

影像组学与深度学习在非小细胞肺癌中预测 PD-L1 表达的应用与未来展望

宋亿宁¹, 赵 丽^{2*}

¹绍兴文理学院医学院, 浙江 绍兴

²绍兴市人民医院(绍兴文理学院附属第一医院)放射科, 浙江 绍兴

收稿日期: 2026年1月10日; 录用日期: 2026年2月4日; 发布日期: 2026年2月11日

摘 要

肺癌是中国最常见的恶性肿瘤之一, 其死亡率在各种恶性肿瘤中居首位, 其中80%~85%为非小细胞肺癌(non-small cell lung cancer, NSCLC)。随着肿瘤免疫微环境研究的深入, 免疫治疗发展迅速, 程序性死亡配体1 (programmed death-ligand 1, PD-L1)作为关键的免疫检查点分子, 对其表达的研究显得愈发重要。PD-L1是NSCLC患者的重要预后影响因素, 因此无创且高效地预测PD-L1具有重要的临床价值。随着人工智能技术的迅速发展, 人工智能联合临床及传统影像学构建综合PD-L1预测模型可为NSCLC患者精确评估风险并帮助医生制定个体化的治疗方案。本文主要从计算机断层扫描(computed tomography, CT)、正电子发射断层成像(positron emission tomography, PET)及磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)三个方面对影像组学与深度学习(deep learning, DL)术前预测NSCLC PD-L1表达的研究进展予以综述, 旨在为医生对NSCLC患者的准确评估、治疗决策以及预后判断提供指导。

关键词

影像组学, 深度学习, 预测, 非小细胞肺癌, 程序性死亡配体1

Radiomics and Deep Learning in Predicting PD-L1 Expression in Non-Small Cell Lung Cancer: Applications and Future Prospects

Yining Song¹, Li Zhao^{2*}

¹School of Medicine, Shaoxing University, Shaoxing Zhejiang

²Department of Radiology, Shaoxing People's Hospital (The First Affiliated Hospital, Shaoxing University), Shaoxing Zhejiang

*通讯作者。

文章引用: 宋亿宁, 赵丽. 影像组学与深度学习在非小细胞肺癌中预测 PD-L1 表达的应用与未来展望[J]. 临床医学进展, 2026, 16(2): 2273-2279. DOI: 10.12677/acm.2026.162628

Abstract

Lung cancer is one of the most common malignant tumors in China, with the highest mortality rate among various malignant tumors, of which 80%~85% are non-small cell lung cancer (NSCLC). With the deepening research on the tumor immune microenvironment, immunotherapy has developed rapidly. Programmed death-ligand 1 (PD-L1), as a key immune checkpoint molecule, has become increasingly important in research on its expression. PD-L1 is a significant prognostic factor for NSCLC patients, so non-invasive and efficient prediction of PD-L1 holds important clinical value. With the rapid development of artificial intelligence technology, integrating AI with clinical data and traditional imaging to build comprehensive PD-L1 prediction models can accurately assess risks for NSCLC patients and assist doctors in formulating personalized treatment plans. This paper mainly reviews the research progress of radiomics and deep learning (DL) in preoperative prediction of NSCLC PD-L1 expression from three perspectives: computed tomography (CT), positron emission tomography (PET), and magnetic resonance imaging (MRI), aiming to provide guidance for clinicians in accurate assessment, treatment decision-making, and prognostic evaluation of NSCLC patients.

Keywords

Radiomics, Deep Learning, Forecast, Non-Small Cell Lung Cancer, Programmed Death Ligand-1

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

肺癌是中国最常见的恶性肿瘤之一, 死亡率在各种恶性肿瘤中居首位[1] [2]。其中, 非小细胞肺癌(non-small cell lung cancer, NSCLC)占所有肺癌的 80%~85%, 早期诊断和精准治疗对提高其 5 年生存率至关重要[3]。近年来, 随着肿瘤免疫微环境研究的深入, 免疫治疗发展迅速, 程序性死亡配体 1 (programmed death-ligand 1, PD-L1)作为关键的免疫检查点分子, 在肿瘤免疫逃逸中发挥核心作用, 其可有效预测患者免疫治疗效果及预后[4] [5]。通常, PD-L1 表达水平的检测依赖于对穿刺活检或手术切除样本进行免疫组化分析, 该方法具有创伤性, 且结果易受取材部位影响。此外, 单次组织检测难以全面反映肿瘤因空间异质性和时间演变而产生的生物学特征, 可能导致信息遗漏。因此, 有必要开发更安全、高效的方法, 以获取能够全面、动态反映 PD-L1 表达水平的肿瘤信息。目前, 非小细胞肺癌的影像学检查主要包括 CT、PET-CT 及 MRI 等。随着人工智能在医学影像领域的快速发展, 影像组学与深度学习已成为当前医学研究的前沿方向, 为实现基于影像学检查无创评估非小细胞肺癌 PD-L1 表达状态提供了新的可能。本文旨在综述影像组学及深度学习在利用影像学检查预测非小细胞肺癌 PD-L1 表达状态方面的研究进展。

2. 影像组学及深度学习概述

影像组学是一个新兴学科, 最早由 Lambin 等[6]提出, 它利用计算机算法从医学影像中提取高通量的定量特征, 将影像转换为可挖掘的数据。从影像中提取的定量特征可以分为语义特征和无关特征(一级、

二级和高阶统计特征)。这些数据与其他患者信息结合, 并使用先进的生物信息学工具进行挖掘, 从而开发出能够提高诊断、预后和预测准确性的模型[7]。放射组学的工作流程包括影像获取、肿瘤分割、特征提取、模型构建和分析。与传统的视觉评估不同, 放射组学全面揭示了肿瘤的异质性, 并克服了活检的局限性, 在恶性肿瘤的诊断、分类、分期以及治疗反应预测方面显示出巨大的潜力[8]。

深度学习是一种采用多层非线性神经网络结构的机器学习方法。它通过层次化特征提取与端到端学习机制, 直接从原始数据中自动学习复杂的抽象表示, 进而完成复杂的模式识别与预测任务。在医学影像领域中, 卷积神经网络(CNN)是其最具代表性的应用架构。相较于传统机器学习方法, 深度学习展现出以下突出优势: 能够自动进行特征提取、具备处理高维复杂特征的强大能力, 并支持端到端的高效学习。目前, 该技术已在图像分割、识别与分类等多个方向得到广泛应用, 并展现出巨大的发展潜力[9]-[14]。

3. CT 影像组学与深度学习在非小细胞肺癌中预测 PD-L1 表达方面的应用

CT 是肺癌筛查的核心影像学手段, 能够有效避免传统 X 线检查中因组织重叠造成的图像干扰, 从而提供更清晰、更准确的横断面解剖图像。近年来, 基于 CT 的影像组学研究在预测非小细胞肺癌 PD-L1 表达状态方面取得了显著进展, 已展现出良好的准确性与可靠性。Wen 等[15]基于非小细胞肺癌 CT 平扫影像形态学特征及临床病理学构建放射组学模型具有较高的预测能力(AUC = 0.793)。CT 增强不仅可显示肿瘤的形态学特征, 还提供血液灌注信息。Liu 等[16]通过多中心基于动脉期 CT 增强图像构建随机森林模型, 结果显示该三分类模型在验证集中表现出了优异的诊断效能(AUC 分别为 0.95、0.94、0.94), Sun 等[17]基于双期相融合增强 CT, 同时将临床特征纳入到影像组学中构成联合模型, 发现其对 PD-L1 的预测性能有明显提升, 训练集和验证集 AUC 分别为 0.840、0.674。还有学者[18]发现双能量 CT 碘密度映射和细胞外体积与浸润性肺腺癌中 PD-L1 的高表达显著相关。非小细胞肺癌周区域属于肿瘤独特的微环境, 已有研究[19]发现瘤周区域可能包含有关于肿瘤的有价值的信息, 如血管生成因子、瘤周淋巴管和血管侵犯、瘤周水肿等, 有研究[20]联合瘤周特征开发影像组学模型预测非小细胞肺癌新辅助化疗免疫治疗的主要病理反应, 发现瘤周特征的纳入能提高模型的预测性能。上述研究均表明基于 CT 技术构建的影像组学模型是预测非小细胞肺癌 PD-L1 表达状态的有力工具, 有望为临床医生对非小细胞肺癌的术前干预和预后提供指导。

在深度学习方面, 有学者[21]开发的基于增强 CT 通过 CNN 获得的深度学习特征结合临床病理因素开发的深度学习模型预测 PD-L1 表达, 具有令人满意的预测能力, AUC 达到 0.804, 敏感度和特异性分别为 72.5%和 76.7%, 显著高于普通的放射组学。有研究[22]基于 DenseNet121 框架结合放射组学及临床特征构建深度学习模型, 测试集 AUC 值为 0.76。还有研究[23]基于此框架研发 2.5D 深度学习模型将综合栖息地分析与多实例深度学习结合临床特征, 验证集和测试集 AUC 分别为 0.889、0.831, 其对 PD-L1 表达的预测效能明显优于单栖息地模型及普通深度学习模型。Transformer 是一种新型深度学习网络, 避免了重复性, 完全依赖注意力机制来建模输入和输出的全局依赖关系。该模型突破了循环神经网络(RNN)模型无法并行计算的限制, 相较于 CNN, 其计算两地点关联所需的操作次数不会随距离增加而增加。有学者[24]基于 Transformer 利用平扫 CT 图像构建的多标签多任务深度学习模型对 PD-L1 表达的预测具有更高的效能(AUC=0.877), 明显优于放射组学模型及基于 CNN 的深度学习模型。上述研究均表明, 与传统影像组学模型相比, 深度学习模型展现出更高的判别效能, 表明深度学习通过端到端的非线性特征提取, 能够更充分地挖掘 CT 图像中与 PD-L1 表达相关的潜在特征从而提高预测效能。

综上, 非小细胞肺癌 CT 影像组学及深度学习在预测 PD-L1 表达状态上有其独特优势。对于肺癌初筛且经济条件有限的患者, 基于 LDCT 的模型因其低辐射、低成本, 可用作初步评估工具; 当需要评估肿瘤血管生成和血供情况时, CT 增强凭借其造影剂增强能力, 能提供功能学信息, 对判断肿瘤的侵袭性

有独特价值, 但是部分患者可能会出现造影剂过敏或肾功能损害等风险, 限制了其临床应用。

4. PET-CT 影像组学与深度学习在非小细胞肺癌中预测 PD-L1 表达方面的应用

PET-CT 凭借其功能代谢信息与解剖信息的结合, 在预测性能上展现出了比单独 CT 更大的潜力。PET-CT 中的标准化摄取值(SUVmax)、病灶糖酵解总量(TLG)等参数, 能从不同角度反映肿瘤的代谢活性, 并与 PD-L1 表达显示出相关性。这使得 PET-CT 在评估肿瘤生物学行为时更具优势。

有研究[25]将临床模型与 PET/CT 放射组学模型结合, 构建联合预测模型, 并建立列线图表现出较好的预测能力, AUC 为 0.769, 准确度和敏感度分别为 70.3%、76.9%。还有研究[26]结合 PET 的 SUV 值和 CT 的 HU 值, 使用 K-means 聚类识别出四个具有不同代谢和密度特征的“代谢栖息地”, 构建出三种模型, 其中代谢栖息地模型效果最好(AUC = 0.786), 表明基于影像组学的生境分析模型可以提高预测效能。

深度学习方面, 有研究[27]采用 3D DenseNet121 深度学习架构, 利用 PET/CT 图像特征与临床特征联合建模, 预测 NSCLC 的 PD-L1 表达, 测试组 AUC 值达到 0.90, 联合临床特征后 AUC 值更提升至 0.96。另一项多中心研究[28]使用一个小型残差卷积网络(SResCNN)从 PET/CT 图像中提取特征, 生成的深度学习分数(DLS)能有效区分 PD-L1 阳性与阴性患者, 且该 DLS 在预测免疫治疗疗效和患者生存期方面, 表现不亚于传统的免疫组化检测。

PET-CT 技术依赖于放射性示踪剂, 整体辐射暴露水平显著高于常规 CT, 其次, PET 组件的固有空间分辨率相对较低, 对亚厘米级微小病灶的探测敏感性不足, 且易受部分容积效应影响, 从而限制了其在精确量化研究中的可靠性。此外, 其诊断特异性易受组织活动影响, 出现假阳性和假阴性。加之昂贵的检查费和较长的检查时间, 这些因素共同制约了其在大规模队列研究中的可行性与推广价值。

5. MRI 影像组学在非小细胞肺癌中预测 PD-L1 表达方面的应用

相较于 CT, MRI 并不是肺癌常规的检查, 又因其存在成本高、检查时间长等局限较少有此方面的研究。近年来, 多序列 MRI 逐渐和大数据以及人工智能技术深度整合, 并通过多模态特征融合, 逐渐出现用 MRI 组学模型预测非小细胞肺癌 PD-L1 表达。当前构建预测模型主要聚焦于以下几种 MRI 技术: 动态对比增强 MRI (DCE-MRI)以及弥散加权成像等。

有研究[29]表明, PD-L1 阳性表达与 IVIM-DWI 的 D 值呈正相关。而 T1 和 T2 的定位在区分具有不同 PD-L1 表达状态的 NSCLC 时效率较低[30]。还有学者[31][32]利用动态对比增强磁共振成像(DCE-MRI)的定量参数 K_{trans} 、 K_{ep} 、 V_e , 以及 V_p 构建模型, 非侵入性对 PD-L1 表达进行分层, 取得了非常可观的预测效能。上述研究均表明基于 MRI 的影像组学有望成为预测非小细胞肺癌生物标志物表达的有力工具。

目前因其样本量少, 且深度学习样本需求量大等原因, 还没有研究基于 MRI 成像利用深度学习技术预测非小细胞肺癌 PD-L1 的表达状态, 该领域的潜力有待开发。

6. 关键议题讨论与未来方向

尽管基于影像组学与深度学习的 PD-L1 预测研究发展迅速, 但在临床转化前仍需关注以下关键挑战。

6.1. 多模态影像的互补与局限

不同影像技术各有优劣, CT 普及度高、扫描快、分辨率佳, 利于观察形态与血供, 但功能信息有限; PET/CT 提供代谢信息, 与 PD-L1 表达相关性较强, 但存在辐射高、成本高、分辨率较低及假阳性等问题; MRI 无辐射、软组织分辨率高, 功能序列可反映微环境特征, 但扫描慢、成本高、在肺癌中数据积累少。未来应发展真正的多模态融合算法, 整合不同影像优势, 并根据临床场景权衡成本效益。

6.2. 标注质量与金标准统一

模型稳健性受标注质量影响。当前 ROI 勾画多针对整个肿瘤, 但 PD-L1 表达具有空间异质性, 且勾画者间差异会引入噪声。采用多医师共识或自动分割有助于提升一致性。此外, 组织学检测本身存在阈值和抗体差异, 活检也可能无法代表整体表达, 直接影响标签准确性。统一标注与金标准是提升模型可靠性与可比性的基础。

6.3. 外部验证不足与泛化挑战

多数研究缺乏严格的外部验证, 模型在内部验证中表现良好, 但在多中心外部数据上性能常明显下降。原因包括设备与协议差异(中心效应)、人群分布不同以及小样本过拟合。解决路径包括: 开展前瞻性多中心研究、使用独立外部数据集验证、推广标准化流程(如 IBSI), 以及遵循 TRIPOD + AI 报告规范。未来重点应从追求高 AUC 转向构建稳健、可泛化、可解释的临床工具。

Table 1. Summary of major studies predicting NSCLC PD-L1 expression based on radiomics and deep learning
表 1. 基于影像组学与深度学习预测 NSCLC PD-L1 表达的主要研究汇总

第一作者 (年份)	研究类型	样本量 (训练集/ 验证集)	影像模态	特征提取方法	分类器/ 网络架构	主要预测性能指标 (AUC/Accuracy 等)	预测目标 (PD-L1 阈值)
Wen 等 (2021) [15]	回顾性	未明确/ 留出法验证	CT 平扫	影像组学	逻辑回归	AUC: 0.793	PD-L1 表达 水平
Liu 等(2025) [16]	回顾性, 多中心	未明确/独立 外部验证集(动脉期)	CT 增强	影像组学	随机森林(RF)	验证集 AUC: 0.95, 0.94, 0.94 (三分类)	PD-L1 表达 分层
Sun 等(2025) [17]	回顾性	训练集/ 验证集	CT 增强 (双期相)	影像组学	未明确	训练集 AUC: 0.840; 验证集 AUC: 0.674	PD-L1 表达 状态
Liu 等(2023) [21]	回顾性	235/留出法	CT 增强	深度学习(DL)	卷积神经网络 (CNN)	AUC: 0.804	PD-L1 阳性 (TPS \geq 1%)
Tian 等 (2021) [22]	回顾性	训练集/ 独立测试集	CT 平扫/增强	深度学习(DL)	DenseNet121	测试集 AUC: 0.76	PD-L1 阳性 (TPS \geq 1%)
Huang 等 (2025) [23]	回顾性, 双中心	中心 1/ 中心 2	CT 平扫	深度学习(DL)	2.5D 多实例 DenseNet	外部验证集 AUC: 0.831	PD-L1 表达 及疗效
Shao 等 (2022) [24]	回顾性	467/留出法	CT 平扫	深度学习(DL)	Transformer	AUC: 0.877	PD-L1 阳性 (多标签)
Zhao 等 (2023) [25]	回顾性	训练集/ 验证集	18 F-FDG PET/CT	影像组学	逻辑回归	AUC: 0.769	PD-L1 表达 状态
Ji 等(2025) [26]	回顾性, 多中心	训练集/ 外部测试集	18 F-FDG PET/CT	影像组学 (栖息地)	逻辑回归	AUC: 0.786	PD-L1 表达 (TPS \geq 1%)
Liang 等 (2024) [27]	回顾性	训练集/ 测试集	18 F-FDG PET/CT	深度学习(DL)	3D DenseNet121	测试集 AUC: 0.90 (联合临床 0.96)	PD-L1 表达 状态
Mu 等(2021) [28]	回顾性, 多中心	多中心队列/ 外部验证	18 F-FDG PET/CT	深度学习(DL)	小型残差 CNN (SResCNN)	深度学习分数(DLS) 区分效能显著	PD-L1 阳性 vs 阴性
Bortolotto 等 (2022) [29]	回顾性	32/无独立 验证	MRI (IVIM-DWI)	定量参数 (D 值)	相关性分析	D 值与 PD-L1 表达 正相关($p < 0.05$)	PD-L1 表 达水平
Yang 等 (2025) [31]	回顾性	78/无独立 验证	MRI (DCE-MRI)	定量参数 (Ktrans, Kep 等)	统计模型	参数与 PD-L1 表达 显著相关	PD-L1 表达 分层
Messana 等 (2025) [32]	回顾性	训练集/ 验证集	MRI (DCE-MRI)	影像组学/ 定量参数	机器学习	模型预测效能可观 (文中未给出单一 AUC)	PD-L1 表达 状态

7. 总结与展望

影像组学及深度学习作为医工交叉的前沿领域, 在非小细胞肺癌分子标志物检测和个性化治疗策略制定中的价值日益突出。当前技术发展已超越单一模态或任务的局限, 研究重点转向整合多参数、多序列影像信息, 以及开展跨模态、多任务融合分析。伴随对肿瘤微环境认知的加深, 分析范围从病灶内部延伸至瘤周区域, 以捕捉更具生物学意义的互补特征。

基于影像组学与深度学习的 PD-L1 表达预测模型, 其准确性、稳健性及客观性持续提升。这类模型有望成为临床辅助工具, 不仅增强非小细胞肺癌的诊断效能, 也能为治疗决策的个性化提供依据。现有研究在模型构建上已取得丰富成果(表 1), 但仍面临数据标准化不足、模型泛化能力有待验证、临床前瞻性证据缺乏等核心挑战。未来的成功依赖于跨学科、多中心的紧密合作, 通过构建高质量共享数据库、制定全流程标准规范, 并开展严谨的前瞻性临床试验, 最终推动这些智能模型从研究走向临床实践。

参考文献

- [1] Xia, C., Dong, X., Li, H., Cao, M., Sun, D., He, S., *et al.* (2022) Cancer Statistics in China and United States, 2022: Profiles, Trends, and Determinants. *Chinese Medical Journal*, **135**, 584-590. <https://doi.org/10.1097/cm9.0000000000002108>
- [2] Siegel, R.L., Miller, K.D., Wagle, N.S. and Jemal, A. (2023) Cancer Statistics, 2023. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **73**, 17-48. <https://doi.org/10.3322/caac.21763>
- [3] American Cancer Society (2024) Key Statistics for Lung Cancer: How Common Is Lung Cancer. <https://www.cancer.org/cancer/types/lung-cancer/about/key-statistics.html>
- [4] John, N., Schlintl, V., Sassmann, T., Lindenmann, J., Fediuk, M., Wurm, R., *et al.* (2024) Longitudinal Analysis of PD-L1 Expression in Patients with Relapsed NSCLC. *Journal for ImmunoTherapy of Cancer*, **12**, e008592. <https://doi.org/10.1136/jitc-2023-008592>
- [5] Cui, J., Li, Y., Yang, Y., Yang, H., Dong, J., Xiao, Z., *et al.* (2024) Tumor Immunotherapy Resistance: Revealing the Mechanism of PD-1/PD-L1-Mediated Tumor Immune Escape. *Biomedicine & Pharmacotherapy*, **171**, Article ID: 116203. <https://doi.org/10.1016/j.biopha.2024.116203>
- [6] Lambin, P., Leijenaar, R.T.H., Deist, T.M., Peerlings, J., de Jong, E.E.C., van Timmeren, J., *et al.* (2017) Radiomics: The Bridge between Medical Imaging and Personalized Medicine. *Nature Reviews Clinical Oncology*, **14**, 749-762. <https://doi.org/10.1038/nrclinonc.2017.141>
- [7] Gillies, R.J., Kinahan, P.E. and Hricak, H. (2016) Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data. *Radiology*, **278**, 563-577. <https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169>
- [8] Ma, J., Song, J., Han, L., Zhou, W., Meng, L., Li, J., *et al.* (2024) Analysis of PD-1/PD-L1 Variations in Lung Cancer and Association with Immunotherapeutic Efficacy and Prognosis: A Nonrandomized Controlled Trial. *Clinics*, **79**, Article ID: 100395. <https://doi.org/10.1016/j.clinsp.2024.100395>
- [9] Zheng, X., He, B., Hu, Y., Ren, M., Chen, Z., Zhang, Z., *et al.* (2022) Diagnostic Accuracy of Deep Learning and Radiomics in Lung Cancer Staging: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Frontiers in Public Health*, **10**, Article 938113. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.938113>
- [10] Qian, L., Wu, T., Kong, S., Lou, X., Jiang, Y., Tan, Z., *et al.* (2024) Could the Underlying Biological Basis of Prognostic Radiomics and Deep Learning Signatures Be Explored in Patients with Lung Cancer? A Systematic Review. *European Journal of Radiology*, **171**, Article ID: 111314. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2024.111314>
- [11] Evangelista, L., Fiz, F., Laudicella, R., Bianconi, F., Castello, A., Guglielmo, P., *et al.* (2023) PET Radiomics and Response to Immunotherapy in Lung Cancer: A Systematic Review of the Literature. *Cancers*, **15**, Article 3258. <https://doi.org/10.3390/cancers15123258>
- [12] Forte, G.C., Altmayer, S., Silva, R.F., Stefani, M.T., Libermann, L.L., Cavion, C.C., *et al.* (2022) Deep Learning Algorithms for Diagnosis of Lung Cancer: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Cancers*, **14**, Article 3856. <https://doi.org/10.3390/cancers14163856>
- [13] Palani, M., Rajagopal, S. and Chintanpalli, A.K. (2024) A Systematic Review on Feature Extraction Methods and Deep Learning Models for Detection of Cancerous Lung Nodules at an Early Stage—The Recent Trends and Challenges. *Biomedical Physics & Engineering Express*, **11**, Article ID: 012001. <https://doi.org/10.1088/2057-1976/ad9154>
- [14] Liang, H., Hu, M., Ma, Y., Yang, L., Chen, J., Lou, L., *et al.* (2023) Performance of Deep-Learning Solutions on Lung Nodule Malignancy Classification: A Systematic Review. *Life*, **13**, Article 1911. <https://doi.org/10.3390/life13091911>

- [15] Wen, Q., Yang, Z., Dai, H., Feng, A. and Li, Q. (2021) Radiomics Study for Predicting the Expression of PD-L1 and Tumor Mutation Burden in Non-Small Cell Lung Cancer Based on CT Images and Clinicopathological Features. *Frontiers in Oncology*, **11**, Article 620246. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.620246>
- [16] Liu, Z., Yao, Y., Zhao, M., Zhao, Q., Xue, J., Huang, Y., et al. (2025) Radiomics Models Derived from Arterial-Phase-Enhanced CT Reliably Predict Both PD-L1 Expression and Immunotherapy Prognosis in Non-Small Cell Lung Cancer: A Retrospective, Multicenter Cohort Study. *Academic Radiology*, **32**, 493-505. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2024.07.028>
- [17] Sun, X.M., Zhang, L.X., Liu, H.X., et al. (2025) Value of Contrast-Enhanced CT-Based Radiomics Model in Predicting PD-L1 Expression in Lung Adenocarcinoma. *Radiologic Practice*, **40**, 962-968.
- [18] Yamagata, K., Yanagawa, M., Hata, A., Ogawa, R., Kikuchi, N., Doi, S., et al. (2024) Three-Dimensional Iodine Mapping Quantified by Dual-Energy CT for Predicting Programmed Death-Ligand 1 Expression in Invasive Pulmonary Adenocarcinoma. *Scientific Reports*, **14**, Article No. 18310. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-69470-9>
- [19] Wu, L., Lou, X., Kong, N., Xu, M. and Gao, C. (2022) Can Quantitative Peritumoral CT Radiomics Features Predict the Prognosis of Patients with Non-Small Cell Lung Cancer? A Systematic Review. *European Radiology*, **33**, 2105-2117. <https://doi.org/10.1007/s00330-022-09174-8>
- [20] Bao, X., Peng, Q., Bian, D., Ni, J., Zhou, S., Zhang, P., et al. (2025) Short-Term Intra- and Peri-Tumoral Spatiotemporal CT Radiomics for Predicting Major Pathological Response to Neoadjuvant Chemoimmunotherapy in Non-Small Cell Lung Cancer. *European Radiology*, **35**, 6052-6064. <https://doi.org/10.1007/s00330-025-11563-8>
- [21] Liu, P.M., Feng, B., Shi, J.F., Feng, H.J., Hu, Z.J., Chen, Y.H., et al. (2023) A Deep-Learning Model Using Enhanced Chest CT Images to Predict PD-L1 Expression in Non-Small-Cell Lung Cancer Patients. *Clinical Radiology*, **78**, e689-e697. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2023.05.010>
- [22] Tian, P., He, B., Mu, W., Liu, K., Liu, L., Zeng, H., et al. (2021) Assessing PD-L1 Expression in Non-Small Cell Lung Cancer and Predicting Responses to Immune Checkpoint Inhibitors Using Deep Learning on Computed Tomography Images. *Theranostics*, **11**, 2098-2107. <https://doi.org/10.7150/thno.48027>
- [23] Huang, X., Huang, X., Xie, Y., Wang, K., Bai, H., Ning, R., et al. (2025) Integrative Habitat Analysis and Multi-Instance Deep Learning for Predictive Model of PD-1/PD-L1 Immunotherapy Efficacy in NSCLC Patients: A Dual-Center Retrospective Study. *BMC Medical Imaging*, **25**, Article No. 288. <https://doi.org/10.1186/s12880-025-01828-5>
- [24] Shao, J., Ma, J., Zhang, S., Li, J., Dai, H., Liang, S., et al. (2022) Radiogenomic System for Non-Invasive Identification of Multiple Actionable Mutations and PD-L1 Expression in Non-Small Cell Lung Cancer Based on CT Images. *Cancers*, **14**, Article 4823. <https://doi.org/10.3390/cancers14194823>
- [25] Zhao, X., Zhao, Y., Zhang, J., Zhang, Z., Liu, L. and Zhao, X. (2023) Predicting PD-L1 Expression Status in Patients with Non-Small Cell Lung Cancer Using [¹⁸F]FDG PET/CT Radiomics. *EJNMMI Research*, **13**, Article No. 4. <https://doi.org/10.1186/s13550-023-00956-9>
- [26] Ji, Y., Cui, K., Zhang, J., Wang, J., Dai, Z., Cui, Y., et al. (2025) Noninvasive Prediction of Programmed Cell Death Protein-Ligand 1 Expression in Locally Advanced Non-Small Cell Lung Cancer by ¹⁸F-Fluorodeoxyglucose Positron Emission Tomography/Computed Tomography-Based Metabolic Habitats: A Multicenter Radiomic and Biological Study. *Annals of Surgical Oncology*, **32**, 10094-10107. <https://doi.org/10.1245/s10434-025-18139-2>
- [27] Liang, C., Zheng, M., Zou, H., Han, Y., Zhan, Y., Xing, Y., et al. (2024) Deep Learning-Based Image Analysis Predicts PD-L1 Status from ¹⁸F-FDG PET/CT Images in Non-Small-Cell Lung Cancer. *Frontiers in Oncology*, **14**, Article 1402994. <https://doi.org/10.3389/fonc.2024.1402994>
- [28] Mu, W., Jiang, L., Shi, Y., Tunali, I., Gray, J.E., Katsoulakis, E., et al. (2021) Non-Invasive Measurement of PD-L1 Status and Prediction of Immunotherapy Response Using Deep Learning of PET/CT Images. *Journal for ImmunoTherapy of Cancer*, **9**, e002118. <https://doi.org/10.1136/jitc-2020-002118>
- [29] Bortolotto, C., Stella, G.M., Messina, G., Lo Tito, A., Podrecca, C., Nicora, G., et al. (2022) Correlation between PD-L1 Expression of Non-Small Cell Lung Cancer and Data from IVIM-DWI Acquired during Magnetic Resonance of the Thorax: Preliminary Results. *Cancers*, **14**, Article 5634. <https://doi.org/10.3390/cancers14225634>
- [30] Bortolotto, C., Messina, G., Lo Tito, A., Stella, G.M., Pinto, A., Podrecca, C., et al. (2023) The Role of Native T1 and T2 Mapping Times in Identifying PD-L1 Expression and the Histological Subtype of NSCLCS. *Cancers*, **15**, Article 3252. <https://doi.org/10.3390/cancers15123252>
- [31] Yang, C., Zhu, F., Li, Q., Sun, C., Jin, H. and Zhao, Z. (2025) Evaluation of PD-L1 Expression in Patients with Non-Small Cell Lung Cancer Using DCE-MRI Quantitative Analysis. *The Clinical Respiratory Journal*, **19**, e70125. <https://doi.org/10.1111/crj.70125>
- [32] Messina, G., Bortolotto, C., Thulasi Seetha, S., Marrocco, A., Pairazzi, C., Sanvito, F., et al. (2025) Non-Invasive PD-L1 Stratification in Non-Small Cell Lung Cancer Using Dynamic Contrast-Enhanced MRI. *European Radiology*, **35**, 5569-5580. <https://doi.org/10.1007/s00330-025-11524-1>