

- na? A qualitative study[J]. *Matern Child Health J*, 2022, 26(6):1239-1245.
- [17] Flierman M, Bossen D, de Boer R, et al. Parents' information needs during the first year at home with their very premature born child: a qualitative study[J]. *PEC Innov*, 2024;100270.
- [18] Henström M, Müssener U, Campbell K J, et al. The need for an evidence-based program in Sweden to support parents to create healthy lifestyle behaviors from the start of life-Parental perceptions[J]. *Nutrients*, 2020, 12(12):3823.
- [19] 吴晓蕾, 张月珍, 戴亚端. 早产初产妇互联网+医院-社区-家庭联动延续管理研究[J]. *护理学杂志*, 2021, 36(4):86-90.
- [20] Azimi T, Johnson J, Campbell S M, et al. Caregiver burden among parents of children with type 1 diabetes: a qualitative scoping review [J]. *Heliyon*, 2024, 10(6): e27539.
- (本文编辑 赵梅珍)

妊娠期糖尿病风险预测模型的外部验证研究

陈姝宇¹, 周英凤¹, 郭娜菲², 李丽³

摘要:目的 对妊娠期糖尿病风险预测模型在孕妇人群中进行外部验证和比较,为筛选适宜的预测模型提供依据。方法 采取前瞻性队列研究设计,选取788例建卡的孕妇作为研究对象,分别使用课题组前期经过系统评价遴选出的8个模型预测孕妇妊娠期糖尿病发生风险。通过受试者工作特征曲线下面积、准确度等指标评价模型的预测性能,通过纳入的预测因子评价模型的临床适用性。结果 788例孕妇中,妊娠期糖尿病发病率为10.2%,8个模型的受试者工作特征曲线下面积为0.54~0.67,准确度为0.10~0.90,阴性预测值为0.10~0.89,阳性预测值为0.10~0.96。其中,李金金模型为最佳模型,受试者工作特征曲线下面积为0.66(95%CI 0.60, 0.72)、准确度为0.80(95%CI 0.77, 0.83),纳入因子数量适宜且易获取,具有良好的临床适用性。结论 针对中国孕妇人群,基于中国数据构建的模型性能表现较好,基于国外数据构建的模型性能表现较差。与其余7个模型相比,李金金模型在中国孕妇队列中的预测性能和临床适用性更具优势。

关键词: 孕妇; 妊娠; 血糖; 妊娠期糖尿病; 风险因素; 预测模型; 队列研究; 外部验证

中图分类号: R473.71 **DOI:** 10.3870/j.issn.1001-4152.2025.01.046

External validation of risk prediction models for gestational diabetes mellitus

Chen Shuyu, Zhou Yingfeng, Guo Nafei, Li Li. School of Nursing, Fudan University, Shanghai 200032, China

Abstract: **Objective** To validate and compare the risk prediction models of gestational diabetes mellitus (GDM) in a prospective cohort study, and to provide suitable prediction tools for screening high-risk pregnant women with GDM. **Methods** A total of 788 pregnant women with GDM were selected into the research cohort. Eight models were used to predict the risk of GDM in the cohort, and the actual occurrence of GDM was recorded. The predictive performance of the model was evaluated by the area under the receiver operating characteristic curve (AUC), accuracy and other indicators, and the clinical applicability of the model was evaluated by the included predictors. **Results** The incidence of GDM in the validation dataset was 10.2%. The AUC values of the eight models ranged from 0.54 to 0.67, and the accuracy ranged from 0.10 to 0.90. The negative predictive value was 0.10-0.89, and the positive predictive value was 0.10-0.96. Among them, Li Jinjin model was the best model with an AUC of 0.66 (95%CI 0.60, 0.72) and an accuracy of 0.80 (95%CI 0.77, 0.83). The number of factors included in the model was appropriate and the model was easy to obtain, which had good clinical applicability. **Conclusion** For Chinese pregnant women, the model based on Chinese data performed well, while the model based on foreign data performed poorly. Compared with the other seven models, Li Jinjin model had better predictive performance and clinical applicability in the Chinese pregnant women cohort.

Keywords: pregnant women; pregnancy; blood glucose; gestational diabetes mellitus; risk factors; prediction model; cohort study; external validation

近年来,由于生活方式和诊断标准的改变,妊娠期糖尿病(Gestational Diabetes Mellitus, GDM)发病

作者单位:1. 复旦大学护理学院(上海, 200030); 2. 同济大学附属妇产科医院; 3. 复旦大学附属妇产科医院
通信作者:周英凤, zyingfeng@fudan.edu.cn
陈姝宇, 女, 硕士, 护士, 757960617@qq.com
科研项目:2023年复旦大学护理学院院级科研项目(FNSF202305)

收稿:2024-07-24; 修回:2024-10-06

率呈现出逐年递增的趋势,成为全球性流行病^[1]。多项研究指出,GDM不仅增加不良妊娠结局的发生率,还增加母婴远期并发症的风险^[2-4]。各大指南和专业协会建议所有孕妇在妊娠24~28周进行75g口服葡萄糖耐量试验(Oral Glucose Tolerance Test, OGTT),对确诊为GDM的孕妇进行规范化管理^[5-6]。然而,越来越多研究发现,在GDM确诊前,母体宫内高血糖环境已经对胎儿发育产生不良影响^[7]。因此,近年来多项研究在调查GDM高危因素的基础上构

建 GDM 风险预测模型,以识别 GDM 高危孕妇并进行针对性干预,以期降低 GDM 发病率,改善母婴结局^[8-12]。系统的文献分析表明,现有的预测模型数量众多,但绝大多数预测模型的临床适用性与预测性能并未在中国孕妇人群中进行外部验证^[13]。因此,本研究旨在通过前瞻性队列研究,对课题组前期经过系统评价遴选出来的 8 个 GDM 风险预测模型在我国孕妇人群中进行验证,为临床医护人员选择合适的预测模型提供证据。

1 对象与方法

1.1 对象 采取前瞻性队列研究设计,选取 2023 年 4—7 月在同济大学附属妇产科医院建卡的孕妇为研究对象。纳入标准:①妊娠 20 周以内,人绒毛膜促性腺激素试验阳性且确诊为宫内妊娠,在产科门诊建卡并规律产检;②建卡时临床资料完整;③孕妇及家属知情同意,自愿参与本研究。排除标准:①孕前确诊为 1 型或 2 型糖尿病;②孕妇有严重并发症或精神障碍不能配合;③孕 24~28 周末接受 75 gOGTT^[14]。根据队列研究样本量计算公式^[15] 计算样本量, $n = [Z_{\alpha} \sqrt{(p_0 + p_1) \times (q_0 + q_1) / 2} + Z_{\beta} \sqrt{(p_0 q_0 + p_1 q_1)^2}] / (p_1 - p_0)^2$, p_1 和 p_0 分别为暴露组和对对照组的预期发病率。 $q = 1 - p$ 。其中, Z_{α} 和 Z_{β} 为标准正态分布界值。根据既往的研究^[11] 数据,对照组预期发病率 $p_0 = 13.7\%$, $p_1 = RR \times p_0 = 17.5\%$, $\alpha = 0.05$ (双侧), $\beta = 0.1$, 则 $Z_{\alpha} = 1.96$, $Z_{\beta} = 1.28$, 将所有预测因子的 RR 值分别代入公式计算后,得出的样本量数值在区间 [9, 654] 内,取最大样本量 654 (RR 值为 1.28),再考虑到 15% 的失访率,计算出最终的样本量为 770。本研究通过医院医学伦理委员会审查批准(2023-83)。

1.2 预测模型遴选 根据课题组前期发表的系统评价^[16] 对模型进行遴选,遴选标准如下:①模型预测性能良好,受试者工作特征 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线下面积 (Area Under Curve, AUC) > 0.65;②不包含通过侵入性检查获取的预测因子;③参数报告完整。最终,共筛选出 8 个预测模型^[17-24],具体见表 1。

1.3 结局变量 本研究以 GDM 为结局变量,根据国际妊娠合并糖尿病研究组 (International Association of Diabetes and Pregnancy Study Group, IADPSG) 推荐的诊断标准,75 gOGTT,空腹、服糖后 1 h 和 2 h 的血糖值应低于 5.1 mmol/L、10.0 mmol/L 和 8.5 mmol/L^[14],如孕妇任一血糖值达到或超过上述标准即可确诊 GDM。

1.4 调查工具 ①一般资料调查表:由研究者根据纳入预测模型的预测因子自行设计,主要包括调查对象的初孕年龄、糖尿病家族史 (包括 GDM 家族史、一型糖尿病家族史和二型糖尿病家族史)、既往 GDM

史、家庭常住人口数 (指一个家庭中长期居住的人口数量,通常包括家庭成员和亲属,但不包括临时居住或访客)、豆浆摄入频率 (过去 1 周中摄入豆浆的天数,以天为计量单位)、夜间打鼾频率、中等强度体力活动和时间 (指过去 1 周个体进行中等强度体力活动的次数和单次时间。中等强度体力活动是指活动时的心率达到最大心率的 55%~69%,最大心率可通过“220 减去年龄”估计)、高强度体力活动和时间 (指过去 1 周个体进行高强度体力活动的次数和单次时间。高强度体力活动是指活动时的心率达到最大心率的 70% 以上)、多囊卵巢综合征史。②饮食评分问卷:采用 Schoenaker 模型^[19] 研究中使用的饮食评分问卷收集数据。问卷主要调查孕妇水果、蔬菜、豆制品、坚果、全麦谷物、奶制品、鱼、红肉和加工肉、酒和甜食的摄入频率,并依据频率赋 0~1 分。总分为 0~9 分。③病历资料问卷:由研究者自行设计,主要调查孕妇年龄、种族、月经初潮年龄、孕前 BMI、巨大儿分娩史、人工流产史、不良妊娠结局和 24~28 周时 75 g OGTT 结果。

表 1 纳入的 8 个 GDM 风险预测模型

纳入模型	预测因子	建模方法
Caliskan 模型 ^[17]	年龄、孕前 BMI、糖尿病家族史、巨大儿分娩史、不良妊娠史	logistic 回归
Phaloprakarn 模型 ^[18]	年龄、孕前 BMI、糖尿病家族史、巨大儿分娩史、人工流产史	logistic 回归
Schoenaker 模型 ^[19]	种族、孕前 BMI、糖尿病家族史、月经初潮年龄、初孕年龄、每周中等/高强度体力活动时间、多囊卵巢综合征史、饮食评分	logistic 回归
Shirazian 模型 ^[20]	年龄、孕前 BMI、糖尿病家族史	logistic 回归
Teede 模型 ^[21]	年龄、种族、孕前 BMI、糖尿病家族史、既往 GDM 史	logistic 回归
van Leeuwen 模型 ^[22]	种族、孕前 BMI、糖尿病家族史、既往 GDM 史	logistic 回归
李金金模型 ^[23]	年龄、孕前 BMI、糖尿病家族史	logistic 回归
马帅模型 ^[24]	年龄、孕前 BMI、既往 GDM 史、家庭常住人口数、豆浆摄入频率、中等强度体力活动频率、夜间打鼾频率	logistic 回归

1.5 资料收集方法 首先选取 20 例孕妇开展预调查,确定调查程序和问卷没有问题后开始正式调查。在孕妇产科建卡时建立研究队列,由研究者本人收集资料,对符合纳入与排除标准的研究对象告知研究目的及填写说明,签署知情同意后发放问卷,被调查者需严格遵循问卷指导进行问卷填写,以确保数据的准确性和完整性。调查员对回收的问卷进行及时检查与审核,一旦发现遗漏项目,请被调查者当场补充完整。对于问卷中存在的疑问,调查员现场进行询问并核实,以确保问卷信息的真实可靠。其中,一般资料调查表和饮食评分问卷由孕妇于建卡时填写,病历资料问卷由研究者通过调取病历系统收集。75 g

OGTT 诊断结果数据由研究者在孕 24~28 周时调取病历信息收集。

1.6 资料分析方法 由 2 名研究者采用 Excel 软件录入数据,建立数据库。使用 SPSS25.0 软件对数据进行统计分析。计量资料采用 $(\bar{x} \pm s)$ 或 $M(P_{25}, P_{75})$ 进行描述,计数资料采用频数、百分数进行描述,两组计量资料的比较采用 Mann-Whitney U 检验,计数资料比较采用 χ^2 检验或 Fisher 精确概率检验,检验水准 $\alpha=0.05$ 。使用 RStudio 4.1.2 软件的 rms 包构建和复现纳入的模型,使用 pROC 包绘制纳入 GDM 风险预测模型的 ROC 曲线,并计算 AUC,采用 epiDisplay 包计算阳性预测值、阴性预测值,采用 caret 包计算混淆矩阵,并从中提取灵敏度、特异度、准确度。本文按照观察性研究报告规范(Strengthening the Reporting of Observational Studies in Epidemiology, STROBE)撰写^[25]。

2 结果

2.1 孕妇纳入及流失情况 共选取 1 120 例孕妇,排除不符合标准的孕妇后纳入 920 例孕妇。发放问卷 920 份,回收有效问卷 788 份,由于流产、转院、未行 GDM 诊断试验剔除 132 例,最终本研究共纳入 788 例。研究对象纳入及流失情况见图 1。

2.2 孕妇一般资料 纳入的 788 例孕妇中,年龄 19~44(30.33±3.59)岁。民族:汉族 786 例,其他 2 例。身高 145~182(161.51±5.06)cm。初潮年龄 14(13,15)岁;家庭常住人口数 3(2,4)人。不良妊娠史有 30 例;巨大儿分娩史有 12 例;既往 GDM 史有 10 例;一级亲属糖尿病史有 71 例;二级亲属糖尿病史有 124 例。豆

浆摄入频率:0 d/周 303 例,1~5 d/周 406 例,6~7 d/周 45 例。打鼾:无 436 例,有 241 例。中等强度运动时间 1.00(0.50,1.00)h/d,高强度运动时间 0.75(0.50,2.00)h/d。

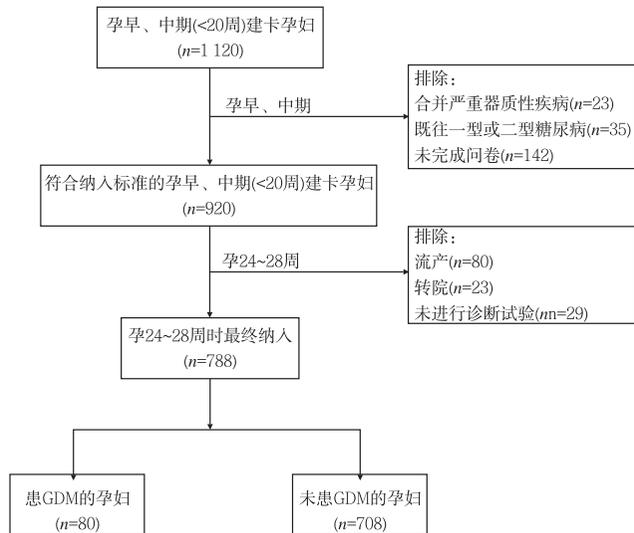


图 1 研究对象纳入及流失流程图

2.3 孕妇 GDM 发病情况及单因素分析 80 例孕妇被诊断为 GDM,发病率为 10.2%。GDM 组与非 GDM 组民族、身高、初潮年龄、家庭常住人口数、不良妊娠史、巨大儿分娩史、多囊卵巢综合征史、人工流产史、既往 GDM 史、一级亲属糖尿病史、二级亲属糖尿病史、豆浆摄入频率、夜间打鼾频率、中等及高强度运动时间比较,差异无统计学意义(均 $P>0.05$)。差异有统计学意义的项目,见表 2。

表 2 两组孕妇一般资料比较

项目	例数	年龄 (岁, $\bar{x} \pm s$)	孕前 BMI[例(%)]				2 次及以上人工流产 [例(%)]	运动频率 [d/周, $M(P_{25}, P_{75})$]
			消瘦	正常	超重	肥胖		
总样本	788	30.33±3.59	81(10.28)	601(76.27)	86(10.91)	17(2.16)	47(5.97)	4.0(2.0,5.0)
非 GDM 组	708	30.17±3.53	77(95.06)	543(88.85)	75(87.21)	10(58.82)	43(91.49)	3.0(2.0,5.0)
GDM 组	80	31.79±3.86	4(4.94)	58(11.15)	11(12.79)	7(41.18)	4(8.51)	5.0(4.5,6.5)
$t/\chi^2/Z$		-3.860			-3.020		16.902	-2.067
P		<0.001			0.003		0.028	0.043

2.4 GDM 风险预测模型的外部验证

2.4.1 GDM 风险预测模型的 AUC 值 见表 3。

表 3 GDM 风险预测模型的 AUC 值

纳入模型	AUC		
	本次外部验证	既往内部验证	既往外部验证
李学金模型 ^[23]	0.66(0.60,0.72)		
马帅模型 ^[24]	0.67(0.64,0.70)	0.73	
Schoemaker 模型 ^[19]	0.60(0.53,0.60)	0.66(0.63,0.69)	
Caliskan 模型 ^[17]	0.56(0.50,0.56)	0.73(0.73,0.74)	0.68(0.65,0.71)
Shirazian 模型 ^[20]	0.63(0.57,0.63)	0.82	0.71(0.66,0.76)
Phaloprakarn 模型 ^[18]	0.54(0.51,0.53)	0.77(0.69,0.85)	0.77(0.75,0.79)
Teede 模型 ^[21]	0.60(0.53,0.60)		0.74(0.70,0.78)
van Leeuwen 模型 ^[22]	0.63(0.56,0.63)	0.65(0.62,0.67)	0.76(0.73,0.79)

2.4.2 GDM 风险预测模型的准确度、灵敏度、特异度、阴性预测值和阳性预测值 见表 4。

3 讨论

3.1 外部验证是遴选 GDM 风险预测模型的必要条件 预测模型从初步建立到实际应用,最重要、核心的一步便是要进行外部验证。良好的风险预测模型需经过严格的多次验证。近年来,国内外学者纷纷构建 GDM 风险预测模型,但越来越多的预测模型纳入复杂的预测因子,这降低了预测模型的临床适用性,且当前大多数预测模型仅停留在内部验证阶段,缺乏外部验证数据的支撑。此外,少数经过验证的模型,其数据均源自国外数据库,在中国孕妇人群中的预测性能尚未得到验证。因此,本研究前期经过系统评价筛选出 8 个经过内部验证预测性能良好、具有良好临床适用性的 GDM 风险预测模型进行外部验证,这 8

个模型均使用 logistic 回归法构建模型、只纳入了简便易获得的预测因子,且提供了完整的模型参数以进行外部验证,为临床医护人员选择合适的 GDM 风险预测模型提供依据。

表 4 GDM 风险预测模型的准确度、灵敏度、特异度、阴性预测值和阳性预测值

纳入模型研究	准确度	灵敏度	特异度	阴性预测值	阳性预测值
李金金模型 ^[23]	0.80(0.77,0.83)	0.87	0.14	0.86	0.13
马帅模型 ^[24]	0.90(0.88,0.91)	0.75	0.34	0.82	0.12
Schoenaker 模型 ^[19]	0.10(0.08,0.12)	0.99	0.01	0.89	0.10
Caliskan 模型 ^[17]	0.90(0.86,0.93)	0.89	0.13	0.88	0.02
Shirazian 模型 ^[20]	0.89(0.87,0.91)	1.00	0.03	0.67	0.89
Phaloprakarn 模型 ^[18]	0.20(0.17,0.23)	0.12	0.96	0.11	0.96
Teede 模型 ^[21]	0.89(0.87,0.91)	1.00	0	0.10	0.89
van Leeuwen 模型 ^[22]	0.10(0.082,0.13)	0	1.00	0.10	0.90

3.2 纳入的 GDM 风险预测模型预测性能受多种因素影响

模型的性能受多种因素影响,包括预测因子的选择、样本数据的质量与代表性、统计学方法的先进性、疾病的流行率和实际使用场景。本次外部验证中,8 个模型的 AUC 值 0.54~0.67,均低于其在内部验证中的 AUC 值(0.65~0.82)。其中李金金模型和马帅模型的 AUC 值最大,分别为 0.67、0.66,这与 2 个模型是基于中国队列数据构建有关。GDM 在不同人群中存在显著的遗传因素、生活方式、饮食习惯的差异^[26-29],因此基于中国队列数据构建的预测模型在中国孕妇中验证具有更好的表现。此外,模型过拟合也可能是模型性能下降的原因。过拟合是指预测模型在训练数据集上展现出较高的精度,但泛化至未知或测试数据时,性能却显著降低的现象。这一现象通常源于两方面因素:一是模型的复杂性过高,过度拟合训练数据中的细节;二是训练集的数据量有限,不足以支撑模型学习到数据中的真正规律和模式,最终导致模型实际应用中的表现下降。建议在未来研究中合理控制模型的复杂度,增加训练数据的多样性,采用正则化、交叉验证等技术,减少模型过拟合、提高模型泛化能力。5 个模型在本次外部验证中的灵敏度>0.800,但其特异度均极低;仅有 2 个模型特异度>0.800,但灵敏度极低。可能是原模型发表的阈值不适用于本次外部验证,无法使各参数得到最优解。本次外部验证中,4 个模型的阴性预测值较高(0.86~0.96)。这可能是因为数据中非 GDM 患者样本的数量较多,导致模型更容易识别负性结果。当疾病在特定群体中的发病率较低时,该群体中阴性样本(即未患病样本)的数量通常会相对较多。在这种情况下,即便测试方法的准确性不是非常高,由于阴性样本基数大,模型仍然可能表现出较高的阴性预测值^[29]。Schoenaker 模型、van Leeuwen 模型和 Phaloprakarn 模型的准确率相对较低(0.1~0.2)。这可能与建模队列样本代表性不足、纳入的预测因子数量较少或相关性不强有关。复杂模型通常针对特殊群体开发,虽然在特定人

群中能展现出较高的准确度,但其计算方式相对复杂,临床适用性和外推性并不强。如在部分没有普及 OGTT 诊断的经济欠发达地区,GDM 筛查主要依靠简便的预测模型,此时临床工作对模型的要求就是查全优于查准,优先选择简便、查全率高的预测模型^[18,28]。建议在临床实践中,对于模型的评估不应仅局限于单一的性能指标,而应综合考虑多种因素选择适宜的模型。

3.3 纳入的 GDM 风险预测模型临床适用性受预测因子多样性影响

8 个模型共包含 16 个预测因子,其中,年龄、孕前 BMI、糖尿病家族史和既往 GDM 史出现频率最高,被多个模型纳入预测因子。8 个预测模型中,有 6 个预测模型包含的预测因子数为 3~5 个,仅马帅模型和 Schoenaker 模型包含的预测因子数大于 5 个。16 个预测因子中,大部分预测因子(如年龄、流产史)可直接由医院电子病历中获取。仅包含这些预测因子的预测模型可以作为自动化工具内置于医院的病历系统中,仅通过幕后计算即可将风险评估结果提供给临床医护人员,减少临床工作量。但马帅模型和 Schoenaker 模型所包含的家庭常住人口数、豆浆摄入频率、体力活动时间及夜间打鼾频率等数据未存储于医院的病历系统中,如果在临床应用此模型,需要临床工作者依次对这些预测因子进行单独评估。且由于目前在技术上尚未将该模型整合到医院的病历系统中,如要在临床中应用该模型需要临床医护人员分别评估、记录孕妇的预测因素并计算其风险,因此纳入预测因子数量较多、收集途径较繁琐的马帅模型和 Schoenaker 模型,将一定程度地增加护理工作,不利于其在门诊的应用推广。综上所述,外部验证的结果表明,李金金模型和马帅模型对 GDM 的预测能力尚可,但在临床适用上马帅模型仍有一定的局限性。相比于其他 7 个模型,本次外部验证的结果更支持李金金模型在临床进行推广应用。建议未来研究可采用多中心的大样本数据库,对模型进行进一步的校准和改良,或通过有对现有预测因子进行筛选,构建出性能更优且适合我国孕妇使用的 GDM 风险预测模型。

4 结论

本研究对 8 个 GDM 风险预测模型进行外部验证,评估了模型的预测性能和临床适用性。结果显示,针对中国孕妇人群,基于中国数据构建的模型性能表现较好,基于国外数据构建的模型性能表现较差。与其余 7 个模型相比,李金金模型在中国孕妇队列中的预测性能和临床适用性更具优势。本研究仍存在一定的局限性:①本研究的队列研究虽是前瞻性研究,但问卷中的小部分问题(如饮食频率)仍需孕妇回忆作答,难免回忆偏倚;②研究第一阶段筛选出的模型均为参数模型,其余纳入侵入性指标的模型未被

选入验证研究;③本研究为单中心样本,研究人群主要为上海一所三甲医院的孕妇,人群代表性较为局限。未来期望能有更多研究对模型进行外部验证和分析,筛选出更多具有良好临床适用性和预测性能的预测模型。

参考文献:

- [1] Kapur A. Pregnancy: a window of opportunity for improving current and future health[J]. *J Perinatol*, 2014, 34(7):515-517.
- [2] American Diabetes Association Professional Practice Committee. A management of diabetes in pregnancy: standards of medical care in diabetes[J]. *Diabetes Care*, 2018, 45(Suppl 1):S232-S243.
- [3] Liu C, Gao J, Liu J, et al. Intrahepatic cholestasis of pregnancy is associated with an increased risk of gestational diabetes and preeclampsia[J]. *Ann Transl Med*, 2020, 8(23):82-83.
- [4] Lenoir W, Garssen J. Health economic modeling to assess short-term costs of maternal overweight, gestational diabetes, and related macrosomia: a pilot evaluation[J]. *Front Pharmacol*, 2015, 6:103.
- [5] 邢年路,周英凤,方园,等.基于社会选择理论的妊娠期糖尿病非药物管理患者指南健康问题清单的构建[J]. *护理学杂志*, 2022, 37(16):26-30.
- [6] 田瑞雪,邹智杰,吴圆圆,等.妊娠期糖尿病孕妇心理痛苦体验的质性研究[J]. *护理学杂志*, 2023, 38(24):80-83.
- [7] 赵亚玲,黄永坤,马润玫,等.妊娠期非糖尿病母亲血糖水平与子代5-6岁时体质量指数的相关性[J]. *中华实用儿科临床杂志*, 2013, 28(20):178-179.
- [8] 吕绍途,葛声.妊娠糖尿病风险预测模型的研究进展[J]. *中国医刊*, 2023, 58(10):1064-1067.
- [9] 方红霞,魏金彩,李红杰,等.妊娠糖尿病预测模型的建立与评价[J]. *中国妇幼卫生杂志*, 2020, 11(3):67-68.
- [10] 谭育松.长春地区妊娠期糖尿病风险预测模型的临床研究[J]. *中国妇幼保健*, 2020, 35(16):2957-2959.
- [11] Buerger O, Elger T, Varthaliti A, et al. First-trimester screening for gestational diabetes mellitus in twin pregnancies[J]. *J Clin Med*, 2021, 10(17):83-85.
- [12] 郑沾福.基于遗传算法优化的妊娠期糖尿病预测模型的筛选研究[D].湛江:广东医科大学,2021.
- [13] Zhang C, Rawal S, Chong Y S. Risk factors for gestational diabetes; is prevention possible? [J]. *Diabetologia*, 2016, 59(7):1385-1390.
- [14] Coustan D R, Lowe L P, Metzger B E, et al. The Hyperglycemia and Adverse Pregnancy Outcome (HAPO) study: paving the way for new diagnostic criteria for gestational diabetes mellitus [J]. *Am J Obstet Gynecol*, 2010, 202(6):654. e1-6.
- [15] 黄悦勤. *临床流行病学* [M]. 北京:人民卫生出版社, 2002:58-60.
- [16] 陈姝宇,邢年路,周英凤.妊娠期糖尿病风险预测模型的系统评价[J]. *中国循证医学杂志*, 2023, 23(11):1253-1258.
- [17] Caliskan E, Oztürk N, Koc S. A population-based risk factor scoring will decrease unnecessary testing for the diagnosis of gestational diabetes mellitus[J]. *Acta Obstet Gynecol Scand*, 2004, 83(6):524-530.
- [18] Phaloprakarn C, Manusrivithaya S. A risk score for selective screening for gestational diabetes mellitus[J]. *Eur J Obstet Gynecol Reprod Biol*, 2009, 145(1):71-75.
- [19] Schoenaker D, Vergouwe Y, Soedamah M, et al. Preconception risk of gestational diabetes: development of a prediction model in nulliparous Australian women[J]. *Diabetes Res Clin Pract*, 2018, 146:48-57.
- [20] Shirazian N, Mahboubi M, Motevallian A, et al. Screening for gestational diabetes: usefulness of clinical risk factors[J]. *Arch Gynecol Obstet*, 2009, 280(6):933-937.
- [21] Teede H, Teh W, Paul E, et al. Gestational diabetes: development of an early risk prediction tool to facilitate opportunities for prevention [J]. *Aust N Z J Obstet Gynaecol*, 2011, 51(6):400-504.
- [22] van Leeuwen M, Opmeer B C, Zweers E J, et al. Estimating the risk of gestational diabetes mellitus: a clinical prediction model based on patient characteristics and medical history[J]. *BJOG*, 2010, 117(1):69-75.
- [23] 李金金,杨梦云,蒋敏华.妊娠期糖尿病孕妇早期筛查模型的建立及应用价值[J]. *中国妇幼保健*, 2021, 36(1):162-170.
- [24] 马帅.基于一项队列研究探索妊娠期糖尿病的危险因素并构建风险模型[D].北京:中国医学科学院北京协和医学院,2019.
- [25] Skrivankova V W, Richmond R C, Woolf B A R, et al. Strengthening the reporting of observational studies in epidemiology using mendelian randomization: the STROBE-MR statement [J]. *JAMA*, 2021, 326(16):1614-1621.
- [26] Lappharat S, Rothmanee P, Jandee K, et al. A model for predicting gestational diabetes mellitus in early pregnancy: a prospective study[J]. *Obstet Gynecol Sci*, 2022, 65(2):156-165.
- [27] Lord M G, Has P, Ayers P G, et al. Development and internal validation of a predictive model for neonatal morbidity in pregnancies with diabetes[J]. *Am J Obstet Gynecol*, 2022, 226(1):S218-S219.
- [28] Mennickent D, Rodriguez A, Farias J, et al. Machine learning-based models for gestational diabetes mellitus prediction before 24-28 weeks of pregnancy: a review [J]. *Artif Intell Med*, 2022, 132:102378.
- [29] Todorovic J, Terzic S, Gojnic D, et al. Sensitivity and specificity of anthropometric measures during early pregnancy for prediction of development of gestational diabetes mellitus [J]. *Minerva Endocrinol (Torino)*, 2021, 46(1):124-126.