http://www.biomedrxiv.org.cn/article/doi/10.12201/bmr.202604.00086
此预印本（未经同行评审）的作者拥有该文稿的版权，biomedRxiv拥有永久保存权。任何人未经允许不得重复使用。

基于多模态数据的慢性阻塞性肺疾病筛查集成模型构建

陈翠妍[1,2]，梁叶[2]，张文娴[1,2]，蔡依琳[1,2]，欧阳媚[1,2]，廖天正[2]，梁铭标[2]，梁会营[1,2]

1. 南方医科大学公共卫生学院，广东 广州 510000；2. 医学大数据中心，南方医科大学附属广东省人民医院（广东省医学科学院），广东 广州 510000

[redacted]**方法/过程** 选取2020年9月至2024年12月在广东省人民医院行胸部X线检查的15414例患者，随机分为训练集（8892例，57.7%）、验证集（1134例，7.3%）和测试集（5388例，35.0%）构建模型，以曲线下面积（area under the curve，AUC）等指标评估性能，并通过校准曲线、决策曲线分析（decision curve analysis，DCA）和沙普利加性解释（SHapley Additive exPlanations，SHAP）分析。[redacted]

[关键词] 慢性阻塞性肺疾病；筛查；机器学习；深度学习；集成模型

Development of an Ensemble Screening Model for Chronic Obstructive Pulmonary Disease Using Multimodal Data

CHEN Cuiyan[1,2],LIANG Ye[2],ZHANG Wenxian[1,2],CAI Yilin[1,2],OUYANG Mei[1,2],LIAO Tianzheng[2]，LIANG Mingbiao[2],LIANG Huiying[1,2]. 1.School of Public Health, Southern Medical University,Guangzhou 510000,China；2.Center of Medical Big Data,Guangdong Provincial People's Hospital (Guangdong Academy of Medical Sciences),Southern Medical University,Guangzhou 510000,China

[Abstract] Purpose/Significance To integrate chest X-ray images and clinical data to construct an integrated screening model for chronic obstructive pulmonary disease (COPD), and provide a supplementary tool for patients unable to cooperate with pulmonary function test (PFT). **Method/Process** A total of 15,414 patients who underwent chest X-ray examination at Guangdong Provincial People's Hospital from September 2020 to December 2024 were enrolled, and randomly divided into a training set (8,892 cases, 57.7%), a validation set (1,134 cases, 7.3%) and a test set (5,388 cases, 35.0%) for model construction. The model performance was evaluated by indicators including the area under the curve (AUC), with supplementary analyses performed via calibration curve, decision curve analysis (DCA) and SHapley Additive exPlanations (SHAP). **Result/Conclusion** In the test set, the model achieved an AUC of 0.922, a sensitivity of 0.979 and a specificity of 0.823, with favorable calibration and clinical benefit. SHAP analysis identified comorbidity combination, age and hypertension as key features, among which "pulmonary infection plus hypertension" had the strongest predictive efficiency (OR=19.42, 95%CI: 5.04-74.87, P=0.006). This integrated model can complete COPD screening without relying on PFT, and is expected to provide a supplementary approach for patients unable to cooperate with PFT.

[Keywords] Chronic Obstructive Pulmonary Disease; Screening; Machine Learning; Deep Learning; Integrated Model

[redacted]

1作者简介：陈翠妍（1999—），女，在读硕士研究生，主要研究方向：流行病与卫生统计学通讯作者：梁会营，E-mail：lianghuiying@gdph.org.cn

10.12201/bmr.202604.00086V1

http://www.biomedrxiv.org.cn/article/doi/10.12201/bmr.202604.00086
此预印本（未经同行评审）的作者拥有该文稿的版权，biomedRxiv拥有永久保存权。任何人未经允许不得重复使用。

[redacted]COPD 是一种不可逆但可防可治的慢性进展性疾病，早发现、早诊断和早干预是延缓其进展、改善预后的关键，因此在早期筛查中应尽可能识别潜在患者[4-6]。

目前，[redacted]（pulmonary function test，PFT）仍[redacted]对早期病变识别能力有限[redacted]高度依赖患者配合度[redacted]在老年和重症患者中常因实施困难而导致数据缺失，[redacted]

2 材料与方法

2.1 研究对象

选取 2020 年 9 月至 2024 年 12 月在广东省人民医院进行胸部 X 线检查的 15414 例患者作为研究对象。依据《慢性阻塞性肺疾病全球倡议指南》，COPD 的诊断定义为使用支气管舒张剂后第一秒用力呼气容积与用力肺活量的比值（FEV_1/FVC）<0.7[18]。从电子病历中收集研究对象的数据，对缺失比例≥30%的变量进行删除，缺失比例<30%的变量使用多重插补法进行填补，变量缺失情况见表 1。纳入标准：（1）具有符合质量控制标准的前后位胸部 X 线片；（2）具有完整的诊断记录。排除标准：（1）严重的图像伪影或图像质量差；（2）诊断记录不完整。本研究已通过广东省人民医院伦理委员会审批（编号：KY2024-1206-01）。

10.12201/bmr.202604.00086V1

表 1 变量缺失情况统计

变量	缺失比例（%）	变量	缺失比例（%）
婚姻状态	4.20	Glu	0.99
吸烟状况	71.59（已删除）	PT	0.99
高血压	3.31	AST	0.99
糖尿病	3.31	APTT	0.99
脑卒中	3.31	TT	0.99
肺炎	3.31	RDW-SD	0.99
哮喘	3.31	MCH	0.99

http://www.biomedrxiv.org.cn/article/doi/10.12201/bmr.202604.00086
此预印本（未经同行评审）的作者拥有该文稿的版权，biomedRxiv拥有永久保存权。任何人未经允许不得重复使用。

表 1 变量缺失情况统计

变量	缺失比例（%）	变量	缺失比例（%）
肺结核	3.31	WBC	0.99
肺癌	3.31	CK	0.99
LDH	0.99	EOS%	0.99
FIB	0.99	FT4	0.99
LY%	0.99		

注：LDH=乳酸脱氢酶，FIB=血浆纤维蛋白原，LY%=淋巴细胞百分比，Glu=葡萄糖，PT=凝血酶原时间，AST=天门冬氨酸氨基转移酶，APTT=活化部分凝血活酶时间，TT=凝血酶时间，RDW-SD=红细胞分布宽度标准差，MCH=平均红细胞血红蛋白含量，WBC=白细胞计数，EOS%=嗜酸性粒细胞百分比，FT4=游离甲状腺素。

2.2 数据预处理

胸部 X 线片依次执行去骨影、对比度增强、尺寸缩放与像素归一化操作；连续变量采用最小-最大值归一化和 z 分数标准化进行处理；分类变量进行独热编码。为将患者复杂的共病模式转化为模型可识别的引导信息，自诊断文本中提取 26 种疾病实体，并将每位患者的诊断结果编码为二元向量，在此基础上，将每种唯一的共病组合映射为离散标识符，作为后续多模态特征对齐的共病引导信号。特征筛选采用两步策略：首先基于互信息法筛选出与标签相关性最高的 80 个特征，再通过 Pearson 相关系数（$|r|>0.95$）剔除高度冗余特征，最终保留 56 个判别能力强且相互独立的特征用于模型训练。

2.3 数据划分

将研究样本随机划分为训练集（8892 例，57.7%）、验证集（1134 例，7.3%）和测试集（5388 例，35.0%），分别用于模型训练、超参数调优和最终性能评估，旨在探索模型在复杂疾病场景下对健康样本与少量 COPD 患者数据的分类能力。针对数据存在的类别不平衡问题，在模型训练阶段对训练集采用合成少数类过采样技术（synthetic minority over-sampling technique，SMOTE）实现训练集类别分布均衡化。所有数据在研究初始阶段统一进行随机划分，且验证集与测试集在全程保持原始分布与完全独立，模型最终结果仅基于测试集进行评价，以避免评估偏差。

2.4 模型构建与验证

本研究构建了一个用于 COPD 筛查的[redacted]

第一阶段：模型整合胸部 X 线片、人口学特征、实验室检查及诊断信息，使用多层感知机和 EfficientNetB0 分别提取表格与图像特征。采用共病组合引导的跨模态一致性学习，通过对比学习将不同模态特征映射到共享语义空间以增强表征一致性。引入特征正则化对齐机制，通过正交约束和对比损失来均衡各模态的利用，缓解模态惰性问题。最后设计上下文感知的动态加权融合策略，利用上下文提取网络从多模态特征中学习动态权重，并结合基于不确定性的基础权重实现自适应的贡献度分配。将置信度处于阈值区间的样本标记为“不确定样本”并进入第二阶段进一步判别。

第二阶段：基于人口学特征、实验室指标及诊断信息，使用梯度提升机（Gradient Boosting Machines，GBM）模型对上一阶段的不确定样本进行二次判别，将处于阈值区间的“不确定样本”输入第三阶段。

第三阶段：沿用第二阶段的输入数据，针对剩余最难判别的样本，使用 K 近邻（K-Nearest Neighbors，KNN）模型通过最近邻投票进行精细判别，以捕捉局部模式，提升模型对边缘病例的识别能力。

为全面评估该集成模型的性能，将其与一阶段多模态模型、两阶段（多模态+GBM）模型进行比较，评价指标包括受试者工作特征曲线（Receiver operating characteristic curve，ROC）下面积（area under the curve，AUC）、准确率、平衡准确率、灵敏度、特异度及约登指数。采用校准曲线评估模型预测概率与实际事件发生率的一致性，并采用决策曲线分析（decision curve analysis，DCA）评估模型的临床获益。此外，使用沙普利加性解释（Shapley additive explanations, SHAP）对三阶段集成模型进行特征重要性分

10.12201/bmr.202604.00086V1

http://www.biomedrxiv.org.cn/article/doi/10.12201/bmr.202604.00086
此预印本（未经同行评审）的作者拥有该文稿的版权，biomedRxiv拥有永久保存权。任何人未经允许不得重复使用。

析，明确各特征对模型预测结果的贡献。所有开发过程均基于 PyTorch 框架（版本 2.9.1）实现。

2.5 统计学分析

对于连续变量，服从正态分布的以均数±标准差（Mean±SD）描述，组间比较采用 t 检验；非正态分布的以中位数（四分位数间距）[M(P25,P75)]描述，组间比较使用 Mann-Whitney U 检验。分类变量使用频数（百分比）描述，使用卡方检验或 Fisher 确切概率法比较组间差异。所有分析均使用 Python（版本 3.13）在 SciPy 中完成。

3 结果

3.1 研究对象的基线特征

本研究共纳入 15414 例研究对象，其中 COPD 患者 107 例（0.7%），男性 7700 例（49.9%），女性 7714 例（50.1%），平均年龄 60 岁（51，68）。年龄、性别、婚姻状态、高血压、脑卒中、心力衰竭、肺炎、哮喘、肺结核、FIB、Cl、APTT、TT、RDW-SD、EOS%和 FT4 在非 COPD 与 COPD 患者间差异均有统计学意义（P<0.05），具体见表 2。

10.12201/bmr.202604.00086V1

http://www.biomedrxiv.org.cn/article/doi/10.12201/bmr.202604.00086
此预印本（未经同行评审）的作者拥有该文稿的版权，biomedRxiv拥有永久保存权。任何人未经允许不得重复使用。

表 2 研究对象的基线特征

基线特征	总体	非 COPD	COPD	*P*
总计	15414	14797	107	
年龄（岁）	60（51,68）	60（51,67）	71（66,75）	<0.001
性别，女	7714（50.1%）	7414（50.1%）	18（16.8%）	<0.001
BMI（kg/m^2）	23.2（21.0,25.8）	23.2（21.0，25.8）	22.9（20.9,25.8）	0.409
婚姻状态				0.001
未婚	733（4.8%）	732（5.0%）	1（0.9%）	
已婚	12975（84.2%）	12886（87.1%）	89（85.2%）	
其他（丧偶、离异）	1706（11.1%）	1179（8.0%）	17（15.9%）	
疾病史				
高血压	3409（22.9%）	3361（22.7%）	48（44.9%）	<0.001
糖尿病	1569（10.5%）	1560（10.5%）	9（8.4%）	0.577
脑卒中	502（3.4%）	489（3.3%）	13（12.2%）	<0.001
肺炎	133（0.9%）	128（0.9%）	5（4.7%）	0.003
哮喘	72（0.5%）	68（0.5%）	4（3.7%）	0.002
肺结核	76（0.5%）	71（0.5%）	5（4.7%）	<0.001
肺癌	182（1.2%）	179（1.2%）	3（2.8%）	0.143
实验室检查				
LDH（U/L）	185.0（157.0,237.0）	185.0（157.0,237.4）	181.8（153.1,26.5）	0.978
FIB（g/L）	3.4（2.9,4.0）	3.4（2.9,4.0）	3.78（3.3,4.5）	<0.001
LY%	20.0（10.0,20.0）	20.0（10.0,20.0）	20.0（10.0,20.0）	0.260
Glu（mmol/L）	5.5（4.9,6.5）	5.6（4.9,6.5）	5.6（5.0,6.5）	0.533
PT（s）	13.7（13.1,14.5）	13.7（13.1,14.5）	13.6（13.0,14.6）	0.867
AST（U/L）	23.5（18.0,34.7）	23.5（18.3,34.9）	24.0（19.0,29.7）	0.792
APTT（s）	37.3（34.8,40.4）	37.3（34.8,40.4）	38.6（35.4,43.2）	0.002
TT（s）	17.0（16.3,17.8）	17.0（16.3，17.8）	17.5（16.9,18.4）	<0.001
RDW-SD（fl）	43.1（40.9,45.8）	43.1（40.9,45.8）	44.9（42.6,48.7）	<0.001
MCH（pg）	330.0（325.0,335.0）	330.0（325.0,335.0）	329.2（322.0,334.5）	0.173
WBC（×10^9/L）	8.7（7.1,10.6）	8.7（7.1,10.6）	8.4（7.0,10.4）	0.266
EOS%	2.0（1.0,2.0）	2.0（1.0,2.0）	2.0（1.0,3.0）	<0.001
FT4（pmol/L）	11.5（10.7,12.4）	11.5（10.7,12.4）	12.0（11.2,13.5）	<0.001

3.2 阈值确定

以 AUC 为标准，采用网格搜索法确定集成模型各阶段的最优阈值组合。阈值搜索范围：低阈值 0.1-0.4，高阈值 0.6-0.9，步长 0.05。结合多阶段模型结构特点，采用分阶段逐步优化，第一阶段遍历全部阈值组合，第二阶段在第一阶段最优阈值的基础上继续优化。最终确定了集成模型第一阶段最优阈值组合为 0.15 和

10.12201/bmr.202604.00086V1

http://www.biomedrxiv.org.cn/article/doi/10.12201/bmr.202604.00086
此预印本（未经同行评审）的作者拥有该文稿的版权，biomedRxiv拥有永久保存权。任何人未经允许不得重复使用。

0.85，第二阶段最优阈值组合为 0.4 和 0.75。

3.3 模型比较

表 3 总结了一阶段多模态模型、两阶段集成模型和三阶段集成模型在测试集上的性能指标，图 1 展示了三阶段模型的 ROC 曲线和混淆矩阵。其 AUC 为 0.922、平衡准确率为 0.901、特异度为 0.823、约登指数为 0.803，较前两者均有所提升；灵敏度虽有所降低，但维持在 0.979 的较高水平，表明实现了灵敏度与特异度的更优平衡。

表 3 一阶段、两阶段和三阶段模型的性能指标

模型	AUC	准确率	平衡准确率	灵敏度	特异度	约登指数
一阶段（多模态）	0.891	0.759	0.878	1.000	0.757	0.757
两阶段（多模态+GBM）	0.912	0.773	0.885	1.000	0.771	0.771
三阶段（多模态+GBM+KNN）	0.922	0.825	0.901	0.979	0.823	0.803

注：GBM=梯度提升机，KNN=K 近邻，AUC=受试者工作特征曲线下面积。

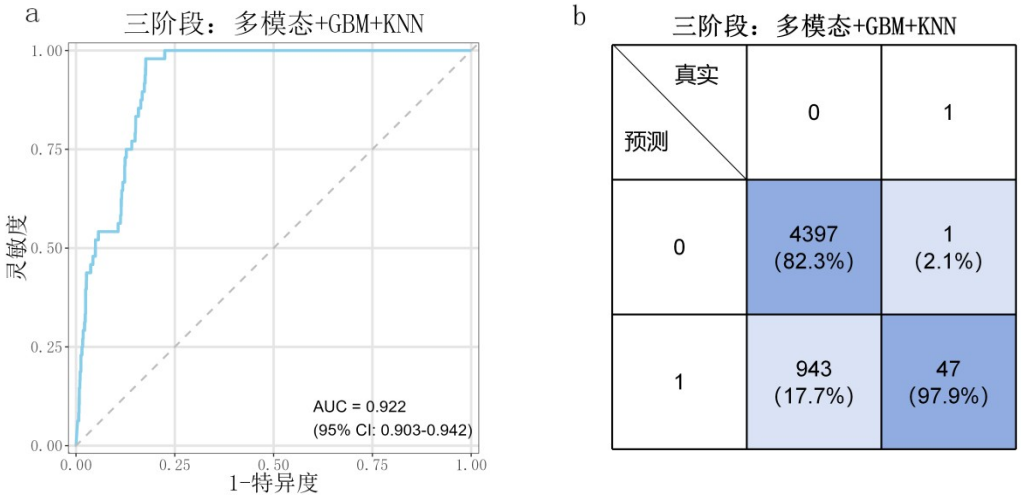

图 1 三阶段集成模型的 ROC 曲线和混淆矩阵

3.4 决策曲线分析与校准曲线评估

采用 DCA 分析与校准曲线评估 COPD 筛查集成模型的临床应用价值（见图 2）。DCA 结果显示，在 0-5%阈值概率区间内，集成模型净获益曲线始终高于“全部干预”及“全部不干预”策略，且各阈值点均为正向净获益，可避免过度医疗并获得临床收益。校准曲线提示，模型预测概率与实际事件发生率存在一定偏离，曲线整体偏低且与理想校准线差距明显。该现象可能与研究中阳性样本数量较少、数据高度不平衡相关，导致模型对高风险个体概率估计偏高。

10.12201/bmr.202604.00086V1

http://www.biomedrxiv.org.cn/article/doi/10.12201/bmr.202604.00086
此预印本（未经同行评审）的作者拥有该文稿的版权，biomedRxiv拥有永久保存权。任何人未经允许不得重复使用。

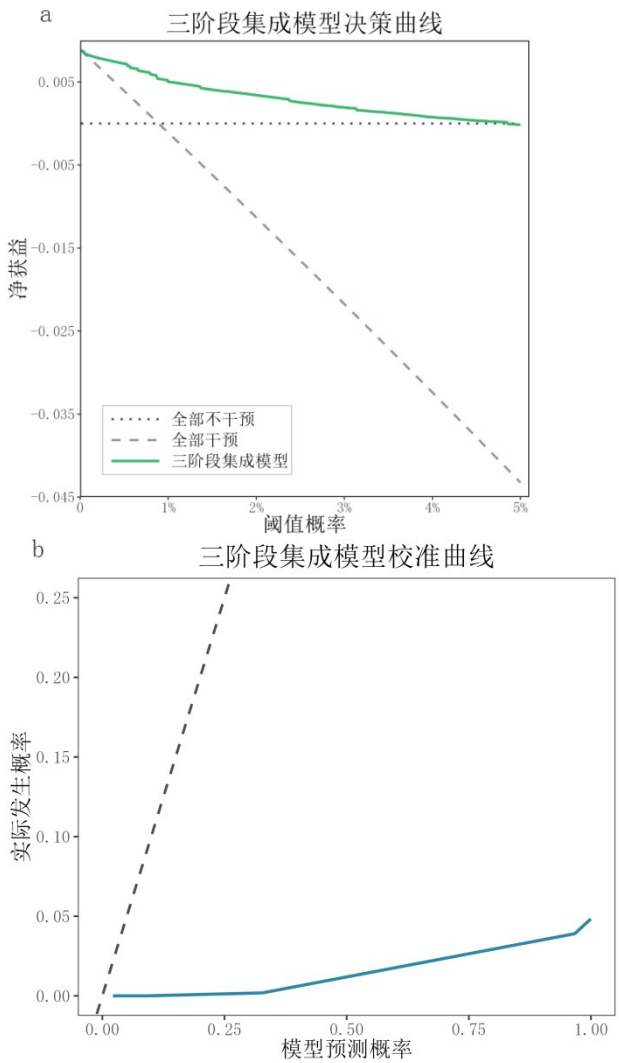

图 2 三阶段集成模型的决策曲线与校准曲线

3.5 特征变量的重要性分析

采用 SHAP 对三阶段集成模型进行特征重要性分析。根据平均绝对 SHAP 值排序，共病组合、年龄、高血压、EOS%、TT、性别、Glu、肺癌、已婚和 APTT 为三阶段最重要的特征变量（见图 3）。进一步分析不同共病组合与 COPD 的关联强度，图 4 展示了重要性最高的前 10 个共病组合，除“肺不张+肺炎”、“肺不张+肺癌”和“肺结核+糖尿病”外均具有统计学显著性（P <0.05），表明这些共病组合与 COPD 存在相关性。

10.12201/bmr.202604.00086V1

http://www.biomedrxiv.org.cn/article/doi/10.12201/bmr.202604.00086
此预印本（未经同行评审）的作者拥有该文稿的版权，biomedRxiv拥有永久保存权。任何人未经允许不得重复使用。

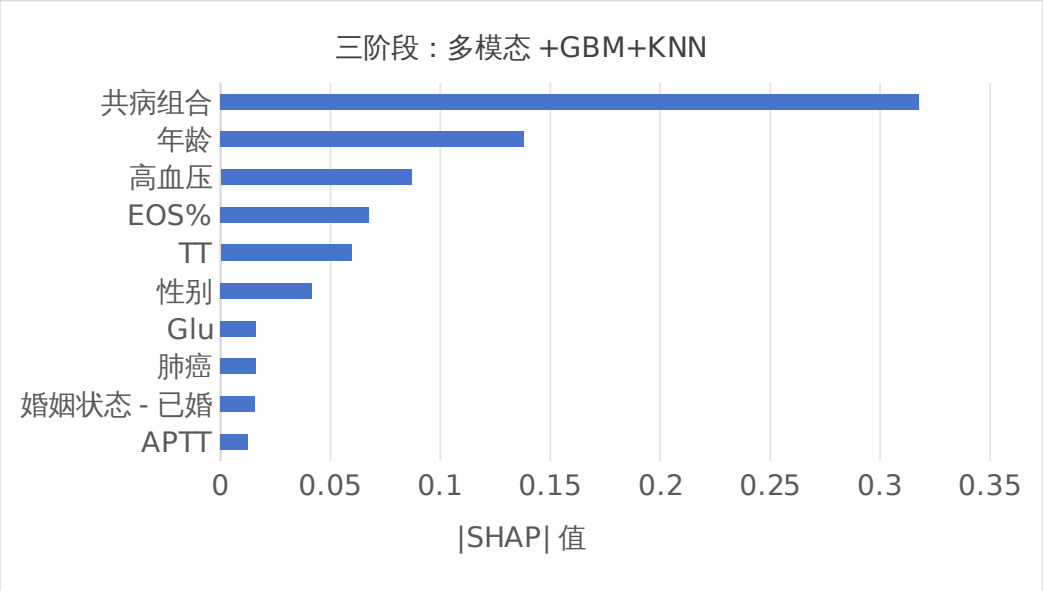

图 3 三阶段集成模型的特征重要性图

共病组合	总病例数	COPD病例数	OR(95%CI)	p值
肺部感染+高血压	17	2	19.42(5.04,74.87)	0.006
哮喘+高血压	27	3	18.37(5.9,57.23)	<0.001
肺不张+肺炎	12	1	13.12(2.37,72.69)	0.080
肺不张+肺癌	12	1	13.12(2.37,72.69)	0.080
肺结核+糖尿病	13	1	12.02(2.19,66.11)	0.087
肺结核+高血压	27	2	11.64(3.13,43.28)	0.015
心力衰竭+高血压	39	2	7.86(2.15,28.69)	0.030
高血压+肺癌	43	2	7.09(1.95,25.78)	0.036
肺动脉高压+高血压	98	3	4.62(1.56,13.66)	0.031
脑卒中+高血压	287	7	3.76(1.77,7.96)	0.004

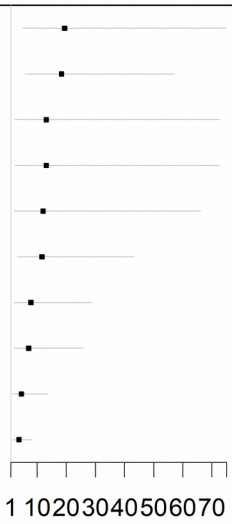

图 4 共病组合重要性分析森林图

10.12201/bmr.202604.00086V1

4 讨论

4.1 模型性能比较

本研究构建的三阶段集成模型整体性能优于一阶段多模态模型和两阶段集成模型。该性能差异主要源于不同算法优势的合理融合。一阶段模型虽能融合多模态特征，但在面对置信度较低的边缘样本时，其决策边界可能不够清晰。两阶段模型引入 GBM 对不确定样本进行二次判别，通过改变归纳偏置，提升整体稳健性。三阶段模型进一步引入 KNN，通过关注样本在低维流形上的近邻关系，捕捉复杂模型所遗漏的局部相似性，从而在保持较高灵敏度的同时，提升特异度。

既往研究显示，仅依赖胸部 X 线片的单一模态模型，即使联合常规临床评分，在不同吸烟史人群中的 AUC 仅为 0.70-0.73[15]。而采用动态 X 线成像或脉冲振荡法的模型，在测试集或外部验证集中的 AUC 最高仅达 0.85，且存在依赖特殊检测设备等不足[19, 20]。相比之下，本模型整体诊断效能优于上述已有方法。

4.2 模型的临床应用价值

DCA 分析结果表明，在较低的阈值概率范围内，依据模型预测进行决策的净获益优于不干预或全部干预策略。校准曲线显示模型预测概率与实际观测概率之间存在系统性偏差。该结果可能受到本研究中样本不平衡的影响。在阳性样本占比较低的情况下，由于阳性事件稀少，假阳性率的微小增加可能导致净获益快速下降，其正收益阈值区间也可能随人群患病率变化而偏移。同时，校准曲线的可靠性因阳性

http://www.biomedrxiv.org.cn/article/doi/10.12201/bmr.202604.00086
此预印本（未经同行评审）的作者拥有该文稿的版权，biomedRxiv拥有永久保存权。任何人未经允许不得重复使用。

样本不足而降低，模型难以准确估计高风险区域的真实概率分布。因此，模型输出的概率估计及其临床决策阈值仍需在类别分布更均衡的外部数据中加以验证。

4.3 关键变量对 COPD 的影响

SHAP 重要性分析显示，“共病组合”是影响模型预测的首要特征，提示共病模式所反映的多系统病理生理交互，可能比单一危险因素更能解释 COPD 的发生风险。其中，“肺部感染+高血压”的关联强度最强（OR=19.42，P =0.006），其次为“哮喘+高血压”（OR=18.37，P <0.001）和“肺结核+高血压”（OR=11.64，P =0.015）。上述组合均以高血压为共同特征，结合不同呼吸道疾病。既往研究表明，COPD 不仅是肺部疾病，更是一种可导致血管功能障碍的系统性炎症状态，高血压与 COPD 在病理机制上相互关联，两者通过系统性炎症及血管功能障碍形成重要联系[21]。当叠加肺部感染、哮喘或肺结核时，气道炎症与全身性血管病变可能产生协同效应，进一步加速肺功能下降[22-24]。流行病学数据显示，高血压是 COPD 的常见合并症之一，COPD 患者中高血压与肺部感染的患病率分别达 49.4%与 41.3%[25]。哮喘作为 COPD 的重要危险因素，其合并继发 COPD 的风险可增加 8-12 倍，且哮喘-COPD 重叠患者中高血压的患病率更高[26, 27]。

年龄是第二重要特征，其机制可能与环境暴露的累积效应以及肺功能的生理性衰退有关[28, 29]。EOS%和 TT 被识别为重要特征，可能反映气道炎症状态及凝血功能异常在 COPD 病理过程中的潜在作用。Vanetti 等[30]的综述指出，约 20%-40%的 COPD 患者血液和痰液中 EOS%升高，嗜酸性粒细胞炎症在部分 COPD 患者中起关键作用，可能影响疾病进展、加重频率及治疗反应。此外，既往研究表明，COPD 患者存在凝血功能异常，急性加重期患者的 TT 显著缩短[31]。未来研究可进一步评估上述指标对 COPD 进展的影响，并探索能够可靠识别疾病进展高风险患者及预测治疗反应的生物标志物。

5 结语

本研究融合影像与临床常规数据，采用多模型集成策略构建的三阶段模型在 COPD 筛查中表现出良好的判别性能，有望为无法配合 PFT 的患者提供一种配合度及操作性较强的补充工具。然而，数据源于单中心且存在样本类别不平衡，未来需纳入多中心、更均衡的样本进行外部验证，以进一步评估模型校准及泛化能力。

作者贡献：陈翠妍负责收集与处理数据、模型构建、撰写论文；梁叶负责处理数据、模型构建；张文娴、蔡依琳、欧阳媚、廖天正、梁铭标负责收集数据；梁会营负责研究设计、论文修订。
利益声明：所有作者均声明不存在利益冲突。

[1] BOERS E, BARRETT M, SU J G, et al. Global Burden of Chronic Obstructive Pulmonary Disease Through 2050 [J]. JAMA Network Open, 2023, 6(12): e2346598.
[2] 中国老年学和老年医学学会. 老年慢性阻塞性肺疾病管理指南 [J]. 中西医结合研究, 2023, 15(03): 154-64.
[3] KE Y, ZHAO Y, SUN D, et al. All-cause and cause-specific mortality in individuals with COPD in China: a 16-year follow-up cohort study [J]. European Journal of Epidemiology, 2025, 40(6): 681-91.
[4] 王妍, 闫巍. 关注肺健康，实现 COPD 防治关口前移 [J]. 中华全科医学, 2025, 23(02): 194-7+214.
[5] 李静, 蒋永亮. 慢性阻塞性肺疾病早期筛查方式研究进展 [J]. 中国临床新医学, 2025, 18(01): 24-8.
[6] 宛琪, 吴繁, 邓志珊, et al. 大力推进慢性阻塞性肺疾病早期社区综合防治 [J]. 中国临床新医学, 2025, 18(01): 1-5.
[7] LIOU T G, KANNER R E. Spirometry [J]. Clinical Reviews in Allergy & Immunology, 2009, 37(3): 137-52.
[8] MILLER M R, HANKINSON J, BRUSASCO V, et al. Standardisation of spirometry [J]. European Respiratory Journal, 2005, 26(2): 319-38.
[9] GRAHAM B L, STEENBRUGGEN I, MILLER M R, et al. Standardization of Spirometry 2019 Update. An Official American Thoracic Society and European Respiratory Society Technical Statement [J]. American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine, 2019, 200(8): e70-e88.

10.12201/bmr.202604.00086V1

http://www.biomedrxiv.org.cn/article/doi/10.12201/bmr.202604.00086
此预印本（未经同行评审）的作者拥有该文稿的版权，biomedRxiv拥有永久保存权。任何人未经允许不得重复使用。

[10] MAHESHWARI R, SINGH A, CHAUDHARI P S, et al. Impulse oscillometry: An adjunct or alternative to spirometry in the diagnosis of obstructive airway disease. Results from an observational study [J]. Indian Journal of Tuberculosis, 2026, 73(1): 21-4.
[11] RéMY-JARDIN M, BONNEL F, MASSON P, et al. Optimal screening tool for thoracic diseases: chest X ray or CT? [J]. Journal de Radiologie, 2001, 82(9 Pt 2): 1108-18.
[12] 张利华, 王云华. COPD 肺功能影像学诊断研究进展 [J]. 长治医学院学报, 2010, 24(03): 237-40.
[13] WANG F, CASALINO L P, KHULLAR D. Deep Learning in Medicine-Promise, Progress, and Challenges [J]. JAMA Internal Medicine, 2019, 179(3): 293-4.
[14] BHATT S P, ABADI E, ANZUETO A, et al. A Multidimensional Diagnostic Approach for Chronic Obstructive Pulmonary Disease [J]. Jama, 2025, 333(24): 2164-75.
[15] JORSHERY S D, CHANDRA J, WALIA A S, et al. Leveraging deep learning applied to chest radiograph images to identify individuals at high risk of chronic obstructive pulmonary disease: a retrospective model validation study [J]. The Lancet Digital Health, 2025, 7(9): 100903.
[16] WEI Y, YANG M, ZHANG M, et al. Focal liver lesion diagnosis with deep learning and multistage CT imaging [J]. Nature Communications, 2024, 15(1): 7040.
[17] XIONG Y, YAO L, LIN J, et al. Artificial intelligence links CT images to pathologic features and survival outcomes of renal masses [J]. Nature Communications, 2025, 16(1): 1425.
[18] DISEASE G I F C O L. Global Strategy for the Diagnosis, Management, and Prevention of Chronic Obstructive Pulmonary Disease: 2026 Report [R]: Global Initiative for Chronic Obstructive Lung Disease, 2025.
[19] YU D, XIE W, GUO Y, et al. Dynamic Chest Radiography as an Alternative to Pulmonary Function Tests for Chronic Obstructive Pulmonary Disease [J]. Radiology, 2025, 317(3): e251296.
[20] LIU M, YAO X, SHI Y, et al. Impulse oscillometry-derived equation for prediction of abnormal FEV(1)/FVC ratio for COPD screening in Chinese population: a multicenter cross-sectional study [J]. Lancet Regional Health Western Pacific, 2025, 56: 101501.
[21] CHEN W, THOMAS J, SADATSAFAVI M, et al. Risk of cardiovascular comorbidity in patients with chronic obstructive pulmonary disease: a systematic review and meta-analysis [J]. Lancet Respir Med, 2015, 3(8): 631-9.
[22] LARATTA C R, VAN EEDEN S. Acute exacerbation of chronic obstructive pulmonary disease: cardiovascular links [J]. Biomed Res Int, 2014, 2014: 528789.
[23] CIOBOATA R, OLTEANU M, MITROI D M, et al. Beyond the Lungs: Cardiovascular Risk in COPD Patients with a History of Tuberculosis-A Narrative Review [J]. J Clin Med, 2026, 15(2).
[24] HIZAWA N. Common Pathogeneses Underlying Asthma and Chronic Obstructive Pulmonary Disease -Insights from Genetic Studies [J]. Int J Chron Obstruct Pulmon Dis, 2024, 19: 633-42.
[25] 沙悦, 方卫纲, 曾学军, et al. 慢性阻塞性肺疾病合并症的研究 [J]. 国际呼吸杂志, 2013, 33(13): 986-9.
[26] 辛晓峰. 支气管哮喘合并慢性阻塞性肺疾病的研究进展 [J]. 中华结核和呼吸杂志, 2011, 34(02): 137-9.
[27] GASPAR MARQUES J, LOBATO M, LEIRIA PINTO P, et al. Asthma and COPD "overlap": a treatable trait or common several treatable-traits? [J]. Eur Ann Allergy Clin Immunol, 2020, 52(4): 148-59.
[28] ADELOYE D, SONG P, ZHU Y, et al. Global, regional, and national prevalence of, and risk factors for, chronic obstructive pulmonary disease (COPD) in 2019: a systematic review and modelling analysis [J]. Lancet Respir Med, 2022, 10(5): 447-58.
[29] CHEN S, KUHN M, PRETTNER K, et al. The global economic burden of chronic obstructive pulmonary disease for 204 countries and territories in 2020-50: a health-augmented macroeconomic modelling study [J]. Lancet Glob Health, 2023, 11(8): e1183-e93.
[30] VANETTI M, VISCA D, ARDESI F, et al. Eosinophils in chronic obstructive pulmonary disease [J]. Ther Adv Respir Dis, 2025, 19: 17534666251335800.
[31] ZHENG L L, WANG S, LI Z G, et al. Correlation of Coagulation Dysfunction with Infection and Hypercapnia in Acute Exacerbation of COPD Patients [J]. Infect Drug Resist, 2023, 16: 5387-94.

10.12201/bmr.202604.00086V1