[文章编号] 1671-587X(2026)04-1151-10 DOI:10.13481/j.1671-587X.20260428

CT影像组学联合临床影像学特征评估混合磨玻璃结节样肺腺癌的浸润性

史鸿宇[1]，徐 磊[1]，赵 磊[2]
（1. 内蒙古医科大学附属医院呼吸与危重症学科，内蒙古 呼和浩特 010050；2. 内蒙古医科大学附属医院影像诊断科，内蒙古 呼和浩特 010050）

[摘 要] **目的：**探讨混合磨玻璃结节（mGGN）样肺腺癌浸润性的影像学危险因素，构建临床影像特征联合影像组学的机器学习模型，阐明其诊断效能。**方法：**回顾性收集术后病理明确的mGGN样肺腺癌患者261例，符合纳入标准的mGGN共278枚，根据病理结果分为惰性组（n=73）和浸润组（n=205）。收集2组患者临床资料和影像学资料。所有患者接受薄层计算机断层扫描（CT）扫描，提取影像组学特征，通过z.score标准化联合LASSO回归对数据进行特征降维，并利用10折交叉完成筛选，确定最优组学特征，构建逻辑回归（LR）机器学习算法的影像组学模型；采用单因素分析和多因素Logistic回归分析筛选mGGN样肺腺癌患者浸润性有意义的影像学特征，联合最优组学特征绘制列线图，使用受试者工作特征（ROC）曲线下面积（AUC）、校准曲线和临床决策曲线（DCA）评估模型预测性能。采用自抽样进行模型验证。**结果：**纳入的278例mGGN中，共计205例患者经病理结果证实为浸润性mGGN样肺腺癌。与惰性组比较，浸润组患者提取出的影像组学中最大三维（3D）直径、第90百分位数、逆差距归一和表面积与体积比为相关最优组学特征。单因素Logistic分析，浸润组患者中毛刺征、分叶征、支气管充气征、胸膜凹陷征、棘状突起、长径、短径和平均CT值的发生率高于惰性组（P<0.05）。多因素Logistic回归分析，分叶征与分组风险显著相关［比值比（OR）=3.724，95%置信区间（CI）：1.373～10.100，P=0.010］；长径每增加1 mm，分组风险增加31.8%（OR=1.318，95%CI：1.152～1.509，P<0.001）；平均CT值每升高1 HU，浸润性风险增加0.6%（OR=1.006，95%CI：1.003～1.009，P<0.001）。结合分叶征、结节长径、平均CT值及影像组学评分构建的融合列线图AUC为0.858（95%CI：0.813～0.914），自模型校正后一致性指数（C-index）为0.835。DCA曲线显示模型具有较好的临床适用性。Hosmer-Lemeshow检验，列线图具有较好的拟合度。**结论：**分叶征、结节长径和平均CT值为mGGN样肺腺癌浸润性的危险因素，融合列线图对于mGGN样肺腺癌浸润性具有较好的诊断效能，可能为临床提供无创诊断和个体化治疗提供新方法。

[关键词] 混合磨玻璃结节；肺腺肿瘤；肺癌早筛；影像组学；危险因素；风险预测模型
[中图分类号] R734.2；R655.3 [文献标志码] A

[收稿日期] 2025-10-30 [录用日期] 2025-12-23
[基金项目] 内蒙古自治区科技厅自然科学基金项目（2023MS08014）；内蒙古医学科学院重点项目（2024GLLH0291）；内蒙古自治区科技计划项目（2022YFSH0092）；内蒙古自治区卫生健康科技计划项目（202201335）
[作者简介] 史鸿宇（1999—），女，内蒙古自治区呼和浩特市人，住院医师，医学硕士，主要从事肺结节和肺血管基础及临床方面的研究。
[通信作者] 徐 磊，主任医师，硕士研究生导师（E-mail：lxu81@126.com）

©《吉林大学学报（医学版）》编辑部，开放获取遵循CC BY-NC-ND协议。
© Editorial Board of Journal of Jilin University（Medicine Edition）. Open access under CC BY-NC-ND license.

Evaluation of CT radiomics combined with clinical imaging features on invasiveness of mixed ground-glass nodule-like pulmonary adenocarcinoma

SHI Hongyu[1], XU Lei[1], ZHAO Lei[2]

(1. Department of Respiratory and Critical Care Medicine, Affiliated Hospital , Inner Mongolia Medical University, Hohhot 010050, China; 2. Department of Diagnostic Imaging, Affiliated Hospital, Inner Mongolia Medical University, Hohhot 010050, China)

ABSTRACT **Objective**: To discuss the imaging risk factors for invasiveness of mixed ground-glass nodule (mGGN) -like pulmonary adenocarcinoma, to construct a machine learning model combining clinical imaging features and radiomics, and to clarify its diagnostic efficacy. **Methods**: A total of 261 patients with postoperative pathologically confirmed mGGN-like pulmonary adenocarcinoma were retrospectively collected, and 278 mGGNs met the inclusion criteria. According to the pathological results, they were divided into indolent group (n=73) and invasive group (n=205). The clinical data and imaging data of the patients in two groups were collected. All the patients underwent thin-slicecomputed tomography (CT) scanning; radiomic features were extracted. Feature dimensionality reduction was performed on the data via Z-score standardization combined with LASSO regression, and a 10-fold cross-validation was adopted to complete the screening process. The optimal omics features were identified, and a radiomics model based on the machine learning algorithm of Logistic Regression (LR) was constructed. Univariate and multivariate logistic regression analyses were used to identify the imaging features with significance for invasiveness of mGGN-like pulmonary adenocarcinoma; nomogram was drawn by combining the optimal radiomic features; the area under the receiver operating characteristic (ROC) curve (AUC), calibration curve, and decision curve analysis (DCA) were used to evaluate the predictive performance of the model. Bootstrap method was used for model validation. **Results**: Among the 278 included mGGNs, a total of 205 patients were pathologically confirmed as invasive mGGN-like pulmonary adenocarcinoma. Compared with indolent group, the optimal radiomic features extracted from the patients in invasive group included maximum three dimension (3D) diameter, the 90th percentile, inverse difference moment normalized, and surface area to volume ratio. The univariate Logistic analysis results showed that the incidences of spiculation, lobulation, air bronchogram sign, pleural indentation sign, spinous process, long diameter, short diameter, and mean CT value in the patients in invasive group were higher than those in indolent group (P<0.05). The multivariate Logistic regression analysis results showed that lobulation was significantly associated with the risk of group classification [odds ratio (OR)=3.724, 95% confidence interval (CI): 1.373-10.100, P=0.010]; for every 1 mm increase in long diameter, the risk of group classification was increased by 31.8% (OR=1.318, 95%CI: 1.152-1.509, P<0.001); for every 1 HU increase in mean CT value, the risk of invasive carcinoma was increased by 0.6% (OR=1.006, 95%CI: 1.003-1.009, P<0.001). The AUC of the fusion nomogram constructed by combining lobulation, nodule long diameter, mean CT value and radiomics score was 0.858 (95%CI: 0.813-0.914), and the bootstrap concordance index (C-index) of model was 0.835. The DCA curve results showed that the model had good clinical applicability. The Hosmer-Lemeshow test results showed that the nomogram had a good fit. **Conclusion**: Lobulation, nodule long diameter and mean CT value are the risk factors for invasiveness of mGGN-like pulmonary adenocarcinoma. The fusion nomogram has good diagnostic efficacy for invasiveness of mGGN-like pulmonary adenocarcinoma, and may provide a new method for non-invasive diagnosis and individualized

treatment in clinical practice.

KEYWORDS Mixed ground-glass nodules; Lung neoplasm; Early screening for lung cancer; Radiomics; Risk factor; Risk prediction model

随着人们对肺癌认识的提高和低剂量计算机断层扫描（computed tomography，CT）在肺癌筛查中的普及，磨玻璃结节（ground-glass nodule，GGN）的检出率显著增加[1]，而大部分的早期肺腺癌在薄层CT上表现为GGN[2]，其中混合GGN（mixed GGN，mGGN）的临床诊断具有特殊意义[3]。出现浸润成分通常是肿瘤细胞从静止状态转向快速增殖的特征性标志[4]，浸润程度不同，处理方式也不同[5]，因而早期精准评估肿瘤浸润性程度对患者治疗方案的选择及预后尤为重要[6]。我国专家共识建议对于首次发现的GGN采用3个月复查的方式，评估其生长情况制订后续诊疗方案[7]，2024版肺癌筛查指南[8]建议对于确诊肺癌的GGN优选外科手术根治性切除，但不推荐对于GGN进行诊断性切除，这导致对于GGN的处理存在两难：过度治疗会增加患者创伤和医疗成本；治疗不足则可能延误最佳干预时机。近年来，影像组学在肺结节诊疗领域展现出良好的诊断价值，其数据分析过程较为客观，不受临床医生主观经验差异等因素影响，结果具有较好的可重复性及稳定性。HU等[9]采用迁移学习方法构建融合模型，整合多维度影像特征与临床数据，实现了对GGN的精准分类诊断，准确率达75.6%。GAO等[10]利用主观CT体征和基于人工智能（artificial intelligence，AI）的直条图参数实现对GGN浸润性的预测，曲线下面积（area under curve，AUC）为0.849。由此可见，影像组学在GGN诊疗方面有一定优势。而目前AI影像组学联合CT征象鉴别惰性腺癌和浸润性腺癌的预测模型报道较少，且多是将微浸润腺癌（minimally invasive adenocarcinoma，MIA）纳入浸润性病变进行研究。本研究通过构建基于CT影像组学与影像特征的mGGN浸润性预测模型，阐明浸润性mGGN的危险因素，协助临床解决“mGGN是否需要手术？”和“什么时候手术？”的难题，为浸润性腺癌（invasive adenocarcinoma，IAC）的早期干预提供无创决策依据。

1 资料与方法

1.1 研究对象数据收集 回顾性收集2021年6月—2025年6月在本院行胸腔镜术后治疗的肺mGGN患者300例，共计327个结节。所有临床资料均由电子病历系统收集，临床资料：性别、年龄、吸烟史、慢性肺疾病史、肿瘤病史、家族史和病理报告中明确的病理类型。病理结果按照不典型腺瘤样增生（atypical adenomatous hyperplasia，AAH）、原位腺癌（adenocarcinoma *in situ*，AIS）、MIA和IAC[11]分类，鉴于MIA患者的高生存率，将其与AAH及AIS归类为惰性组，IAC作为浸润组。纳入标准：①术前行薄层CT（层厚≤1 mm）检查的mGGN患者；②具有完整的影像学资料；③结节直径大于5 mm、小于3 cm，含明确实性成分（实性占比＞5%）；④行胸腔镜下肺叶切除，术后有明确病理。排除标准：①既往接受放疗或化疗；②术后病理提示非原发病灶；③结节形状不规则，通过AI影像无法分割结节与正常组织；④存在严重间质性肺病及运动伪影。

本研究利用既往临床诊疗中获得的病历进行研究，已获准免除知情同意，并经内蒙古医科大学附属医院伦理委员会批准（伦理审批号：YJS2025231）。

1.2 CT图像采集和分析 应用GE Discovrery CT 750HD扫描仪进行胸部CT扫描，所有患者取仰卧位，在深吸气末进行扫描，扫描前均接受呼吸训练，扫描范围从双肺尖至双侧肾上腺水平。扫描参数：曝光参数为管电压120 kV，并启用自动管电流调制技术，层厚、层间距均为5 mm，重建层厚为0.625 mm或1.25 mm。扫描矩阵均为512×512；肺窗窗宽设置为1 500 HU，窗位为－600 HU；纵膈窗窗宽为350 HU，窗位为50 HU。

由2名放射科医师在不知道病理结果的前提下对mGGN的CT征象进行独立观察，包括mGGN的位置、长径、短径、平均CT值、分叶征、毛刺征、空泡征、棘状突起、胸膜凹陷征、支气管充气征、血管集束征和血管穿行征。当观察结果不一致时，由另1名放射医师进行最终判定。

1.3 图像分割和预处理 将影像学数据传输至肺结节AI辅助检测软件（uAI-ChestCare，联影智能医疗科技有限公司）对结节进行图像分割及特征提取：由uAI-ChestCare平台全自动分割mGGN，生成三维感兴趣区域（three-dimensional region of interest，3D-ROI）。图像通过均一化和重采样后自

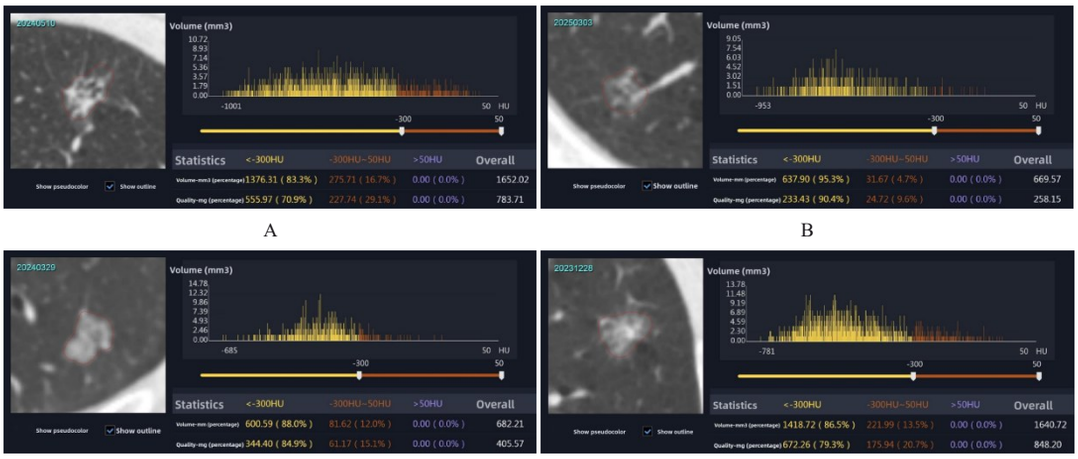


图1 AAH(A)、AIS(B)、MIA(C)和IAC(D)的CT表现及影像学分析

Fig. 1 CT manifestations and radiologic analysis of AAH(A), AIS(B), MIA(C), and IAC(D)

动提取影像组学特征，包括形态学特征、纹理特征和小波特征等共112个影像组学特征。由2名放射科医生对全自动分割的3D-ROI图像进行复核，剔除无法分割瘤与瘤外组织的图像，两者观察结果不一致时，由另1名放射主任医师进行最终判定。AAH、AIS、MIA和IAC的CT表现和影像学分析见图1。

1.4 特征筛选和模型构建 对112个影像组学数据进行Z均值标准化处理，然后进行冗余性分析，使用最小绝对收缩和选择算子（least absolute shrinkage and selection operator，LASSO）对数据进行降维处理，通过10倍交叉验证来确定与mGGN浸润性相关的影像组学特征并构建影像组学模型。采用单因素和多因素Logistic回归分析筛选与mGGN浸润性相关的CT形态学预测指标，保留$P<0.05$的特征与相关影像组学结合，构建mGGN浸润性的预测列线图。考虑惰性组样本量较少，采取自抽样一致性指数（C-index）进行模型检验，使用校准曲线和决策曲线分析（decision curve analysis，DCA）评估模型的临床价值。

1.5 统计学分析 采用SPSS 24.0软件进行统计学分析。采用Shapiro-Wilk对数据进行正态性检验，mGGN长径和平均CT值呈非正态分布，以[$M(P25,P75)$]表示，组间比较采用秩和检验；mGGN位置、分叶征、毛刺征、空泡征、棘状突起、胸膜凹陷征、支气管充气征、血管集束征和血管穿行征为计数资料，以频数（百分率）表示，组间比较采用χ^2检验。以$P<0.05$为差异有统计学意义。使用R 4.3.2软件绘制校准曲线，比较模型与实际值的一致性，采用DCA评估模型的临床实用性，同时绘制列线图。

2 结 果

2.1 患者基线资料 共收集肺mGGN患者300例，共计327个结节。其中排除9例结节直径>3 cm者，4例既往接受放疗或化疗者，3例术后病理提示非原发肿瘤者，18例结节形状不规则、通过AI影像无法分割结节与正常组织者，3例存在严重间质性肺病及运动伪影者。最终纳入的261例患者中共278枚mGGNs，其中经病理证实存在2枚及2枚以上mGGN的患者17例。所有患者中，女性181例，男性97例；最大年龄81岁，最小年龄23岁，中位年龄62岁；吸烟患者69例；有慢性肺部疾病的患者4例；有肿瘤病史患者22例，其中为乳腺癌术后的有7例；有肺癌家族史的患者2例；病理结果明确为惰性组73例(AAH 5例、AIS 26例和MIA 42例)及浸润组205例（IAC 205例）。

2.2 2组患者mGGN的CT特征 2组患者结节在位置分布方面比较差异无统计学意义($P=0.480$)，其中右上肺叶在2组患者中均占比最高（34.25% *vs* 45.37%）。与惰性组比较，浸润组患者结节毛刺征($P=0.001$)、分叶征（$P<0.001$）、支气管充气征($P=0.005$)、胸膜凹陷征（$P<0.001$）、棘状突起($P<0.001$)、长径（$P<0.001$）、短径（$P<0.001$）和平均CT值（$P<0.001$）均升高，而空泡征（$P=0.695$）、血管集束征（$P=0.222$）和血管穿行征（$P=0.368$）组间差异无统计学意义。见表1。

2.3 患者影像组学特征 本研究通过uAI-

表1 mGGNs患者的CT形态学特征

Tab. 1 CT morphological characteristics of mGGNs patients

Characteristic	Indolent group (n=73)	Invasive group (n=205)	P
Nodule location [n(%)]			0.480
Right upper lobe	25 (34.25)	93 (45.37)	
Right middle lobe	5 (6.85)	12 (5.85)	
Right lower lobe	10 (13.70)	29 (14.15)	
Left upper lobe	23 (31.51)	49 (23.90)	
Left lower lobe	10 (13.70)	22 (10.73)	
Spiculation [n(%)]			0.001
Absent	55 (75.34)	110 (53.66)	
Present	18 (24.66)	95 (46.34)	
Lobulation [n(%)]			<0.001
Absent	24 (32.88)	10 (4.88)	
Present	49 (67.12)	195 (95.12)	
Vacuole sign [n(%)]			0.695
Absent	63 (86.30)	173 (84.39)	
Present	10 (13.70)	32 (15.61)	
Air bronchogram sign [n(%)]			0.005
Absent	51 (69.86)	104 (50.73)	
Present	22 (30.14)	101 (49.27)	
Pleural indentation [n(%)]			<0.001
Absent	39 (53.42)	64 (31.22)	
Present	34 (46.58)	141 (68.78)	
Spinous process [n(%)]			<0.001
Absent	72 (98.63)	161 (78.54)	
Present	1 (1.37)	44 (21.46)	
Vascular convergence [n(%)]			0.222
Absent	69 (94.52)	184 (89.76)	
Present	4 (5.48)	21 (10.24)	
Vessel penetration [n(%)]			0.368
Absent	71 (97.26)	192 (93.66)	
Present	2 (2.74)	13 (6.34)	
Long diameter [M($P25$,$P75$),mm]	14.00 (11.00, 17.00)	19.00 (16.00, 23.00)	<0.001
Short diameter [M($P25$,$P75$),mm]	12.00 (9.00, 13.00)	14.00 (11.00, 17.00)	<0.001
Mean CT value [M($P25$,$P75$),HU]	−420.50 (−500.30, −356.20)	−327.40 (−420.30, −234.40)	<0.001

ChestCare提取影像组学特征共112个，通过z.score标准化、LASSO回归特征降维数据（图2）及10折交叉验证（图3）进行特征筛选，得到最优影像组学特征（图4）并计算影像组学评分（Radscore）。

2.4 mGGN浸润性预测列线图 通过对入组患者结节的CT形态学特征进行单因素Logistic回归分析，筛选出包括毛刺征、分叶征、支气管充气征、胸膜凹陷、棘状突起、长径、短径和平均CT值共8个特征与mGGN浸润性相关，对其进行多因素Logistic回归分析，结果显示：分叶征与分组风险显著相关［比值比(odds ratio,OR)=3.724，95%置信区间(confidence interval,CI):1.373～10.100，P=0.010］；长径每增加1 mm，分组风险增加31.8%（OR=1.318，95%CI：1.152～1.509，P<0.001）；平均CT值每升高1 HU，mGGN浸润性风险增加0.6%（OR=1.006，95%CI：1.003～1.009，P<0.001）（表2）。将分叶征、长径和平均CT值联合影像组学Radscore构建组合模型并绘

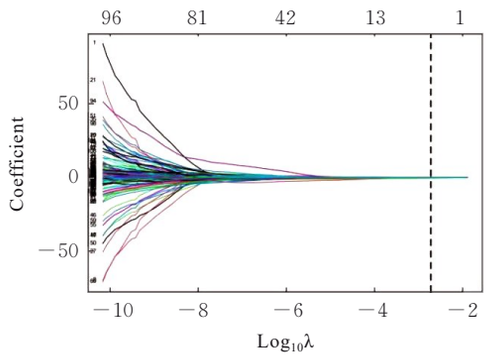


图 2 影像组学 LASSO 回归变量选择路径图

Fig. 2 Radiomics LASSO regression variable selection path plot

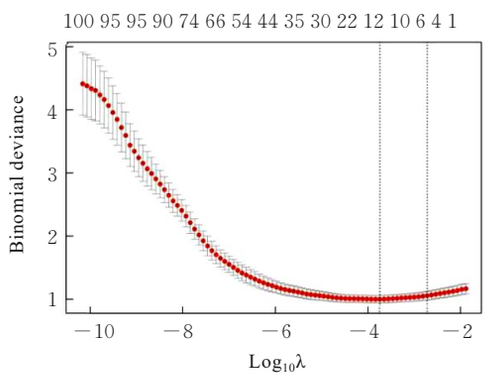


图 3 影像组学 LASSO 回归 10 折交叉验证图

Fig. 3 Radiomics LASSO regression 10-fold cross-validation plot

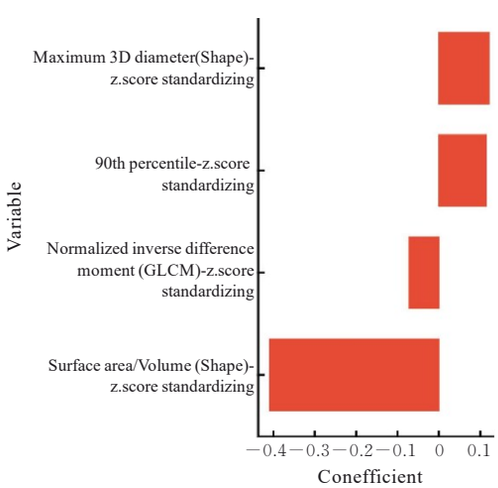


图 4 影像组学 LASSO 回归系数

Fig. 4 Radiomics LASSO regression coefficients

制列线图，列线图中每个变量的分值代表其对结局事件的影响程度（图 5）。

2.5 列线图的诊断效能 绘制受试者工作特征（receiver operating characteristic，ROC）曲线，计算 AUC 以评估列线图的诊断效能（图 6）。所构建的列线图 AUC 为 0.858（95%CI：0.813～0.914），截断值为 0.702，灵敏度和特异度分别为 0.839 及 0.753。校准曲线显示预测值与实际值具有较高的一致性（图 7），Hosmer-Lemeshow 检验：P=0.292。DCA 曲线显示：利用该列线图进行干预可获得较高的净获益，均高于“全干预”和“全不干预”2 种极端情况下的净获益（图 8）。

3 讨 论

随着 mGGN 的检出率逐渐增高，临床对其定性诊断和鉴别诊断难度逐渐增加。mGGN 病理类型不同，在治疗策略、手术方式选择及术后治疗方案的制定上都有显著区别。AAH、AIS 和 MIA 因其生长缓慢的特性，部分病灶甚至能长期保持稳定状态，临床上通常通过定期随访来选择最佳手术时机[12]。相反，IAC 则需要及时的手术治疗，一旦Ⅰ期肺癌进入 IAC，患者 5 年生存率可降至 73%～90%[13]，且其术后复发率高、淋巴转移早[14]。目前，临床上常用 CT 影像学中肺结节实性成分体积比例、边缘光滑程度、分叶和结节大小等形态学特征鉴别浸润性和惰性腺癌，但由于二者影像学特征不典型，受观察者经验影响较大，诊断效能有限[15]。穿刺活检是临床诊断肺结节性质的常用方法，但作为一种侵入性操作，其存在一定局限性，且所取组织量少，对整体病灶的代表性有限[16]。血清学检测指标在患者中接受程度较高，较为安全和快捷，是理想的疾病筛查指标[17]，但其阳性率及准确率不高，对于早期结节样肺腺癌诊断价值欠佳[18]。AI 辅助诊断系统的出现，不仅可快速对肺内 mGGN 进行自动识别和标记并提示危险程度，以及对 mGGN 常规表征方面进行诊断分析[19]，而 mGGN 的特征定量分析对其良恶性鉴别以及侵袭程度的预判具有重要的临床意义[20]。本研究结合 CT 形态学特征和影像组学构建了列线图，用于术前评估 mGGN 的浸润性，有助于实现个体化诊疗。

AI 影像组学联合 CT 征象鉴别惰性腺癌和 IAC 的预测模型较少报道，对于 MIA 的临床诊疗也不尽相同[21-22]。本研究基于 CT 平扫影像组学，从多维特征中筛选出 4 个最具预测价值的影像组学标志物：第 90 百分位数、表面积/体积比、最大三维（three dimension，3D）直径和逆差矩归一，构建

表2 单因素和多因素Logistic回归分析GGN浸润性相关的预测因子

Tab. 2 Univariate and multivariate Logistic regression analyses of predictors associated with invasiveness of GGN

Characteristic	Univariable			Multivariable		
	OR	95% CI	*P*	OR	95% CI	*P*
Nodule location						
Right upper lobe	—	—				
Right middle lobe	0.645	0.208, 2.003	0.448			
Right lower lobe	0.780	0.335, 1.812	0.563	—	—	—
Left upper lobe	0.573	0.295, 1.112	0.100			
Left lower lobe	0.591	0.248, 1.409	0.236			
Spiculation						
Absent	—	—		—	—	
Present	2.639	1.450, 4.803	0.001	0.933	0.414, 2.102	0.867
Lobulation						
Absent	—	—		—	—	
Present	9.551	4.285, 21.287	<0.001	3.724	1.373, 10.100	0.010
Vacuole sign						
Absent	—	—				
Present	1.165	0.542, 2.508	0.696	—	—	—
Air bronchogram sign						
Absent	—	—		—	—	
Present	2.251	1.273, 3.981	0.005	0.515	0.235, 1.125	0.096
Pleural indentation						
Absent	—	—		—	—	
Present	2.527	1.463, 4.365	<0.001	0.849	0.410, 1.759	0.659
Spinous process						
Absent	—	—		—	—	
Present	19.677	2.659, 145.604	0.004	4.406	0.533, 36.417	0.169
Vascular convergence						
Absent	—	—				
Present	1.969	0.652, 5.941	0.229	—	—	—
Vessel penetration						
Absent	—	—		—	—	—
Present	2.404	0.529, 10.918	0.256			
Long diameter (mm)	1.334	1.224, 1.454	<0.001	1.318	1.152, 1.509	<0.001
Short diameter (mm)	1.292	1.180, 1.415	<0.001	1.010	0.862, 1.184	0.900
Mean CT value (HU)	1.006	1.004, 1.009	<0.001	1.006	1.003, 1.009	<0.001

"—": No data.

影像组学模型，创新性地将其与分叶征、结节长径及平均CT值相融合，构建了针对mGGN浸润性的列线图预测模型。分叶征、长径和平均CT值是诊断早期肺腺癌重要而常用的影像学特征，以此构建的列线图具有便捷、实用且无创的特点，不会额外增加患者的经济负担。本列线图显示了良好的诊断效能，AUC为0.858，具有较好的区分度，诊断效能优于单个的独立危险因素。考虑浸润前病变样本量较少，分组后偏差较大，本研究采用自抽样法对模型区分度进行内部验证，模型校正后一致性指数（C-index）为0.835，说明列线图有助于临床医生术前准确评估GGN的浸润性，从而指导治疗决策；其校准曲线证实模型的预测概率与实际概率具有良好一致性，DCA曲线则表明该模型具备较好的临床适用性。

在临床资料中，mGGN患者中女性181例，男

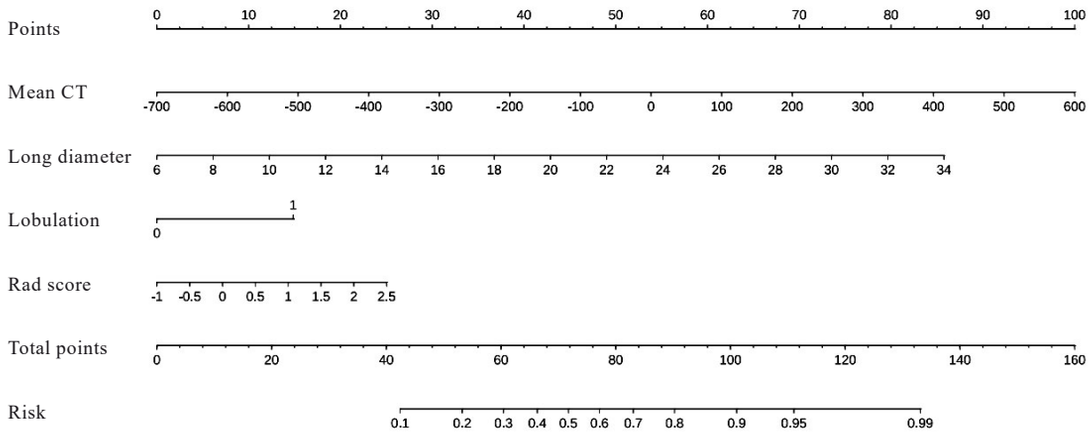


图 5 预测 mGGN 肺腺癌组合模型的列线图

Fig. 5 Nomogram of combined model for predicting mGGN pulmonary adenocarcinoma

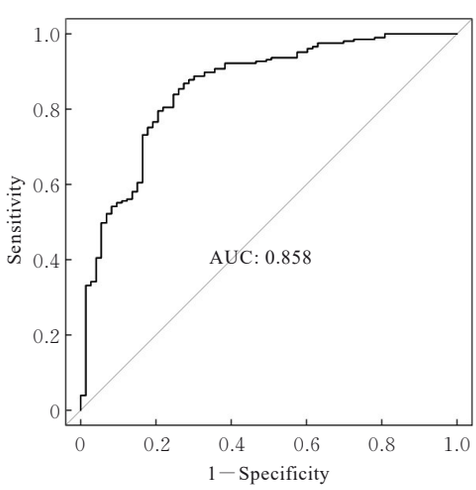


图 6 列线图的 ROC 曲线

Fig. 6 ROC curves of nomogram

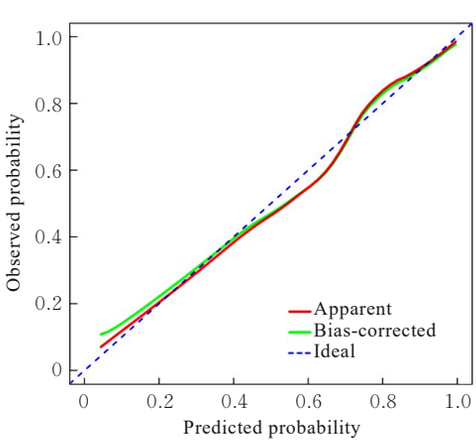


图 7 列线图的校准曲线

Fig. 7 Calibration curves of nomogram

性 97 例，女性占比约为 2/3，这与既往研究[23]结果一致；患者中最小年龄 23 岁，肺癌患者趋于年轻化；有肿瘤病史患者 22 例，其中乳腺癌术后者有 7 例。有研究[24]显示：肺癌是乳腺癌患者第二原发癌的主要类型，而在遗传层面原发性肺癌与乳腺癌之间是否存在发病关联仍未明确。既往多项研究[25-26]表明：分类变量，如恶性征象、边界不清、形状不规则和血管变化，是 GGN 浸润性的独立预测因子。在多因素 Logistic 回归分析后，本研究仅纳入分叶征作为评估 mGGN 的浸润性的形态学分类指标，这与既往研究[27]一致，但其余如毛刺征和胸膜凹陷征等无明显统计学意义，可能是因为纳入病例均为早期肺腺癌，其形态改变不明显，且形态学判定存在一定主观性。另有研究[28]将平均 CT 值和最大长径作为判别 mGGN 浸润性的独立危险因素，在本研究中，多因素 Logistic 回归分析也保留了以上 2 个 CT 形态学定量特征作为 mGGN 浸润性的预测因子。

本研究存在一定局限：首先，回顾性设计及单中心样本量有限（n=278）可能导致选择偏倚，尚未经过外部队列验证，普适性有待确认，未来研究应扩大多中心前瞻性样本量（目标 n>500）、开展外部验证（尤其社区医院队列）；其次，考虑本研究的 AI 采用全自动勾画 3D-ROI 图像，通过影像科医师复核剔除分割欠佳图像，速度大幅提高，但部分图像准确性欠佳，未来应进一步调整自动勾画准确度，降低误差，以进一步提升模型的临床转化价值。

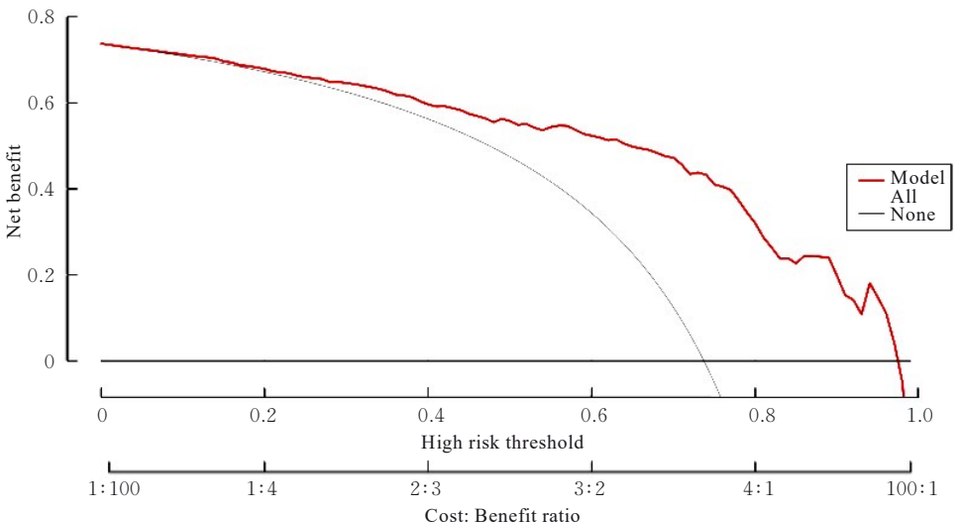


图8 列线图的DCA曲线

Fig. 8 DCA curves of nomogram

综上所述，基于AI和CT征象构建的模型可较准确地预测mGGN样肺腺癌的浸润性，可以为临床决策提供参考，对mGGN避免过度治疗和手术时机的选择具有一定的价值。

利益冲突声明：

所有作者声明不存在利益冲突。

作者贡献声明：

史鸿宇参与文献检索、研究方案设计与实施、数据收集与分析和论文撰写，徐磊参与研究方案设计、结果分析与讨论及论文修改，赵磊参与技术指导和论文审阅。

[参考文献]

[1] FAN X, LIANG C, MA X Q, et al. Clinical, imaging, and pathological-molecular characteristics associated with stage IA invasive lung adenocarcinoma recurrence after sub-lobar resection[J]. Acad Radiol, 2025, 32(1): 450-459.

[2] OH J, PIAO Z, CHO H J, et al. CT-based three-dimensional invasiveness analysis of adenocarcinoma presenting as pure ground-glass nodules[J]. Transl Cancer Res, 2023, 12(4): 765-773.

[3] 曹立武，谢召勇，朱志磊，等.磨玻璃结节肺腺癌组织学与CT表现特点对比研究[J].中国CT和MRI杂志，2022, 20(7): 48-51.

[4] MENG Q C, ZHENG C B, GUO L W, et al. Construction and validation of a risk score system for diagnosing invasive adenocarcinoma presenting as pulmonary pure ground-glass nodules: a multi-center cohort study in China[J]. Quant Imaging Med Surg, 2024, 14(7): 4864-4877.

[5] ZHENG H, CHEN W, QI W Y, et al. Enhancing the prediction of the invasiveness of pulmonary adenocarcinomas presenting as pure ground-glass nodules: Integrating intratumor heterogeneity score with clinical-radiological features *via* machine learning in a multicenter study [J]. Digit Health, 2024, 10: 20552076241289181.

[6] TANG Y H, LI M Z, LIN B K, et al. Deep learning-assisted development and validation of an algorithm for predicting the growth of persistent pure ground-glass nodules[J]. Transl Lung Cancer Res, 2023, 12(12): 2494-2504.

[7] 中华医学会呼吸病学分会,中国肺癌防治联盟专家组.肺结节诊治中国专家共识(2024年版)[J]中华结核和呼吸杂志，2024,47(8):716-729

[8] GRADISHAR W J, MORAN M S, ABRAHAM J, et al. Breast Cancer, Version 3.2024, NCCN Clinical Practice Guidelines in Oncology[J]. J Natl Compr Canc Netw, 2024, 22(5): 331-357.

[9] HU X F, GONG J, ZHOU W, et al. Computer-aided diagnosis of ground glass pulmonary nodule by fusing deep learning and radiomics features[J]. Phys Med Biol, 2021, 66(6): 065015.

[10] GAO R J, GAO Y H, ZHANG J, et al. A nomogram for predicting invasiveness of lung adenocarcinoma manifesting as pure ground-glass nodules: incorporating subjective CT signs and histogram parameters based on artificial intelligence[J]. J Cancer Res Clin Oncol, 2023, 149(17): 15323-15333.

[11] LIU J N, QI L L, WANG Y W, et al. Development of

a combined radiomics and CT feature-based model for differentiating malignant from benign subcentimeter solid pulmonary nodules[J]. Eur Radiol Exp, 2024, 8(1): 8.

[12] LI Q Q, XIAO T J, LI J D, et al. The diagnosis and management of multiple ground-glass nodules in the lung[J]. Eur J Med Res, 2024, 29(1): 305.

[13] BARTLETT E C, KEMP S V, RAWAL B, et al. Defining growth in small pulmonary nodules using volumetry: results from a "coffee-break" CT study and implications for current nodule management guidelines [J]. Eur Radiol, 2022, 32(3): 1912-1920.

[14] GONG H P, SI H F, XING J L, et al. Value of MSCT multiplanar reconstruction in the differential diagnosis of ground glass nodular lung adenocarcinoma[J] Chin J CT MRI, 2023, 21(2): 52-54.

[15] ZHENG C Q, WANG H F, LIU Q Z, et al. Application effect of low-dose spiral CT on pulmonary nodules and its diagnostic value for benign and malignant nodules[J]. Am J Transl Res, 2023, 15(1): 256-263.

[16] 洪静静, 文 戈, 张 飞, 等. 预测肺腺癌浸润性：基于临床特征和普通CT平扫影像学特征的联合模型[J]. 分子影像学杂志, 2024, 47(11): 1225-1230.

[17] KWON H J, PARK U H, GOH C J, et al. Enhancing lung cancer classification through integration of liquid biopsy multi-omics data with machine learning techniques[J]. Cancers, 2023, 15(18): 4556.

[18] HU K M, GAO L L, ZHANG R Y, et al. Clinical application of serum seven tumour-associated autoantibodies in patients with pulmonary nodules [J]. Heliyon, 2024, 10(9): e30576.

[19] DONG N, YAN Y M, LI Y X, et al. CT-based habitat radiomics for preoperative differentiation of adenocarcinoma *in situ*/minimally invasive adenocarcinoma from invasive adenocarcinoma manifesting as ground-glass nodules: a multicenter study[J]. Front Oncol, 2025, 15: 1660071.

[20] WU S J, FAN L F, WU Y M, et al. Deep transfer learning radiomics combined with explainable machine learning for preoperative thymoma risk prediction based on CT[J]. Eur J Radiol, 2025, 190: 112266.

[21] QI S L, ZUO Y F, CHANG R S, et al. Using CT radiomic features based on machine learning models to subtype adrenal adenoma[J]. BMC Cancer, 2023, 23(1): 111.

[22] DONG H, XI Y Z, LIU K, et al. A Radiological-Radiomics model for differentiation between minimally invasive adenocarcinoma and invasive adenocarcinoma less than or equal to 3 cm: a two-center retrospective study[J]. Eur J Radiol, 2024, 176: 111532.

[23] 刘 建, 师 金, 田 国. 基于SEER数据库的年轻肺腺癌晚期患者预后预测及风险分层的模型构建[J]. 解放军医学杂志, 2024, 49(8): 889-896.

[24] NOBEL T B, CARR R A, CASO R, et al. Primary lung cancer in women after previous breast cancer [J]. BJS Open, 2021, 5(6): zrab115.

[25] CHEN P F, GONG H Y, ZHANG L, et al. CT radiomics combined with neural networks predict the malignant degree of pulmonary grinding glass nodules[J]. Front Med, 2025, 12: 1603472.

[26] YANG X L, WANG J Y, WANG P, et al. Deep learning model using CT images for longitudinal prediction of benign and malignant ground-glass nodules[J]. Eur J Radiol, 2025, 190: 112252.

[27] YANG Y T, XU J, WANG W, et al. Meta-analysis of the correlation between CT-based features and invasive properties of pure ground-glass nodules [J]. Asian J Surg, 2023, 46(9): 3405-3416.

[28] HE S Y, CHEN C E, WANG Z G, et al. The use of the mean computed-tomography value to predict the invasiveness of ground-glass nodules: a meta-analysis[J]. Asian J Surg, 2023, 46(2): 677-682.