

影像组学对肺结节诊断的研究进展

李佳阳

南方医科大学第一临床医学院胸心外科, 广东 广州

收稿日期: 2025年3月28日; 录用日期: 2025年4月24日; 发布日期: 2025年4月30日

摘要

影像组学作为新兴的医学影像分析技术, 通过高通量特征提取与人工智能算法, 显著提升了肺结节诊断的精准性与客观性, 成为肺结节早期筛查与诊疗的重要工具。肺结节作为肺癌早期筛查的核心指标, 其精准诊断直接影像临床决策与患者预后。传统依赖医师经验的影像学评估和具有侵入性的病理活检存在诊断效能瓶颈。影像组学通过提取肺结节的影像学特征, 可以提高对肺结节诊断的准确性和可视性。本文综述了影像组学对肺结节诊断的研究进展, 包括肺结节良恶性及浸润性的诊断, 影像组学复合模型对肺结节的预测, 探讨了增强CT影像组学的应用前景。

关键词

影像组学, 肺结节, 诊断, 预后

Advances in Radiomics for Pulmonary Nodule Diagnosis

Jiayang Li

Department of Thoracic and Cardiovascular Surgery, The First School of Clinical Medicine, Southern Medical University, Guangzhou Guangdong

Received: Mar. 28th, 2025; accepted: Apr. 24th, 2025; published: Apr. 30th, 2025

Abstract

As an emerging medical imaging analysis technology, radiomics has significantly improved the accuracy and objectivity of pulmonary nodule diagnosis through high-throughput feature extraction and artificial intelligence algorithms, becoming an important tool for early screening and diagnosis of pulmonary nodules. As a core indicator for early screening of lung cancer, pulmonary nodules provide accurate diagnosis that directly affects imaging clinical decision-making and patient prognosis. Traditional imaging evaluations that rely on physician experience and invasive pathological

biopsies have diagnostic efficacy bottlenecks. Imaging omics can improve the accuracy and visibility of pulmonary nodule diagnosis by extracting imaging features of pulmonary nodules. This article reviews the research progress of radiomics in the diagnosis of pulmonary nodules, including the diagnosis of benign, malignant, and invasive pulmonary nodules, the prediction of pulmonary nodules by radiomics composite models, and explores the application prospects of enhanced CT radiomics.

Keywords

Radiomics, Pulmonary Nodules, Diagnosis, Prognosis

Copyright © 2025 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

肺癌是全球最常见的肿瘤相关死亡原因，也是我国最常见的癌症类型，新发病例和死亡人数占全球的近 40% [1]。早期发现对肺癌的预防和管理至关重要。全国肺癌筛查试验(National Lung Screening Trial, NLST)的结果显示，低剂量 CT (low-dose computed tomography, LDCT)筛查可降低肺癌死亡率 20% [2]。最新研究显示，在中国高危人群中进行一次性 LDCT 筛查可降低 30%的肺癌死亡率[3]。

肺癌在早期往往表现为肺部结节病灶，所谓肺结节，是指肺部出现的直径小于 3 厘米的圆形或椭圆形病灶。肺结节具有高流行率，美国每年有超过 160 万新发肺结节患者被诊断出[4]。对良恶性结节的及时针对对于恶性肿瘤的预防来说至关重要。

2. 良恶性肿瘤的诊断

肺结节可分为良性及恶性两大类，这两类结节的处理方案及预后情况各不相同。对于良性结节，主要采取观察策略；而对于恶性结节，则需尽早施行手术治疗，并结合具体情况辅以放疗和化疗[5]。肺结节的成因复杂多样，同一患者的 CT 图像上可能同时出现多个不同表现的肺结节，这对影像诊断医师的筛选和鉴别能力提出了更高的挑战。在精准医疗的大背景下，为了降低医疗资源的浪费，有必要对良性结节进行更细致的分类诊断，这不仅有助于指导临床治疗，还能有效避免因过度检查而造成的医疗资源不合理使用[6]。鉴于肺结节具有潜在进展为早期肺癌病变的可能性，早期发现肺结节和准确诊断其是否病变是预防癌变改善患者治疗预后的重要途径[7]。传统的诊断良恶性结节的方法依赖于组织病理学确认或指南，然而这些侵入性的诊断方法并不适合广泛的推广。得益于 CT 技术的发展及普及，肺结节的检出越来越多，约 3%的肺结节是在年度例行体检中发现的[8]。

自 20 世纪 90 年代初以来，许多研究者已使用增强 CT (Contrast-Enhanced Computed Tomography, CECT) 和增强 MRI (Contrast-Enhanced MRI, CE-MRI)、动态 CECT 和 CE-MRI 以及 18F-FDGPET 或 PET/CT 来评估孤立性肺结节的放射学特征，并获得了令人满意的结果。影像组学作为一门新兴的交叉学科领域，致力于从医学影像中提取可量化的特征，并将其转化为可供深入分析的数据。这一技术展现了巨大的潜力，在深入洞察肿瘤的特性和行为方面发挥着重要作用。与传统成像特征的可视化分析相比，影像组学能够提取更为丰富、精度更高且一致性更强的影像特征，为临床诊断和治疗决策提供了更为精确的依据[9]。

3. 肺结节良恶性及浸润性的介绍

良性和恶性肺结节在影像学特征上有一定的重叠度，为了更好地区分，动态对比剂增强 CT、正电子

发射断层扫描(Positron Emission Tomography, PET)和带放射性示踪剂的单光子发射计算机断层扫描(Single Photon Emission Computed Tomography, SPECT)开始逐渐应用于良恶性肺结节的诊断[10]。基于 CT 成像中的衰减特性,肺结节可被划分为以下三种不同类型:(i) 实性结节,作为最常见的类型,其特点表现为均匀的软组织衰减;(ii) 毛玻璃样结节,此类结节外观呈现不均匀性,表现为肺实质局部衰减的模糊性增加,但并不会遮蔽其下的支气管及血管结构;以及(iii) 部分实性结节,该类型结节由实性与毛玻璃样衰减成分混合构成[11]。

根据是否存在实性成分,磨玻璃结节可以被细分为纯磨玻璃结节和部分实性结节。这一分类对于评估结节的恶性潜力和制定治疗策略至关重要。据报道,部分实性结节(PSN)与肺腺癌的关联更为紧密,并且其恶性程度相较于纯磨玻璃结节(GGN)和实性结节更高。在病理学上,PSN 通常被证实为微浸润性腺癌(MIA)和浸润性腺癌(IA),这表明这些结节具有较高的恶性潜能和侵袭性。相比之下,纯 GGN 在病理上多为原位腺癌(AIS),有时也可能为微浸润性腺癌(MIA) [12]。这意味着纯 GGN 的恶性程度相对较低,进展为浸润性癌的风险也较小。鉴于 PSN 的恶性程度和侵袭性较高,通常建议对这类结节采取更为积极的治疗策略。特别是对于实性成分大于 5 mm 的 PSN 病变,积极治疗尤为重要,以预防其进一步发展为浸润性癌并威胁患者的生命健康[13]。

4. 影像组学介绍

影像组学是一个新型研究领域,涉及将标准护理图像转换为定量图像数据的过程,这些数据可以与其他数据源结合,随后使用传统生物统计学或人工智能方法进行分析。由于影像组学特征可以捕获生物学和病理生理学信息,这些定量影像组学特征已被证明可以为肺癌风险预测、诊断、预后、治疗反应监测和肿瘤生物学提供快速准确的非侵入性生物标记[14]。影像组学的概念最早由 Lambin 等人提出,旨在从医学图像中提取一系列特征,利用统计学和机器学习技术,从中找出最有意义的影像特征,用于临床信息分析、疾病识别、肿瘤分级和分期。影像技术突破了单纯依赖医生主观解读图像的局限性,大大提升了医学图像在临床的实用价值。该过程一般包括图像采集与预处理、图像分割、图像特征提取、降维与特征选择、模型开发和应用五个步骤[15]。首先通过医学影像设备(如 CT、MRI)获取标准化图像数据,并进行预处理消除噪声、完成图像配准与病灶区域(ROI)的精准分割。特征提取阶段运用数学算法从 ROI 中量化提取形态学特征(形状、体积)、纹理特征(灰度共生矩阵、小波变换)、统计特征(强度直方图)及深度学习自动生成的深层特征,形成高维特征矩阵。随后通过特征筛选(LASSO、随机森林)和降维技术(PCA)消除冗余,保留具有生物学意义的特征子集。模型构建环节采用机器学习算法(SVM、随机森林)或深度神经网络,通过交叉验证优化模型参数,建立诊断、预后预测或疗效评估模型。最终结合临床数据进行多维度验证(ROC 曲线、校准曲线),并评估模型的可解释性与临床应用潜力,形成辅助决策的智能化工具。整个过程需严格遵循影像组学质量标准(IBSI),确保结果的可靠性与可重复性。这种非侵入性检查的优势在于影像组学特征不仅能反映组织的可见特征,还能反映组织的细胞和分子属性,从而对肿瘤整体有更全面的认识。

影像组学方法在挖掘影像深层次信息方面展现出巨大的潜力,该技术融合了医疗与工业领域的先进手段,将传统的图像资料转化为精确的数字定量特征。通过这种方法,我们能够深入探索肿瘤内部的生物学特性和异质性,揭示出超越肿瘤形态和功能表象的更深层次信息,为临床诊断和治疗提供更为全面和深入的见解[10]。以最小侵入性的方式区分恶性和良性结节并尽可能进行具体和准确的表征非常重要,多层螺旋扫描(computed tomography, CT)是目前肺结节无创检出和评估的最佳方法,但在当病灶与组织贴近时无法进一步明确诊断,增强 CT 可增大病变部位与正常组织的密度差异,进而进一步提高诊断[16]。自 20 世纪 90 年代初以来,许多研究者已使用增强 CT (CECT)来评估孤立性肺结节的放射学特征,并获

得了令人满意的结果。使用动态 CE-CT 评估结节的血管分布(反映结节的血管生成程度)已被证实有助于通过结节上不同的阈值衰减区分恶性和良性结节。将恶性结节与良性结节相比,恶性结节通常表现出较高的血管分布。因此,恶性结节的强化程度实际上比良性结节高[17]。通过注射对比剂,增强 CT 可以更好地显示肺结节与周围正常肺组织的对比度,有助于结节的检出和特征的识别,常用的造影剂包括碘造影剂和钆造影剂。虽然任何器官都有三个组织区域——血管内、间质和细胞内,但特定组织的对比度增强与特定时间段内造影剂仅在血管内、血管外或两者中的滞留程度有关。临床和 CT 表现是放射科医生诊断良、恶性 SSPN 的重要依据[18]。

5. 增强 CT 复合模型对肺结节的预测进展

随着 CT 技术的不断发展,其图像的空间分辨率已经达到了前所未有的高度。这种提升使得 CT 图像能够揭示更为微小的肺部异常,捕获更为详尽的信息,并且能够更加清晰地描绘肺部解剖结构、病理变化以及疾病状态[19]。Albers 等研究者[20]提出了一种基于传播的成像技术改进方法,在降低 X 射线剂量的同时,实现了更优质的图像效果,这为以高分辨率揭示三维肺部病理病变提供了可能。高空间分辨率技术的应用,使得更小的结构和更多的细节得以在 CT 图像中清晰展现,这对于准确描绘 CT 特征和纹理特征具有直接的影响。研究表明,更高的空间分辨率不仅能够更有效地区分影像组学特征,还能提高对这些特征的估计精度[21]。因此,CT 技术的这一进步为影像组学在临床诊断和研究中的应用提供了更为强大的工具,有助于进一步提升诊断的准确性和治疗效果的评估。影像组学技术能够高效地从医学影像中提取大量定量特征,通过客观且定量手段揭示出人眼无法直接观察到的肿瘤组织内部异质性。研究表明,影像组学模型在区分肺部实体结节的良恶性方面展现出优异的性能,但这些研究主要集中于特定的病理类型,如直径小于 3 至 4 厘米的肺腺癌和结核瘤。张等研究者[22]开发了一种结合 CT 扫描和影像组学特征的诊断模型,在验证队列中实现了 0.85 的 AUC 值(95%置信区间为 0.78~0.91),不过该模型主要针对的是直径在 5 至 20 毫米的实体结节。由此可见,针对不同病理类型的亚厘米级实体结节的影像组学研究尚显不足。林等研究者[23]构建了一个基于平扫 CT 影像的良恶性亚实性肺结节(SSPN)鉴别影像组学模型,该模型在训练队列中的 AUC 值为 0.940,在测试队列中为 0.903。然而,该研究的样本量相对较小,仅纳入了 180 个结节。这表明,尽管影像组学模型在肺结节良恶性鉴别方面具有潜力,但为了提高模型的普遍性和可靠性,仍需在更大样本量和更多病理类型上进行深入研究。Kamiya 等研究者[24]开展了一项探索性研究,该研究包括了 93 个肺结节(其中 72 个为恶性,21 个为良性)。他们通过计算密度直方图的峰度和偏度,发现恶性结节的峰度普遍高于良性结节。研究中的受试者工作特征(Receive Operating Characteristic, ROC)曲线显示,曲线下面积(Area Under the Curve, AUC)值较大,范围在 0.71 至 0.83 之间。Choi W 等研究者[25]利用影像组学方法建立了一个 SVM-LASSO 模型,用于低剂量 CT 扫描下的肺结节预测。病变是通过美国放射学会的肺 CT 筛查报告和数据系统(Lung-RADS)进行识别的。结果显示, SVM-LASSO 模型的准确率(84.1%)优于 Lung-RADS 模型(72.2%)。Chen 等研究者[26]提取了影像组学特征并成功区分 42 个恶性和 33 个良性肺结节。他们采用留一交叉验证法,并通过顺序前向选择(Sequential Forward Selection, SFS)方法选出了四个高度相关的特征,以此构建了一个支持向量机(Support Vector Machine, SVM)预测模型。该 SVM 模型的准确率、灵敏度和特异度分别为 84.0%、92.9%和 72.7%。Tu 等研究者[27]发现,CT 扫描的平均标准差越大,结节的均匀性越低,而“熵”值越高,这些特征表明良性结节的可能性更高。他们构建的逻辑回归分类器的峰值准确率达到了 79%,其表现优于专为肺癌筛查设计的 Lung-RADS 系统。随访检查显示,更多的毛玻璃结节(尤其是混合性结节)被诊断为恶性,而非实性结节。Balagurunathan 等研究者[28]分析了来自美国国家肺部筛查试验数据库的低剂量 CT 图像,并确定与传统的基于大小和形状的图像描述相比,影像组学特征显著提高了结节检测的准确率。通过结合所有类别的

特征, 研究达到了最高的 AUROC 值为 0.83。Shen 等人[29]采用 SVM、随机森林、逻辑回归、极限学习机和 K-最近邻算法, 进行特征选择。他们构建了五个分类器模型, 然后融合所有预测结果以确定结节性质。这种方法结合了纹理、小波和灰度特征, 显著促进了良性和恶性实性肺结节的区分, 准确率达到 92%。刘[30]基于来自不同中心的 CT 图像建立了机器学习模型, 证明了其在评估非小细胞肺癌患者 EGFR 状态方面的实用性, 其中 RF 模型超越了 LR、DT 和 SVM 模型。

6. 总结

影像组学是一种非侵入性、定量描述肿瘤生物学特性和异质性的方法, 影像组学因其高度的患者特异性和非侵入性的综合优势而成为研究热点之一。近年来, 人们为实现标准化的影像组学成像扫描做出了大量努力, CT 图像的采集后处理和影像组学的标准化技术可提高分类准确性, 展示了以增强 CT 为主的影像组学在肺结节恶性程度上区分的重要性以及广阔应用前景。尽管影像组学在肺结节诊断中展现出巨大潜力, 但仍存在若干关键挑战需要突破。例如提高模型鲁棒性的多中心验证, 建立标准化多中心研究框架, 通过对抗训练和领域自适应技术提升模型对不同扫描设备、成像参数的适应能力。

影像组学有望用于判断肺结节的良恶性、淋巴结转移、肿瘤基因表型等肿瘤生物学特性, 反映肿瘤对治疗的反应, 预测预后和放射性肺损伤, 为个体化治疗提供客观依据。

参考文献

- [1] Siegel, R.L., Miller, K.D., Fuchs, H.E. and Jemal, A. (2021) Cancer Statistics, 2021. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **71**, 7-33. <https://doi.org/10.3322/caac.21654>
- [2] The National Lung Screening Trial Research Team (2011) Reduced Lung-Cancer Mortality with Low-Dose Computed Tomographic Screening. *New England Journal of Medicine*, **365**, 395-409. <https://doi.org/10.1056/nejmoa1102873>
- [3] Li, N., Tan, F., Chen, W., Dai, M., Wang, F., Shen, S., *et al.* (2022) One-off Low-Dose CT for Lung Cancer Screening in China: A Multicentre, Population-Based, Prospective Cohort Study. *The Lancet Respiratory Medicine*, **10**, 378-391. [https://doi.org/10.1016/s2213-2600\(21\)00560-9](https://doi.org/10.1016/s2213-2600(21)00560-9)
- [4] Mazzone, P.J. and Lam, L. (2022) Evaluating the Patient with a Pulmonary Nodule. *JAMA*, **327**, 264-273. <https://doi.org/10.1001/jama.2021.24287>
- [5] 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>
- [6] Truong, M.T., Ko, J.P., Rossi, S.E., Rossi, I., Viswanathan, C., Bruzzi, J.F., *et al.* (2014) Update in the Evaluation of the Solitary Pulmonary Nodule. *RadioGraphics*, **34**, 1658-1679. <https://doi.org/10.1148/rg.346130092>
- [7] Yuan, J., Sun, Y., Xu, F., Li, M., Fan, M., Zhang, C., *et al.* (2022) Cost-Effectiveness of Lung Cancer Screening Combined with Nurse-Led Smoking Cessation Intervention: A Population-Based Microsimulation Study. *International Journal of Nursing Studies*, **134**, Article 104319. <https://doi.org/10.1016/j.ijnurstu.2022.104319>
- [8] Wu, F., Wu, Y., Chen, C. and Yang, S. (2022) Impact of Smoking Status on Lung Cancer Characteristics and Mortality Rates between Screened and Non-Screened Lung Cancer Cohorts: Real-World Knowledge Translation and Education. *Journal of Personalized Medicine*, **12**, Article 26. <https://doi.org/10.3390/jpm12010026>
- [9] Chen, C., Chang, C., Tu, C., Liao, W., Wu, B., Chou, K., *et al.* (2018) Radiomic Features Analysis in Computed Tomography Images of Lung Nodule Classification. *PLOS ONE*, **13**, e0192002. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0192002>
- [10] Reiazi, R., Abbas, E., Famiyeh, P., Rezaie, A., Kwan, J.Y.Y., Patel, T., *et al.* (2021) The Impact of the Variation of Imaging Parameters on the Robustness of Computed Tomography Radiomic Features: A Review. *Computers in Biology and Medicine*, **133**, Article 104400. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.104400>
- [11] MacMahon, H., Naidich, D.P., Goo, J.M., Lee, K.S., Leung, A.N.C., Mayo, J.R., *et al.* (2017) Guidelines for Management of Incidental Pulmonary Nodules Detected on CT Images: From the Fleischner Society 2017. *Radiology*, **284**, 228-243. <https://doi.org/10.1148/radiol.2017161659>
- [12] She, Y., Zhao, L., Dai, C., Ren, Y., Zha, J., Xie, H., *et al.* (2016) Preoperative Nomogram for Identifying Invasive Pulmonary Adenocarcinoma in Patients with Pure Ground-Glass Nodule: A Multi-Institutional Study. *Oncotarget*, **8**, 17229-17238. <https://doi.org/10.18632/oncotarget.11236>
- [13] Mao, R., She, Y., Zhu, E., Chen, D., Dai, C., Wu, C., *et al.* (2019) A Proposal for Restaging of Invasive Lung

- Adenocarcinoma Manifesting as Pure Ground Glass Opacity. *The Annals of Thoracic Surgery*, **107**, 1523-1531. <https://doi.org/10.1016/j.athoracsur.2018.11.039>
- [14] Pan, F., Feng, L., Liu, B., Hu, Y. and Wang, Q. (2023) Application of Radiomics in Diagnosis and Treatment of Lung Cancer. *Frontiers in Pharmacology*, **14**, Article 1295511. <https://doi.org/10.3389/fphar.2023.1295511>
- [15] Lambin, P., Rios-Velazquez, E., Leijenaar, R., Carvalho, S., van Stiphout, R.G.P.M., Granton, P., *et al.* (2012) Radiomics: Extracting More Information from Medical Images Using Advanced Feature Analysis. *European Journal of Cancer*, **48**, 441-446. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2011.11.036>
- [16] Goldstraw, P., Chansky, K., Crowley, J., Rami-Porta, R., Asamura, H., Eberhardt, W.E.E., *et al.* (2016) The IASLC Lung Cancer Staging Project: Proposals for Revision of the TNM Stage Groupings in the Forthcoming (Eighth) Edition of the TNM Classification for Lung Cancer. *Journal of Thoracic Oncology*, **11**, 39-51. <https://doi.org/10.1016/j.jtho.2015.09.009>
- [17] Qureshi, N.R., Shah, A., Eaton, R.J., Miles, K. and Gilbert, F.J. (2016) Dynamic Contrast Enhanced CT in Nodule Characterization: How We Review and Report. *Cancer Imaging*, **16**, Article No. 16. <https://doi.org/10.1186/s40644-016-0074-4>
- [18] Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R.L., Laversanne, M., Soerjomataram, I., Jemal, A., *et al.* (2021) Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **71**, 209-249. <https://doi.org/10.3322/caac.21660>
- [19] Yanagawa, M., Tsubamoto, M., Satoh, Y., Hata, A., Miyata, T., Yoshida, Y., *et al.* (2020) Lung Adenocarcinoma at CT with 0.25-Mm Section Thickness and a 2048 Matrix: High-Spatial-Resolution Imaging for Predicting Invasiveness. *Radiology*, **297**, 462-471. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020201911>
- [20] Albers, J., Wagner, W.L., Fiedler, M.O., Rothermel, A., Wünnemann, F., Di Lillo, F., *et al.* (2023) High Resolution Propagation-Based Lung Imaging at Clinically Relevant X-Ray Dose Levels. *Scientific Reports*, **13**, Article No. 4788. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-30870-y>
- [21] Sharma, S., Pal, D., Abadi, E., Sauer, T., Segars, P., Hsieh, J., *et al.* (2023) Can Photon-Counting CT Improve Estimation Accuracy of Morphological Radiomics Features? A Simulation Study for Assessing the Quantitative Benefits from Improved Spatial Resolution in Deep Silicon-Based Photon-Counting CT. *Academic Radiology*, **30**, 1153-1163. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2022.06.018>
- [22] Zhang, C., Wang, Q., Feng, H., Cui, Y., Yu, X. and Shi, G. (2023) Computed-Tomography-Based Radiomic Nomogram for Predicting the Risk of Indeterminate Small (5-20 Mm) Solid Pulmonary Nodules. *Diagnostic and Interventional Radiology*, **29**, 283-290. <https://doi.org/10.4274/dir.2022.22395>
- [23] Ren, C., Xu, M., Zhang, J., Zhang, F., Song, S., Sun, Y., *et al.* (2022) Classification of Solid Pulmonary Nodules Using a Machine-Learning Nomogram Based on ¹⁸F-FDG PET/CT Radiomics Integrated Clinicobiological Features. *Annals of Translational Medicine*, **10**, 1265-1265. <https://doi.org/10.21037/atm-22-2647>
- [24] Kamiya, A., Murayama, S., Kamiya, H., Yamashiro, T., Oshiro, Y. and Tanaka, N. (2014) Kurtosis and Skewness Assessments of Solid Lung Nodule Density Histograms: Differentiating Malignant from Benign Nodules on CT. *Japanese Journal of Radiology*, **32**, 14-21. <https://doi.org/10.1007/s11604-013-0264-y>
- [25] Choi, W., Oh, J.H., Riyahi, S., Liu, C., Jiang, F., Chen, W., *et al.* (2018) Radiomics Analysis of Pulmonary Nodules in Low-Dose CT for Early Detection of Lung Cancer. *Medical Physics*, **45**, 1537-1549. <https://doi.org/10.1002/mp.12820>
- [26] Chen, Q.-L., Li, M.-M., Xue, T., Peng, H., Shi, J., Li, Y.-Y., *et al.* (2023) Radiomics Nomogram Integrating Intratumoural and Peritumoural Features to Predict Lymph Node Metastasis and Prognosis in Clinical Stage IA Non-Small Cell Lung Cancer: A Two-Centre Study. *Clinical Radiology*, **78**, e359-e367. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2023.02.004>
- [27] Tu, S., Wang, C., Pan, K., Wu, Y. and Wu, C. (2018) Localized Thin-Section CT with Radiomics Feature Extraction and Machine Learning to Classify Early-Detected Pulmonary Nodules from Lung Cancer Screening. *Physics in Medicine & Biology*, **63**, Article 065005. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/aaafab>
- [28] Balagurunathan, Y., Schabath, M.B., Wang, H., Liu, Y. and Gillies, R.J. (2019) Quantitative Imaging Features Improve Discrimination of Malignancy in Pulmonary Nodules. *Scientific Reports*, **9**, Article No. 8528. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-44562-z>
- [29] Shen, Y., Xu, F., Zhu, W., Hu, H., Chen, T. and Li, Q. (2020) Multiclassifier Fusion Based on Radiomics Features for the Prediction of Benign and Malignant Primary Pulmonary Solid Nodules. *Annals of Translational Medicine*, **8**, 171-171. <https://doi.org/10.21037/atm.2020.01.135>
- [30] Liu, Y., Zhou, J., Wu, J., Wang, W., Wang, X., Guo, J., *et al.* (2022) Development and Validation of Machine Learning Models to Predict Epidermal Growth Factor Receptor Mutation in Non-Small Cell Lung Cancer: A Multi-Center Retrospective Radiomics Study. *Cancer Control*, **29**, 1-8. <https://doi.org/10.1177/10732748221092926>