

基于机器学习算法构建多病共存老年人轻度认知功能障碍预测模型



张雷, 胡鑫涛, 陈巍, 相璇, 邹婷, 苗海军, 吴瑞凯, 周晓辉

新疆医科大学第一附属医院老年医学科 (乌鲁木齐 830011)

【摘要】目的 探讨多病共存住院老年人轻度认知功能障碍 (mild cognitive impairment, MCI) 的影响因素, 并基于机器学习 (machine learning, ML) 方法构建多病共存住院老年人 MCI 风险预测模型。**方法** 以新疆医科大学第一附属医院多病共存住院老年人为研究对象, 使用单因素分析和最小绝对值收缩和选择算子回归算法筛选 MCI 风险因素, 使用随机森林、轻量梯度提升机、极端梯度提升、逻辑回归、K 最近邻分类算法、支持向量机、人工神经网络、决策树、弹性网络回归算法 9 种不同的 ML 方法构建 MCI 风险预测模型, 并采用 SHAP 算法对最终模型进行解释。**结果** 共纳入 920 例多病共存住院老年人, MCI 组 261 例。随机森林模型的预测性能最优, 其受试者工作特征曲线的曲线下面积均高于其他模型。SHAP 算法对随机森林模型进行分析, 显示年龄、共病数量、文化程度、脑血管病是预测多病共存住院老年人 MCI 发生的关键决策因素。校准曲线表明该模型预测效果和实际结果基本一致, 决策曲线表明模型具有良好的临床适用性。**结论** 高龄、共病数量增加、患有脑血管病是多病共存住院老年人发生 MCI 的危险因素, 高文化水平是多病共存住院老年人 MCI 发生的保护因素。基于随机森林算法的 MCI 发生风险的预测模型表现最优, 具有良好的预测性能及临床适用性, 可辅助临床对多病共存老年人进行认知管理和更精准的医疗干预。

【关键词】 轻度认知功能障碍; 多病共存; 机器学习; 预测模型; Shapley 加法解释算法

【中图分类号】 R 592; R 749.1+6 **【文献标识码】** A

Constructing a predictive model for mild cognitive impairment in elderly individuals with coexisting multiple diseases based on machine learning algorithms

ZHANG Lei, HU Xintao, CHEN Wei, XIANG Xuan, ZOU Ting, MIAO Haijun, WU Ruikai, ZHOU Xiaohui
Department of Geriatrics, The First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Urumqi 830011, China

Corresponding author: ZHOU Xiaohui, Email: zhouxiaohui858@sina.com

【Abstract】Objective To explore the influencing factors of mild cognitive impairment (MCI) in hospitalized elderly patients with multiple comorbidities, and to construct a MCI risk prediction model based on machine learning (ML) methods. **Methods** The study included elderly patients with multiple comorbidities admitted to the First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University as research subjects. Single factor analysis and least absolute shrinkage and selection

DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202312108

基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金重点项目 (2022D01D63)

通信作者: 周晓辉, 博士, 教授, 主任医师, 博士研究生导师, Email: zhouxiaohui858@sina.com

operator regression algorithms were used to screen for MCI risk factors. Nine different ML methods were used, including random forest, light gradient boosting machine, extreme gradient boosting, Logistic regression, K-nearest neighbor classification algorithm, support vector machine, artificial neural network, decision tree, and elastic network regression algorithm, to construct MCI risk prediction models. Shapley addition explanation (SHAP) algorithm was used to explain the final model. **Results** A total of 920 hospitalized elderly patients with multiple comorbidities were included, including 261 cases in the MCI group. The random forest model had the best predictive performance, with a higher area under the receiver operating characteristic curve than other models. The SHAP algorithm identified the age, comorbidities, education level, and cerebrovascular disease in the random forest model as key decision factors for predicting MCI in hospitalized elderly patients with multiple comorbidities. The calibration curve showed that the predictive performance of the model was basically consistent with the actual results, and the decision curve indicated that the model had good clinical applicability. **Conclusion** Advanced age, increased comorbidities, and cerebrovascular disease are risk factors for MCI in hospitalized elderly people with multiple comorbidities. High educational level is a protective factor for MCI in hospitalized elderly people with multiple comorbidities. Based on machine learning algorithms, the prediction model for MCI risk using random forest has the best predictive performance and good clinical applicability, which can assist in cognitive management and more accurate medical intervention for more efficient elderly comprehensive assessment in clinical practice.

【Keywords】 Mild cognitive impairment; Coexistence of multiple illnesses; Machine learning; Predictive model; Shapley addition explanation algorithm

随着人口老龄化趋势日益明显和预期寿命的增加,近年来我国老年住院患者共病现象尤为突出,人均患病 4.68 种,多病共病率高达 91.36%^[1]。多病共病指一个人同时存在 2 种或 2 种以上慢性健康问题,是老年人常见的临床情况,其不仅增加老年人的多重用药风险、失能风险和医护照料负担,还降低治疗依从性和生活质量,给老年人的诊疗管理和医疗保险付费等带来了巨大的挑战^[2]。研究发现,我国 60 岁以上人群中 983 万阿尔茨海默病 (Alzheimer's disease, AD) 患者、3 877 万轻度认知功能障碍 (mild cognitive impairment, MCI) 患者,且随着人口老龄化,我国已成为全球 AD 患者增速最快的国家之一^[3]。老年痴呆的一级预防具有巨大潜力,MCI 是人类正常衰老到痴呆之间的过渡状态,同时也是痴呆防治的重要“干预窗口期”^[4]。MCI 和慢病共病的关系尚未明确^[5],但慢病共病与更高的死亡率、更多的残疾、功能状态的下降和较低的生命质量显著相关,还可导致更大程度的卫生保健资源消耗 (住院费用、时间和就诊次数的增多)。目前尚缺乏使用机器学习 (machine learning, ML) 方法预测多病共存住院老年人 MCI 风险的研究,因此,为了使 MCI 的早期预防

成为可能,本研究基于 ML 算法构建多病共存住院老年人 MCI 的预测模型,为多病共存老年人早期预防 MCI 提供参考。

1 资料与方法

1.1 研究对象

选择 2023 年 1 月至 2024 年 1 月在新疆医科大学第一附属医院老年医学科住院的多病共存老年人,采用方便抽样法进行横断面研究。纳入标准:①年龄 ≥ 60 岁;②同时存在 2 种或 2 种以上慢性病;③一般情况良好能够配合完成问卷调查。排除标准:①有能引起认知功能改变的中枢神经系统疾病,如脑肿瘤、颅内感染、帕金森病等;②有严重躯体疾病或全身重要脏器衰竭或晚期肿瘤;③长期卧床失能者;④抑郁患者;⑤痴呆患者。本研究经新疆医科大学第一附属医院伦理委员会审核批准,所有调查对象均知情同意 (批号:240528-01)。

1.2 诊断标准

MCI 为痴呆前阶段,是指具有记忆或其他认知功能损害,但日常生活能力并未受到明显影响,尚未达到痴呆的标准。参照《阿尔茨海默病源性轻度认知障碍诊疗中国专家共识 2021》中

MCI 的临床诊断标准^[6]，同时符合以下几项诊断为 MCI：①患者或知情者报告，或有经验的临床医师发现认知损害；②存在 1 个或多个认知领域损害的客观证据（神经心理测试），其中情景记忆损害最为常见；③复杂的工具性日常能力可以有轻微的损害，但保持独立的日常生活能力；④尚未达到痴呆的诊断标准。

1.3 研究方法

1.3.1 病史资料收集

通过查阅病历和询问病史，记录所有受试者住院疾病诊断、生化检查资料。

1.3.2 问卷调查及量表评估

研究以面对面的形式进行，采用成套的诊断性检查量表进行调查。

一般情况调查表：内容包括研究对象的社会人口学特征（年龄、性别、文化程度、婚姻状况、居住情况等）、生活方式（是否吸烟、饮酒等）。

蒙特利尔认知评估量表（Montreal Cognitive Assessment, MoCA）：用于认知功能评估，主要测试项目包括执行功能、语言流畅性、定向力、计算、抽象思维、延迟回忆、视知觉、命名、注意与集中。总分范围为 0~30 分，得分越低认知功能越差^[7]。

老年抑郁量表（Geriatric Depression Scale, GDS-15）：用于筛查老年人抑郁症状^[8]，该量表包括 15 个项目，受试者选择回答“是”或者“否”，“是”计 1 分，“否”计 0 分，总分范围为 0~15 分。得分越高患者的抑郁症状越明显，0~4 分为正常，5~8 分为轻度抑郁，9~11 分为中度抑郁，> 11 分为重度抑郁。本调查中以 < 5 分作为纳入标准，排除抑郁导致的认知功能减退。

日常生活能力评定量表（Activity of Daily Living Scale, ADL）：使用 Barthel 指数评估包括进食、穿衣、洗澡、大便控制、小便控制、修饰、上下楼梯、转移、如厕、步行 10 个条目，总分范围为 0~100 分，≥ 60 分被认为基本生活可自理，< 60 分被认为生活需要部分帮助。

Fried 衰弱量表：评估老年人体重是否下降、步速是否减慢、握力是否降低、躯体活动是否下降、是否疲乏等条目，总分范围为 0~5 分，0 分为无衰弱，1~2 分为衰弱前期，3~5 分为衰弱。

1.3.3 模型的开发

采用单因素分析和最小绝对值收缩和选择算

子回归算法（least absolute shrinkage and selection operator, Lasso）筛选与多病共存住院老年人 MCI 相关的风险因素，按照 7:3 的比例把数据随机分为训练集和测试集，运用随机森林（random forest, RF）、轻量梯度提升机（light gradient boosting machine, LightGBM）、极端梯度提升（extreme gradient boosting, XGBoost）、Logistic 回归、K 最近邻分类算法（K-nearest neighbor, KNN）、支持向量机（support vector machine, SVM）、人工神经网络（artificial neural network, ANN）、决策树、弹性网络（elastic net, EN）回归算法 9 种 ML 算法构建多病共存老年人 MCI 预测模型，构建模型时，采用网格搜索法对超参数进行优化，5 折交叉验证评估预测模型性能^[9]。

评估指标包括准确度、灵敏度、特异度、阳性预测值（positive predict value, PPV）、阴性预测值（negative predict value, NPV）、受试者工作特征（receiver operating characteristic, ROC）曲线的曲线下面积（area under curve, AUC）、F1 分数。Delong 检验比较不同模型间 AUC 差异。通过校准曲线评估模型的一致性，并使用 Brier 评分评价校准曲线表现，Brier 评分标准为 < 0.1 优秀，0.1~0.25 良好，> 0.25 表明模型的预测不太准确。决策曲线分析（decision curve analysis, DCA）评价预测模型的临床适用性。采用 Shapley 加法解释（SHapley Additive exPlanation, SHAP）算法评估每个特征对最终模型输出的贡献，以实现模型的可解释性。

1.4 统计学分析

采用 R 4.3 和 Python 3.11.5 软件进行统计分析。符合正态分布的计量资料以均数和标准差（ $\bar{x} \pm s$ ）表示，组间比较采用独立样本 *t* 检验；不符合正态分布的计量资料以中位数和四分位数 [$M(P_{25}, P_{75})$] 表示，组间比较采用非参数检验；分类变量使用频数和百分比（*n*, %）表示，组间比较采用 χ^2 检验。*P* < 0.05 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 一般情况

共纳入研究对象 920 例，平均年龄（74.67 ± 8.07）岁，男性 433 例、女性 487 例，多病共存住院老年人 MCI 检出率为 28.36%（261/920）。MCI

组与非MCI组在年龄、共病数量、文化程度、婚姻状况、糖尿病、冠心病、脑血管病方面的差异均具有统计学意义(均 $P < 0.05$)；两组在BMI、身高、体重、收缩压、舒张压、腰围、空腹血糖、总蛋白、尿素、肌酐、尿酸、25羟维生素D、性别、居住情况、饮酒、吸烟、用药种数、高血压、高血脂、甲状腺功能减退、睡眠障碍、营养风险方面的差异无统计学意义(均 $P > 0.05$)，见表1。

表1 MCI组与非MCI组一般情况比较($n, \%$)Table 1. Comparison of general information between MCI and non MCI groups ($n, \%$)

变量	总人数($n=920$)	非MCI组($n=659$)	MCI组($n=261$)	$t/Z/\chi^2$ 值	P 值
BMI ($\text{kg} \cdot \text{m}^{-2}$) [*]	25.17 ± 4.02	25.19 ± 4.02	25.12 ± 4.01	0.239	0.811
年龄(岁) ^{**}	75.00 (68.00, 81.00)	72.00 (66.00, 79.00)	80.00 (75.00, 84.00)	-12.322	<0.001
身高(m) ^{**}	1.63 (1.58, 1.70)	1.64 (1.58, 1.70)	1.62 (1.58, 1.69)	-1.324	0.186
体重(kg) ^{**}	67.00 (59.00, 76.00)	67.00 (60.00, 76.00)	66.00 (59.00, 75.00)	-1.080	0.280
收缩压(mmHg) ^{**}	135.00 (123.00, 148.00)	135.00 (123.00, 147.00)	136.00 (123.00, 148.00)	-0.395	0.693
舒张压(mmHg) ^{**}	69.00 (63.00, 77.00)	70.00 (63.00, 77.00)	67.00 (61.00, 76.00)	-1.856	0.064
腰围(cm) ^{**}	94.20 (86.00, 101.00)	94.20 (86.00, 102.00)	93.90 (87.00, 100.00)	-0.556	0.579
共病数量(种) ^{**}	4.00 (3.00, 4.00)	3.00 (3.00, 4.00)	4.00 (3.00, 5.00)	-6.228	<0.001
用药种数(种) ^{**}	5.50 (4.00, 7.00)	5.00 (3.00, 7.00)	6.00 (4.00, 7.00)	-1.139	0.255
空腹血糖($\text{mmol} \cdot \text{L}^{-1}$) ^{**}	5.43 (4.96, 6.34)	5.41 (4.97, 6.30)	5.43 (4.93, 6.50)	-0.492	0.622
总蛋白($\text{g} \cdot \text{L}^{-1}$) ^{**}	67.25 (63.23, 71.50)	67.30 (63.50, 71.53)	66.95 (62.75, 70.83)	-1.005	0.315
尿素($\text{mmol} \cdot \text{L}^{-1}$) ^{**}	5.77 (4.70, 7.10)	5.80 (4.80, 7.10)	5.70 (4.70, 7.00)	-0.799	0.424
肌酐($\text{mmol} \cdot \text{L}^{-1}$) ^{**}	72.41 (61.43, 87.70)	73.00 (62.00, 88.10)	71.50 (59.50, 84.00)	-1.137	0.255
尿酸($\text{mmol} \cdot \text{L}^{-1}$) ^{**}	303.90 (251.45, 370.51)	305.40 (252.30, 377.99)	298.89 (249.40, 353.00)	-1.551	0.121
25羟维生素D($\text{mmol} \cdot \text{L}^{-1}$) ^{**}	34.71 (23.85, 47.75)	35.21 (24.02, 48.43)	33.55 (22.98, 46.78)	-0.926	0.354
性别				1.320	0.251
男	433 (47.07)	318 (48.25)	115 (44.06)		
女	487 (52.93)	341 (51.75)	146 (55.94)		
文化程度				29.931	<0.001
文盲	86 (9.35)	44 (6.68)	42 (16.09)		
小学	185 (20.11)	119 (18.06)	66 (25.29)		
中学及以上	649 (70.54)	496 (75.27)	153 (58.62)		
婚姻状况				5.216	0.022
已婚	735 (79.89)	539 (81.79)	196 (75.10)		
未婚/离婚/丧偶	185 (20.11)	120 (18.21)	65 (24.90)		
居住情况				2.707	0.100
家人合住	818 (88.91)	593 (89.98)	225 (86.21)		
独居/养老机构	102 (11.09)	66 (10.02)	36 (13.79)		
饮酒				0.770	0.380
不饮酒	827 (89.89)	596 (90.44)	231 (88.51)		
饮酒	93 (10.11)	63 (9.56)	30 (11.49)		
吸烟				3.097	0.078
不吸烟	829 (90.11)	601 (91.20)	228 (87.36)		
吸烟	91 (9.89)	58 (8.80)	33 (12.64)		
高血压	640 (69.57)	448 (67.98)	192 (73.56)	2.751	0.097
高血脂	226 (24.57)	159 (24.13)	67 (25.67)	0.240	0.624
糖尿病	330 (35.87)	222 (33.69)	108 (41.38)	4.809	0.028
冠心病	415 (45.11)	282 (42.79)	133 (50.96)	5.035	0.025
脑血管病	523 (56.85)	350 (53.11)	173 (66.28)	13.224	<0.001
甲状腺减退	128 (13.91)	87 (13.20)	41 (15.71)	0.981	0.322
睡眠障碍	89 (9.67)	62 (9.41)	27 (10.34)	0.188	0.665
营养风险	125 (13.59)	82 (12.44)	43 (16.48)	2.589	0.108

注：^{*}正态分布的计量资料以均数和标准差表示($\bar{x} \pm s$)；^{**}非正态分布的计量资料以中位数和四分位数表示[$M (P_{25}, P_{75})$]。

2.2 特征因子选择

使用 Lasso 回归分析对单因素分析中差异具有统计学意义的年龄、共病数量、文化程度、婚姻状况、糖尿病、冠心病、脑血管病 7 个因素进行非零系数预测因素的筛选。Lasso 回归采用最小 10 倍交叉验证误差 λ_{1SE} ($\lambda = 0.028$) 为最优值, 筛选出 4 个非零系数的预测因素, 这些因素对多病共存住院老年人 MCI 的发生影响最大, 分别为年龄、共病数量、文化程度、脑血管病, 见图 1。

2.3 9种预测模型的性能比较

纳入年龄、共病数量、文化程度、脑血管病 4 个预测因素, 使用 RF、LightGBM、XGBoost、Logistic 回归、KNN、SVM、ANN、决策树、EN 9 种不同的 ML 算法构建多病共存住院老年人 MCI 风险预测模型。为了确保模型的稳定性和泛化能力, 采用 5 折交叉验证对模型进行训练。基于测试集数据对模型性能进行验证, 9 个预测模型的性能如表 2 所示。RF 在训练集上的 AUC 为 0.838[95%CI (0.810, 0.866)], 测试集上的 AUC 为 0.831[95%CI (0.802, 0.860)], 均高于其他 8 种模型。在测试集中, DeLong 检验结果显示, RF 模型 (AUC=0.831) 与 XGBoost (AUC=0.813)、

KNN (AUC=0.805)、SVM (AUC=0.805)、LightGBM (AUC=0.809) 相比, 差异无统计学意义 ($P > 0.05$); 与 Logistic 回归 (AUC=0.764)、ANN (AUC=0.759)、决策树 (AUC=0.774)、EN (AUC=0.731) 相比, 差异均有统计学意义 ($P < 0.05$); 综合各项指标, RF 模型表现最突出, 见表 2、图 2。

在测试集中对 RF、LightGBM、XGBoost、Logistic 回归、KNN、SVM、ANN、决策树、EN 9 个模型的准确性和临床实用性进行评估。测试集校准曲线显示, 9 种模型的 Brier 评分均低于 0.25, 表明 9 个模型具有良好的准确性, 预测结果与实际结果较为一致, 见图 3。

DCA 曲线显示, 风险阈值在 0.2~0.75 时, RF、LightGBM、XGBoost、Logistic 回归、KNN、SVM、ANN、决策树 8 种模型都能获得较好的临床净效益, 表明模型具有较好的临床适用性, 见图 4。

综上所述, RF 模型在多病共存住院老年人 MCI 风险预测中表现最佳, 不仅具有较高的预测准确性, 还具有良好的临床适用性。因此, 选择 RF 模型作为多病共存住院老年人 MCI 风险预测的最终模型。

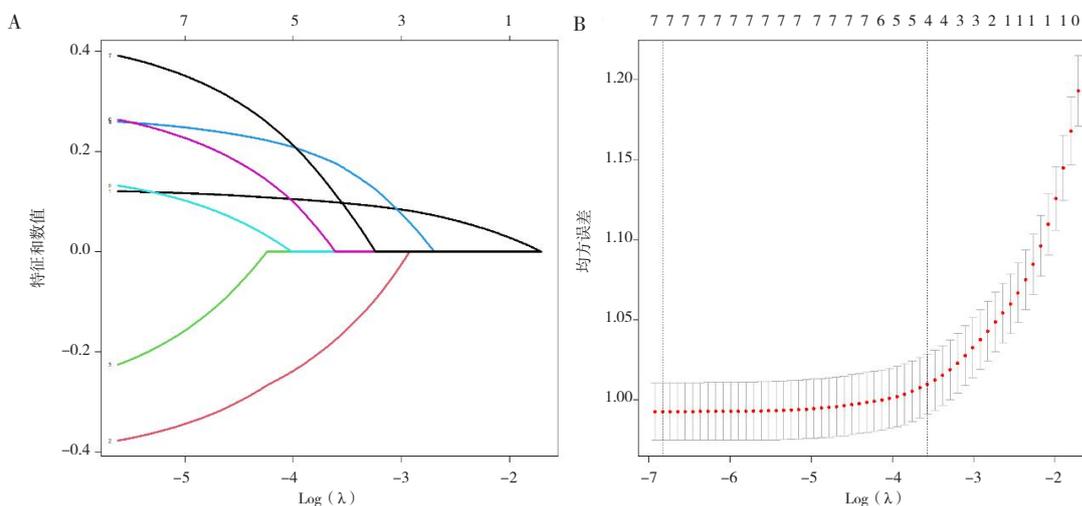


图1 Lasso回归筛选预测因素

Figure 1. Lasso regression screening for predictive factors

注: A.Lasso回归的系数路径; B.Lasso回归交叉验证结果。

表2 基于9种机器学习预测模型性能比较

Table 2. Performance comparison of 9 machine learning prediction models

模型	数据集	AUC	准确度	灵敏度	特异度	PPV	NPV	F1分数
RF	训练集	0.838	0.764	0.827	0.701	0.734	0.806	0.777
	测试集	0.831	0.798	0.843	0.753	0.774	0.829	0.806
LightGBM	训练集	0.816	0.749	0.796	0.703	0.729	0.778	0.760
	测试集	0.809	0.747	0.848	0.647	0.705	0.811	0.770

续表2

模型	数据集	AUC	准确度	灵敏度	特异度	PPV	NPV	F1分数
XGBoost	训练集	0.821	0.770	0.818	0.722	0.746	0.801	0.780
	测试集	0.813	0.768	0.818	0.718	0.744	0.797	0.779
Logistic回归	训练集	0.783	0.713	0.735	0.690	0.706	0.722	0.719
	测试集	0.764	0.697	0.727	0.667	0.685	0.712	0.704
KNN	训练集	0.821	0.748	0.809	0.688	0.722	0.786	0.762
	测试集	0.805	0.742	0.798	0.687	0.718	0.774	0.755
SVM	训练集	0.790	0.760	0.799	0.722	0.742	0.787	0.768
	测试集	0.805	0.747	0.782	0.712	0.732	0.771	0.755
ANN	训练集	0.798	0.726	0.803	0.649	0.697	0.769	0.745
	测试集	0.759	0.692	0.727	0.656	0.681	0.709	0.701
决策树	训练集	0.788	0.748	0.783	0.714	0.732	0.769	0.756
	测试集	0.774	0.760	0.752	0.768	0.763	0.760	0.756
EN	训练集	0.757	0.703	0.818	0.588	0.665	0.764	0.733
	测试集	0.731	0.500	1.000	0.000	0.500	0.500	0.667

注: RF.随机森林; LightGBM.轻量级梯度提升机; XGBoost.极端梯度提升; KNN.K最近邻分类算法; SVM.支持向量机; ANN.人工神经网络; EN.弹性网络回归算法; PPV.阳性预测值; NPV.阴性预测值; AUC.受试者工作特征曲线的曲线下面积。

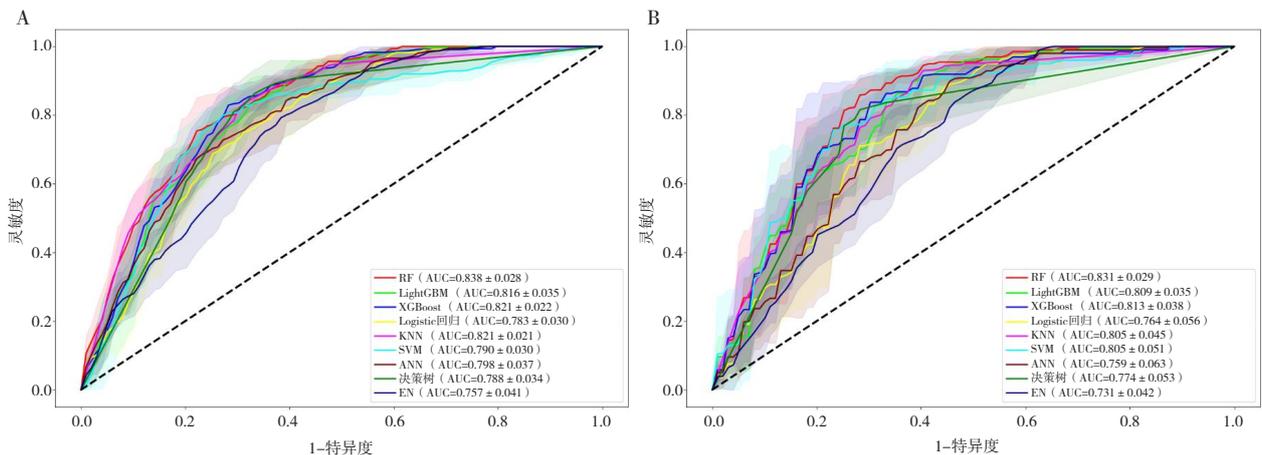


图2 9种机器学习预测模型的ROC曲线

Figure 2. ROC curves of 9 machine learning prediction models

注: A.训练集; B.测试集; RF.随机森林; LightGBM.轻量级梯度提升机; XGBoost.极端梯度提升; KNN.K最近邻分类算法; SVM.支持向量机; ANN.人工神经网络; EN.弹性网络回归算法。

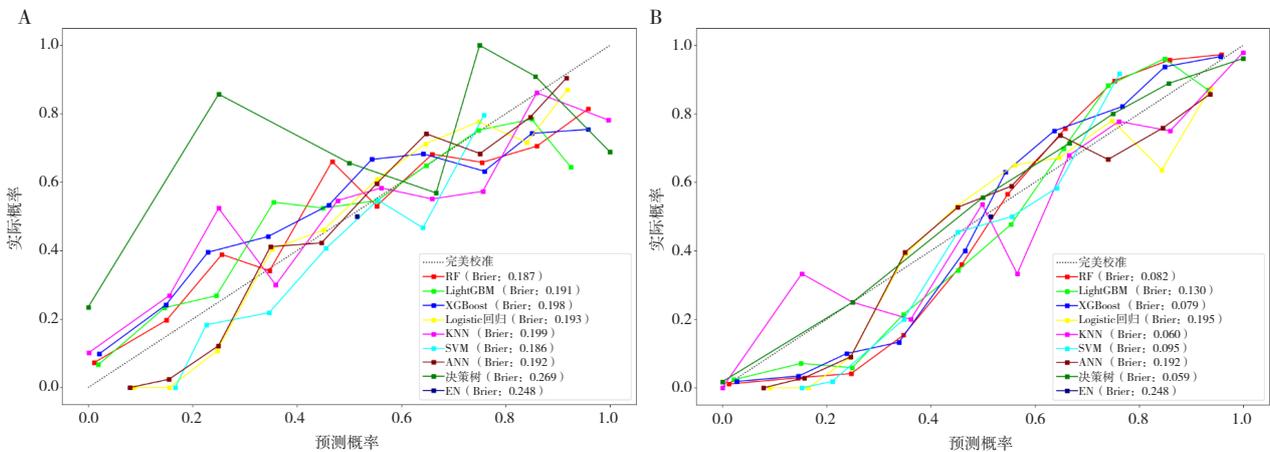


图3 9种机器学习预测模型的校准曲线

Figure 3. Calibration curves of 9 machine learning prediction models

注: A.训练集; B.测试集; RF.随机森林; LightGBM.轻量级梯度提升机; XGBoost.极端梯度提升; KNN.K最近邻分类算法; SVM.支持向量机; ANN.人工神经网络; EN.弹性网络回归算法。

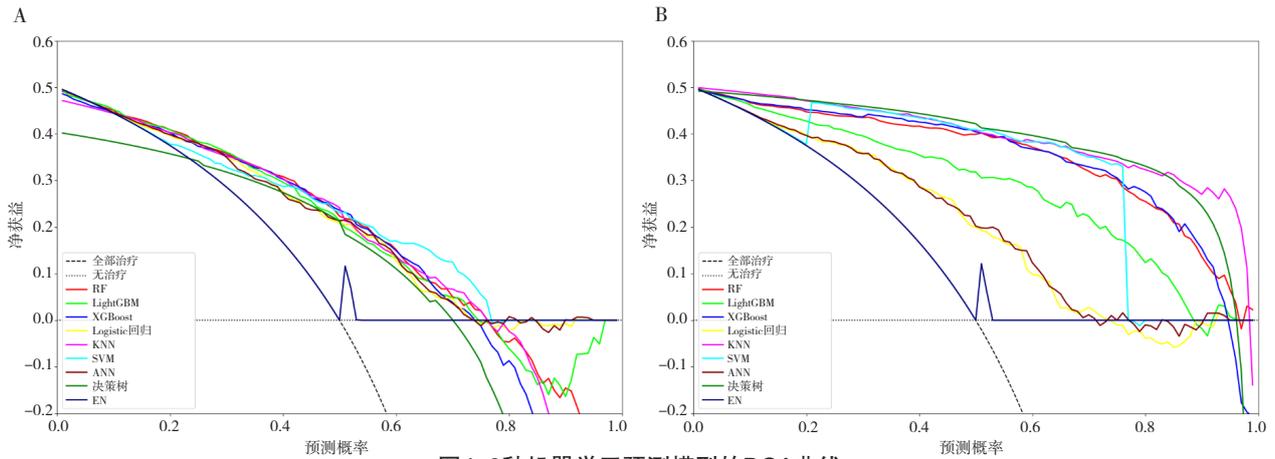


图4 9种机器学习预测模型的DCA曲线

Figure 4. DCA curves of 9 machine learning prediction models

注：A.训练集；B.测试集；RF.随机森林；LightGBM.轻量级梯度提升机；XGBoost.极端梯度提升；KNN.K最近邻分类算法；SVM.支持向量机；ANN.人工神经网络；EN：弹性网络回归算法。

2.4 特征重要性分析

使用 SHAP 算法对 RF 模型进行可视觉解释分析,通过计算贡献值(Shapley 值)衡量特征重要性。4 个预测因素重要性排名为：年龄>共病数量>文化程度>脑血管病,见图 5。年龄、共病数量、脑血管病与多病共存住院老年人 MCI 呈正相关,文化程度与 MCI 呈负相关,见图 5。

单样本 SHAP 解释力和决策图可对单个病例的预测结果进行解释。以某病例举例,其临床数据显示年龄 80 岁、患有 4 种慢病、患有脑血管病对多病共存老年人 MCI 产生“正向”作用,文化程度为初中及以上对多病共存老年人 MCI 产生“负向”作用,模型预测该病例发生 MCI 的概率为 0.82,见图 6。

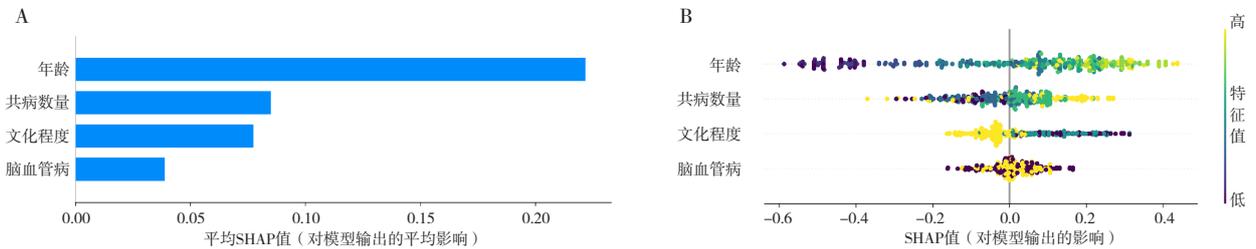


图5 SHAP对模型全局的可视觉解释

Figure 5. SHAP's visual explanation of the global model

注：A.特征重要性排序；B.特征对模型输出结果的影响。

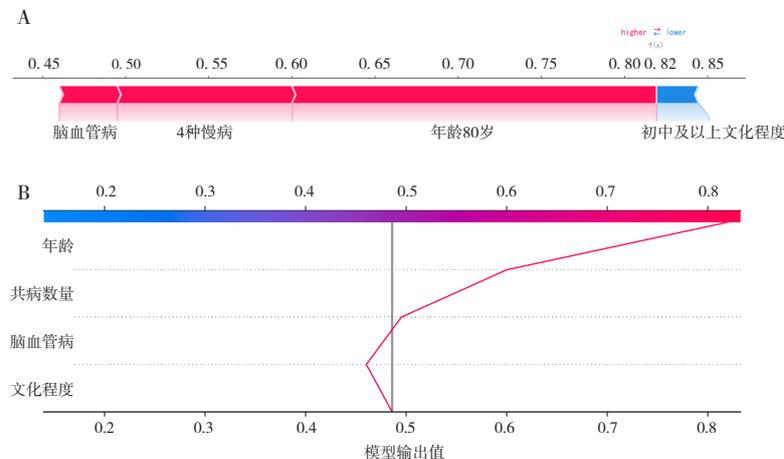


图6 SHAP对单样本病例的可视觉解释

Figure 6. SHAP visualization explanation of single sample cases

注：A.SHAP解释力图；B.SHAP决策图。

3 讨论

随着全球老龄化的进一步加剧, 42.0% 的 65 岁以上老年人受到 MCI 影响^[10], MCI 研究领域受到国内外学者的重点关注。本院多病共存住院老年人 MCI 检出率为 28.36%, 高于夏艳秋等^[11]综合医院住院老年人 MCI 检出率(24.05%)。因此有必要开发工具对这类患者 MCI 发生风险进行早期预测, 以使早期干预降低疾病负担。

近年来, ML、深度学习、人工智能、数理统计分析被不断地应用于临床研究^[12-15], ML 算法能够利用大量数据进行训练, 从而提高预测模型的准确性和预测能力, 且能够自动从数据中学习模式和规律, 构建预测模型, 无需人工干预, 提高了效率, 还能根据新的数据不断更新和优化模型, 使得预测模型能够适应不断变化的环境和数据^[16-18]。ML 算法能够处理大量的数据和复杂的关系, 发现数据中的非线性关联和模式, 能够处理大规模的数据, 从中挖掘出有用的信息和规律, 为预测模型提供更多的输入, 且具有较强的可解释性, 能够清晰地展示出预测模型的工作原理和预测依据, 在医学领域提供精准的预测和决策支持^[19]。

本研究通过 ML 算法, 基于老年医学科住院的多病共存住院老年人调查数据, 构建多病共存住院老年人 MCI 风险预测模型。在模型开发过程中, 运用 9 种不同的 ML 算法构建预测模型, RF 模型在预测多病共存住院老年人 MCI 风险方面效能最佳。可能是因为 RF 模型通过构建多棵决策树, 并利用它们的集成输出进行预测, 能够有效地处理多维特征和潜在的复杂关系, 同时降低了过拟合的风险, 此外, RF 模型对噪声和异常值具有较好的鲁棒性, 使得它在处理实际数据时更加稳定可靠^[20]。此外, 使用 SHAP 算法对模型进行可视化解释, 全局解释量化了每个特征对多病共存住院老年人 MCI 风险的相对贡献, 局部解释展示了各特征对单个样本预测的具体贡献, 提高了模型的透明度和模型在临床中的应用价值。

本研究预测模型中的年龄、共病数量、文化程度、脑血管病 4 个预测因子在既往研究中已被证实与 MCI 发生风险密切相关。年龄是影响 MCI 发生的重要因素, 随着年龄增长, MCI 的发生率

逐渐升高。Lee 等^[21]研究发现, 位于大脑颞叶深处的海马体神经元负责一对互补的记忆功能, 称为模式分离和模式完成, 该记忆机制帮助完成复杂的生理活动, 对人体感知和体验进行分类和理解, 随着年龄的增长, 模式分离和模式完成的平衡被打破, 记忆会发生损害。海马脉管系统的功能对维持神经认知健康至关重要, 随着机体正常老化, 海马血流减少导致海马神经元萎缩和记忆衰退^[22]。单一慢性疾病影响患者的认知功能, 当多病共存时, 慢性疾病之间的协同作用会显著增加 MCI 的患病风险, 这与吴瑞凯等^[23]研究一致。

较高的文化程度是多病共存住院老年人发生 MCI 的保护因素, 这与 Deng 等^[24]研究一致, 认知储备假说提出, 随着文化水平的提升和认知储备的增长, 受教育程度年限较长的人有着更高的认知储备和更发达的神经网络, 知识储备和大脑的认知网络越发达, 健康信息素养也越高, 进而降低发生 MCI 的风险。Jia 等^[3]研究发现, 脑血管病可以引起脑小血管病变、脑动脉硬化、内皮功能紊乱、血小板过度激活、慢性炎症、低心输出量、血管内皮功能损害, 使脑血流量减少, 引起低灌注、腔隙性脑梗塞和白质改变, 导致海马损害和脑萎缩, 直接损伤大脑认知功能。

本研究仍存在一定局限性。一是样本量限制了模型的学习能力; 二是特征选择存在不足, 未能充分挖掘影响 MCI 发生风险的所有潜在因素; 三是模型选择和参数调优有待优化。因此, 未来仍需扩大样本量和样本来源, 探索更高效的算法以改善模型性能、扩大模型的适用场景。

综上所述, 多病共存住院老年人 MCI 检出率较高, 年龄、共病数量增加、患有脑血管病是多病共存住院老年人发生 MCI 的危险因素, 文化程度高是 MCI 发生的保护因素。基于 RF 算法的 MCI 发生风险的预测模型预测表现最优, 具有一定的应用价值, 可为多病共存老年人 MCI 发生风险的早期识别和早期干预提供新的思路和方法。

伦理声明: 本研究经新疆医科大学第一附属医院伦理委员会审核批准(批号: 240528-01)

作者贡献: 研究设计: 张雷、周晓辉; 数据采集: 胡鑫涛、陈巍、相璇、邹婷、苗海军和吴瑞凯; 数据分析和论文撰写: 张雷; 论文审定和基金支持: 周晓辉

数据获取：本研究中使用和(或)分析的数据可联系通信作者获取

利益冲突声明：无

致谢：不适用

参考文献

- 曹丰, 王亚斌, 薛万国, 等. 中国老年疾病临床多中心报告[J]. 中华老年多器官疾病杂志, 2018, 17(11): 801-808. [Cao F, Wang YB, Xue WG, et al. Clinical multi-centers report of chronic diseases among elderly inpatients in China[J]. Chinese Journal of Multiple Organ Diseases in the Elderly, 2018, 17(11): 801-808.] DOI: 10.11915/j.issn.1671-5403.2018.11.185.
- 郭伟, 彭聪, 李伟, 等. 西格列汀联合津力达颗粒治疗老年 2 型糖尿病患者轻度认知功能障碍观察 [J]. 药物流行病学杂志, 2020, 29(10): 657-661. [Guo W, Peng C, Li W, et al. Clinical research on sitagliptin combined with jinlida granules in the treatment of elderly type 2 diabetic patients with mild cognitive impairment[J]. Chinese Journal of Pharmacoepidemiology, 2020, 29(10): 657-661.] DOI: 10.3969/j.issn.1008-049X.2020.10.022.
- Jia L, Du Y, Chu L, et al. Prevalence, risk factors, and management of dementia and mild cognitive impairment in adults aged 60 years or older in China: a cross-sectional study[J]. Lancet Public Health, 2020, 5(12): e661-e671. DOI: 10.1016/s2468-2667(20)30185-7.
- 孙晨, 拜争刚. 故事疗法延缓轻度认知障碍老年人认知衰退的最佳证据总结[J]. 医学新知, 2022, 32(6): 453-462. [Sun C, Bai ZG. A summary of the best evidence for story therapy to delay cognitive decline in the elderly with mild to moderate cognitive impairment[J]. Yixue Xinzhi Zazhi, 2022, 32(6): 453-462.] DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202203045.
- 郭伟, 李伟, 彭聪, 等. 根除幽门螺杆菌联合益生菌治疗对 2 型糖尿病患者轻度认知功能障碍的效果观察 [J]. 药学前沿, 2020, 23(10): 1977-1980. [Guo W, Li W, Peng C, et al. Effect of helicobacter pylori eradication combined with probiotics in the treatment of mild cognitive impairment in type 2 diabetes mellitus[J]. Frontiers in Pharmaceutical Sciences, 2020, 23(10): 1977-1980.] DOI: 10.3969/j.issn.1008-049X.2020.10.022.
- 中华医学会神经病学分会痴呆与认知障碍学组. 阿尔茨海默病源性轻度认知障碍诊疗中国专家共识 2021[J]. 中华神经科杂志, 2022, 55(5): 421-440. [Dementia and Cognitive Impairment Group, Neurology Branch, Chinese Medical Association. Chinese expert consensus on the diagnosis and treatment of mild cognitive impairment due to Alzheimer's disease 2021[J]. Chinese Journal of Neurology, 2022, 55(5): 421-440.] DOI: 10.3760/cma.j.cn113694-20211004-00679.
- 张筱, 袁欣瑞, 朱瑞, 等. 简易智能精神状态量表和蒙特利尔认知评估量表差值在老年期痴呆鉴别诊断中的价值 [J]. 中华老年医学杂志, 2015, 34(5): 494-497. [Zhang X, Yuan XR, Zhu R, et al. Diagnostic significance of the difference values between mini-mental state examination and montreal cognitive assessment in elderly patients with dementia[J]. Chinese Journal of Geriatrics, 2015, 34(5): 494-497.] DOI: 10.3760/cma.j.issn.0254-9026.2015.05.010.
- 马佳, 张韶伟, 刘文斌, 等. 社区老年轻度认知障碍患者抑郁焦虑状况及影响因素研究 [J]. 中国全科医学, 2020, 23(33): 4246-4251. [Ma J, Zhang SW, Liu WB, et al. Prevalence and associated factors of depression and anxiety in elderly patients with mild cognitive impairment in community: a cross-sectional study[J]. Chinese General Practice, 2020, 23(33): 4246-4251.] DOI: 10.12114/j.issn.1007-9572.2019.00.617.
- 崔宇琛, 张晗, 胡志强, 等. 基于机器学习的青年人颞下颌关节紊乱病风险预测模型的构建 [J]. 口腔医学研究, 2024, 40(10): 867-872. [Cui YC, Zhang H, Hu ZQ, et al. Construction of a risk prediction model for temporomandibular disorders in young people based on machine learning[J]. Journal of Oral Science Research, 2024, 40(10): 867-872.] DOI: 10.13701/j.cnki.kqxyj.2024.10.004.
- Ward A, Arrighi HM, Michels S, et al. Mild cognitive impairment: Disparity of incidence and prevalence estimates[J]. Alzheimers Dement, 2012, 8(1): 14-21. DOI: 10.1016/j.jalz.2011.01.002.
- 夏艳秋, 崔丽君, 魏丽萍, 等. 综合医院老年住院患者轻度认知功能障碍与焦虑抑郁关系的问卷调查 [J]. 中国病案, 2020, 21(3): 83-86. [Xia YQ, Cui LJ, Wei LP, et al. A questionnaire survey on the relationship between mild cognitive impairment and anxiety and depression in elderly inpatients in general hospital[J]. Chinese Medical Record, 2020, 21(3): 83-86.] DOI: 10.3969/j.issn.1672-2566.2020.03.029.
- 黄夏璇, 黄韬, 袁师其, 等. 基于 MATLAB 的医学影像数据迁移学习的实现 [J]. 医学新知, 2022, 32(1): 33-39. [Huang XX, Huang T, Yuan SQ, et al. Realization of medical image data transfer learning based on MATLAB[J]. Yixue Xinzhi Zazhi, 2022, 32(1): 33-39.] DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202109018.
- 凌雄娟, 王俊杰. 基于机器学习算法的糖尿病预测 [J]. 现代信息技术, 2024, 8(14): 59-63, 68. [Ling XJ, Wang JJ. Prediction of diabetes based on machine learning algorithm[J]. Modern Information Technology, 2024, 8(14): 59-63, 68.] DOI: 10.19850/j.cnki.2096-4706.2024.14.012.
- Gelir F, Akan T, Alp S, et al. Machine learning approaches for predicting progression to Alzheimer's disease in patients with mild cognitive impairment[J]. J Med Biol Eng, 2025, 45(1): 63-83. DOI: 10.1007/s40846-024-00918-z.
- 吴瑞凯, 马龙, 周晓辉, 等. 住院老年患者轻度认知功能障碍风险预测模型的构建 [J]. 医学新知, 2024, 34(1): 14-24. [Wu RK, Ma L, Zhou XH, et al. Construction of the risk prediction model of mild cognitive impairment in hospitalized elder patients[J]. Yixue Xinzhi Zazhi, 2024, 34(1): 14-24.] DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202311014.
- 钟霞, 赵天恩, 吕世盟, 等. 基于中西医双维特征构建老年高血压轻度认知障碍机器学习预测模型 [J]. 南京中医药大学学报, 2024, 40(12): 1366-1374. [Zhong X, Zhao TE, Lyu SM, et al. Machine learning prediction model of mild cognitive impairment in elderly patients with hypertension based on bi-dimensional features of Chinese and western medicine[J]. Journal of Nanjing

- University of Traditional Chinese Medicine, 2024, 40(12): 1366–1374.] DOI: [10.14148/j.issn.1672-0482.2024.1366](https://doi.org/10.14148/j.issn.1672-0482.2024.1366).
- 17 James C, Ranson JM, Everson R, et al. Performance of machine learning algorithms for predicting progression to dementia in memory clinic patients[J]. *JAMA Netw Open*, 2021, 4(12): e2136553. DOI: [10.1001/jamanetworkopen.2021.36553](https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2021.36553).
- 18 Wang Y, Sun Y, Wang Y, et al. Identification of novel diagnostic panel for mild cognitive impairment and Alzheimer's disease: findings based on urine proteomics and machine learning[J]. *Alzheimers Res Ther*, 2023, 15(1): 191. DOI: [10.1186/s13195-023-01324-4](https://doi.org/10.1186/s13195-023-01324-4).
- 19 张敏, 顾婷婷, 关蔚, 等. 基于机器学习算法构建中重度围绝经期综合征预测模型 [J]. *医学新知*, 2024, 34(8): 871–879. [Zhang M, Gu TT, Guan W, et al. Construction of a prediction model for moderate to severe perimenopausal syndrome based on machine learning algorithms[J]. *Yixue Xinzhi Zazhi*, 2024, 34(8): 871–879.] DOI: [10.12173/j.issn.1004-5511.202405116](https://doi.org/10.12173/j.issn.1004-5511.202405116).
- 20 Dimitriadis SI, Liparas D, Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. How random is the random forest? Random forest algorithm on the service of structural imaging biomarkers for Alzheimer's disease: from alzheimer's disease neuroimaging initiative (ADNI) database[J]. *Neural Regen Res*, 2018, 13(6): 962–970. DOI: [10.4103/1673-5374.233433](https://doi.org/10.4103/1673-5374.233433).
- 21 Lee H, Wang Z, Tillekeratne A, et al. Loss of functional heterogeneity along the CA3 transverse axis in aging[J]. *Curr Biol*, 2022, 32(12): 2681–2693. e4. DOI: [10.1016/j.cub.2022.04.077](https://doi.org/10.1016/j.cub.2022.04.077).
- 22 Johnson AC. Hippocampal vascular supply and its role in vascular cognitive impairment[J]. *Stroke*, 2023, 54(3): 673–685. DOI: [10.1161/strokeaha.122.038263](https://doi.org/10.1161/strokeaha.122.038263).
- 23 吴瑞凯, 汪明伟, 韩正风, 等. 多病共存住院老年人常见慢性病对轻度认知功能障碍的影响 [J]. *中华老年多器官疾病杂志*, 2025, 24(1): 26–31. [Wu RK, Wang MW, Han ZF, et al. Influencing factors of common chronic diseases on mild cognitive impairment in elderly inpatients with multiple comorbidities[J]. *Chinese Journal of Multiple Organ Diseases in the Elderly*, 2025, 24(1): 26–31.] DOI: [10.11915/j.issn.1671-5403.2025.01.005](https://doi.org/10.11915/j.issn.1671-5403.2025.01.005).
- 24 Deng Y, Zhao S, Cheng G, et al. The prevalence of mild cognitive impairment among chinese people: a Meta-analysis[J]. *Neuroepidemiology*, 2021, 55(2): 79–91. DOI: [10.1159/000512597](https://doi.org/10.1159/000512597).

收稿日期: 2023 年 12 月 20 日 修回日期: 2024 年 11 月 14 日
本文编辑: 桂裕亮 曹越

引用本文: 张雷, 胡鑫涛, 陈巍, 等. 基于机器学习算法构建多病共存老年人轻度认知功能障碍预测模型[J]. *医学新知*, 2025, 35(4): 409–418. DOI: [10.12173/j.issn.1004-5511.202312108](https://doi.org/10.12173/j.issn.1004-5511.202312108).
Zhang L, Hu XT, Chen W, et al. Constructing a predictive model for mild cognitive impairment in elderly individuals with coexisting multiple diseases based on machine learning algorithms[J]. *Yixue Xinzhi Zazhi*, 2025, 35(4): 409–418. DOI: [10.12173/j.issn.1004-5511.202312108](https://doi.org/10.12173/j.issn.1004-5511.202312108).