

基于机器学习的急性脑卒中吞咽障碍患者胃肠功能紊乱风险预测模型构建与比较

霍佳佳¹, 方萍², 陈艳君³, 耿良健⁴, 陈明军¹, 张兰青⁴, 张超⁵, 王峰⁶, 陈永翱⁷

摘要:目的 基于 3 种机器学习构建急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的预测模型, 比较不同模型的预测性能。方法 采用便利抽样法, 选取 1 095 例住院急性脑卒中吞咽障碍患者作为研究对象, 按照 7:3 分为训练集和测试集。基于机器学习构建急性脑卒中吞咽障碍患者胃肠功能紊乱的 logistic 回归模型、随机森林模型、决策树模型, 比较各模型的准确率、精确率、灵敏度、特异度、F1 分数和受试者工作特征曲线下面积(AUC), 评价模型的预测性能。结果 急性脑卒中吞咽障碍患者胃肠功能紊乱发生率为 49.41%。随机森林和 logistic 回归模型均显示, 美国国立卫生研究院卒中量表评分升高、标准吞咽功能评估量表评分升高、单核/淋巴细胞比值增高、外周血中性粒细胞/淋巴细胞比值增高、血小板/淋巴细胞比值增高、白蛋白降低、卒中部位位于脑干及小脑是急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的风险因素(均 $P < 0.05$)。logistic 回归、随机森林和决策树模型的准确率分别为 0.773、0.803、0.721, 精确率分别为 0.792、0.805、0.768, 灵敏度分别为 0.717、0.780、0.604, 特异度分别为 0.825、0.825、0.830, F1 分数分别为 0.752、0.792、0.676, AUC 分别为 0.848(95%CI 为 0.806~0.890)、0.871(95%CI 为 0.833~0.910)、0.728(95%CI 为 0.680~0.776)。结论 通过随机森林模型构建的急性脑卒中吞咽障碍患者胃肠功能紊乱预测模型性能优于 logistic 回归、决策树模型, 可为临床早期识别、预防及制订相关干预措施提供参考。

关键词:急性脑卒中; 吞咽障碍; 胃肠功能紊乱; 机器学习; 预测模型; 风险因素

中图分类号:R473.5 **DOI:**10.3870/j.issn.1001-4152.2026.09.035

Establishment and comparison of gastrointestinal dysfunction risk prediction models for patients with acute stroke-related dysphagia based on machine learning

Huo Jia-jia, Fang Ping, Chen Yanjun, Geng Liangjian, Chen Mingjun, Zhang Lanqing, Zhang Chao, Wang Feng, Chen Yongao. Intensive Care Unit, Affiliated Hospital of West Anhui Health Vocational College, Lu'an 237000, China

Abstract: **Objective** To compare the predictive performance of 3 risk prediction models based on machine learning in predicting the risk of gastrointestinal dysfunction among patients with acute stroke-related dysphagia. **Methods** Using convenience sampling method, 1,095 hospitalized patients with acute stroke-related dysphagia were selected and randomly divided into a training set and a test set according to the 7:3 ratio. Three types of risk prediction models were constructed based on machine learning for gastrointestinal dysfunction in the participants, namely, logistic regression, decision tree, and random forest. The accuracy, precision, sensitivity, specificity, F1 score and the area under the receiver operating characteristic curve (AUC) were used to compare the predictive performance of the 3 models. **Results** The incidence of gastrointestinal dysfunction among the participants was 49.41%. Both the random forest and logistic regression models indicated that higher scores on the National Institutes of Health Stroke Scale (NIHSS) and the Standard Swallowing Function Assessment Scale, and elevated ratios of monocyte-to-lymphocyte, neutrophil-to-lymphocyte, and platelet-to-lymphocyte, decreased albumin levels and stroke location in the brainstem or cerebellum were risk factors of gastrointestinal dysfunction in patients with acute stroke and dysphagia (all $P < 0.05$). As for the logistic regression model, random forest model, and decision tree model, the accuracy rate was 0.773, 0.803, 0.721, the precision rate was 0.792, 0.805, 0.768, the sensitivity was 0.717, 0.780, 0.604, the specificity was 0.825, 0.825, 0.830, the F1 score was 0.752, 0.792, 0.676, and the AUC was 0.848 (95%CI:0.806-0.890), 0.871 (95%CI:0.833-0.910), and 0.728 (95%CI:0.680-0.776) respectively. **Conclusion** The random forest predictive model for gastrointestinal dysfunction in patients with acute stroke-related dysphagia performs better than the logistic regression model and decision tree model, so it can serve as a reference for the early clinical identification, prevention and formulation of relevant intervention measures.

Keywords: acute stroke; dysphagia; gastrointestinal dysfunction; machine learning; predictive model; risk factors

作者单位:皖西卫生职业学院附属医院 1.综合 ICU 2.护理部
4.神经内科 5.院内感染和疾病控制部 6.急诊 ICU 7.神经外科
ICU(安徽 六安,237000);3.皖西学院生物制药工程学院

通信作者:方萍, fangping1976@163.com

霍佳佳:女,本科,副主任护师, huojiajia1112@163.com

收稿:2025-12-02;修回:2026-02-02

急性脑卒中患者并发吞咽障碍的发生率为 36.3%~37.6%^[1-2]。此类患者因神经功能缺陷,影响吞咽及“脑肠轴”的调控功能,肠道屏障受损,菌群移位触发全身免疫炎症反应,易发生胃肠功能紊乱^[3-4]。胃肠功能紊乱是指恶心、呕吐、腹胀、腹泻、便秘、消化道出血等多类不适症状的总称^[5],其不仅加重急性脑卒中患者的神经损伤,还诱发多系统并发

症,影响患者神经预后康复^[3,6]。脑卒中吞咽障碍后胃肠功能紊乱发生率约 50%^[7],较非神经重症患者更易发生胃肠功能紊乱^[8],主要表现为肠内营养喂养不耐受^[9-10]。研究报道,急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱可能与年龄、病情严重程度、卧床时间、低蛋白、合并糖尿病、卒中部位、胃泌素及血管活性肽相关^[7,9-10],但未纳入误吸风险、炎症因子指标,未进行基于多种预测模型的综合评估与比较。机器学习具有深度挖掘和分析大数据的独特优势,被广泛应用于疾病预测和预后^[11]。本研究采用 logistic 回归、随机森林、决策树 3 种机器学习构建急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱与误吸风险、炎症因子等相关的预测模型,并比较 3 种模型预测效果优劣,探索急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的最优模型,以期制订针对性的防控策略,预防患者发生胃肠功能紊乱提供参考。

1 资料与方法

1.1 一般资料 前瞻性收集 2023 年 1 月至 2024 年 6 月在我院神经内科、神经外科、综合 ICU 住院的急性脑卒中吞咽障碍患者资料。纳入标准:①符合中华医学会修订的《中国各类主要脑血管病诊断要点 2019》^[12]中的急性脑卒中诊断标准;②年龄 ≥ 18 岁,可配合完成各项评估;③入院时标准吞咽功能评估量表(Standardized Swallowing Assessment, SSA)评分 >18 分^[13]。排除标准:①入院前 48 h 有明确潜伏期感染或并存感染性疾病;②有自身免疫性疾病或使用免疫抑制剂;③昏迷或者存在严重认知障碍。既往研究报道,神经外科急性脑卒中、神经内科急性脑卒中、脑卒中患者胃肠功能紊乱发生率分别为 48.2%^[7]、51.8%^[14]、50.0%^[15],取平均值代入,基于文献以及本研究质控小组分析,预期自变量数为 17,样本量取自变量数的 20 倍,考虑 10% 的无效样本,计算训练集所需样本量为 $17 \times 20 \div 0.9 \div 0.5 = 756$ 。本研究共纳入急性脑卒中吞咽障碍患者 1 095 例,按 7:3 的比例,将 2023 年 1—12 月住院的 767 例患者作为训练集,2024 年 1—6 月住院的 328 例作为测试集。本研究经我院医学伦理委员会审批(LAEY-2024-018)。

1.2 方法

1.2.1 资料收集方法 通过查阅文献以及两次专家研讨会,项目组成员自制急性脑卒中吞咽障碍患者胃肠功能紊乱风险因素调查表。由本项目组 2 名经验丰富且取得省级中专科护士资质认证的专科护士通过医院电子病历 HIS 系统、提灯移动护理数字化系统以及医院感染控制杏林系统收集资料。为了本项目开展,我院神经内科、神经外科及综合 ICU 的责任护士均经过 SSA^[13]评估方法及胃肠功能紊乱判定方法培训,且经考核合格。从 2023 年 1 月开始运用 SSA^[13]对急性脑卒中患者入院时进行吞咽障碍状况

动态评估。①人口学资料:性别、年龄。②既往史:糖尿病、吸烟史、饮酒史。③入院 48 h 内的实验室检查结果:中性粒细胞/淋巴细胞比值(Neutrophil/Lymphocyte Ratio, NLR)、血小板/淋巴细胞比值(Platelet/Lymphocyte Ratio, PLR)、单核细胞/淋巴细胞比值(Monocyte/Lymphocyte ratio, MLR)、丙氨酸氨基转移酶及天门冬氨酸氨基转移酶、白蛋白。④临床资料:入院时临床诊断、卒中部位、美国国立卫生研究院卒中量表(National Institute of Health Stroke Scale, NIHSS)评分、肠内营养后卧床时间(记录患者入院首次肠内营养至首次下床活动的时间。据报道,7 d 内最易发生胃肠功能紊乱^[9-10]。本研究将 7 d 内发生胃肠功能紊乱者归为短期卧床组,超过 7 d 者为长期卧床组)及 SSA 评分^[13]。SSA 量表依次开展第 1 步临床检查(意识水平、呼吸状况等 8 个指标),第 2 步饮 5 mL 水吞咽试验(口角流水、喉运动等 5 个指标),第 3 步饮 60 mL 水吞咽试验(全部饮完、吞咽中咳嗽等 5 个指标),总分 18~46 分:18 分吞咽功能筛查阴性,不存在误吸风险;19~23 分为误吸低风险;24~34 分为误吸中风险;35~46 分为误吸高风险^[13]。⑤胃肠功能紊乱判定^[5,7,14]:患者住院期间由当班责任护士每天现场评估并记录胃肠功能紊乱发生情况于护理文书。出现以下任一临床症状或体征,即可判断为胃肠功能紊乱。a. 食欲减退:主观食欲下降或摄入量显著减少;b. 腹胀:患者主诉腹部饱胀不适,或查体见腹部膨隆;c. 恶心、呕吐:需排除明确的神经性原因(如颅内压增高直接导致的呕吐),任何可见的胃内容物经食管、口腔排出体外视为呕吐;d. 腹泻:每日排 3 次及以上稀薄或水样便,且粪便总量 $>200 \sim 250$ g/d;e. 便秘:连续 3 d 或以上未能自主排便,且无机械性梗阻存在;f. 消化道出血:任何明确发现血液存在于消化道的现象,包括呕血、黑便或便血。

1.2.2 统计学方法 采用 SPSS26.0 软件及 R4.3.0 软件进行数据分析及模型构建,运用多重插补方法自动替换缺失数据,单个样本缺失数据 $\geq 30\%$ 自动剔除,数据分析使用合并数据集。服从正态分布的计量资料采用 $(\bar{x} \pm s)$ 描述,进行 t 检验;偏态分布数据用 $M(P_{25}, P_{75})$ 表示,进行秩和检验;计数资料采用频数(%)表示,进行 χ^2 检验。检验水准 $\alpha = 0.05$ 。训练集采用 logistic 回归、随机森林、单棵决策树进行预测模型的构建,采用 10 折交叉验证法和网格搜索法进行模型参数优化。模型性能评价指标包括 ROC 曲线下面积(Area Under the Curve, AUC)、准确率、精确率、灵敏度、特异度和 F1 分数。

2 结果

2.1 急性脑卒中吞咽障碍患者胃肠功能紊乱发生情况 本研究纳入的 1 095 例患者中,发生胃肠功能紊乱 541 例(49.41%),其中训练集 377 例(食欲减退

196 例,腹胀 156 例,恶心 226 例,呕吐 115 例,腹泻 101 例,便秘 175 例,消化道出血 29 例,具有 2 种以上症状或体征 198 例),测试集 164 例(食欲减退 81 例,

腹胀 75 例,恶心 95 例,呕吐 57 例,腹泻 41 例,便秘 79 例,消化道出血 2 例,具有 2 种以上症状或体征 92 例)。训练集和测试集一般资料比较,见表 1。

表 1 训练集和测试集一般资料比较

组别	例数	性别(例)		年龄	SSA 评分	NIHSS 评分	C-反应蛋白	白蛋白
		男	女	(岁, $\bar{x} \pm s$)	(分, $\bar{x} \pm s$)	[分, $M(P_{25}, P_{75})$]	[mg/L, $M(P_{25}, P_{75})$]	[g/L, $M(P_{25}, P_{75})$]
训练集	767	466	301	69.73 \pm 10.92	26.57 \pm 4.31	10.00(8.00,15.00)	4.74(2.38,10.05)	41.67 \pm 5.12
测试集	328	193	135	71.11 \pm 10.58	26.33 \pm 4.18	10.00(9.00,15.00)	4.59(1.91,10.05)	41.64 \pm 5.27
统计量		$\chi^2=0.352$		$t=1.933$	$t=0.852$	$Z=-0.192$	$Z=-1.449$	$t=0.070$
P		0.553		0.054	0.395	0.848	0.147	0.944

组别	例数	谷草转氨酶	谷丙转氨酶	MLR	NLR	PLR	糖尿病	
		[U/L, $M(P_{25}, P_{75})$]	[U/L, $M(P_{25}, P_{75})$]	[$M(P_{25}, P_{75})$]	[$M(P_{25}, P_{75})$]	[$M(P_{25}, P_{75})$]	(例)	
训练集	767	15.90(11.00,20.55)	20.40(16.40,24.45)	0.31(0.22,0.40)	3.89(2.50,5.54)	106.25(78.53,156.66)	243	
测试集	328	15.65(10.70,21.00)	21.35(16.88,24.80)	0.33(0.22,0.41)	3.87(2.62,5.38)	102.19(75.88,144.16)	119	
统计量		$Z=-0.082$		$Z=-1.175$	$Z=-0.610$	$Z=-0.200$	$Z=-1.214$	$\chi^2=2.195$
P		0.934		0.240	0.542	0.842	0.225	0.138

组别	例数	吸烟史 (例)	饮酒史 (例)	卒中部位(例)		卒中类型(例)		肠内营养后卧床 时间 ≤ 7 d(例)	胃肠功能紊乱 (例)
				脑叶及基底节	脑干或小脑	缺血性	出血性		
训练集	767	143	151	611	156	691	76	312	377
测试集	328	64	67	251	77	307	21	122	164
统计量		$\chi^2=0.113$	$\chi^2=0.079$	$\chi^2=1.349$		$\chi^2=3.498$		$\chi^2=1.165$	$\chi^2=0.066$
P		0.737	0.779	0.245		0.061		0.280	0.797

2.2 训练集患者发生胃肠功能紊乱的单因素分析

训练集以是否发生胃肠功能紊乱为因变量进行单因素分析,结果显示,性别、年龄、吸烟史、饮酒史、卒中

类型、C-反应蛋白、谷草转氨酶、谷丙转氨酶、肠内营养后卧床时间与胃肠功能紊乱的发生无统计学意义(均 $P > 0.05$),有统计学意义的项目,见表 2。

表 2 训练集患者发生胃肠功能紊乱的单因素分析

组别	例数	SSA 评分	NIHSS 评分	白蛋白	MLR	NLR	PLR	糖尿病	卒中部位(例)	
		(分, $\bar{x} \pm s$)	[分, $M(P_{25}, P_{75})$]	(g/L, $\bar{x} \pm s$)	[$M(P_{25}, P_{75})$]	[$M(P_{25}, P_{75})$]	[$M(P_{25}, P_{75})$]	(例)	脑叶及基底节	脑干或小脑
胃肠功能正常	390	24.75 \pm 3.11	9.00(7.00,10.00)	42.58 \pm 4.19	0.26(0.20,0.34)	3.12(2.10,4.39)	93.25(70.58,122.49)	97	348	42
胃肠功能紊乱	377	28.46 \pm 4.57	13.00(9.00,18.00)	40.72 \pm 5.79	0.34(0.29,0.48)	4.45(3.27,7.24)	130.10(89.93,178.69)	146	263	114
统计量		$t=13.082$	$Z=-11.910$	$t=5.081$	$Z=-9.359$	$Z=-9.906$	$Z=-9.242$	$\chi^2=17.001$	$\chi^2=44.848$	
P		<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001

2.3 急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱 3 种风险预测模型的构建

以是否存在胃肠功能紊乱(否=0,是=1)为因变量,将单因素分析中差异具有统计学意义的 8 项风险因素作为自变量,分别纳入以下 3 种机器学习模型。

2.3.1 logistic 回归模型 结果显示,MLR、NLR、PLR、SSA 评分、白蛋白、NIHSS 评分(均以原值输入)、卒中部位(脑叶及基底节=0,脑干或小脑=1)具有统计学意义(均 $P < 0.05$),见表 3。

表 3 急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的 logistic 回归分析结果(n=767)

变量	β	SE	Wald χ^2	P	OR	95%CI
常量	-4.920	1.127	19.076	<0.001	0.007	
卒中部位	0.632	0.242	6.848	0.009	1.882	1.172~3.021
SSA 评分	0.136	0.032	17.574	<0.001	1.146	1.075~1.221
NIHSS 评分	0.105	0.030	12.328	<0.001	1.111	1.048~1.179
白蛋白	-0.040	0.020	4.211	0.040	0.961	0.925~0.998
MLR	1.615	0.567	8.104	0.004	5.029	1.654~15.293
NLR	0.087	0.034	6.662	0.010	1.091	1.021~1.166
PLR	0.005	0.002	5.026	0.025	1.005	1.001~1.009

2.3.2 随机森林模型 采用网格搜索法和 10 折交

叉验证对随机森林模型进行参数优化,通过 SHAP 分析生成摘要图(见图 1)。图中每行代表一个特征,每个点代表一个样本,点的横坐标位置反映该样本中该特征的 SHAP 值大小(绝对值越大表示对模型输出的影响越强),颜色代表特征值的高低(黄色为高值,紫色为低值)。结果显示,NIHSS 评分、SSA 评分、MLR、NLR、PLR 及卒中部位对预测结果呈正向影响,而白蛋白则呈负向影响,糖尿病对模型的贡献最小。

2.3.3 决策树模型 将变量纳入决策树模型,决策树生长 3 层,共计 10 个节点,其中终末节点 6 个。结果显示 SSA 评分、MLR、PLR、NIHSS 评分是急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的主要影响因素,特征重要性分析显示,SSA 评分对胃肠功能紊乱的预测贡献最大,作为根节点首次分裂。其中当 SSA 评分 > 28 分的胃肠功能紊乱发生率为 84.7%,对于 SSA 评分为(21~28]分的患者,当 $MLR > 0.310$ 、 $NIHSS > 13$ 分时,胃肠功能紊乱发生率为 81.5%。决策树模型见图 2。

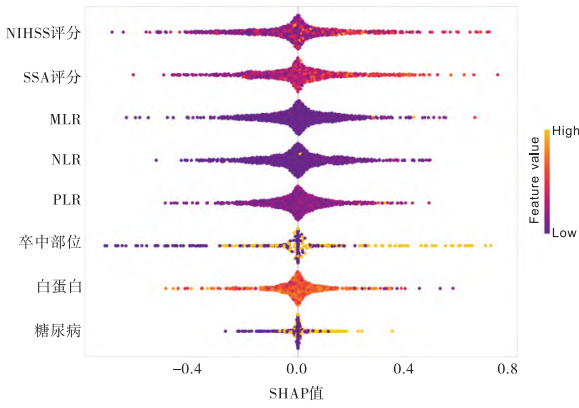


图 1 SHAP 摘要图

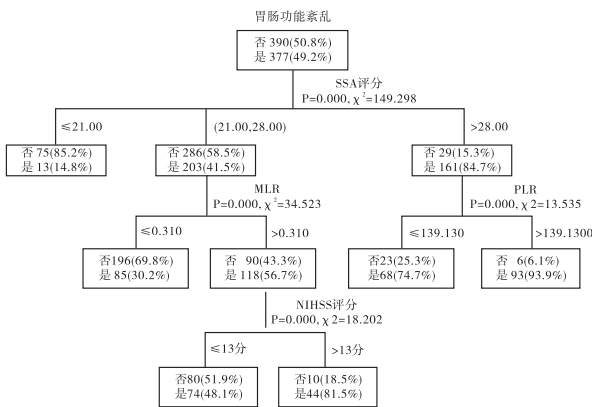


图 2 急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的决策树模型

2.4 3种风险预测模型的预测性能比较 利用测试集检测3种预测模型,结果显示,随机森林模型的AUC、准确率、精确率、灵敏度均高于其他模型。各模型的性能评价见表4。分别绘制训练集及测试集

表 4 3种机器学习模型在训练集和测试集中的性能评价

样本	模型	AUC	95%CI	准确率	精确率	灵敏度	特异度	F1 分数
训练集	随机森林	0.981	0.973~0.989	0.924	0.945	0.894	0.952	0.919
	决策树	0.746	0.715~0.776	0.736	0.782	0.624	0.839	0.694
	logistic 回归	0.824	0.795~0.854	0.752	0.783	0.668	0.829	0.721
测试集	随机森林	0.871	0.833~0.910	0.803	0.805	0.780	0.825	0.792
	决策树	0.728	0.680~0.776	0.721	0.768	0.604	0.830	0.676
	logistic 回归	0.848	0.806~0.890	0.773	0.792	0.717	0.825	0.752

3 讨论

3.1 急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱风险较高 本研究结果显示,急性脑卒中吞咽障碍患者胃肠功能紊乱发生率为 49.41%,与陈敏等^[7]、Yong等^[15]研究结果基本一致。说明急性脑卒中吞咽障碍患者胃肠功能紊乱发生风险较高,因其脑组织缺血、缺氧、坏死、全身炎症反应等多种因素,非特异性地导致胃肠黏膜损伤,发生胃肠功能紊乱,可引起诸多不良预后,包括脱水、营养不良、误吸性肺炎,影响神经康复^[6,15]。因此,针对急性脑卒中吞咽障碍患者,应

监测恶心、呕吐、腹胀、腹泻、消化道出血等胃肠功能紊乱症状,尽早制订并实施肠内营养不耐受防控方案,降低胃肠功能紊乱发生率。

3.2 急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的风险因素

3.2.1 MLR、NLR、PLR 增高是风险因素 本研究 logistic 回归模型显示,MLR、NLR、PLR 是急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的危险因素;随机森林模型重要性排序中,MLR、NLR、PLR 分别位于第 3、4、5 位;决策树模型显示,MLR、PLR 位于决策

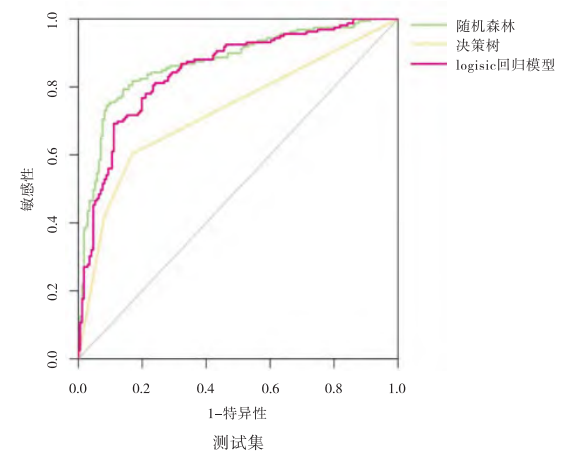
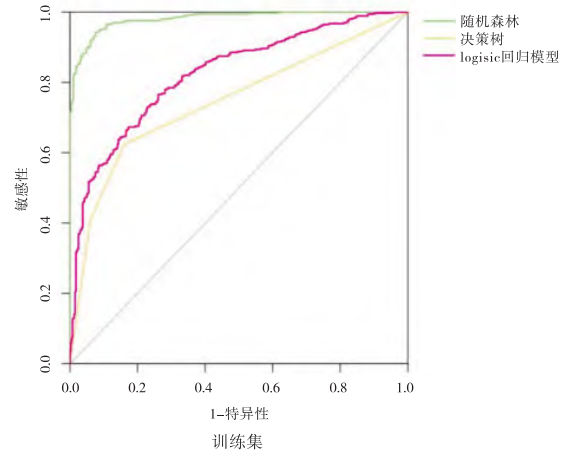


图 3 3种机器学习模型在训练集和测试集中受试者工作曲线比较

监测恶心、呕吐、腹胀、腹泻、消化道出血等胃肠功能紊乱症状,尽早制订并实施肠内营养不耐受防控方案,降低胃肠功能紊乱发生率。

3.2 急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的风险因素

3.2.1 MLR、NLR、PLR 增高是风险因素 本研究 logistic 回归模型显示,MLR、NLR、PLR 是急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的危险因素;随机森林模型重要性排序中,MLR、NLR、PLR 分别位于第 3、4、5 位;决策树模型显示,MLR、PLR 位于决策

树第 2 层。分析原因:①脑组织损伤后,会释放大促炎因子,导致肠道菌群失调、屏障受损及肠道炎症^[3];②MLR、NLR、PLR 增高影响脑卒中预后神经修复,“脑肠轴”功能缺陷导致胃肠功能紊乱发生的恶性循环^[16-17]。MLR、NLR、PLR 通过血常规检查获取,计算简单易行,护理人员可据此个性化、精准化评估急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的风险及预后,提高专科护理质量。

3.2.2 高 SSA 评分、并存糖尿病及低白蛋白是危险因素 logistic 回归模型和随机森林模型均显示,高 SSA 评分和低白蛋白是引发胃肠功能紊乱的风险因素,且 SSA 评分是决策树模型的根节点。可能因为:①脑卒中患者吞咽障碍越重,SSA 评分越高,误吸风险越高,患者经口摄入量急剧下降,肠黏膜血液循环差,致萎缩发生胃肠功能紊乱^[13,18];②低白蛋白削弱免疫功能、延缓组织修复、引发肠道黏膜水肿,导致或加重胃肠功能紊乱^[19]。因此,建议在入院时即采用标准化工具对脑卒中患者进行吞咽功能障碍及误吸风险、营养风险评估^[20]。针对营养支持护理,重症脑卒中患者应早期使用鼻空肠管进行幽门后喂养^[21];根据胃肠道耐受情况,采用匀速递增肠内营养输注速率,持续输注的滋养型喂养模式^[22];预防误吸护理,喂养时床头抬高 $\geq 30^\circ$,翻身、拍背、吸痰放在两餐之间,预防隐性误吸的发生。陈敏等^[7]的研究指出,糖尿病是脑卒中患者发生胃肠功能紊乱的独立危险因素,可导致自主神经病变、胃排空延迟、肠道微循环障碍及免疫低下,增加胃潴留、腹泻、感染等风险。本研究随机森林模型能捕捉糖尿病与其他变量的非线性及交互作用,因此将其纳入;而传统线性模型可能因共线性或阈值效应而遗漏。因此,临床需重视合并糖尿病的脑卒中吞咽障碍患者,主动进行胃肠功能筛查,并给予针对性的干预。

3.2.3 高 NIHSS 评分及脑干和小脑卒中是危险因素 logistic 回归模型和随机森林模型均显示,高 NIHSS 评分、发病部位位于脑干及小脑是急性脑卒中患者发生胃肠功能紊乱的风险因素。NIHSS 评分位于决策树模型第 3 层。多项研究也表明,NIHSS 评分是预测卒中后胃肠功能紊乱的独立危险因素^[7,14,23]。可能因为 NIHSS 评分高,神经功能缺损严重,患者运动功能障碍,长期卧床,胃肠蠕动功能降低,导致消化、吸收、排泄功能下降,引起食欲减退、腹胀、便秘等躯体化症状。脑干及小脑是调控胃肠自主神经(交感/副交感)的核心部位,发生异常可导致胃肠动力障碍^[14,24]。建议倡导以专科护士为主导的分级康复训练:在充分评估卒中患者当前病情、神经功能缺损程度、环境条件及个人意愿的基础上,选择最适宜的康复方案,循序渐进,动态调整吞咽障碍训练类型和强度,可促进损害神经功能再修复^[25-26]。

3.3 随机森林模型是最优风险预测模型 本研究采用 3 种机器学习对 328 例急性脑卒中吞咽障碍患者

的胃肠功能障碍风险进行测试。测试集模型性能评价显示,随机森林模型的 AUC 为 0.871,准确率为 0.803,精确率为 0.805,灵敏度为 0.780,特异度为 0.825,F1 分数为 0.792,在临床应用中具有实用价值,且整体预测效能优于另外两种模型。可能因为随机森林模型同时具备以下两个优势,首先,其凭借强大的集成学习机制,通过多棵决策树的叠加有效降低模型过拟合风险,在精准拟合数据的同时具备更强的泛化能力和稳定性^[27]。同时,急性脑卒中吞咽障碍患者胃肠功能紊乱是多种因素共同作用的结果,各种因素可能存在相互关联,而随机森林模型同时可以通过随机选择特征子集进行分裂,不易受变量共线性影响^[28]。因此,随机森林模型作为临床风险预测的早期预警系统,为识别急性脑卒中吞咽障碍患者胃肠功能紊乱提供依据,以便于护士精准预防胃肠功能紊乱从被动护理向主动护理转化。

4 结论

本研究基于机器学习构建了 3 种急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的风险预测模型,其中随机森林模型展现出较高的区分度及精确的校准力。NLR、MLR、PLR 增高、高 NIHSS 评分、低白蛋白、高 SSA 评分、脑干及小脑卒中是急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的风险因素。本研究样本仅来自 1 所三甲医院,结果可能存在偏倚,有待开展多中心、前瞻性研究,以更准确地预测急性脑卒中吞咽障碍患者发生胃肠功能紊乱的风险。

附件 1 3 种机器学习模型校准曲线比较
请用微信扫码查看



附件 1 3 种机器学习模型校准曲线比较

参考文献:

- [1] 周升霞,张佳,王祖萍,等. logistic 回归模型和 XGBoost 模型对急性缺血性脑卒中患者发生吞咽障碍的预测价值[J]. 新疆医科大学学报,2024,47(8):1179-1185.
- [2] Meng P P, Zhang S C, Han C, et al. The occurrence rate of swallowing disorders after stroke patients in Asia: a prisma compliant systematic review and meta-analysis [J]. J Stroke Cerebrovasc Dis,2020,29(10):105113.
- [3] Tuz A A, Hasenberg A, Hermann D M, et al. Ischemic stroke and concomitant gastrointestinal complications: a fatal combination for patient recovery[J]. Front Immunol,2022,13:1037330.
- [4] Wei Y, Bi R, Qiu Y M, et al. The gastrointestinal-brain-microbiota axis: a promising therapeutic target for ischemic stroke[J]. Front Immunol,2023,14:1141387.
- [5] Blaser A R, Malbrain M L N G, Starkopf J, et al. Gastrointestinal function in intensive care patients: terminology, definitions and management. Recommendations of the ESICM Working Group on Abdominal Problems[J]. Intensive Care Med,2012,38(3):384-394.
- [6] 刘永辉,韦甜露. 脑卒中后胃肠功能紊乱的研究进展[J]. 广西医学,2020,42(19):2575-2578,2589.

[7] 陈敏,蔡文智,陈玲,等.脑卒中病人发生胃肠功能紊乱风险预警模型的构建[J].护理研究,2022,36(15):2665-2670.

[8] 中华护理学会重症护理专业委员会,北京医学会肠外肠内营养学会护理学组.神经重症患者肠内喂养护理专家共识[J].中华护理杂志,2022,57(3):261-264.

[9] 丛弘琰,张云,黄晓勇.神经内科危重症患者不同时间段发生肠内营养喂养不耐受的影响因素研究[J].护理管理杂志,2023,23(9):743-747.

[10] 刘佳欣,朱艳华,程培霞,等.重症脑卒中患者肠内营养喂养不耐受风险列线图模型的构建与验证[J].护士进修杂志,2023,38(12):1069-1073.

[11] 赵蕊,范文琪,刘晓夏,等.基于机器学习的3种妇产科护士共情疲劳风险预测模型的构建与比较[J].中华护理杂志,2025,60(3):347-354.

[12] 中华医学会神经病学分会,中华医学会神经病学分会脑血管病学组.中国各类主要脑血管病诊断要点 2019[J].中华神经科杂志,2019,52(9):710-715.

[13] 刘青青,钱媛,孔婵,等.高龄吞咽障碍患者基于动态误吸风险评估的康复训练[J].护理学杂志,2019,34(17):73-75.

[14] 李艳杰,秦正良,李森,等.急性脑卒中患者胃肠功能障碍相关因素分析[J].实用临床医药杂志,2019,23(6):77-79,84.

[15] Yong H Y F, Ganesh A, Camara-Lemarroy C. Gastrointestinal dysfunction in stroke[J]. Semin Neurol,2023,43(4):609-625.

[16] Chidambaram S B, Rathipriya A G, Mahalakshmi A M, et al. The influence of gut dysbiosis in the pathogenesis and management of ischemic stroke[J]. Cells,2022,11(7):1239.

[17] 周先岭,江伟,张季,等.脑梗死后肺部感染全身免疫炎症指数和外周血 NLR 与 RDW 及 PLR 水平及其预后评价[J].中华医院感染学杂志,2024,34(8):1173-1177.

[18] Clavé P, Shaker R. Dysphagia:current reality and scope of the problem [J]. Nat Rev Gastroenterol Hepatol, 2015,12(5):259-270.

[19] 史盛梅,孟存英.缺血性脑卒中患者并发胃肠功能紊乱的临床分析[J].现代消化及介入诊疗,2015,20(4):329-331,342.

[20] 喻婷,韩慧,王聪,等.卒中患者肠内营养临床护理实践与管理的现况调查[J].护理学杂志,2023,38(9):103-107.

[21] 四川大学华西循证护理中心,中华护理学会护理管理专业委员会,中华医学会神经外科学分会.中国卒中肠内营养护理指南[J].中国循证医学杂志,2021,21(6):628-641.

[22] 潘习,王稚,黄盛,等.重症脑卒中患者早期滋养型肠内营养流程的制订与应用[J].中华护理杂志,2022,57(19):2309-2316.

[23] 罗思宇,祝慧凤,万东.评估急性脑卒中病情及预后的肠源性指标[J].中风与神经疾病杂志,2021,38(10):1138-1139.

[24] 乔卉.脑干相关核团对胃运动的下行调控[D].西安:陕西师范大学,2006.

[25] 刘莹,卢雅丽,裴士秀,等.专科护士主导的双重任务训练对脑卒中患者康复的影响[J].护理学杂志,2023,38(13):74-77.

[26] 赵洪围,周罗治非,胡铃,等.脑卒中运动功能障碍患者康复管理的最佳证据总结[J].中南大学学报(医学版),2024,49(4):497-507.

[27] Goldman-Mellor S J, Bhat H S, Allen M H, et al. Suicide risk among hospitalized versus discharged deliberate self-harm patients: generalized random forest analysis using a large claims data set[J]. Am J PrevMed,2022,62(4):558-566.

[28] 金杰,徐清,卢洁,等.基于机器学习算法构建老年重症病人静脉血栓栓塞症风险预测模型[J].护理研究,2025,39(14):2327-2335.

(本文编辑 韩燕红)

(上接第 19 页)

[21] Chen F, Ou M, Xiao Z, et al. Trajectories of fear of cancer recurrence and its influence factors: a longitudinal study on Chinese newly diagnosed cancer patients [J]. Psychooncology,2024,33(1):e6271.

[22] Sideris M, Menon U, Manchanda R. Screening and prevention of ovarian cancer[J]. Med J Aust,2024,220(5):264-274.

[23] Fernandez-Mateos J, Cresswell G D, Trahearn N, et al. Tumor evolution metrics predict recurrence beyond 10 years in locally advanced prostate cancer[J]. Nat Cancer, 2024,5(9):1334-1351.

[24] Ren H, Yang T, Mei S, et al. Dyadic effects of illness perception and maladaptive cognitive-emotional regulation strategies on the fear of cancer recurrence in breast cancer patients and spouses: an actor-partner interdependence mediation model[J]. BMC Psychiatry,2025,25(1):41.

[25] Bentley G, Zamir O, Roziner I, et al. Fear of cancer recurrence in breast cancer: a moderated serial mediation analysis of a prospective international study[J]. Health Psychol,2024,43(8):603-614.

[26] Livingston P M, Winter N, Russell L, et al. Efficacy of an online mindfulness program (MindOnLine) to reduce fear of recurrence in people living with-and beyond-breast, prostate or colorectal cancer: a randomized controlled trial[J]. EClinical Medicine,2025,86:103373.

[27] 王海琴,马英,赵静.老年卵巢癌患者术后的复发恐惧调查与影响因素分析[J].实用预防医学,2023,30(4):444-448.

[28] Yu Z, Sun D, Sun J. Social support and fear of cancer recurrence among chinese breast cancer survivors: the mediation role of illness uncertainty [J]. Front Psychol, 2022,13:864129.

[29] 韩孝萱,许翠萍,张超,等.同伴支持对癌症患者复发恐惧影响的研究进展[J].护理学杂志,2023,38(23):116-120.

[30] Zhang X, Yuan M, Yue Y, et al. Fear of cancer recurrence and coping strategies among patients with oral cancer: the impact on post-traumatic growth[J]. BMC Psychol,2025,13(1):162.

[31] Yuyan Y, Jiaqi L, Ting W, et al. Acceptance and commitment therapy effectiveness for fear of cancer recurrence: a systematic review and meta-analysis[J]. Eur J Oncol Nurs,2025,76:102862.

(本文编辑 吴红艳)