· 论著 ·

产科患者输血量影响因素分析

付丽辉　马春娅　罗圆圆　关晓珍　台胜飞　师红梅　于洋
(解放军总医院第一医学中心 输血医学科, 北京 100853)

摘要:目的　基于国家健康建设战略,明确产科患者输血量影响因素,为临床输血管理与母婴安全保障提供依据。**方法**　回顾性选取本院 2013—2023 年 1 203 例产科输血患者为研究对象,收集临床资料并开展分析;选取年龄、BMI 指数、血红蛋白、凝血酶原时间、红细胞压积、血小板计数等 17 项指标作为研究变量,先进行描述性分析,通过散布图矩阵分析连续型变量与输血量的相关性,采用箱线图分析分类型变量及连续型变量与输血量的关联关系;依次构建线性回归模型、Logistic 回归模型、随机森林模型进行实证分析,对比 ROC 曲线及 AUC 值评估不同模型的统计学效能。**结果**　描述性分析显示产科输血量呈右偏分布,多项指标与输血量存在显著关联;线性回归分析提示年龄、BMI 指数、血红蛋白等 9 个变量与输血量存在显著相关;Logistic 回归证实 BMI 指数、血红蛋白等 7 个变量与大量输血发生概率显著相关;随机森林筛选出核心影响因素按重要性排序为:血红蛋白、凝血酶原时间、红细胞压积、BMI 指数、活化部分凝血酶原时间、血小板计数、年龄。模型对比结果显示,Logistic 回归 AUC = 0. 78,随机森林 AUC = 0. 81,后者预测效能更优。**结论**　产前贫血、凝血功能异常、高龄、肥胖、妊娠高血压、胎盘异常及脏器异常会提升产科患者大量输血风险;随机森林模型在本研究中分析及预测能力更佳,研究结果可为产科精准输血、风险预判提供数据支撑。

关键词:产科患者输血量;线性回归分析;Logistic 回归分析;随机森林
中图分类号:R457. 1　　**文献标识码:**A　　**文章编号:**1004-549X(2026)8-1018-08
DOI:10. 13303/j. cjbt. issn. 1004-549x. 2026. 08. 004

Analysis on factors affecting blood transfusion volume of obstetric patients in a tertiary hospital in Beijing

FU Lihui, MA Chunya, LUO yuanyuan, GUAN Xiaozhen, TAI shengfei, SHI hongmei, YU Yang.
Department of Transfusion Medicine, The First Medical Center of Chinese PLA General Hospital, Beijing 100853, *China.*
*Corresponding author: YU Yang, Email: yuyangpla*301@ 163. *com*

Abstract: Objective　To explore the influencing factors of blood transfusion volume in obstetric patients based on the national health development strategy, and to provide evidence for clinical transfusion management and maternal and infant safety. **Methods**　A total of 1 203 obstetric patients who received blood transfusion in a tertiary hospital in Beijing from 2013 to 2023 were enrolled retrospectively. Seventeen indicators including age, body mass index (BMI), hemoglobin and prothrombin time were selected as research variables. Descriptive analysis was conducted firstly. Scatter plot matrix was used to analyze the correlation between continuous variables and transfusion volume, and box plots were used to analyze the relationship between categorical variables and transfusion volume. Linear regression, logistic regression and random forest models were established for empirical analysis, and ROC curves and AUC values were compared to evaluate model performance. **Results**　Descriptive analysis showed that the distribution of obstetric blood transfusion volume was right-skewed, and multiple indicators were significantly correlated with transfusion volume. Linear regression indicated that 9 variables such as age, BMI and hemoglobin had linear correlation with transfusion volume. Logistic regression confirmed that 7 variables including BMI and hemoglobin were statistically correlated with the probability of massive blood transfusion. Random forest model screened the core influencing factors, which were ranked by importance: hemoglobin, prothrombin time, hematocrit, BMI, activated partial thromboplastin time, platelet count and age. The AUC values of logistic regression and random forest were 0. 78 and 0. 81 respectively, and the latter had better predictive performance. **Conclusion**　Prenatal anemia, coagulation disorders, advanced age, obesity, gestational hypertension, placental abnormalities and organ damage can increase the risk of massive blood transfusion in obstetric patients. The random forest model has better analytical and predictive ability in this study. The results can provide reference for accurate blood transfusion and risk prediction in obstetrics.

第一作者简介:付丽辉(1982-),女,主管技师,Email:guaihuier3@ 163. com;**通信作者:**于洋,Email:yuyangpla301@ 163. com

Key words:blood transfusion volume in obstetric patients; linear regression analysis; logistic regression analysis; random forest

围产期出血是孕产妇死亡的重要原因[1],文献报道全球围产期输血率为 0.3%~1.0%[2],产科输血作为危重孕产妇救治的关键手段,可快速纠正失血、维持循环稳态,直接关系母婴安全。产科输血受孕产妇生理特征、产科并发症、实验室检验及既往病史等多因素影响[2]。产前贫血患者在产科用血人群中占比约 25%[3],高龄妊娠、产前贫血、前置胎盘、胎盘早剥、瘢痕妊娠等均为产科输血的高危因素[4-6];血红蛋白、凝血功能等是评估输血风险的重要依据。临床需个体化评估风险,制定输血方案并全程监测[7]。

现有研究多采用单一统计模型探讨产科输血影响因素,线性回归分析变量与输血量的线性关联[8],Logistic 回归筛选输血、出血的独立危险因素[9]。但单一模型存在局限,部分研究样本量有限、纳入变量少、观察周期短,难以充分解析复杂的临床变量关系。随机森林等机器学习算法可适配高维临床数据、抗过拟合,可量化变量权重,在产后出血及输血风险评估中具备优势[10-12]。而传统统计模型与随机森林联合分析产科输血量研究的报道较少。

为此,本研究收集北京某三甲医院 2013—2023 年 1 203 例产科输血患者临床数据,联合传统统计模型与机器学习算法,分析产科患者输血量的影响因素,对比模型的预测效能并筛选核心风险指标,旨在完善产科输血评估体系,为临床预判输血需求、优化血液资源配置、保障母婴安全提供参考。

1 对象与方法

1.1 研究对象

本研究为回顾性临床研究,收集本院 2013 年 1 月—2023 年 12 月收治的产科输血患者临床资料。纳入标准:1)住院分娩且接受成分血或全血输注的产科患者;2)临床基本信息、实验室检验结果、孕产史、合并症等资料完整;3)输血记录清晰,可准确统计总输血量。排除标准:1)数据存在严重缺失、逻辑错误或极端异常值;2)外院转入且关键诊疗资料不全者。依据纳入与排除标准,最终纳入有效研究对象 1 203 例。

1.2 变量设定

本研究以产科患者总输血量为因变量,参考临床诊疗及既往研究,选取 17 项指标作为自变量,具体分为三类:1)基本生理指标:年龄、体质量指数(BMI);2)实验室检验指标:血红蛋白、红细胞压积、血小板计数、凝血酶原时间、活化部分凝血酶原时间;3)孕产及合并症指标:怀孕次数、多胎妊娠、生产胎次、妊娠高血压、瘢痕子宫、剖宫产、胎盘异常、脏器异常、血型、医保分类。以输血总量 8 U 为界,将输血量<8 U 定义为中小量输血,≥8 U 定义为大量输血,用于二分类模型分析。

1.3 数据预处理

对原始数据进行清洗,剔除缺失值、异常值;对输血量等偏态分布数据进行对数变换,改善数据分布形态;采用方差膨胀因子检验自变量多重共线性,结果显示所有变量方差膨胀因子均<10,不存在明显多重共线性,可纳入后续分析。

1.4 统计学分析

1)描述性统计:采用 Stata 软件完成数据统计,计数资料以例数、构成比表示。绘制概率密度图、散布图矩阵、箱线图,分析变量分布特征、连续型/分类型变量与输血量的相关性;采用 χ^2 检验分析分类型变量与输血量级的关联性。2)线性回归分析:以输血量为连续因变量,构建多元线性回归模型,筛选对输血量有统计学影响的指标,量化各因素的影响程度。3)Logistic 回归分析:以是否发生大量输血为二分类因变量,采用逐步回归法构建二元 Logistic 回归模型,计算各变量 OR 值,分析影响大量输血发生概率的独立因素。4)随机森林模型:运用 Python 3.9 及 sklearn 库构建随机森林模型,数据集按照 8∶2比例划分为训练集与测试集,采用 5 折交叉验证防止过拟合;计算各变量重要性得分,同时采用准确率、精确率、召回率、F1 得分及 ROC 曲线、AUC 值综合评价模型性能。以 $P<0.05$ 为差异具有统计学意义。

2 结果

2.1 描述性统计分析

2.1.1 整体分布特征

本研究共纳入 1 203 例产科输血患者,输血量范围 1~37 U,平均(6.84±6.53) U。由图 1 产科患

者输血量概率密度图可见,产科患者输血量呈右偏分布,多数患者输血量集中在低区间,仅少数患者存在大量输血需求,数据平均值高于中位数、众数。

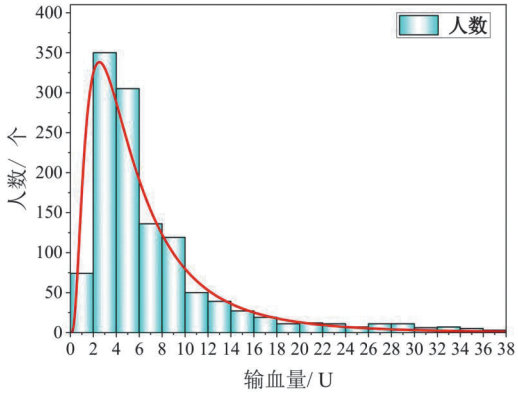


图 1　产科患者输血量概率密度图

Figure 1　Probability density plot of obstetric blood transfusion volume

2.1.2　连续型变量统计

8 项连续型变量描述性统计结果见表 1。BMI 指数数据分布相对集中,标准差与均值比值为 14.31%;年龄、血红蛋白、凝血功能等其余变量离散程度较高,个体差异明显。

表 1　连续型变量描述性统计表

Table 1　Descriptive statistics table for continuous variables

变量名称	平均值	标准差	最小值	最大值
输血量	6.844 5	6.527 8	1	37
年龄	32.694 1	4.963 2	17	54
BMI 指数	27.140 1	3.883 7	17.578 1	42.968 8
血红蛋白	103.181 6	17.215 6	55	160
红细胞压积	0.305 1	0.050 6	0.188	0.472
血小板计数	155.213 9	67.577 6	12	418
凝血酶原时间	13.500 1	2.277 0	10.1	35.1
活化部分凝血酶原时间	35.398 5	9.723 9	20.4	180

2.1.3　分类型变量统计

分类型变量统计结果见表 2。本次研究中经产妇占比 62.01%,剖宫产患者占 58.77%;妊娠高血压、胎盘异常、脏器异常等合并症患者占比分别为 14.30%、19.95%、9.81%;血型分布较为均衡,AB 型占比最低(9.72%);医保患者占 65.00%。

2.1.4　变量相关性分析

1)连续型变量相关性:图 2 为产科患者输血量与连续型变量散布矩阵图。由图 2 可见,年龄、BMI 指数、凝血酶原时间、活化部分凝血酶原时间与输血量呈正相关;血红蛋白、红细胞压积、血小板计数与输血量呈负相关。同时血红蛋白与红细胞压积、凝血酶原时间与活化部分凝血酶原时间存在正向关联。

表 2　分类型变量描述性统计表

Table 2　Descriptive statistics of categorical variables

变量名称	类型	例数	占比(%)
怀孕次数	孕次为 1	457	37.15
	孕次不为 1	746	62.01
多胎妊娠	多胎妊娠	122	10.14
	单胎妊娠	1 080	89.77
生产胎次	生产第一胎	626	52.03
	非第一胎	577	47.96
妊娠高血压	有高血压	172	14.30
	无高血压	1 031	85.70
瘢痕子宫	有瘢痕子宫	209	17.37
	无瘢痕子宫	994	82.86
剖宫产	有剖宫产	707	58.77
	无剖宫产	496	41.23
胎盘异常	有胎盘异常	240	19.95
	无胎盘异常	963	80.05
脏器异常	有脏器异常	118	9.81
	无脏器异常	1 085	90.19
血型	A 型	356	29.59
	B 型	381	31.67
	O 型	349	29.01
	AB 型	117	9.72
医保分类	医保	782	65.00
	免费	119	9.89
	全费	302	25.10

2)分类型变量相关性:图 3 为产科患者输血量与分类型变量箱线图。由图 3 可见,多胎妊娠、妊娠高血压、瘢痕子宫、剖宫产、胎盘异常、脏器异常患者输血量更高;初次怀孕、初产妇输血量相对偏高;不同血型患者输血量无明显差异;自费患者平均输血量高于医保及免费患者。

3)输血量级单因素分析:以 8 U 为界划分中小量、大量输血组,对分类型变量行 χ^2 检验,结果显示:生产胎次、妊娠高血压、瘢痕子宫、胎盘异常、脏器异常、医保分类与输血量级存在统计学关联($P<0.05$);怀孕次数、多胎妊娠、剖宫产、血型组间差异无统计学意义($P>0.05$)。

2.2　线性回归分析

以输血量为因变量构建多元线性回归模型,经逐步回归筛选变量后,模型 $R^2=0.648\ 5$,整体检验 $F=34.38$,$P<0.001$,模型拟合效果良好。结果显示:年龄、BMI 指数、凝血酶原时间、活化部分凝血酶原时间、妊娠高血压、胎盘异常、脏器异常与输血量呈正相关;血红蛋白、红细胞压积与输血量呈负相关,以上 9 项指标均有统计学意义($P<0.05$);血小板计数、怀孕次数、剖宫产等其余变量无统计学意义($P>0.05$),见表 3。

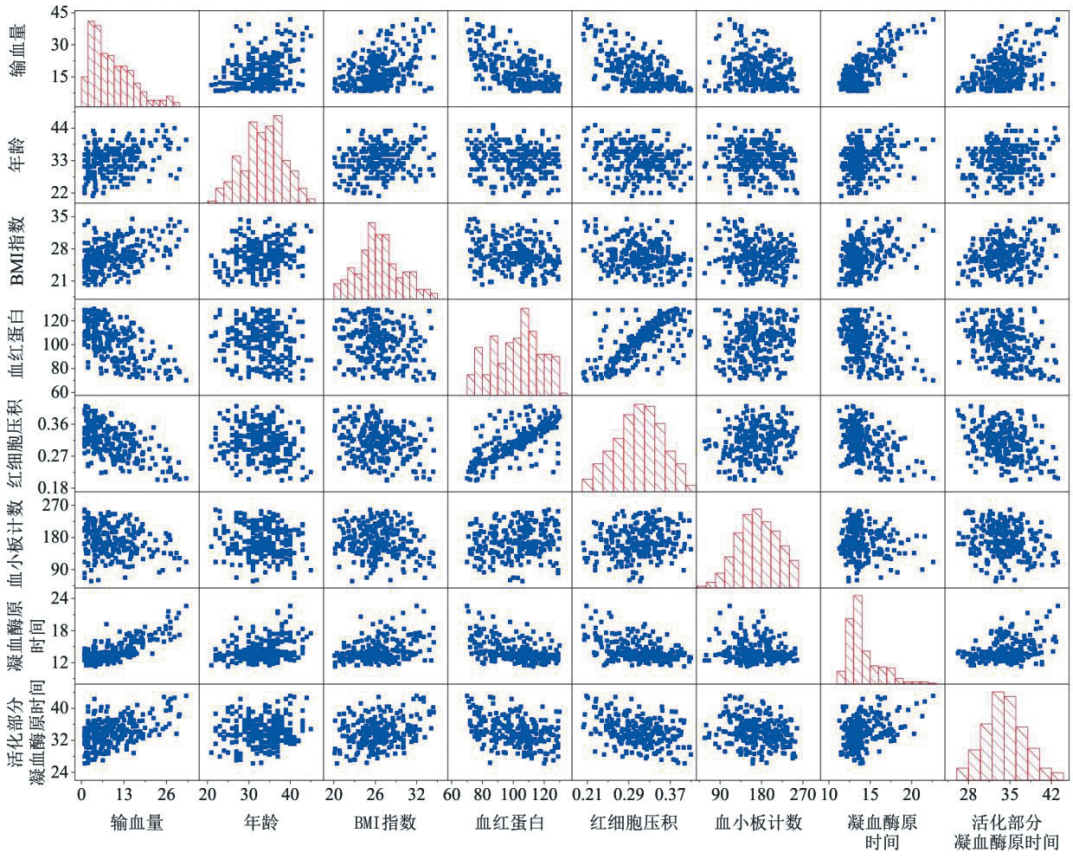


图 2　产科患者输血量与连续型变量的散布矩阵图

Figure 2　Scatter-matrix plot of blood transfusion volume in obstetric patients versus continuous variables

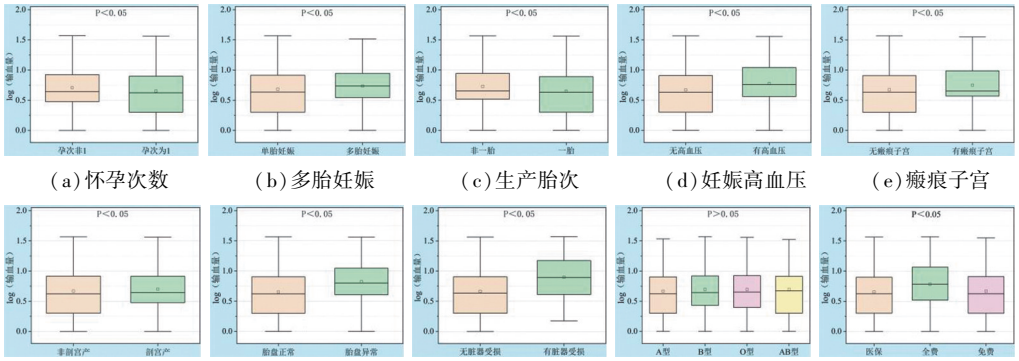


图 3　产科患者输血量与分类型变量相关性箱线图

Figure 3　Box-and-whisker plot for correlation between blood transfusion volume and categorical variables in obstetric patients

2.3　Logistic 回归分析

以是否大量输血为因变量构建二元 Logistic 回归模型,逐步回归后筛选出 7 项独立影响因素(表 4)。BMI 指数、凝血酶原时间、活化部分凝血酶原时间、胎盘异常为大量输血的危险因素(OR>1,P<0.05);血红蛋白、红细胞压积、血小板计数为保护因素(OR<1,P<0.05)。其余变量无统计学意义(P>0.05)。

表 3　线性回归结果表

Table 3　Table of linear regression results

变量名称	系数	标准误	t	P 值
常数项	1.087 9	0.276 1	3.94	0.000
年龄	0.012 1	0.004 0	3.03	0.003
BMI 指数	0.026 8	0.005 0	5.27	0.000
血红蛋白	−0.224 3	0.016 2	−13.43	0.000
红细胞压积	−0.145 9	0.053 5	−2.72	0.007
凝血酶原时间	0.072 8	0.009 9	7.34	0.000
活化部分凝血酶原时间	0.005 2	0.002 2	2.36	0.018
妊娠高血压	0.122 3	0.058 2	2.10	0.036
胎盘异常	0.041 4	0.005 0	8.23	0.000
脏器异常	0.230 8	0.068 4	3.37	0.001
F	34.38	Prob>F	0.000	

表 4　Logistic 回归结果表

Table 4　Results of logistic regression

变量名称	*OR* 值	系数	标准差	*Z* 值	*P* 值
常数项	0. 100 6	−2. 2965	1. 331 1	−1. 73	0. 084
BMI 指数	1. 098 6	0. 094 1	0. 021 3	4. 40	0. 000
血红蛋白	0. 563 6	−0. 573 3	0. 069 2	−8. 30	0. 000
红细胞压积	0. 895 2	−0. 110 6	0. 021 1	−5. 24	0. 000
血小板计数	0. 986 8	−0. 013 2	0. 004 4	−2. 97	0. 003
凝血酶原时间	1. 321 0	0. 278 4	0. 066 9	4. 16	0. 000
活化部分凝血酶原时间	1. 014 9	0. 006 5	0. 001 7	2. 88	0. 014
胎盘异常	2. 569 9	0. 943 9	0. 191 0	4. 94	0. 000
AIC	153. 24				

2. 4　随机森林模型分析

2. 4. 1　模型效能对比

Logistic 回归与随机森林模型的各项评价指标见表 5。随机森林的准确率、精确率、F1 得分均高于 Logistic 回归,整体分类效果更优。

表 5　Logistic 回归与随机森林分析结果表

Table 5　Results of logistic regression and random forest analysis

	准确率	精确率	召回率	F1 得分
Logistic 回归	0. 72	0. 73	0. 73	0. 72
随机森林	0. 80	0. 80	0. 78	0. 79

2. 4. 2　ROC 曲线分析

图 4 为 Logistic 回归和随机森林模型 ROC 曲线图。由图 4 可见,两条曲线均偏向左上角。Logistic 回归模型 AUC = 0. 78,随机森林模型 AUC = 0. 81,进一步证实随机森林的预测与区分能力更强。

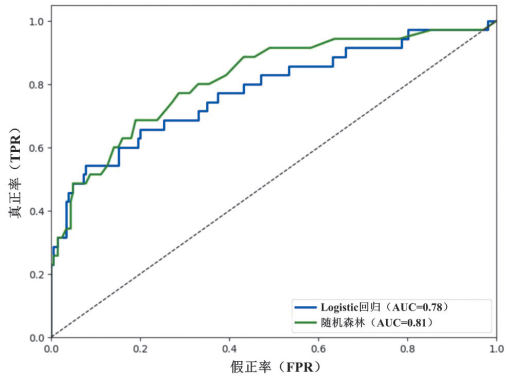


图 4　Logistic 回归和随机森林模型的 ROC 曲线

Figure 4　ROC curves for logistic regression and random forest models

2. 4. 3　变量重要性排序

图 5 为随机森林变量重要性得分图。由图 5 可知,按影响权重从高到低排序前 7 位核心因素为:血红蛋白(22. 2%)、凝血酶原时间(16. 1%)、红细胞压积(11. 5%)、BMI 指数(11. 17%)、活化部分凝血酶原时间(9. 9%)、血小板计数(7. 59%)、年龄(7. 35%),上述指标是影响产科患者输血量的关键因素。

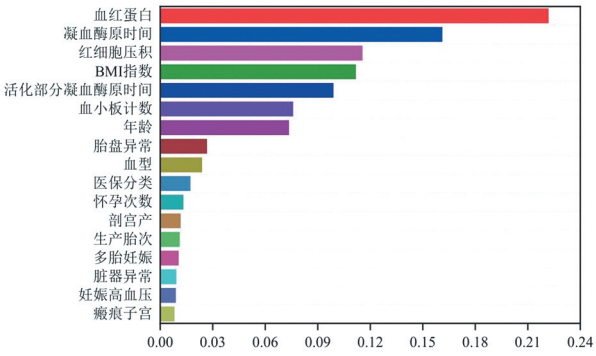


图 5　随机森林变量重要性得分图

Figure 5　Variableimportance score plot of random forest

3　讨论

产科大出血是全球孕产妇死亡的主要原因,输血是挽救危重产妇生命的核心手段。随着生育政策放开,高龄、肥胖、合并妊娠并发症的孕产妇占比增加,产科输血需求与输血风险同步上升[2,13]。明确产科患者输血量的影响因素,对产前风险筛查、术中用血预判、血液资源合理调配、保障母婴安全具有重要临床价值。

本研究基于 11 年大样本临床数据,结合描述性统计、传统回归模型与机器学习算法开展综合分析。描述性分析显示,产科输血量呈右偏分布,提示多数产科患者输血需求量较低,仅少数高危危重患者存在大量输血情况,这也印证了产科出血具有“低发、高危、急危重症集中”的临床特点[14]。相关性分析证实,高龄、肥胖、凝血功能延长、胎盘异常、脏器异常等情况会增加输血量;而血红蛋白、红细胞压积、血小板降低(贫血、凝血能力下降)是输血增多的重要诱因,该结果与国内既往产科输血相关研究结论基本一致[2,5,15]。

线性回归结果表明,年龄、BMI、贫血指标、凝血功能、妊娠高血压、胎盘及脏器病变可直接影响输血量。既往研究表明,肥胖孕产妇存在血管负荷高、组织水肿、子宫收缩乏力等病理生理特点,会显著增加术中出血及输血风险,与本研究高 BMI 升高输血量的结论相符[16]。高龄产妇血管弹性下降、妊娠合并症发生率更高,机体对失血的耐受能力显著降低,轻微出血即可触发临床输血指征,进一步解释了高龄增加输血量的机制[17];Logistic 回归进一步聚焦大量输血的二分类结局,筛选得到多项独立危险因素与保护因素,其中胎盘异常的 *OR* 值最高,提示胎盘相关病变引发大出血、大量输血

的风险最为突出,这与胎盘植入、前置胎盘易造成难治性大出血的临床特点相符[4,6,18]。同时,凝血酶原时间、活化部分凝血酶原时间延长提示机体凝血功能紊乱,会加重术中、术后出血渗漏,进一步放大输血需求[19]。而血红蛋白、红细胞压积、血小板为保护性因素,基线血常规指标良好的产妇,失血耐受能力更强,输血阈值更高,可有效降低大量输血概率[20]。

随机森林模型凭借对复杂非线性关系的良好适配性,整体预测效能优于 Logistic 回归(AUC 0.81 *vs* 0.78),体现机器学习算法在处理临床高维、非线性复杂变量关系方面的优势[11-12,21]。变量重要性排序显示,血红蛋白是第一影响因素,说明产前贫血是导致产科输血增多的首要问题,妊娠期生理性血液稀释可造成血红蛋白水平下降,合并病理性贫血时孕产妇对失血耐受能力显著降低,即使同等出血量下,该类患者更易达到输血指征[3],临床需强化孕期血常规筛查,及时纠正贫血;凝血功能相关指标、BMI 指数、年龄紧随其后,提示凝血功能监测、孕期体重管理、高龄孕产妇专项监护均是降低输血风险的关键举措[22]。

综合传统模型与机器学习结果,产前贫血、凝血功能障碍、高龄、肥胖、胎盘异常、妊娠高血压、脏器异常,会显著提升孕产妇围产期失血及大量输血的概率。结合本研究结果,结合产科出血防控指南[23-24],提出临床建议:第一,强化孕前及孕期筛查,重点监测血常规、凝血功能,及早干预贫血与凝血异常[7];第二,对高龄、肥胖、妊娠高血压、胎盘异常、脏器异常的高危孕产妇进行分级管理,术前提前备血,制定个体化止血与输血方案;第三,可将随机森林模型应用于临床风险预判,借助模型快速评估大量输血概率,提升输血决策的精准度[25]。

本研究仍存在一定局限性。研究数据来源于单中心三甲医院,病例来源存在选择偏倚,研究结论外推至普通基层医疗机构受到一定限制;同时本研究为回顾性研究,部分潜在混杂变量无法完全规避。后续可开展多中心联合的前瞻性队列研究,进一步扩充样本量,同时引入神经网络、XGBoost 等更多机器学习算法对模型迭代优化,推动预测模型向临床落地应用[10,26],为产科输血风险防控与血液资源精细化管理提供更可靠的循证依据。

利益冲突说明/Conflict of Interests

所有作者均声明不存在利益冲突。

伦理批准及知情同意/Ethics Approval and Patient Consent

本研究为回顾性临床研究,已通过解放军总医院第一医学中心伦理委员会审查(伦理审批号:S2021-176-01),所有研究数据均进行匿名化脱敏处理,隐去患者姓名、住院号等个人隐私信息,免除知情同意。

作者贡献/Authors' Contribution

付丽辉:研究设计、数据收集与分析、论文撰写;马春娅、罗圆圆、关晓珍、台胜飞、师红梅:数据整理、图表制作;于洋:研究指导、论文修改与审核。

[参考文献]

[1] 杨惠娟, 潘迎, 于莹,等. 2010-2019 年北京市孕产妇死亡率及死因分析[J]. 首都公共卫生, 2020, 14(5):237-241.
YANG H J, PAN Y, YU Y, et al. Study on cause and rate of maternal deaths in Beijing,2010-2019[J]. CAP J PUBLIC HEALTH, 2020, 14(5):237-241.

[2] 钟逸锋, 杨剑秋, 王涛, 等. 产科围产期输血的原因[J]. 协和医学杂志, 2015, 6(4):296-299.
ZHONG Y F, YANG J Q, WANG T, et al. Retrospective analysis for causes of perinatal blood transfusion[J]. Med J Pumch, 2015, 6(4):296-299.

[3] 林利. 浅谈妊娠合并贫血的防与治的临床体会[J]. 世界最新医学信息文摘, 2018, 18(66):93.
LIN L. Clinical experience in the prevention and treatment of anemia complicating pregnancy[J]. World Latest Med Inf, 2018, 18(66):93.

[4] JAUNIAUX E, FOX K A, EINERSON B, et al. Perinatal assessment of complex cesarean delivery:beyond placenta accreta spectrum[J]. Am J Obstet Gynecol, 2023, 229(2):129-139.

[5] 徐敏娟, 刘媛媛, 詹卫星. 凶险性前置胎盘合并胎盘植入的临床特征及影响因素分析[J]. 中国妇幼保健, 2019, 34(22):5152-5155.
XU M J, LIU Y Y, ZHAN W X. Analysis of clinical characteristics and influencing factors of pernicious placenta previa complicated with placenta accreta[J]. Matern Child Health Care China, 2019, 34(22):5152-5155.

[6] CHEN X, SHAN R Q, SONG Q X, et al. Placenta percreta evaluated by MRI:correlation with maternal morbidity[J]. Arch Gynecol Obstet, 2020, 301(3):851-857.

[7] 龚征华, 艾铁盔, 胡科杰, 等. 成分输血在产科大出血并发急性弥散性血管内凝血中的应用[J]. 中国妇幼保健, 2017, 32(6):1167-1169.
GONG Z H, AI T K, HU K J, et al. Application of

component blood transfusion in obstetric massive hemorrhage complicated with acute disseminated intravascular coagulation[J]. Matern Child Health Care China, 2017, 32(6):1167-1169.

[8] 杜世兰, 林秀娟, 张林, 等. 产后出血量方程的建立与评价[J]. 青岛医药卫生, 2011, 43(1):15-18.
DU S L, LIN X J, ZHANG L, et al. Establishment and evaluation of postpartum blood loss equation[J]. Qingdao Med J, 2011, 43(1):15-18.

[9] 魏璐, 罗剑儒, 邓洪, 等. 胎盘前置状态孕妇产后出血评分模型的建立及应用[J]. 中华妇幼临床医学杂志(电子版), 2020, 16(1):114-119.
WEI L, LUO J R, DENG H, et al. Establishment and application of postpartum hemorrhage scoring model for pregnant women with placenta previa status[J]. Chin J Obstet Gynecol Pediatr (Electron Ed), 2020, 16(1):114-119.

[10] 周彤彤, 俞凯, 袁贞明, 等. 基于 LSTM 与 XGBOOST 混合模型的孕妇产后出血预测[J]. 计算机系统应用, 2020, 29(3):148-154.
ZHOU T T, YU K, YUAN Z M, et al. Predictive analysis of postpartum hemorrhage based on LSTM and XGBoost hybrid model[J]. Comput Syst Appl. 2020, 29(3):148-154.

[11] 冯丽梅, 张婷. 基于随机森林算法的术中输血预测模型的建立与评价[J]. 中国输血杂志, 2022, 35(7):715-719.
FENG L M, ZHANG T. Establishment and evaluation of intraoperative blood transfusion prediction model based on random forest algorithm[J]. Chin J Blood Transfus, 2022, 35(7):715-719.

[12] XU L L, LIU Z H, MA N, et al. Development and validation of an artificial neural network prediction model for postpartum hemorrhage with placenta previa[J]. Minerva Anestesiol, 2023, 89(11):977-985.

[13] CHEN S F, LI Y T, CHANG W H, et al. Pregnancy outcome in elder women[J]. Taiwanese J Obstet Gynecol, 2021, 60(4):589-590.

[14] RAJANSHI S, NORHAYATI M N, NIK HAZLINA N H. Severe maternal morbidity and its associated factors:a cross-sectional study in Morang district, Nepal[J]. PLoS One, 2021, 16(12):23-34.

[15] 毕晓琳, 张婵, 汪艳, 等. 围产期影响临床输血相关因素的分析[J]. 临床血液学杂志, 2022, 35(4):291-293.
BI X L, ZHANG C, WANG Y, et al. Retrospective analysis of relative factors on perinatal blood transfusion[J]. J Clin Hematol (China), 2022, 35(4):291-293.

[16] GOLLOP N D, CHILDS C A, COUPE B, et al. Body weight, body image and primary postpartum haemorrhage:A review of the literature[J]. J Obstet Gynaecol, 2014, 34(5):373-382.

[17] 邓齐, 吉婷, 刘朝阳, 等. 高龄初产妇妊娠结局分析[J]. 现代妇产科进展, 2023, 32(9):695-697.
DENG Q, JI T, LIU C Y, et al. Pregnancy outcome in elderly primiparas[J]. Prog Obstet Gynecol, 2023, 32(9):695-697.

[18] SAMBATH S, VANITHA R H, SUBALAKSHMI S. Abruptio placenta retrospective study: maternal and fetal outcome[J]. Int J Reprod Contracept Obstet Gynecol, 2019,8(4):1355-1358.

[19] 包广杰. 凝血四项检测在预防妊娠晚期孕妇产后出血的临床价值[J]. 医学信息, 2011, 24(8):5392-5393.
BAO G J. Clotting four detection of third-trimester pregnant women in preventing postpartum hemorrhage[J]. World Latest Med Inf, 2011, 24(8):5392-5393.

[20] 时秀锋,孟冉,孟灿灿,等. 初次分娩孕妇血红蛋白与产后出血的相关性研究[J]. 循证护理, 2023, 9(7):1276-1280.
SHI X F, MENG R, MENG C C, et al. Study on the correlation between hemoglobin and postpartum hemorrhage in first delivery women[J]. Chin Evid Based Nurs, 2023, 9(7):1276-1280.

[21] LIU J, WANG C, YAN R L, et al. Machine learning-based prediction of postpartum hemorrhage after vaginal delivery:combining bleeding high risk factors and uterine contraction curve[J]. Arch Gynecol Obstet, 2022, 306(4):1-11.

[22] 王晨,朱微微,魏玉梅,等. 孕前不同体重指数孕妇孕早期及晚期血脂水平的变化[J]. 中华围产医学杂志,2016,19(1):56-61.
WANG C, ZHU W W, WEI Y M, et al. Lipid variations of first and third trimester in pregnant women with different pre-pregnancy body mass index[J]. Chin J Perinat Med, 2016, 19(1):56-61.

[23] SENTILHES L, VAYSSIERE C, DENEUX-THARAUX C, et al. Postpartum hemorrhage:guidelines for clinical practice from the French College of Gynaecologists and Obstetricians (CNGOF): in collaboration with the French Society of Anesthesiology and Intensive Care (SFAR)[J]. Eur J Obstet Gynecol Reprod Biol, 2016, 198:12-21.

[24] PACHECO L D, SAADE G R, COSTANTINE M M, et al. An update on the use of massive transfusion protocols in obstetrics[J]. Am J Obstet Gynecol, 2016, 214(3):340-344.

[25] 樊欣, 张国英, 陈黎, 等. 产后出血的危险因素及预

测模型的研究进展[J]. 中国优生与遗传杂志, 2023, 31(6):1302-1307.
FAN X, ZHANG G Y, CHEN L, et al. Postpartum hemorrhage:looking for"new" risk factors and better prediction models[J]. Chin J Birth Health Hered, 2023, 31(6):1302-1307.

[26] 林之韵, 程云章, 耿晓斌. 基于 XGBoost 的危重症患者住院时间分类预测模型和风险因素研究[J]. 生物医学工程研究, 2023, 42(1):36-42.
LIN Z Y, CHENG Y Z, GENG X B. Classification prediction length of stay for critically ill patients via XGBoost and exploring risks factors[J]. J Biomed Eng Res, 2023, 42(1):36-42.

(2026-07-06 收稿,08-20 修回,08-20 接收)

本文编辑:李宜蔓

(上接第 1011 页)

[22] DINESS V,BREGENGAARD C, ERHARDTSEN E, et al. Recombinant human factor VIIa (rFVIIa) in a rabbit stasis model[J]. Thromb Res, 1992, 67(2):233-241.

[23] ELG M, CARLSSON S, GUSTAFSSON D. Effect of activated prothrombin complex concentrate or recombinant factor VIIa on the bleeding time and thrombus formation during anticoagulation with a direct thrombin inhibitor [J]. Thromb Res, 2001, 101(3):145-157.

[24] MAJUMDER R. Not so fast, antithrombin! [J]. Blood, 2023, 141(16):1907-1908.

(2026-07-06 收稿,08-19 修回,08-21 接收)

本文编辑:李弘武