

机器学习在产后出血预测模型中的研究进展

韩张琴¹ 王芳²

1. 浙江大学医学院附属妇产科医院分娩室 浙江杭州 310006

2. 浙江大学医学院附属妇产科护理部 浙江杭州 310006

摘要: 总结了机器学习算法分类, 以及机器学习在产后出血预测模型中的研究现状。通过对不同算法所建立预测模型比较, 分析其差异特点及对临床实践的启示。产后出血预测模型的构建有助于甄别高危孕产妇, 为护理人员实施早期干预和制定针对性防控措施提供重要参考。

关键词: 产后出血; 机器学习; 研究进展

产后出血 (Postpartum haemorrhage, PPH) 是指胎儿娩出后 24 小时内阴道分娩者失血量大于 500ml, 剖宫产分娩者失血量大于 1000ml^[1]。21 世纪以来, 产后出血的发生率从 1.9% 升高至 4.2%, 产后出血仍是引发孕产妇死亡的首要原因。美国妇产科医师协会 (ACOG) 和医疗机构评审联合委员会 (JCAHO) 建议在分娩和分娩住院期间使用基于证据的 PPH 风险评估工具来预测产后出血风险, 尽早采取护理干预。然而, 由于产后出血相关因素众多且联系复杂, 现有的医学手段难以直接对孕妇产后大出血进行精准的预测。机器学习 (machine learning) 作为人工智能的核心技术, 适用于各种类型的数据, 既能处理变量间的非线性交互作用, 又能提供跨复杂变量的分析解释, 并从海量数据中筛选出关键因素, 获得更稳健的预测分析模型。因此, 本文就机器学习在产后出血预测模型中的研究进行综述, 期望对临床护理实践提供启示。

一、机器学习和疾病风险预测模型概述

机器学习是依托数据驱动的算法技术, 使计算机模拟人类的思维方式主动学习, 自动构建模型来处理一些复杂关系。其模型构建主要由训练数据信息采集、预处理、特征向量提取、机器学习分类及性能评估等模块组成。根据学习类型的不同, 机器学习可分为监督学习、无监督学习和强化学习。常用的监督学习算法为朴素贝叶斯、logistic 回归、线性回归、决策树、随机森林、支持向量机; 常用的无监督学习有关联分析、K 均值聚类算法, 主成分分析, 特征选择与稀疏学习; 常用的增强学习算法为 Q-学习算法、白适应启发评价算法、时间差分学习。目前, 国内外研究用于产后出血预测模型的机

器算法大多以监督学习算法为主, 其主要是指计算机从环境中获取信息, 由环境提供对错指示并告知最终答案的过程, 最终目的是使计算机根据在学习过程中获得的经验, 对没有学习过的问题也可做出正确解答。

疾病风险预测模型最早被应用于心血管研究领域, 是以引起疾病发生的多种危险因素为依据, 确立多种危险因素和疾病发生之间的一种定量关系, 以评估患有某病的风险或将来发生某结局的风险。预测结果可将人群分为低危、中危和高危层级, 以帮助临床人员识别不同风险群体并开展差异化干预。建立一个完整的预测模型通常需要建模和预测两个步骤。目前, 常用于建模的方法为 Logistic 回归和 Cox 回归。模型主要通过内部验证和外部验证来判断其准确性和稳定性。模型的预测效能常用校准度和区分度进行评价, 校准度常采用灵敏度、特异度、约登指数; 区分度则用 C 统计量, 即受试者工作特征 (Receiver Operating Characteristic Curve, ROC) 曲线下面积 (Area Under the Curve, AUC) 表示。

二、机器学习在产后出血预测模型中的应用

目前, 国内外有很多比较成熟的预测产后出血的模型, 例如: 产后出血预测评估表、传统 logistic 回归预测模型、列线图预测模型等等, 但随着医疗信息化的发展, 逐渐借助计算机来统计处理临床大数据, 使信息可视化, 为挖掘其中复杂关系提供了线索。通过机器学习, 能更好地评估产后出血风险, 使临床医生能够算出患者生产后出血的数字预测概率, 而非低、中、高风险高低分层。

齐凡^[2]通过改进传统的 KNN 算法, 提出了适用于处理产后大出血数据集的 AKNN-IF 算法, 分别对四种产后

大出血的原因建立模型,将平均正确率、F值、AUC值分别提高了6%、17%、13.6%。但由于AKNN-IF算法每次会计算预测样本和每一个测试样本之间的距离,得到最近邻的K个样本,并使用投票的方式来对预测样本进行预测,导致预测速度比logistic回归之类的算法慢,且随着社会发展,大数据必是未来发展趋势,如何高效储存数据集也是未来努力的方向。

Munetoshi等^[3]纳入了1995—2020年在东京女子医科大学东中心阴道分娩的产妇,共计9894例。他们使用了11个临床变量来预测产后出血,并采用logistic回归、支持向量机、随机森林、提升树和决策树5种机器学习分类器的集成学习,构建了5种机器学习模型和一个由两层神经网络组成的深度学习模型。研究显示,最佳的产后预测模型为logistic回归模型,其AUC值为0.708,准确度为0.686,误报率为0.312,漏报率为0.398。该研究虽然收集了9894份阴道分娩病例,但其中产后出血病例仅有1000份,对于构建相应的产后出血模型较为局限。

周彤彤等^[4]采集了2018年某医院接诊的所有孕产妇的电子病历,共计14409例,其中产后出血样本为701例。采用10折交叉验证的方式寻找模型最优参数,通过LSTM模型整合后得到新的数据集,最终利用该数据集构建出XGBoost模型。该模型给出的重要特征包括胎盘因素、血压因素、年龄、贫血、肾功能相关因素、肝功能相关因素、流产次数、畸形、体重等。研究结果显示AUC值为0.7。该研究样本量大,但选取的样本均出自同一家医疗机构,且时间跨度小,研究中也未显示拟合优度检验、灵敏度、特异度的结果,仅进行内部检验,尚未进行外部验证。此外,将LSTM模型对时间序列的处理能力和XGBoost模型的可解释性相结合,虽提升了混合模型的预测性能,但其运行时间显著高于单一模型。因此,该模型还需进一步完善来满足临床大数据的预测。

当然,除了阴道分娩的产妇外,机器学习在剖宫产妇产后出血预测模型中也有应用。Dunkerton等^[5]的研究采用回顾性队列研究,共采集了24,230例多种族剖宫产产妇病例资料,其中2997名(12.4%)失血量超过1000ml。该研究使用Hothorn等的递归划分算法来推断条件决策树,对于每种确定的危险因素组合,计算了两种概率:患者失血量1000ml和2000ml的概率。然后研究对随机选择的剩余25%(n=6095)的数据进行内部效率度检验,信度检验显示,与实际结果的组内相关系数为0.98,平均绝对误差为239.8ml。但该研究中失血量的统

计是由工作人员估计而非实测,可能存在一定误差。同时该研究虽然收集了大样本多种族的剖宫产数据,但仍是单中心研究,因此还需要多中心大样本量的数据进行进一步完善与验证。

三、不同算法下产后出血预测模型比较分析

1. 产后出血预测模型的研究设计比较

当前,大多数研究采用回顾性研究,通过既往医疗记录中获取孕产妇的相关资料,虽方法简便,但获取的资料可能不完整或者缺失,若处理不恰当,导致模型的预测性能将会受到影响。而前瞻性研究则可以制定统一的诊断标准、检测标准、评价标准、从而收集到目标数据,使构建的模型更具稳定性。因而,未来的研究方向可以考虑开展前瞻性产后出血预测模型的研究,提高模型的预测性。

2. 产后出血预测模型的内部和外部验证比较

从内部验证分析,内部验证可防止模型内部偏倚,减少模型过度拟合,从而得到更为可靠的模型预测准确性评估值,获得内部真实性;从外部验证分析,外部验证主要通过临床应用评价模型预测性能,并且利用外部验证新收集的资料和原有累积资料进行分析后重新建模,使模型动态更新,为模型的优化定型和大范围使用提供基础。有学者采用多元Logistic回归方法建立产后出血预测模型,并使用Bootstrapping算法进行内部验证以评估过拟合,并使用2020年科克大学妇产医院所有单胎分娩的数据进行外部验证,结果表明其建立的产后出血预测模型内部真实性及模型的预测性能良好。但目前大部分模型仍未经外部验证,对其预测性能和模型的优劣无法进行评价。Meyer等也使用一家三级医院2019年2月1日至2020年5月11日5、261例分娩的数据对研制的连续随机局域化模型进行外部验证和二次分析,在研究队列中拟合出新的模型,与原模型相比,其校准有所提高。

结束语

产后出血是分娩期最为常见且凶险的并发症之一,若未能被及时识别并采取有效的止血干预措施,极易引发产后贫血、继发感染,严重时可迅速进展为失血性休克、弥散性血管内凝血(DIC)等危及生命的状况,直接威胁母婴安全。近年来,随着大数据和机器学习技术的发展,产后出血风险预测模型的研究取得了显著进展。这类模型通过对产妇产前、产时多项临床指标进行量化分析,能够输出具有广泛积极与消极预测价值的风险评

估结果,从而在传统经验判断的基础上,为实现更精细化、个体化的产后出血风险预警提供了新的可能。

然而,当前该领域的研究仍面临诸多挑战。由于不同研究设定的适用人群存在差异(如初产妇与经产妇、不同地域或医疗水平机构),以及所采用的统计建模方法各不相同(如Logistic回归、随机森林、神经网络等),导致各模型所筛选出的关键高危因素不尽相同,所依赖的数据结构和质量也参差不齐。更重要的是,许多已开发的模型缺乏严格的内部验证或前瞻性的临床实践检验,其预测性能、稳定性与泛化能力尚未得到充分证实,因而难以直接、普遍地应用于复杂的临床场景。

这就对临床医护人员提出了更高的要求。在实际工作中,选择和应用某一预测模型时,必须审慎考量其开发时所基于的人群特征是否与本单位服务对象匹配,并深入评估模型所报告的预测性能指标以及预测结果与实际观察结果的一致性。任何模型都存在预测不确定性。研究表明,即使被模型判定为“低风险”的孕产妇,依然存在发生产后出血的概率。因此,模型本质上是一种辅助筛查和风险分层的工具,其输出结果仅为概率估计,绝不能等同于临床诊断。切不可因模型提示低风险而放松对任何一位产妇的警惕,必须始终将临床体征、症状及医护人员的专业判断置于核心地位。

展望未来,产后出血预测模型的研究与应用仍有

广阔的提升空间。下一步工作应致力于改进现有模型的算法,通过纳入更多维度的实时数据提升预测精度;同时,需要开展高质量、多中心的临床研究,以验证模型的有效性,并探索将模型整合入临床工作流程的最佳实践模式。

参考文献

- [1]刘兴会,张力,张静.《产后出血预防与处理指南(草案)》(2009)及《产后出血预防与处理指南(2014年版)》解读[J].中华妇幼临床医学杂志(电子版),2015,11(04):433-447.
- [2]齐凡.产后大出血医学预测系统的设计与开发[D].东南大学,2019.
- [3]AKAZAWA M, HASHIMOTO K, KATSUHIKO N, et al. Machine learning approach for the prediction of postpartum hemorrhage in vaginal birth [J]. Sci Rep, 2021, 11(1): 22620.
- [4]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(03):148-154.
- [5]DUNKERTON S E, JEVE Y B, WALKINSHAW N, et al. Predicting Postpartum Hemorrhage (PPH) during Cesarean Delivery Using the Leicester PPH Predict Tool: A Retrospective Cohort Study [J]. Am J Perinatol, 2018, 35(2): 163-9.