Journal of Practical Oncology Vol.41 No.4 2026 www.syzlzz.com

DOI:10.3785/syzlzz.2026.048

· 临床研究 ·

基于 logistic 回归与分类回归树建立的预测模型对磨玻璃结节样浸润性肺腺癌的诊断价值

陈娟娟[1]，杨自力[1]，党好[1]，于民浩[2]
1. 绵阳市第三人民医院（四川省精神卫生中心）检验科，四川 绵阳 621000；2. 绵阳市第一人民医院（绵阳四〇四医院）胸外科，四川 绵阳 621000
通信作者：于民浩，Email：503071468@qq.com

摘要：目的 通过 logistic 回归和分类回归树（classification and regression tree, CART）构建基于临床特征与影像学特征的预测模型，用于诊断表现为肺磨玻璃结节（ground-glass nodule, GGN）样肺腺癌（lung adenocarcinoma, LAC）的浸润性。**方法** 引用临床试验公共管理平台中的 196 例 GGN 患者作为训练集。选取该数据集中的临床特征与影像学特征建立预测模型，并采用训练集进行模型内部验证。收集 2025 年 1 月至 4 月于绵阳市第三人民医院（n=48）与绵阳四〇四医院（n=36）诊断为 LAC 的 GGN 患者作为验证集，进行模型外部验证。基于训练集，采用最小绝对值收敛和选择算子（least absolute shrinkage and selection operator, LASSO）筛选模型拟合的变量。基于筛选的变量和训练集，采用 logistic 回归分析构建风险预测模型。采用受试者工作特征曲线和 Hosmer-Lemeshow 检验验证模型区分度和一致性。采用 CART 计算模型风险评分截断值。**结果** 多因素 logistic 回归分析显示，平均 CT 值、实性成分直径和胸膜牵拉征均是浸润性腺癌（invasive adenocarcinoma, IA）的独立危险因素（均 P<0.05），并据此建立 IA 预测模型如下：$P_0 = e^x / (1 + e^x)$，其中 P_0 为预测概率，风险评分 x=0.002 9× 平均 CT 值（HU）+ 0.236 2× 实性成分直径（mm）+ 0.998 8× 胸膜牵拉征（是 =1，否 =0）。内部验证显示，该模型敏感度为 80.2%，特异度为 86.0%，约登指数（Youden's index, YI）为 0.662，曲线下面积（area under the curve, AUC）为 0.893（95% CI：0.849~0.937）。外部验证显示，该模型敏感度为 92.7%，特异度为 69.8%，YI 为 0.625，AUC 为 0.875（95% CI：0.802~0.948）。该模型具有良好的内部（P=0.645）和外部（P=0.436）稳定性。风险评分截断值为 –0.09。其预测浸润性 GGN 的准确度为 81.6%，阳性预测值为 78.9%，阴性预测值为 84.8%，敏感度为 85.4%，特异度为 84.8%。**结论** 本研究基于风险评分构建的预测模型在诊断浸润性 GGN 上具有较高的应用价值，可有效评估 IA 的风险。

关键词：浸润性肺腺癌；磨玻璃结节；分类回归树；预测模型；诊断

Value of a prediction model based on logistic regression and classification and regression tree in diagnosing invasive lung adenocarcinoma manifesting as ground-glass nodules

Chen Juanjuan[1], Yang Zili[1], Dang Hao[1], Yu Minhao[2]
1. Department of Clinical Laboratory, the Third Hospital of Mianyang, Sichuan Mental Health Center, Mianyang 621000, China; 2. Department of Thoracic Surgery, the First People's Hospital of Mianyang, Mianyang 404 Hospital, Mianyang 621000, China
Corresponding to: Yu Minhao, Email: 503071468@qq.com

Abstract: Objective To establish a prediction model using clinical and imaging features based on logistic regression and classification and regression tree (CART) for diagnosing invasive lung adenocarcinoma (LAC) manifesting as ground-glass nodules (GGNs). **Methods** Citing the data of 196 GGN cases from the Research Manager as the training set. The clinical and imaging features from the data were selected to establish a prediction model. The training set was used to conduct internal validation. GGN patients diagnosed as LAC at the Third Hospital of Mianyang (n=48) and Mianyang 404 Hospital (n=36) from January to April 2025 were enrolled as the validation set to conduct external validation. Least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) was used for variable screening using the training set. Based

基金项目：成都市卫生健康委员会医学科研项目（2022070）

on the screened variables and the training set, multivariate logistic regression was used to construct a risk prediction model. Receiver operating characteristic curve and Hosmer-Lemeshow test were used to validate the discrimination and calibration. CART analysis was used to calculate the cut-off value of the risk score. **Results** Multivariate logistic regression analysis showed the mean CT value, the diameter of solid component, and pleural indentation sign to be independent risk factors for invasive adenocarcinoma (all $P<0.05$), and thus a prediction model for invasive adenocarcinoma was constructed as $P_0 = e^x / (1 + e^x)$, in which P_0 represented predicted probablity, and the risk score $x = 0.002\ 9 \times$ mean CT value (HU) + $0.236\ 2 \times$ diameter of solid component (mm) + $0.998\ 8 \times$ pleural indentation sign (yes=1, no=2). Internal verification showed that the model had a sensitivity of 80.2% and a specificity of 86.0% with Youden's index (YI) at 0.662 and area under the curve (AUC) of 0.893 (95% *CI*: 0.849-0.937). External verification showed that the model had a sensitivity of 92.7% and a specificity of 69.8% with YI at 0.625 and AUC of 0.875 (95% *CI*: 0.802-0.948). Calibration curves indicated good internal and external stability (P=0.645, P=0.436). The cut-off value of the risk score was −0.09, and it had an accuracy of 81.6%, a positive predictive value of 78.9%, a negative predictive value of 84.8%, a sensitivity of 85.4%, and a specificity of 84.8% for predicting invasive GGNs. **Conclusions** This model based on risk score has a high application value for diagnosing invasive GGNs, and can effectively assess the risk of IA.

Key words: invasive lung adenocarcinoma; ground-glass nodules; classification and regression tree; prediction model; diagnosis

2022 年我国癌症死亡 257 万例，其中肺癌 73 万例[1-2]。近年来，随着低剂量螺旋 CT 在肺癌早期筛查中的普及，肺磨玻璃结节（ground-glass nodule, GGN）的检出率不断升高。临床上，GGN 的治疗策略与其病理类型有关：对于癌前病变，如非典型腺瘤样增生（atypical adenomatous hyperplasia, AAH）和原位腺癌（adenocarcinoma *in situ*, AIS），Sugi 等[3]建议可行亚肺叶切除，而 Van Schil 等[4]倾向于 CT 随访；对于浸润性病变，如微浸润腺癌（minimally invasive adenocarcinoma, MIA）和浸润性腺癌（invasive adenocarcinoma, IA），手术切除已被证实可获得良好的治疗效果。但研究证明，癌前病变与 MIA 的 10 年无复发生存率接近 100%[5]，故 AAH、AIS 与 MIA 被认为是惰性病变。因此，评估 GGN 需诊断良恶性以及浸润性。目前临床上多依据影像学特征诊断 GGN，但也应考虑年龄、既往史、合并症和环境暴露等因素[6]。本研究通过 logistic 回归和分类回归树（classification and regression tree, CART）算法，基于患者临床特征与影像特征建立预测模型用于诊断 GGN 样肺腺癌（lung adenocarcinoma, LAC）的浸润性，以制定个性化诊疗方案。

1　资料与方法

1.1　研究对象

采用于民浩[7]分享于临床试验公共管理平台中的 196 例 GGN 患者数据集作为训练集。选取其中的临床特征与影像学特征共 15 个变量。按病理类型分组，AAH、AIS 和 MIA 患者为惰性组（n=100），IA 患者为浸润组（n=96）。所需样本量需满足每个候选预测参数对应≥10 个事件[8]。该数据集时间跨度为 2021 年 1 月至 2022 年 12 月；诊断为 AAH、AIS 或 MIA 的 GGN 均有完整的肿瘤样本[9-10]。训练集中数据用于建立预测模型和模型内部验证。

收集 2025 年 1 月至 4 月于绵阳市第三人民医院（n=48）与绵阳四〇四医院（n=36）诊断为 LAC 的 GGN 患者作为验证集，进行模型外部验证。训练集与验证集比例为 7∶3。绵阳市第三人民医院病例中，惰性组 25 例，浸润组 23 例；绵阳四〇四医院病例中，惰性组和浸润组各 18 例；两院比较，差异无统计学意义（P=0.975）。本研究已通过绵阳市第三人民医院（审批号：202471）和绵阳四〇四医院（审批号：2025015）伦理委员会批准。

1.2　统计学分析

采用 SPSS 30.0 软件进行统计学分析。正态分布的计量资料采用均数 ± 标准差（$\bar{x} \pm s$）表示，组间比较采用 t 检验（方差齐）或 Welch's t 检验（方差不齐）。非正态分布的计量资料采用中位数（四分位间距）[M（Q_1，Q_3）]表示，组间比较采用 Mann-Whitney U 检验。计数资料以频数（百分比）表示，组间比较采用 χ^2 检验或 Fisher 精确检验。采用 R4.4.3 软件 glmnet 包进行最小绝对值收敛和选择算子（least absolute shrinkage and selection operator, LASSO）回归分析，用于筛选模型拟合的变量，并采用 logistic 回归分析构建风险预测模型。采用 pROC 包绘制受试者工作特征（receiver operating characteristic, ROC）曲线，计算曲线下面积（area under the curve, AUC）检验模型的区分度。采用 ResourceSelection 包进行 Hosmer-Lemeshow（HL）检验验证模型的一致性，并采用 rms 包与

ggplot2 包绘制校准曲线。采用 SPSS 30.0 软件通过 CART 法计算模型风险评分截断值。以 P<0.05 为差异具有统计学意义。

2 结 果

2.1 临床特征

收集患者性别、年龄、吸烟指数、肺部疾病史（慢性阻塞性肺病、肺气肿、肺纤维化、慢性感染和肺结核）、肺癌家族史和职业与环境因素共 6 项临床特征。训练集 196 例患者年龄 23~82 岁，其中男性 71 例，女性 125 例；惰性组和浸润组性别、年龄与吸烟指数比较，差异均具有统计学意义（均 P<0.05，表 1）。验证集 84 例患者年龄 28~82 岁，其中男性 30 例，女性 54 例；惰性组和浸润组年龄和肺部疾病史比较，差异均具有统计学意义（均 P<0.05）。

2.2 影像学特征

因胸部增强 CT 在诊断 GGN 不同病理亚型上无显著差异[11]，本研究仅采用胸部 CT 平扫的数据，共纳入 9 项影像学特征，包括平均 CT 值、结节最大直径、实性成分直径、实性成分占比（consolidation/tumor ratio, CTR）、分叶征、毛刺征、支气管充气征（包括空泡征）、血管穿行征和胸膜牵拉征。所有影像学特征均由人工采集。训练集中惰性组和浸润组所有影像学特征比较，差异均具有统计学意义（均 P<0.01，表 2）。验证集中两组在平均 CT 值、结节最大直径、实性成分直径、CTR、分叶征和支气管充气征方面比较，差异均具有统计学意义（均 P<0.05）。

2.3 建立模型

将上述训练集单因素分析中差异具有统计学意义（P<0.05）的 12 个变量纳入 LASSO 回归算法进行变量筛选，通过交叉验证选择最佳 λ 值，折叠次数为 10 次，选取 1 个标准误差范围内的最大 λ 值，即 lambda.1se 为 0.098，共筛选 6 个变量，分别为平均 CT 值、结节最大直径、实性成分直径、分叶征、

表 1 训练集和验证集中惰性组和浸润组患者临床特征比较［例（%）、M（Q_1，Q_3）或 $\bar{x}\pm s$］

Table 1 Clinical characteristics of patients in the indolent and invasive groups of the training and validation sets [n(%), $M(Q_1, Q_3)$, or $\bar{x}\pm s$]

临床特征	训练集				验证集			
	惰性组（n=100）	浸润组（n=96）	U/χ^2 值	P 值	惰性组（n=43）	浸润组（n=41）	$U/t/\chi^2$ 值	P 值
性别			5.978	0.017			2.165	0.363
男性	28（28.0）	43（44.8）			13（30.2）	17（41.5）		
女性	72（72.0）	53（55.2）			30（69.8）	24（58.5）		
年龄（岁）	54（46, 62）	62（55, 67）	6 553.000	0.011	50.2 ± 9.9	60.5 ± 9.4	−4.451	<0.01
吸烟指数（包 / 年）	0（0, 0）	0（0, 16）	5 592.000	<0.01	0（0, 0）	0（0, 0）	594.500	0.774
肺部疾病史			3.463	0.077			5.215	0.027
是	3（3.0）	9（9.4）			13（30.2）	23（56.1）		
否	97（97.0）	87（90.6）			30（69.8）	18（43.9）		
肺癌家族史			3.174	0.116			2.505	>0.999
是	0（0.0）	3（3.1）			1（2.3）	0（0.0）		
否	100（100.0）	93（96.9）			42（97.7）	41（100.0）		
职业与环境因素			1.047	0.490			2.273	>0.999
有	0（0.0）	1（1.0）			0（0.0）	1（2.4）		
无	100（100.0）	95（99.0）			43（100.0）	40（97.6）		
肿瘤部位			2.587	0.627			3.429	0.341
RUL	42（42.0）	37（38.5）			8（18.6）	15（36.6）		
RML	6（6.0）	10（10.4）			2（4.7）	2（4.9）		
RLL	12（12.0）	11（11.5）			8（18.6）	8（19.5）		
LUL	29（29.0）	23（24.0）			18（41.9）	10（24.4）		
LLL	11（11.0）	15（15.6）			7（16.2）	6（14.6）		

注 RUL：右肺上叶（right upper lung）；RML：右肺中叶（right middle lung）；RLL：右肺下叶（right lower lung）；LUL：左肺上叶（left upper lung）；LLL：左肺下叶（left lower lung）。

毛刺征和胸膜牵拉征（图 1~2）。

多因素 logistic 回归分析显示，平均 CT 值、实性成分直径与胸膜牵拉征是预测浸润性 GGN 的独立危险因素（均 P<0.05，表 3）。建立模型如下：$P_0 = e^x / (1 + e^x)$，其中，P_0 为预测概率，x 为风险评分。x = 0.002 9 × 平均 CT 值（HU）+ 0.236 2 × 实性成分直径（mm）+ 0.998 8 × 胸膜牵拉征（是 =1，否 =0）。

2.4　模型内部与外部验证

内部验证中，预测模型的 ROC 曲线显示，敏感度为 80.2%，特异度为 86.0%，约登指数（Youden's index, YI）为 0.662，AUC 为 0.893（95% *CI*：0.849~

表 2　训练集和验证集中惰性组和浸润组影像学特征比较［例（%）、M（Q_1，Q_3）或 $\bar{x}\pm s$］

Table 2　Imaging characteristics in the indolent and invasive groups of the training and validation sets [n(%), M(Q_1, Q_3), or $\bar{x}\pm s$]

影像学特征	训练集				验证集			
	惰性组（n=100）	浸润组（n=96）	U/χ^2 值	P 值	惰性组（n=43）	浸润组（n=41）	$U/t/\chi^2$ 值	P 值
平均 CT 值（HU）	−502.3（−617.5, −421.1）	−382.3（−462.2, −252.6）	6 979.500	<0.01	−585.3 ± 117.3	−379.5 ± 171.2	−6.426	<0.01
结节最大直径（mm）	9.0（7.0, 11.0）	14.5（11.3, 20.0）	7 917.500	<0.01	8.0（6.0, 13.0）	16.0（13.0, 22.0）	1 576.500	<0.01
实性成分直径（mm）	2.36（1.36, 4.10）	7.25（4.35, 9.49）	7 967.000	<0.01	2.00（0.00, 8.00）	8.86（7.06, 14.76）	1 556.000	<0.01
CTR（%）	26.67（19.00, 36.92）	42.50（32.42, 60.44）	7 028.500	<0.01	34.87（0.00, 50.63）	58.23（43.19, 71.16）	1 331.500	0.005
分叶征			27.174	<0.01			5.509	0.036
是	21（21.0）	55（57.3）			29（67.4）	36（87.8）		
否	79（79.0）	41（42.7）			14（32.6）	5（12.2）		
毛刺征			40.779	<0.01			2.275	0.739
是	17（17.0）	59（61.5）			37（86.0）	37（90.2）		
否	83（83.0）	37（38.5）			6（14.0）	4（9.8）		
胸膜牵拉征			39.602	<0.01			5.185	0.113
是	12（12.0）	44（45.8）			12（27.9）	19（46.3）		
否	88（88.0）	52（54.2）			31（72.1）	22（53.7）		
血管穿行征			23.246	<0.01			1.050	0.616
是	61（61.0）	87（90.6）			40（93.0）	40（97.6）		
否	39（39.0）	9（9.4）			3（7.0）	1（2.4）		
支气管充气征			18.375	<0.01			12.281	0.005
是	35（35.0）	63（65.6）			23（53.5）	34（82.9）		
否	65（65.0）	33（34.4）			20（46.5）	7（17.1）		

注　CTR：实性成分占比（consolidation/tumor ratio）。

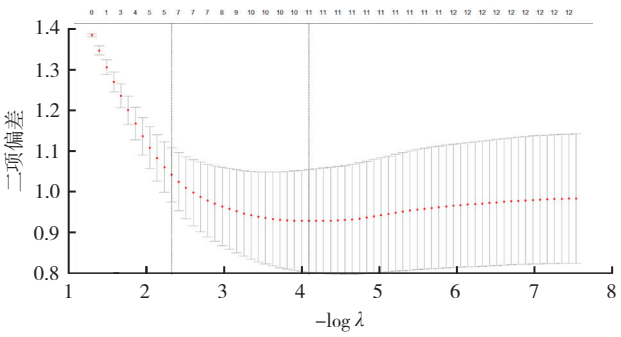


图 1　训练集中 GGN 样 LAC 浸润性相关因素的 LASSO 回归交叉验证曲线图

Fig.1　LASSO regression cross-calidation curve for factors related to the invasion of GGN-like LAC in the training set

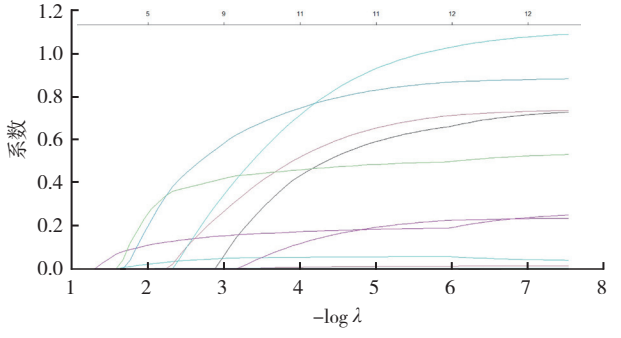


图 2　训练集中 GGN 样 LAC 浸润性相关因素的 LASSO 回归系数路径

Fig.2　LASSO regression coefficient path plot for factors related to the invasion of GGN-like LAC in the training set

0.937，图 3A）。校准曲线显示，模型具有良好的内部稳定性（*P*=0.645，图 3B）。

外部验证显示，模型敏感度为 92.7%，特异度为 69.8%，YI 为 0.625，AUC 为 0.875（95% *CI*：0.802~0.948，图 3C）。校准曲线显示，模型具有良好的外部稳定性（*P*=0.436，图 3D）。

2.5 模型风险分层和诊断效能

采用 CART 法在训练集中计算模型风险评分 *x* 的截断值为 −0.09，*x* ≤ −0.09 时 GGN 为惰性的概率为 84.8%，*x*>−0.09 时 GGN 为浸润性的概率为 78.8%，故 *x*≤−0.09 考虑 GGN 为浸润性 LAC 的风险较低，而 *x*>−0.09 的风险较高。根据混淆矩阵（表 4）计算该截断值诊断浸润性 GGN 的准确度为 81.6%，阳性预测值为 78.9%，阴性预测值为 84.8%，敏感度为 85.4%，特异度为 84.8%。

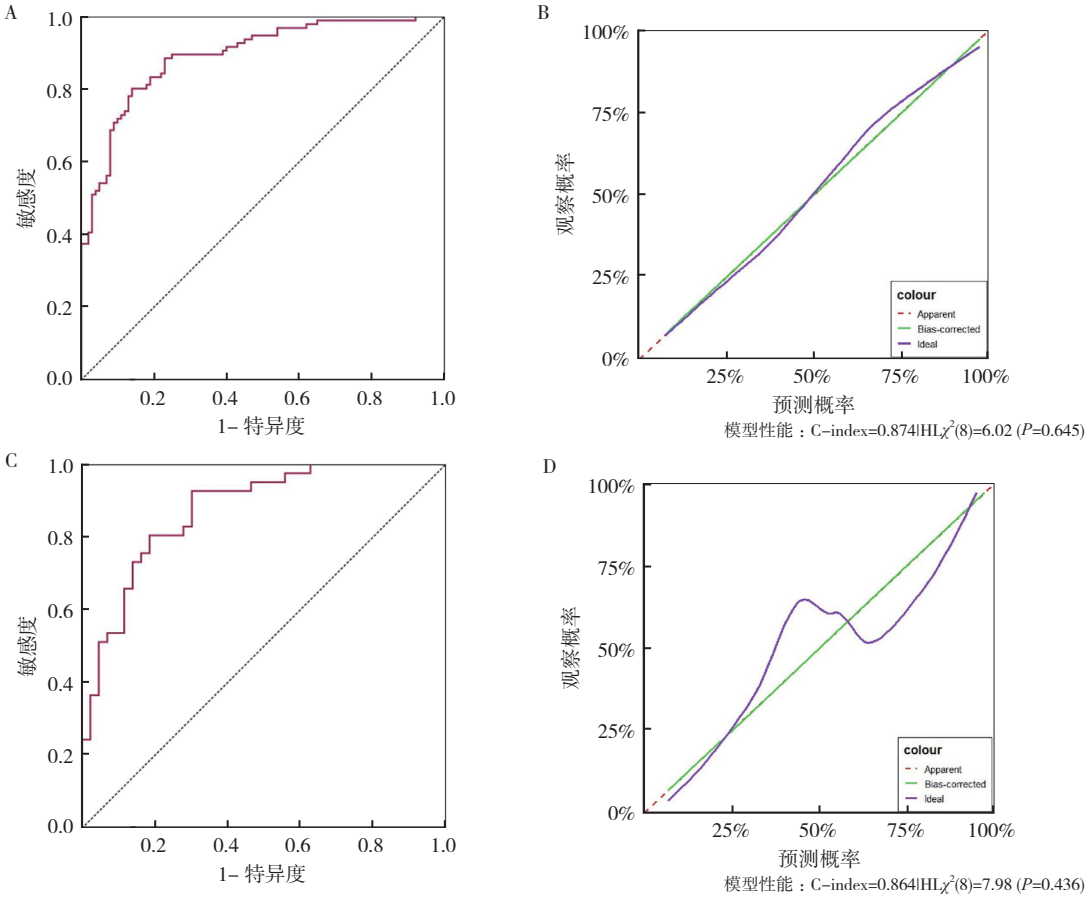
3 讨 论

影像学是诊断 GGN 的重要手段，但不同影像学特征在鉴别 LAC 病理亚型中的作用仍有争议。本研究中，平均 CT 值是 IA 的独立危险因素

表 3 训练集中 GGN 样 LAC 浸润性相关因素的多因素 logistic 回归分析

Table 3 Multivariate logistic regression analysis of the invasiveness of GGN-like LAC in the training set

风险因素	回归系数	*SE*	Wald χ^2 值	*OR*（95% *CI*）	*P* 值
平均 CT 值	0.002 9	0.001 1	7.028 2	1.002 9（1.000 8~1.005 2）	0.008
结节最大直径	0.079 6	0.046 6	2.916 4	1.082 9（0.987 8~1.191 8）	0.088
实性成分直径	0.236 2	0.087 3	7.313 7	1.266 4（1.072 0~1.515 0）	0.007
分叶征	0.736 9	0.433 7	2.886 0	2.089 4（0.887 0~4.908 2）	0.089
毛刺征	0.605 4	0.461 9	1.717 7	1.831 9（0.733 6~4.534 1）	0.190
胸膜牵拉征	0.998 8	0.468 5	4.544 9	2.715 0（1.083 8~6.893 3）	0.033



注 A：内部验证的 ROC 曲线；B：内部验证的校准曲线；C：外部验证的 ROC 曲线；D：外部验证的校准曲线。

图 3 GGN 样 LAC 浸润性诊断预测模型的内部与外部验证

Fig.3 Internal and external validation of the model for predicting the invasiveness of GGN-like LAC

表 4　以 –0.09 为风险评分截断值诊断浸润性 GGN 的混淆矩阵

Table 4　Confusion matrix for diagnosing invasive GGNs using –0.09 as the cut–off point of the risk score

实际结果	预测结果		
	惰性组	浸润组	合计
惰性组	78	22	100
浸润组	14	82	96
合计	92	104	196

（P<0.05）。有研究分析纯 GGN（pure GGN, pGGN）的影像学特征发现，IA 组 CT 值高于非 IA 组[12]。一项荟萃分析发现，CT 值鉴别非浸润与浸润性 GGN 的敏感度和特异度分别为 0.75 和 0.81[13]。本研究中，实性成分直径是 IA 的独立危险因素（P<0.05），而 CTR 不是。研究发现，实性部分直径是 LAC 病理亚型的独立危险因素，但二维或三维层面的 CTR 均不是；实性成分直径以 3 mm 为截断值时鉴别 MIA 与 IA 的敏感度与特异度分别为 67.7% 和 87.2%，以 6 mm 为截断值时敏感度和特异度为 64.7% 和 100%[14]。这与本研究结果一致。在国际肺癌研究协会第 8 版 TNM 分期中，实性成分被纳入肿瘤的 T 分期，而磨玻璃部分不计入肿瘤大小[15]。这说明 GGN 的风险主要和实性成分相关。GGN 的直径也与其浸润性有关。研究表明，直径 >10 mm 的 pGGN 为 IA 的概率为 74.5%[16]；GGN 最大直径是 IA 的独立危险因素[17]。分叶征、毛刺征、支气管充气征、血管穿行征和胸膜牵拉征是肺癌的常见征象。有研究认为，浸润性 GGN 更可能有支气管充气征[18]，但也有研究表明，具有支气管充气征的Ⅰ期肺癌患者具有更长的无复发生存期[19]。有研究表明，支气管充气征在 AIS 与 IA 之间无显著差异[20]。Yu 等[10]研究表明，分叶征和毛刺征不是诊断浸润性 GGN 的独立危险因素，而 Chen 等[21]建立的预测模型表明，结节最大直径、分叶征和血管穿行征是 IA 的独立预测因素，且该模型的敏感度、特异度和准确度分别为 95.2%、94.3% 和 94.8%。一项 meta 分析发现，IA 胸膜牵拉的发生率高于非侵袭性病变，是区分 IA 与非 IA 的重要指标[22]。但另有研究发现，胸膜牵拉征不是鉴别 IA 的独立危险因素[10]。这些结论的差异可能与数据采集方式、纳入与排除标准、分组策略、变量筛选和模型训练方法不同有关。

除影像学特征外，临床特征也是诊断肺癌的重要因素，故本研究融合临床特征与影像学特征建立预测模型来诊断 GGN 样 LAC 的浸润性。在内部研究中，模型 ROC 曲线 AUC 为 0.893，敏感度为 80.2%，特异度为 86.0%；外部验证中，AUC 为 0.875，敏感度为 92.7%，特异度为 69.8%。这说明该模型具有较好的鉴别浸润性 GGN 的能力。有学者建立综合临床特征和 PET–CT 的预测模型，AUC 为 0.875，敏感度为 70.2%，特异度为 92.3%[23]。一个使用人工智能鉴别 GGN 病理亚型的模型鉴别 AAH/AIS 与 MIA 的 AUC 为 0.779，而鉴别 MIA 与 IA 的 AUC 为 0.918[24]。另外，本研究所建立的模型在内部验证和外部验证中均具有良好的校准度。本研究通过 CART 法计算模型风险评分的截断值，为该模型在实际运用过程中提供了确切的量化指标，使其更具有实用性。有报道使用计算机辅助诊断（computer–aided diagnosis, CAD）鉴别 GGN 的阳性预测值为 54.4%[25]，敏感度为 54.4%[26]，低于本模型。在诊断准确性方面，本模型也高于 CAD 和高年资放射科医师水平[27]，具有较强的诊断效能。

总体而言，本模型在诊断浸润性 GGN 上具有较高的预测价值，风险评分 >–0.09 提示 GGN 为浸润性 LAC 的风险较高。这有利于针对风险评分不同的 GGN 制定不同的治疗方案，在一定程度上避免过度治疗。目前报道的部分预测模型未区分实性结节或 GGN，而二者为不同类型的疾病[28]。而本研究建立模型专为 GGN 所设计，在诊断 GGN 方面具有更高的诊断效能。对于不能耐受或拒绝手术的 GGN 患者，经病理活检证实为 AAH、AIS 和 MIA，可行局部射频消融（radiofrequency ablation, RFA）[29]。本模型可在 RFA 前作为诊断 GGN 的一种选择。本研究的局限性主要在于与肺癌相关的其他关键指标未纳入模型。后续笔者将使用深度学习算法进行改进，使模型更具适用性。

利益冲突　所有作者声明无利益冲突

参考文献：

[1]　Chen WQ, Zheng RS, Baade PD, et al. Cancer statistics in China, 2015[J]. CA Cancer J Clin, 2016, 66(2): 115–132.

[2]　Han BF, Zheng RS, Zeng HM, et al. Cancer incidence and mortality in China, 2022[J]. J Natl Cancer Cent, 2024, 4(1): 47–53.

[3]　Sugi K, Kobayashi S, Sudou M, et al. Long–term prognosis of video–assisted limited surgery for early lung cancer[J]. Eur J Cardio Thorac Surg, 2010, 37(2): 456–460.

[4] Van Schil PE, Asamura H, Rusch VW, et al. Surgical implications of the new IASLC/ATS/ERS adenocarcinoma classification[J]. Eur Respir J, 2012, 39(2): 478-486.

[5] Yeh YC, Nitadori JI, Kadota K, et al. Using frozen section to identify histological patterns in stage Ⅰ lung adenocarcinoma of ≤3 cm: accuracy and interobserver agreement[J]. Histopathology, 2015, 66(7): 922-938.

[6] Quint LE, Park CH, Iannettoni MD. Solitary pulmonary nodules in patients with extrapulmonary neoplasms[J]. Radiology, 2000, 217(1): 257-261.

[7] 于民浩 . 基于诺谟图（Nomogram）建立的肺结节筛查量表对初次发现肺磨玻璃结节性质的预测价值 [EB/OL]. (2023-4-25)[2025-5-4]. http://www.medresman.org.cn/pub/cn/proj/projectshshow.aspx?proj=5140.

[8] Riley RD, Ensor J, Snell KIE, et al. Calculating the sample size required for developing a clinical prediction model[J]. BMJ, 2020, 368: m441.

[9] Zugazagoitia J, Enguita AB, Nunez JA, et al. The new IASLC/ATS/ERS lung adenocarcinoma classification from a clinical perspective: current concepts and future prospects[J]. J Thorac Dis, 2014, 6(S5): 526-536.

[10] Yu MH, Cheng YL, Wen T, et al. A novel scale for diagnosis of pulmonary ground-glass nodules: a multicenter and ambispective cohort study[J]. Clin Respir J, 2024, 18(11): e70027.

[11] Gao F, Li M, Sun YL, et al. Diagnostic value of contrast-enhanced CT scans in identifying lung adenocarcinomas manifesting as GGNs (ground glass nodules)[J]. Medicine, 2017, 96(43): e7742.

[12] Oh J, Piao Z, Cho HJ, 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.

[13] He SY, Chen CE, Wang ZG, 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.

[14] Wu HH, Zhang X, Zhong Z. Exploration of CT-based discrimination and diagnosis of various pathological types of ground glass nodules in the lungs[J]. BMC Med Imaging, 2025, 25(1): 119.

[15] Travis WD, Asamura H, Bankier AA, et al. The IASLC lung cancer staging project: proposals for coding T categories for subsolid nodules and assessment of tumor size in part-solid tumors in the forthcoming eighth edition of the TNM classification of lung cancer[J]. J Thorac Oncol, 2016, 11(8): 1204-1223.

[16] Hu FY, Huang HH, Jiang YY, et al. Discriminating invasive adenocarcinoma among lung pure ground-glass nodules: a multi-parameter prediction model[J]. J Thorac Dis, 2021, 13(9): 5383-5394.

[17] Wang XM, Yang CY, Wang XW, et al. Predicting invasiveness of ground-glass nodules in lung adenocarcinoma: based on preoperative ^{18}F-fluorodeoxyglucose PET/computed tomography and high-resolution computed tomography[J]. Nucl Med Commun, 2024, 45(12): 1013-1021.

[18] Shi JY, Zhou X, Xie D, et al. Value of CT characteristics in predicting invasiveness of adenocarcinoma presented as pulmonary ground-glass nodules[J]. Thorac Cardiovasc Surg, 2017, 65(2): 136-141.

[19] Wang ZJ, Zhu W, Yang MH, et al. Air bronchogram on chest CT in radiological pure-solid appearance lung cancer: Correlation analysis with genetic pathological features and survival outcomes[J]. Eur J Radiol, 2023, 169: 111194.

[20] Liu JC, Sheng J, Xue S, et al. Value of the air bronchogram sign and other computed tomography findings in the early diagnosis of lung adenocarcinoma[J]. J Comput Assist Tomogr, 2024, 48(5): 789-793.

[21] Chen MW, Ding L, Deng ST, et al. Differentiating the invasiveness of lung adenocarcinoma manifesting as ground glass nodules: combination of dual-energy CT parameters and quantitative-semantic features[J]. Acad Radiol, 2024, 31(7): 2962-2972.

[22] Yang YT, 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.

[23] Niu R, Shao XN, Shao XL, et al. Establishment and verification of a prediction model based on clinical characteristics and positron emission tomography/computed tomography (PET/CT) parameters for distinguishing malignant from benign ground-glass nodules[J]. Quant Imaging Med Surg, 2021, 11(5): 1710-1722.

[24] Fang WY, Zhang GR, Yu YL, et al. Identification of pathological subtypes of early lung adenocarcinoma based on artificial intelligence parameters and CT signs[J]. Biosci Rep, 2022, 42(1): BSR20212416.

[25] Silva M, Schaefer-Prokop CM, Jacobs C, et al. Detection of subsolid nodules in lung cancer screening: complementary sensitivity of visual reading and computer-aided diagnosis[J]. Invest Radiol, 2018, 53(8): 441-449.

[26] Yu Y, Wang N, Huang N, et al. Determining the invasiveness of ground-glass nodules using a 3D multi-task network[J]. Eur Radiol, 2021, 31(9): 7162-7171.

[27] Li M, Narayan V, Gill RR, et al. Computer-aided diag-

nosis of ground-glass opacity nodules using open-source software for quantifying tumor heterogeneity[J]. AJR Am J Roentgenol, 2017, 209(6): 1216-1227.

[28] Mase VJ, Detterbeck FC. Approach to the subsolid nodule[J]. Clin Chest Med, 2020, 41(1): 99-113.

[29] Ye X, Fan WJ, Wang ZM, et al. Expert consensus on thermal ablation therapy of pulmonary subsolid nodules (2021 edition)[J]. J Cancer Res Ther, 2021, 17(5): 1141-1156.

（收稿日期：2025-06-07）

第十二届《实用肿瘤杂志》编辑委员会名单

（按姓名汉语拼音排序）

特聘荣誉主编

郑　树

特聘荣誉编委

曹雪涛　董志伟　樊代明　高永良　高玉堂　黄　强　李民驹　廖美琳　林茂芳　刘银坤　陆道培
莫善兢　彭淑牖　钱可大　邱蔚六　石一复　孙　燕　汤钊猷　万德森　王红阳　吴金民　徐少明
杨迪生　余　海　余应年　郁宝铭　曾益新　张汝刚　张肇达　章士正　赵家宏

主　　编

张苏展

常务副主编

袁　瑛

副 主 编

来茂德　秦叔逵　徐瑞华　邵志敏　孙伟劲（美国）

编辑委员

蔡　宇　蔡　真　曹　江　晁　明　陈　功　陈　坤　陈丽荣　陈　铭　陈清勇　陈雪琴　陈益定
成　远　邓甬川　丁克峰　方维佳　房雪峰　傅小龙　葛明华　顾艳宏　郭剑明　郭元彪　郝春芳
何　健　洪德飞　胡　跃　黄　建　黄忠诚　江泽飞　蒋敬庭　李　峰　李　健　李　进　梁建伟
梁　军　梁志清　廖　琼　林　秾　刘红利　刘陶文　刘学明　刘颖斌　刘　云　楼文晖　陆　舜
马胜林　毛伟敏　牛晓辉　潘文胜　彭　敏　钦伦秀　邱　萌　屈晓燕　任国平　沈　虹　盛伟琪
盛锡楠　苏春霞　苏家明　孙立峰　孙凌宇　王风华　王海涛　王军梅　王理伟　王六红　王青青
王晓稼　王　新　王屹　魏启春　吴　斌　吴　明　夏景林　肖　乾　谢立平　熊　斌　徐云华
许晶虹　薛卫成　杨　飞　杨建华　杨邵瑜　叶招明　殷咏梅　余英豪　曾昭冲　张　宏　张敬东
张　俊　张小田　张智慧　赵春雷　赵银龙　郑昌成　周彩存　周海燕　周建军　周水洪　周宇红
朱　辉　朱　骥　朱益民