BalagurunathanY, Atwater T, *et al.* Radiological Image Traits Predictive of Cancer Status in Pulmonary Nodules[J]. *Clin Cancer Res*, 2017, 23(6): 1442-1449.
- [11] van Riel SJ, Ciompi F, Winkler Wille MM, *et al.* Malignancy risk estimation of pulmonary nodules in screening CTs: Comparison between a computer model and human observers[J]. *PLoS One*, 2017, 12(11): e0185032.
- [12] Mikhael PG, Wohlwend J, Yala A, *et al.* Sybil: A Validated Deep Learning Model to Predict Future Lung Cancer Risk From a Single Low-Dose Chest Computed Tomography[J]. *J Clin Oncol*, 2023, 41(12): 2191-2200.
- [13] Shao J, Wang G, Yi L, *et al.* Deep Learning Empowers Lung Cancer Screening Based on Mobile Low-Dose Computed Tomography in Resource-Constrained Sites[J]. *Front Biosci (Landmark Ed)*, 2022, 27(7): 212.
- [14] Feng J, Jiang J. Deep Learning-Based Chest CT Image Features in Diagnosis of Lung Cancer[J]. *Comput Math Methods Med*, 2022, 2022: 4153211.
- [15] Shafi I, Din S, Khan A, *et al.* An Effective Method for Lung Cancer Diagnosis from CT Scan Using Deep Learning-Based Support Vector Network[J]. *Cancers(Basel)*, 2022, 14(21): 5457.
- [16] KhodabakhshiZ, Mostafaei S, Arabi H, *et al.* Non-small cell lung carcinoma histopathological subtype phenotyping using high-dimensional multinomial multiclass CT radiomics signature[J]. *Comput Biol Med*, 2021, 136: 104752.
- [17] Dunn B, Pierobon M, Wei Q. Automated Classification of Lung Cancer Subtypes Using Deep Learning and CT-Scan Based Radiomic Analysis[J]. *Bioengineering(Basel)*, 2023, 10(6): 690.
- [18] Wang X, Yu G, Yan Z, *et al.* Lung Cancer Subtype Diagnosis by Fusing Image-Genomics Data and Hybrid Deep Networks[J]. *IEEE/ACM Trans Comput Biol Bioinform*, 2023, 20(1): 512-523.
- [19] Qi K, Wang K, Wang X, *et al.* Lung-PNet: An Automated Deep Learning Model for the Diagnosis of Invasive Adenocarcinoma in Pure Ground-Glass Nodules on Chest CT[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2024, 222(1): e2329674.
- [20] Jiang B, Zhang Y, Zhang L, *et al.* Human-recognizable CT image features of subsolid lung nodules associated with diagnosis and classification by convolutional neural networks[J]. *EurRadiol*, 2021, 31(10): 7303-7315.
- [21] Wang X, Chen K, Wang W, *et al.* Can peritumoral regions increase the efficiency of machine-learning prediction of pathological invasiveness in lung adenocarcinoma manifesting as ground-glass nodules?[J]. *J Thorac Dis*, 2021, 13(3): 1327-1337.
- [22] Zhang H, Liao M, Guo Q, *et al.* Predicting N2 lymph node metastasis in presurgical stage I-II non-small cell lung cancer using multiview radiomics and deep learning method[J]. *Med Phys*, 2023, 50(4): 2049-2060.
- [23] Xie H, Song C, Jian L, *et al.* A deep learning-based radiomics model for predicting lymph node status from lung adenocarcinoma[J]. *BMC Med Imaging*, 2024, 24(1): 121.
- [24] Lu T, Ma J, Zou J, *et al.* CT-based intratumoral and peritumoral deep transfer learning features prediction of lymph node metastasis in non-small cell lung cancer[J]. *J Xray Sci Technol*, 2024, 32(3): 597-609.
- [25] Chen Q, Shao J, Xue T, *et al.* Intratumoral and peritumoral radiomics nomograms for the preoperative prediction of lymphovascular invasion and overall survival in non-small cell lung cancer[J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(2): 947-958.
- [26] Mahajan A, Kania V, Agarwal U, *et al.* Deep-Learning-Based Predictive Imaging Biomarker Model for EGFR Mutation Status in Non-Small Cell Lung Cancer from CT Imaging[J]. *Cancers (Basel)*, 2024, 16(6): 1130.
- [27] Tan X, Li Y, Wang S, *et al.* Predicting EGFR mutation, ALK rearrangement, and uncommon EGFR mutation in NSCLC patients by driverless artificial intelligence: a cohort study[J]. *Respir Res*, 2022, 23(1): 132.
- [28] Zhang W, Wang W, Xu Y, *et al.* Prediction of epidermal growth factor receptor mutation subtypes in non-small cell lung cancer from hematoxylin and eosin-stained slides using deep learning[J]. *Lab Invest*, 2024, 104(8): 102094.
- [29] Mayer C, Ofek E, Fridrich DE, *et al.* Direct identification of ALK and ROS1 fusions in non-small cell lung cancer from hematoxylin and eosin-stained slides using deep learning algorithms[J]. *Mod Pathol*, 2022, 35(12): 1882-1887.
- [30] Tomita N, Tafe LJ, Suriawinata AA, *et al.* Predicting oncogene mutations of lung cancer using deep learning and histopathologic features on whole-slide images[J]. *Transl Oncol*, 2022, 24: 101494.
- [31] Somashekhar SP, Sepúlveda MJ, Puglielli S, *et al.* Watson for Oncology and breast cancer treatment recommendations: agreement with an expert multidisciplinary tumor board[J]. *Ann Oncol*, 2018, 29(2): 418-423.
- [32] Hamilton JG, Genoff Garzon M, Westerman JS, *et al.* "A Tool, Not a Crutch": Patient Perspectives About IBM Watson for Oncology Trained by Memorial Sloan Kettering[J]. *J Oncol Pract*, 2019, 15(4): e277-e288.

- [33] Kim MS, Park HY, Kho BG, *et al.* Artificial intelligence and lung cancer treatment decision: agreement with recommendation of multidisciplinary tumor board[J]. *Transl Lung Cancer Res*, 2020, 9(3): 507-514.
- [34] Liu C, Liu X, Wu F, *et al.* Using Artificial Intelligence (Watson for Oncology) for Treatment Recommendations Amongst Chinese Patients with Lung Cancer: Feasibility Study[J]. *J Med Internet Res*, 2018, 20(9): e11087.
- [35] Luo S, Xu J, Jiang Z, *et al.* Artificial intelligence-based collaborative filtering method with ensemble learning for personalized lung cancer medicine without genetic sequencing[J]. *Pharmacol Res*, 2020, 160: 105037.
- [36] Bai X, Shan G, Chen M, *et al.* Approach and assessment of automated stereotactic radiotherapy planning for early stage non-small-cell lung cancer[J]. *Biomed Eng Online*, 2019, 18(1): 101.
- [37] Wang H, Bai X, Wang Y, *et al.* An integrated solution of deep reinforcement learning for automatic IMRT treatment planning in non-small-cell lung cancer[J]. *Front Oncol*, 2023, 13: 1124458.
- [38] Lee D, Hu YC, Kuo L, *et al.* Deep learning driven predictive treatment planning for adaptive radiotherapy of lung cancer[J]. *Radiother Oncol*, 2022, 169: 57-63.
- [39] Chebanov DK, Misyurin VA, Shubina IZ. An algorithm for drug discovery based on deep learning with an example of developing a drug for the treatment of lung cancer[J]. *Front Bioinform*, 2023, 3: 1225149.
- [40] Eisenhauer EA, Therasse P, Bogaerts J, *et al.* New response evaluation criteria in solid tumours: revised RECIST guideline (version 1.1)[J]. *Eur J Cancer*, 2009, 45(2): 228-247.
- [41] Chang R, Qi S, Wu Y, *et al.* Deep multiple instance learning for predicting chemotherapy response in non-small cell lung cancer using pretreatment CT images[J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1): 19829.
- [42] Pan Y, Sheng W, Shi L, *et al.* Whole slide imaging-based deep learning to predict the treatment response of patients with non-small cell lung cancer[J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2023, 13(6): 3547-3555.
- [43] Ventura D, Schindler P, Masthoff M, *et al.* Radiomics of Tumor Heterogeneity in (18)F-FDG-PET-CT for Predicting Response to Immune Checkpoint Inhibition in Therapy-Naïve Patients with Advanced Non-Small-Cell Lung Cancer[J]. *Cancers (Basel)*, 2023, 15(8): 2297.
- [44] Xu N, Wang J, Dai G, *et al.* EfficientNet-Based System for Detecting EGFR-Mutant Status and Predicting Prognosis of Tyrosine Kinase Inhibitors in Patients with NSCLC[J]. *J Imaging Inform Med*, 2024, 37(3): 1086-1099.
- [45] Shimada Y, Kudo Y, Maehara S, *et al.* Radiomics with Artificial Intelligence for the Prediction of Early Recurrence in Patients with Clinical Stage IA Lung Cancer[J]. *Ann Surg Oncol*, 2022, 29(13): 8185-8193.
- [46] Liu Y, Yang M, Sun W, *et al.* Developing prognostic gene panel of survival time in lung adenocarcinoma patients using machine learning[J]. *Transl Cancer Res*, 2020, 9(6): 3860-3869.
- [47] Guo H, Diao L, Zhou X, *et al.* Artificial intelligence-based analysis for immunohistochemistry staining of immune checkpoints to predict resected non-small cell lung cancer survival and relapse[J]. *Transl Lung Cancer Res*, 2021, 10(6): 2452-2474.
- [48] Lambin P, Leijenaar RTH, Deist TM, *et al.* Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine[J]. *Nat Rev Clin Oncol*, 2017, 14(12): 749-762.

[编辑：刘红武；校对：安凤]

作者贡献：

张守宇：文献检索，文章撰写

陈勃江、李为民：文章构思与写作指导