DOI：10.12287/j.issn.2096-8965.20230409

·综　　述·

人工智能技术在肺癌诊断中的研究进展和应用

李悦鹏，罗汶鑫，汪周峰，李为民*

（四川大学华西医院医学前沿科学中心，呼吸和共病全国重点实验室，疾病分子网络前沿科学中心，四川 成都 610041）

【摘要】随着科技的飞速发展，人工智能（Artificial Intelligence，AI）在医疗领域的应用愈发广泛，特别是在肺癌诊断方面备受瞩目。肺癌早期诊断对治疗和生存率至关重要，而AI的应用有助于医生更精准地诊断肺癌，提高准确性和效率。本文将详细介绍AI技术在肺癌诊断方面的研究进展，涵盖肺癌筛查、影像学诊断、基因突变检测、血液肿瘤标志物检测以及病理学检测等多个方面。然而，AI在肺癌诊断中的应用仍面临一些挑战，需要进一步的研究和改进。

【关键词】人工智能；肺癌诊断；深度学习

中图分类号：R734.2　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：2096-8965（2023）04-0054-06

Research progress and application of artificial intelligence technology in lung cancer diagnosis

Li Yuepeng, Luo Wenxin, Wang Zhoufeng, Li Weimin*

(Department of Respiratory and Critical Care Medicine, Frontiers Science Center for Disease-related Molecular Network, State Key Laboratory of Respiratory Health and Multimorbidity, West China Hospital, Sichuan University, Chengdu 610041, Sichuan, China)

【**Abstract**】The use of artificial intelligence in the medical field has become increasingly widespread, particularly in the diagnosis of lung cancer. Early and accurate diagnosis of lung cancer is crucial for effective treatment and improved survival rates. AI technology has been shown to aid doctors in diagnosing lung cancer with greater precision, thereby improving accuracy and efficiency. This paper provides a detailed overview of the research progress of AI technology in lung cancer diagnosis, covering various aspects such as lung cancer screening, imaging diagnosis, gene mutation detection, blood tumour marker detection, and pathology detection. However, the use of AI in diagnosing lung cancer still presents challenges and requires further research and improvement.

【**Keywords**】Artificial intelligence; Lung cancer diagnosis; Deep learning

0　前言

肺癌，作为全球发病率和死亡率最高的恶性肿瘤之一[1]，由于其早期症状的隐匿性，使得诊断的难度增加，许多患者在确诊时已进入晚期，对人类健康构成严重威胁。传统的肺癌诊断方法主要依赖于医生的经验和技能，存在主观性和不确定性。由于肺癌病变类型的多样性和复杂性，医生的诊断准确率受到一定限制。然而，随着人工智能（Artificial Intelligence，AI）技术的飞速发展，利用机器

收稿日期：2023-12-21；**修回日期**：2023-12-24

基金项目：国家自然科学基金项目（32370628；92159302；32170592）

通信作者：李为民（1964-），男，四川营山人，教授，博士生导师，主要从事肺部感染与肺癌早期诊断方面的研究。

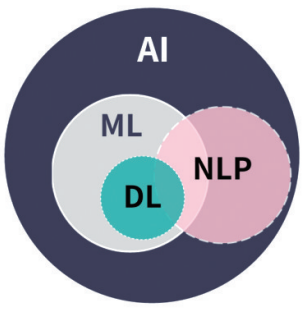
E-mail：weimi003@scu.edu.cn

学习和深度学习等技术对肺癌图像进行分析和诊断的方法不断涌现，为肺癌的早期诊断提供了新的解决方案[2]。通过建立肺癌诊断的AI模型，可以显著提高诊断的准确性和效率，减轻医生的工作负担，并为肺癌的治疗提供更精准的指导。因此，人工智能辅助肺癌诊断已成为当前肺癌研究的热点领域。

AI是利用计算机科学和技术来模拟、延伸和扩展人类智能的一门学科[3]。在AI系统技术中，利用机器学习、深度学习等建立的模型具有客观性、高效性、多样性和可重复性等特点[4]。

机器学习包括训练和推理两部分，其特殊之处在于其具有“无需编程的学习能力”，能够从数据中学习到模式，然后应用这些模式来执行任务[5]。机器学习算法，如逻辑回归、支持向量机（Support Vector Machine，SVM）、人工神经网络、贝叶斯、k邻域算法、决策树、随机森林等，可以自动识别患者的临床变量和指标，分析患者的医疗数据，并为病例诊断和治疗的决策提供参考[2]。

深度学习是一类特殊的机器学习，不同之处在于深度学习涉及到通用的、可训练的特性，代表通用特征的学习[5]。深度学习算法如卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）、再现神经网络（Recurrent Neural Network，RNN）、生成对抗网络（Generative Adversarial Network，GAN）、Transformer，通过建立深度网络不断学习和近似真实的复杂模型，以实现强大的学习能力和灵活的诊断功能[2]。这些分支之间的关系可以在图1中展现出来。



AI：Artificial Intelligence（人工智能）；ML：Machine Learning（机器学习）；DL：Deep Learning（深度学习）；NLP：Natural Language Processing（自然语言处理技术）。

图1 AI与其分支之间的关系

本篇综述介绍了AI技术在肺癌筛查与影像诊断、基因突变检测、血液肿瘤标志物检测、组织病理检测以及临床决策支持中的研究现状及应用。可以看到，AI在肺癌诊断中的潜在价值和未来发展方向。

1 AI应用于肺癌筛查与影像诊断

当前，广泛采用的肺癌筛查方式是低剂量CT检查（Low Dose Computed Tomography，LDCT），而其中的核心内容是对肺结节的筛查。肺结节被定义为直径≤3 cm的局灶性、类圆形、密度增高的实性或亚实性肺部阴影[6]，它可以是孤立的，也可以是多发的，并且不伴有肺不张、肺门淋巴结肿大和胸腔积液。肺结节与肺癌之间存在着密切的关系，并非所有肺结节都会发展为肺癌。良性肺结节对肺部功能的影响较小，然而某些肺结节可能是肺癌的早期病变，在计算机断层扫描（Computerized Tomography，CT）中主要表现为磨玻璃结节、实性结节和混合结节[7]。肺结节的大小、形状、边缘特征以及位置非常多变，有时仅凭肉眼难以判断其性质和潜在的恶性程度。幸运的是，AI在肺结节筛查中的应用可以快速定位可疑肺结节，并提供诊断建议，从而减少漏诊和误诊，提高筛查的准确率。同时还能有效地识别和标记潜在的肺癌病灶，如肺组织中的肿块、结节或其他异常的组织变化。通过使用AI技术，医生可以更快速、更准确地检测和诊断肺癌，从而为患者提供更早期的治疗机会。在Zhang等[8]的研究中，他们比较了标准放射学报告中对肺结节的诊断结果与AI辅助下的诊断结果。针对250例>1 cm的实性肺结节，放射专家的诊断准确率和灵敏度分别为86.2%和52.4%，而AI辅助诊断的准确率和灵敏度则高达99.1%和98.8%。对于111例非实性肺结节，放射专家的诊断准确率和灵敏度分别为90.4%和25.2%，而AI辅助诊断的准确率和灵敏度则分别为98.8%和99.1%。结果表明，无论是实性结节还是非实性结节，AI辅助诊断的准确率和敏感性都显著优于放射专家。同时Tam等[9]的研究结果也证实了这一点，当AI作为独立算法使用时，其分类性能可与放射科医生诊断的平均表现相媲美，而当AI与放射科医生联合使用时，整体表现更佳，癌症漏诊率平均减少了60%。

与此同时，以神经网络为代表的深度学习模型正在被广泛开发，并逐渐展现出它们的优越性能。传统的放射组学是基于特征工程的机器学习算法[10]，其流程包括图像采集、肿瘤分割确定感兴趣区域（Region of Interest，ROI）、特征提取和选择、建立模型并验证，最后应用于临床肺癌诊断、治疗和预后等。而深度学习中以CNN为代表的算法通过多层神经网络的学习过程，实现了整个图像序列的端到端输出[11]。这种网络可以逐渐提取出数据中的高级特征，从而实现对复杂模式的识别和分类。

深度学习目前是研究的热点，取得了一系列可喜的成果。两种方法的流程详见图2。

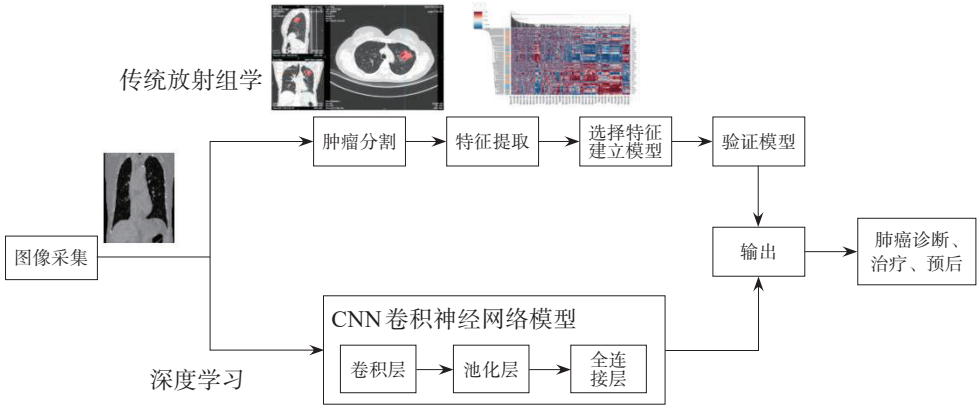


图2　传统放射组学与深度学习CNN的流程

在Chamberlin等[12]的研究中，他们设计了一个神经网络CNN模型，对117例患者进行了基于LDCT的肺结节自动检测。结果显示，该模型与放射科专家的诊断结果具有较高的一致性，肺结节的Cohen's K值为0.846，灵敏度为100%，特异度为70.8%。表现出该模型在肺结节检测方面的潜力；Xu等[13]构建了一个多分辨率CT图像数据集，并提出了一个名为DeepLN的肺结节自动检测框架，使用一种训练肺结节检测器的方法，并采用了基于卷积自编码器神经网络（Convolutional Autoencoder Neural Network，CANN）的深度学习架构，展现出了优异的预测性能。同时，Chen等[14]的研究也采用了基于CANN的深度学习架构，用于肺结节的分类。他们通过从大量数据中进行学习获得特征，避免了人工提取特征的不确定性，并利用无监督学习解决了标记数据不足的问题，展现出了良好的效果。

针对肺癌影像分割，Yoo等[15]设计了2D U-Net模型和3D U-Net模型，用于对包括肺癌在内的肺实质疾病患者进行病变边界分割。他们对150例患者进行了验证，包括内部验证集和外部验证集，结果显示，两个模型的Dice相似度系数均达到了98%以上。这表明CNN在胸部CT图像上能够自动勾画出广泛病理条件下的肺实质边界，并表现出良好的性能；Agnes等[16]利用扩张的SegNet和CNN建立了基于深度学习的胸部计算机断层扫描CAD诊断框架，提出的深度学习模型在CAD系统中实现了有效的肺分割和二维结节贴片分类。

在肺癌分类方面，Chaunzwa等[17]使用了一个包含311名早期非小细胞肺癌（Non-Small Cell Lung Cancer，NSCLC）患者的数据集，并对CNN进行了训练和验证，特别是针对腺癌（Adenocarcinoma，ADC）和鳞状细胞癌（Squamous Cell Carcinoma，SCC）两种类型。他们发现，CNN能够有效地预测肿瘤的组织学类型，其AUC值为0.71（P=0.018）。这一研究结果表明，基于深度学习的放射组学方法可以识别肺癌的组织学表型，从而为临床肺癌分型提供辅助诊断的潜力。另外，Aydin等[18]利用301张肺癌CT图像作为基础，使用CNN模型在肺癌检测中取得了较高的灵敏度（0.93），精度为0.82，F1评分为0.87。此外，在小细胞癌-非小细胞癌区分组、腺癌-鳞状细胞癌区分组以及同时区分三种类型癌分组中，该模型均表现出较高的敏感性、特异性和F1评分，展示了优异的肺癌分型性能。Mezher等[19]则提出了一种基于遗传折叠策略（Genetic Folding Search，GFS）的模型，通过应用GF来改进SVM的分类核函数。该模型成功的用于肺癌分类，并实现了高达96.2%的准确率，这是目前所有比较过的内核中获得的最高的准确率。

最后，在肺癌诊断方面，Darassi等[20]的研究提出了集成的XGBoost和ResNet101算法，与传统机器学习方法进行了比较。SVM的准确率为83.0%，而KNN的准确率为97.0%。经过对XGBoost算法的优化和采用，精度、查全率和准确率均提高到了100%。同时，他们还优化并使用了深度学习ResNet101来区分小细胞肺癌与非小细胞肺癌，使性能达到100%。研究结果表明，该模型具有良好的鲁棒性（系统或组件在无效输入或紧张的环境条件下仍能正常运行的程度），提高了预测性能。Xu等[21]提出了一种癌症诊断系统Alexnet，用于诊断健康和癌症患者，对比结果表明，该方法的准确率最高（95.96%）。

上述研究结果表明，AI与影像学的结合在肺癌筛查、分割、分类和诊断方面展现出极高的准确率和灵敏度。然而，构建这样的模型需要大量高质量的影像数据作为基础，在肺癌影像中，获取准

确、一致的标注是一个挑战，因为不同专家可能对同一影像有不同的解读。这些数据的质量和数量对AI诊断的准确性起着至关重要的作用。未来可以将多种影像模态、临床信息、基因信息进行融合，从而进一步提高诊断的准确性，充分发挥AI在肺癌诊断领域的潜力。

2 AI应用于生物标志物检测

2.1 AI应用于肺癌基因突变检测

通过分析肺癌患者的基因组数据，AI可以预测和识别与肺癌相关的基因突变，从而帮助医生选择更合适的靶向治疗方案，提高治疗的个体化水平。然而，这一过程中存在许多挑战和难点，需要不断探索和完善。

在此背景下，许多研究人员和团队致力于开发和改进AI技术在肺癌基因突变检测以及诊疗中的应用。例如，肺癌患者中最常见的基因突变是表皮生长因子受体（Epidermal Growth Factor Receptor，EGFR）基因型。然而，并非所有EGFR突变的患者在使用EGFR-酪氨酸激酶抑制剂（Tyrosine Kinase Inhibitors，TKIs）后都会有良好的效果。因此，Wang等[22]提出了一种全自动AI系统FAIS，该系统可以从CT图像中获取全肺信息，无创地预测EGFR基因型，并识别EGFR突变以及对EGFR-TKI治疗预后较差的患者。这一技术的应用不仅提高了预测肺癌靶向治疗的准确性和效果，还大大降低了患者的治疗风险和不适感。另外，Yang等[23]在研究中构建了一系列可解释的机器学习模型，如RF随机森林和XGBoost，来预测在肺腺癌患者中的EGFR基因突变。与传统的决策树相比，SVM机器学习模型预测效能更好，为肺癌治疗提供了更为准确的基础数据。

与此同时，将多组学数据融合诊断将是未来临床癌症诊断的趋势，也是领域研究的热点方向。Shao等[24]提出了一种多标签多任务深度学习（Multi-Label Multi-Task Deep Learning，MMDL）系统，基于CT图像，构建模型，利用深度学习和放射组学来预测分子状态。MMDL模型在同时识别8个基因甚至10个分子的分类任务上取得了优异的性能。这种融合多组学数据的技术可以更全面、深入地了解肺癌的发展和变异过程，为治疗提供更为精准的方案。在Shao等[25]的研究中，将基因组学、放射组学和病理数据融合为多模态数据，基于多模态数据利用机器学习和神经网络构建预测基因突变的模型在评估基因状态中取得了很好的效果。然而，建立的模型可扩展性能和泛化能力需要在多中心外部数据集上进行验证或测试，这在当前数据库下遇到不小的困难。

肺癌基因突变种类繁多，且不同突变类型对治疗方案的指导意义也有所不同。因此，需要大规模、多中心的临床数据来训练和验证AI模型，提高其泛化能力为患者提供更为精准、有效的诊疗方案。

2.2 AI应用于肺癌血液肿瘤标志物检测

尽管肺癌的常规检查中单一血清肿瘤标志物的灵敏度和特异度并不十分理想，但有时其升高可以早于临床症状的出现。通过对肺癌患者的血液样本进行分析，AI技术可以帮助医生更准确地检测肿瘤标志物的水平，从而及早发现肺癌的变化和进展。这一点在《中华医学会肺癌临床诊疗指南》[26]中得到了明确的阐述。因此，检测肺癌相关的肿瘤标志物对于辅助诊断、早期鉴别诊断以及预测肺癌病理类型具有重要意义。

在Luo等[27]的研究中，他们建立了一种利用常规实验室指标结合肿瘤标志物的肺癌诊断和预测模型，即人工神经网络多层感知器建立肺癌联合诊断模型。该研究将患者分为肺癌健康组、良性肺疾病健康组等五组，并建立五个预测模型。结果显示，五个模型的受试者工作特征曲线下的面积（Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve，AUROC）均高于单一肿瘤标志物检测的AUROC，这表明该诊断模型在辅助早期肺癌诊断中展现出良好的效能。近年来，随着新技术不断涌现，筛选无症状高危人群的生物标志物成为了研究热点。蛋白质作为细胞功能的终点，得到了许多研究者的关注。Gasparri等[28]利用蛋白质组学技术结合机器学习，通过分析血清微囊泡的蛋白质组，成功识别出能够区分早期肺癌患者和健康受试者的蛋白质生物标志物。这一研究成果为未来进一步将AI技术与生物标志物结合的研究提供了新的思路和方法。

这些研究表明，结合AI技术和生物标志物分析可以为肺癌的早期诊断提供更为精确和可靠的手段。但是如何提高检测的特异性是当前面临的主要挑战。由于肺癌的血液肿瘤标志物通常在早期肺癌中含量较低，在未来，开发高灵敏度和高特异性的检测方法至关重要。

3 AI应用于肺癌病理学检测

病理活检技术结果被认为是临床诊断肺癌的“金标准”。利用AI技术对肺癌患者的组织病理样本进行分析，可以帮助医生更准确地识别癌细胞的类型和分化程度，从而有助于医生确定最佳的治疗

方案和预测患者的预后。同时，对患者进行靶向治疗和免疫治疗则更需要对肺癌进行更准确的分类[29]。

常规的病理检测是一个耗时且带有一定主观性的过程，因为准确的诊断和分类需要对切片进行组织化学和特异性的免疫组化染色[30]，并由病理医生进行诊断。然而，随着AI在病理学方面的不断进步，我们正在迈入数字病理学的新时代。研究人员基于数字病理学的定量病理评估方法，构建了一系列AI工具。赵丹等[31]的研究通过建立胃癌至肺癌的深度迁移学习模型，对肺鳞状细胞癌和肺腺癌的分型进行预测，结果显示，灵敏度、特异度和准确度均高于0.9，AUC值在内部训练集和外部训练集中分别为0.988和0.968。Yang等[29]利用数字全幻灯片图像（Whole Slide Images，WIS）构建了一种基于net-b5的六种分型深度学习模型，用于肺腺癌、肺鳞状细胞癌、小细胞肺癌、肺结核、组织性肺炎和正常肺的组织病理学全视野数字图像（Whole Slide Image，WSI）分类，表现出极好的准确性和鲁棒性。Civit-Masot等[32]建立了一个检测非小细胞肺癌的深度学习模型，研究结果显示，开发的所有分类器ROC曲线下面积值在99.77%至99.94%之间，在鉴别健康组织、肺鳞状细胞癌和肺腺癌层面表现出良好的性能。然而，目前AI在病理学领域的应用和管理还存在一定的局限性。例如，对于AI工具的监管[33]还存在空白，急需设计一个AI责任计划来规范研究者、医生和机构的行为[34]。

最后，电子病历（Electronic Health Records，EHR）和电子医疗记录（Electronic Medical Records，EMR）的广泛应用为患者信息管理带来了极大的便利，但同时还有大量信息未被充分利用。由于人工提取所需信息的过程耗费时间和精力，因此AI的应用变得至关重要。利用自然语言处理技术识别EHR和EMR数据是医疗行业未来发展的方向之一。Li等[35]指出，当前存在数据集大小限制、缺乏交叉验证使用以及缺乏标准验证机制等问题。为了解决这些问题，未来可以研究半监督学习，它能够充分利用未标注数据进行训练，提高模型的泛化能力，从而更好地利用患者信息。

4 总结

AI在肺癌诊断中的应用日益重要。在肺结节筛查、影像学检查、病理检测以及生物标志物检测等方面，AI技术均展现出了巨大的潜力和前景。然而，在实践过程中，AI在肺癌诊断中的应用仍存在一些局限和挑战。建立开放共享的数据库是当前亟待解决的问题，这有助于推动相关研究的深入发展。此外，AI技术的“黑箱效应”也引发了对其内部处理过程的关注。同时，缺乏统一的、标准准确的肺癌病理数据库也是不容忽视的问题。为确保AI技术的鲁棒性和稳定性，进一步的研究和探索是必要的。通过实施一系列措施，有望克服AI在肺癌诊断应用中的局限性，提高其诊断的准确性和效率，为患者提供更好的治疗和生存机会。我们期待更多研究者和医生能积极参与相关研究和应用探索，共同推动AI在肺癌诊断领域的进步和发展。

参考文献

[1] LEITER A, VELUSWAMY R R, WISNIVESKY J P. The global burden of lung cancer: current status and future trends[J]. Nat Rev Clin Oncol, 2023, 20(9): 624-639.

[2] HUANG S, YANG J, SHEN N, et al. Artificial intelligence in lung cancer diagnosis and prognosis: current application and future perspective[J]. Semin Cancer Biol, 2023, 89: 30-37.

[3] MCCARTHY J, MINSKY M L, ROCHESTER N, et al. A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence[J]. AI Magazine, 2006, 27(4): 12-14.

[4] PEI Q, LUO Y N, CHEN Y Y, et al. Artificial intelligence in clinical applications for lung cancer: diagnosis, treatment and prognosis[J]. Clinical Chemistry and Laboratory Medicine: CCLM, 60(12): 1974-1983.

[5] BARRAGÁN-MONTERO A, JAVAID U, VALDÉS G, et al. Artificial intelligence and machine learning for medical imaging: a technology review[J]. Phys Med, 2021, 83: 242-256.

[6] 王璐, 洪群英. 肺结节诊治中国专家共识(2018年版)解读[J]. 中国实用内科杂志, 2019, 39(5): 440-442.

[7] DU W, HE B, LUO X J, et al. Diagnostic value of artificial intelligence based on CT image in benign and malignant pulmonary nodules[J]. J Oncol, 2022, 2022: 5818423.

[8] ZHANG Y P, JIANG B B, ZHANG L, et al. Lung nodule detectability of artificial intelligence-assisted CT image reading in lung cancer screening[J]. Current Medical Imaging, 2022, 18(3): 327-334.

[9] TAM M D B S, DYER T, DISSEZ G, et al. Augmenting lung cancer diagnosis on chest radiographs: positioning artificial intelligence to improve radiologist performance [J]. Clinical Radiology, 2021, 76(8): 607-614.

[10] 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.

[11] LIU Z Y, WANG S, DONG D, et al. The applications of radiomics in precision diagnosis and treatment of oncology:

opportunities and challenges[J]. Theranostics, 2019, 9(5): 1303-1322.

[12] CHAMBERLIN J, KOCHER M R, WALTZ J, et al. Automated detection of lung nodules and coronary artery calcium using artificial intelligence on low-dose CT scans for lung cancer screening: accuracy and prognostic value [J]. BMC Med, 2021, 19(1): 55.

[13] XU X Y, WANG C D, GUO J X, et al. DeepLN: a framework for automatic lung nodule detection using multi-resolution CT screening images[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 189: 105128.

[14] CHEN M, SHI X B, ZHANG Y, et al. Deep feature learning for medical image analysis with convolutional autoencoder neural network[J]. IEEE Transactions on Big Data, 2021, 7 (4): 750-758.

[15] YOO S J, YOON S H, LEE J H, et al. Automated lung segmentation on chest computed tomography images with extensive lung arenchymal abnormalities using a deep neural network[J]. Korean J Radiol, 2021, 22(3): 476-488.

[16] AGNES S A, ANITHA J. Appraisal of deep-learning techniques on computer-aided lung cancer diagnosis with computed tomography screening[J]. J Med Phys, 2020, 45 (2): 98-106.

[17] CHAUNZWA T L, HOSNY A, XU Y, et al. Deep learning classification of lung cancer histology using CT images[J]. Sci Rep, 2021, 11(1): 5471.

[18] AYDIN N, CELIK O, ASLAN A F, et al. Detection of lung cancer on computed tomography using artificial intelligence applications developed by deep learning methods and the contribution of deep learning to the classification of lung carcinoma[J]. Current Medical Imaging, 2021, 17(9): 1137-1141.

[19] MEZHER M A, ALTAMIMI A, ALTAMIMI R. A genetic folding strategy based support vector machine to optimize lung cancer classification[J]. Front Artif Intell. 2022, 5: 826374.

[20] DARASSI M H, AHMAD I, MEETEI M Z, et al. The impact of the face mask on SARS-CoV-2 disease: mathematical modeling with a case study[J]. Results in Physics, 2023, 51: 106699.

[21] XU Y G, WANG Y H, RAZMJOOY N. Lung cancer diagnosis in CT images based on alexnet optimized by modified bowerbird optimization algorithm[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 77: 103791.

[22] WANG S, YU H, GAN Y C, et al. Mining whole-lung information by artificial intelligence for predicting EGFR genotype and targeted therapy response in lung cancer: a multicohort study[J]. The Lancet Digital Health, 2022, 4 (5): e309-e319.

[23] YANG R, XIONG X, WANG H, et al. Explainable machine learning model to prediction EGFR mutation in lung cancer[J]. Front Oncol, 2022, 12: 924144.

[24] SHAO J, MA J, ZHANG S, et al. Radiogenomic system for non-invasive identification of multiple actionable mutations and PD-L1 expression in non-small cell lung cancer based on CT images[J]. Cancers (Basel), 2022, 14 (19): 4823.

[25] SHAO J, MA J C, ZHANG Q, et al. Predicting gene mutation status via artificial intelligence technologies based on multimodal integration (MMI) to advance precision oncology[J]. Seminars in Cancer Biology, 2023, 91: 1-15.

[26] 中华医学会肿瘤学分会, 中华医学会杂志社. 中华医学会肺癌临床诊疗指南(2022版)[J]. 中华肿瘤杂志, 2022, 44(6): 457-490.

[27] LUO Y, YUAN H, PEI Q, et al. Artificial neural network-based diagnostic models for lung cancer combining conventional indicators with tumor markers[J]. Exp Biol Med(Maywood), 2023, 248(10): 829-838.

[28] GASPARRI R, NOBERINI R, CUOMO A, et al. Serum proteomics profiling identifies a preliminary signature for the diagnosis of early-stage lung cancer[J]. Proteomics Clin Appl, 2023, 17(2): e2200093.

[29] YANG H, CHEN L, CHENG Z, et al. Deep learning-based six-type classifier for lung cancer and mimics from histopathological whole slide images: a retrospective study[J]. BMC Med, 2021, 19(1): 80.

[30] DAVRI A, BIRBAS E, KANAVOS T, et al. Deep learning for lung cancer diagnosis, prognosis and prediction using histological and cytological images: a systematic review [J]. Cancers (Basel), 2023, 15(15): 3981.

[31] 赵丹, 车南颖, 宋志刚, 等. 基于深度迁移学习的肺癌病理诊断[J]. 中华病理学杂志, 2020, 49(11): 1120-1125.

[32] CIVIT-MASOT J, BAÑULS-BEATERIO A, DOMÍNGUEZ-MORALES M, et al. Non-small cell lung cancer diagnosis aid with histopathological images using explainable deep learning techniques[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2022, 226: 107108.

[33] VISWANATHAN V S, TORO P, CORREDOR G, et al. The state of the art for artificial intelligence in lung digital pathology[J]. J Pathol, 2022, 257(4): 413-429.

[34] MEZRICH J L. Is artificial intelligence (AI) a pipe dream? Why legal issues present significant hurdles to AI autonomy[J]. AJR Am J Roentgenol, 2022, 219: 152-156.

[35] LI C, ZHANG Y, WENG Y, et al. Natural language processing applications for computer-aided diagnosis in oncology[J]. Diagnostics (Basel), 2023, 13(2): 286.