·综 述·

人工智能在妊娠期患者药物治疗管理方面的应用研究进展

王科冉[1]，张春霞[2]，张丽新[1]，马红玲[1]，陈丽娜[1]，斯日古楞[1]*
（1. 内蒙古自治区人民医院药学部，内蒙古呼和浩特 010017；2. 伊金霍洛旗爱国卫生服务中心，内蒙古鄂尔多斯 017000）

摘要：妊娠期患者的药物治疗管理因伦理限制、个体代谢差异及动态药代动力学特征而面临严峻挑战，传统方法难以满足精准化需求。人工智能（artificial intelligence，AI）通过整合多模态数据（如电子健康记录、基因组学、真实世界证据）与机器学习及深度学习等技术，为妊娠期用药安全性评估、剂量优化及个性化用药决策提供创新路径。该文系统综述 AI 技术在妊娠期患者药物治疗管理方面的应用进展及挑战，为优化母婴安全及临床决策提供理论依据。

关键词：人工智能；妊娠期用药；个体化医疗
中图分类号：R95　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1672-9188（2026）04-0347-007
引用：王科冉, 张春霞, 张丽新, 等. 人工智能在妊娠期患者药物治疗管理方面的应用研究进展[J]. 世界临床药物, 2026, 47(4): 347-353. DOI：10.13683/j.wph.2026.04.002

Research progress on the application of artificial intelligence in the medication therapy management for pregnant patients

WANG Keran[1], ZHANG Chunxia[2], ZHANG Lixin[1], MA Hongling[1], CHEN Lina[1], Siri Guleng[1]*
(*1. Department of Pharmacy, Inner Mongolia People's Hospital, Hohhot 010017, Inner Mongolia Autonomous Region, China; 2. Ikhin Horo Banner Patriotic Health Service Center, Ordos 017000, Inner Mongolia Autonomous Region, China*)

Abstract: Medication therapy management for pregnant patients faces severe challenges due to ethical restrictions, individual metabolic differences, and dynamic pharmacokinetic characteristics, making it difficult for traditional methods to meet the demand for precision. Artificial intelligence (AI) provides innovative approaches for medication safety assessment, dose optimization, and personalized medication decisions during pregnancy by integrating multimodal data (such as electronic health records, genomics, real-world evidence) with machine learning, deep learning, and other technologies. This article systematically reviewed the application progress and challenges of AI technology in medication therapy management for pregnant patients, providing theoretical basis for optimizing maternal, and infant safety and clinical decision-making.

Key words: artificial intelligence; medication during pregnancy; personalized medicine

妊娠期患者的药物治疗管理是临床实践中的重大挑战。其复杂性源于三大核心痛点：首先，美国食品药品监督管理局（Food and Drug Administration，FDA）妊娠药物分级中部分等级（如 C/X 类）的风险评估不够明确，使妊娠期患者的用药选择受限，且传统群体化用药模式难以应对孕妇个体代谢差异，导致医生常在致畸风险与疾病治疗需求间艰难权衡。其次，因伦理敏感性，孕妇长期被排除在临床试验外，造成超过 90% 的获批药物缺乏妊娠期安全性数据，形成“证据鸿沟”[1]。最后，妊娠期动

收稿日期：2025-10-28
作者简介：王科冉，副主任药师，研究方向：临床药学。
通信作者：斯日古楞，主任药师，硕士生导师，研究方向：临床真实世界研究。

态药代动力学特征使得固定剂量方案易导致血药浓度波动，加剧治疗不确定性[2]。在此背景下，人工智能（artificial intelligence，AI）技术或可为妊娠期用药的精准化提供创新解决方案。AI能够处理海量数据，通过机器学习、自然语言处理及深度学习等方法，显著提升药物管理的效率及精度。本文系统综述AI在妊娠期患者药物治疗管理中的应用进展及挑战，为优化母婴安全及临床决策提供参考。

1 AI在药物安全性评估中的临床应用

近年来，整合机器学习与多源数据的研究在妊娠期患者用药安全性评估方面取得进展。四川大学的学者基于FDA药物标签构建了基于药物化学结构的支持向量机模型，选用径向基函数核处理非线性关系，并借助Mold2及E-Dragon等工具计算分子描述符，提取致畸关键结构特征[3]。该模型使用FDA不良事件报告系统（FDA adverse event reporting system，FAERS）真实数据验证后表现出较高召回能力，可有效识别已知致畸药物，预测第3代抗癫痫药物的潜在致畸性，并检出多种致畸结构警示片段（如羧酸基团、芳胺），为开发更安全的抗癫痫药物提供支持，以弥补传统临床研究和动物试验的空白。CHALLA等[4]提出“PregOMICS”框架，整合电子健康档案与基因组数据，通过机器学习构建“目标试验”，模拟随机对照试验以评估妊娠期患者用药安全性，为特殊人群的长期用药安全研究提供新途径。

与此同时，真实世界数据驱动的评估模型也逐渐发展。杨勇团队应用梯度提升树算法（XGBoost模型）构建出生缺陷风险评估模型，并引入Shapley可加性解释（Shapley additive explanations，SHAP）值增强模型可解释性，定量评估不同特征（如药物暴露时期、性激素类药物使用、肾上腺皮质激素使用）对风险的影响，为临床早期识别高风险药物暴露提供可解释智能化工具[5]。斯坦福大学团队在PregMedNet平台中基于大规模保险索赔数据，采用LassoNoExp算法自动校正混杂因素，识别母体药物与新生儿结局的稳健关联，包括已知和新发现的母体药物对新生儿并发症的影响[6]，且在小鼠体内初步证实给予母体昂丹司琼会影响新生儿肺部发育，从而验证了利用AI技术整合索赔数据库与机器学习研究围产期用药具有一定的可靠性。

早前有研究[7-9]通过开发算法建立孕妇队列，并应用统计分析成功使用索赔数据库评估孕妇的药物安全性，不过通常集中在一种或几种母体药物对妊娠期的影响。后续研究[3,5-6,10-11]进一步利用基于知识图谱的图路径搜索算法进行机制挖掘，初步实现研究成果向交互式查询平台的转化（表1）。

PENG等[10]开发了基于图神经网络算法的多模态模型DMPNN，融合分子二维描述符，实现仅凭药物化学结构（简化分子线性输入规范字符串）即可预测30种妊娠相关不良反应及其高风险化学亚结构，预测22种口服降糖药在妊娠期应用的风险，可辅助临床用药决策；同时识别出11种致畸亚结构，为药物研发提供早期风险规避方案。该模型具有较高的判别性能，并通过来自SIDER和DailyMed数据库的外部验证，展现出较好的泛化能力及药物警戒应用潜力。SHTAR等[11]则聚焦药物多模态数据（ATC编码、靶点及适应证等10类结构化特征）及可解释机器学习，通过特征聚类与正交阵列集成技术构建妊娠期用药风险评估模型，在保持预测性能的同时提供SHAP可视化及在线风险查询工具，覆盖DrugBank数据库中1.3万种药物，尤其是90%缺乏妊娠期用药安全数据的药物，提供辅助评估依据，例如预测戒烟药伐尼克兰（varenicline）的风险分仅2%，与后续临床研究[12]结论一致，为意外用药孕妇提供安心依据。

此外，BOLAND等[13]及GARDELLA等[14]利用logistic回归、随机森林及梯度提升机等算法，结合化学信息学工具（如RDKit、PaDEL）计算的分子指纹（ECFP4、MACCS），成功评估药物的

表 1 AI 应用于妊娠期药物安全性评估的主要研究

Table 1 Main research on the application of AI in drug safety evaluation during pregnancy

研究	核心技术	数据来源	临床价值	局限性
KANG 等[3]	机器学习，支持向量机模型	FDA 标签，FAERS	药物致畸性预测	研究验证阶段；模型可解释性需提升；依赖报告数据存在漏报偏倚；需前瞻性验证临床价值。
何元媛等[5]	机器学习（XGBoost 模型），SHAP 解释	真实世界数据（围孕期用药，母体特征）	出生缺陷风险评估模型	研究验证阶段；模型泛化性需验证；临床整合路径待明确。
KIM[6]	机器学习，LassoNoExp 算法，知识图谱	大规模保险索赔数据（119 万母婴对）	系统评估妊娠期间使用的 1 152 种药物对 24 种新生儿并发症的影响，交互网站可查询药物风险	研究平台阶段；索赔数据库仅限商业保险人群，缺乏临床细节；转化为临床工具需更多验证和用户界面开发。
PENG 等[10]	深度学习，DMPNN 模型，图神经网络算法	真实世界数据，化学结构信息	评估药物妊娠期不良反应风险	先进研究模型；“黑箱”特性显著，需大规模外部验证和临床效用评估。
SHTAR 等[11]	机器学习，正交阵列集成技术，SHAP 解释	DrugBank 数据库，以色列致畸信息服务机构咨询回复数据	评估妊娠期用药风险	早期临床应用；模型性能依赖于数据库质量和更新，以及特定 TIS 的标注数据；模型泛化性需验证。

FDA 妊娠药物分级及胎盘透过性，提示机器学习在经典药理学问题中具有应用价值[15]。值得注意的是，全球协作与标准化已成为重要趋势。多项研究[16-17]指出现有妊娠用药安全指南存在显著不一致，欧盟 ConcePTION 项目推动多国 TIS 数据整合及标准化，致力于构建统一信息平台，为 AI 的跨区域数据融合及模型泛化提供基础。

总体而言，AI 在妊娠期患者用药安全性评估中的功能日益丰富，从致畸评估到机制探索，逐步显示出辅助临床决策的潜力。然而，大多数模型仍处于研发或验证阶段，其临床转化面临数据质量、可解释性、泛化能力、临床工作流整合以及监管等多重挑战。

2 AI 在药物动态剂量优化中的临床应用

AI 技术为妊娠期患者药物剂量优化提供了新的解决路径。在妊娠期患者中，拉莫三嗪（lamotrigine）受雌激素影响清除率显著上升，血药浓度波动大。有研究[18]通过整合基因多态性与雌激素动态数据，采用 NONMEM 算法构建妊娠期拉莫三嗪精准药动学模型，并基于贝叶斯自适应控制实现个体化给药。该模型能够依据至少 1 个血药浓度数据计算患者个体参数，生成优化剂量方案，目前已集成至 JPKD 软件中，为临床用药快速决策提供支持。AI 驱动的群体药代动力学（population pharmacokinetics，PPK）模型结合实时血药浓度监测可动态优化剂量，提示在复杂生理条件下的个体化给药中，AI 具有一定的应用潜力。

在妊娠期糖尿病（gestational diabetes mellitus，GDM）管理方面，AI 驱动的混合闭环胰岛素系统显示出重要价值。CRISTAL 研究[19]是首个针对妊娠期 1 型糖尿病（type 1 diabetes mellitus，T1DM）患者的多中心随机对照试验，比较 MiniMed 780G 系统与标准胰岛素疗法在 T1DM 患者妊娠期间的疗效及安全性，结果显示，MiniMed 780G 系统虽未能显著改善总体血糖达标时间，但将夜间血糖达标时间延长 6.58%，并减少低血糖事件及妊娠期体质量过度增长。该系统通过比例 - 积分 - 微分（proportional-integral-derivative，PID）算法结合胰岛素反馈实现基础胰岛素自动化，其核心决策机制首先是实时响应，血糖监测仪每 5 min 传回血糖数据，算法计算基础胰岛素速率；其次是预测性，当血糖超过目标值时自动追加校正剂量；最后是学习机制，通过胰岛素反馈功能参考近期胰岛素输注量，避免过量导致低血糖。但该系统仍存在一定局限性，其血糖目标为固定值（最低 100 mg/dL），无法适配妊娠期更严格的血糖控制需求（妊娠期标准为空腹血糖＜ 95 mg/dL），且餐后控制依赖人工干预，需辅助虚报以优化剂量，算法无法自主适应孕中晚期胰岛素抵抗激增。进一步研究[20]表明，患者从孕 13 ～ 14 周开始使用 MiniMed 780G 系统，

初期效果显著，但算法响应延迟，需 3 ～ 5 d 方可根据血糖趋势调整参数，无法应对孕晚期胰岛素需求的周级剧增，导致孕晚期出现控制失效。此外，SZMUILOWICZ 等 [21] 在专家共识中聚焦混合闭环系统在妊娠合并糖尿病中的超说明书应用，由于现有商用闭环系统的算法未针对妊娠作优化（目标值偏高，如 120 mg/dL），同样强调需通过“辅助模式”人工干预弥补算法局限性，实现个性化血糖控制。

CamAPS FX 是采用妊娠专属模型预测控制（model predictive control，MPC）算法的混合闭环系统，其可将妊娠期血糖达标时间延长 10.5%，并显著降低妊娠期高血压和体质量过度增加的风险，成为首个被欧洲批准用于妊娠期的混合闭环系统 [22]。其所应用的 MPC 算法允许将血糖目标值设定至 80 mg/dL，且内嵌妊娠期胰岛素抵抗动态模型，针对孕期胰岛素敏感性变化（如孕早期低血糖风险、孕晚期胰岛素抵抗），支持分阶段血糖目标设定。CamAPS 自适应学习算法可每周更新胰岛素敏感性参数，通过结合实时血糖传感器值、胰岛素输注历史及糖类摄入量等数据，预测未来 30 ～ 60 min 血糖趋势，提前调整胰岛素输注速率，较 PID 的实时响应能更好地预防餐后高血糖，且会通过持续学习患者个体特征（如胰岛素敏感性、昼夜节律、饮食模式），动态优化胰岛素剂量模型，减少人工干预需求 [19]。

McLEAN 等 [23] 进一步揭示技术应用的异质性，尽管混合闭环系统在 T1DM 患者妊娠期治疗表现优异，但其对 2 型糖尿病患者的有效性仍存争议，同时未来需开发针对妊娠期病理生理特征的定制化算法，并关注边缘化人群的技术可及性。尽管在胰岛素闭环治疗领域 AI 技术的应用取得进展，但其普及仍面临成本高、系统复杂及跨人群适用性等挑战。基于治疗药物监测（therapeutic drug monitoring，TDM）和 PPK 模型虽具潜力，但还需进一步简化验证以及便捷监测技术的支持。强化学习等自适应方法目前尚处探索阶段 [24]。AI 应用于妊娠期患者药物剂量优化的系统核心特性、临床应用价值及局限性见表 2。

3 AI 在个性化用药决策支持中的临床应用

AI 技术在个性化用药决策支持系统中展现出应用潜力，尤其在妊娠相关疾病管理中取得多项进展。杨茗等 [25] 指出，AI 在产科临床决策支持系统中多用于妊娠并发症的评估及辅助诊断，通过机器学习算法整合多模态数据，实现个体化风险评估。

例如在 GDM 管理中，FORD 等 [26] 采用逻辑回归及递归特征消除（recursive feature elimination，RFE）技术构建模型，通过将多个分散的风险因素进行量化加权整合，输出一个客观的、可解释的风险概率，从而实现对 GDM 孕妇的精准风险分层，辅助临床医生进行早期、个性化的治疗决策和资源分配，该模型不仅具有较好的预测性能，而且能使医生知晓患者被评估为高风险的具体因素。ELEFTHERIADES 等 [27] 则基于（classification and regression tree，CART）决策树开发胰岛素治疗需求

表 2 AI 应用于妊娠期患者药物剂量优化的主要研究

Table 2 Main research on the application of AI in optimizing drug dosing for patients during pregnancy

研究	核心技术	应用场景	临床价值	局限性
王鸣璐[18]	PPK 模型，贝叶斯反馈	妊娠期癫痫（拉莫三嗪）	动态优化药物剂量	研究模型阶段，需要常规 TDM 支持，临床推广受 TDM 可及性限制；需前瞻性验证临床效益。
BENHALIMA 等[19]	基于 PID 的混合闭环算法	妊娠期 T1DM（胰岛素）	已上市商用系统，实现基础胰岛素自动化。	已获批应用（非妊娠适应证为主，妊娠为 off-label 或特定国家）；系统复杂、昂贵；需用户配合；妊娠期有效性数据仍有限。
BENHALIMA 等[22]	基于 MPC 算法的混合闭环	妊娠期 T1DM（胰岛素）	首个欧洲批准用于妊娠期的混合闭环系统，动态优化妊娠期 T1DM 胰岛素剂量。	需专业培训和个体化设置；成本高；对其他类型糖尿病（2 型糖尿病、GDM）疗效证据不足。

评估模型，通过输入孕前体质量指数、口服葡萄糖耐量试验 3 项血糖值、孕妇年龄、吸烟状态及受孕方式等特征，生成清晰的决策树，每个节点均可显示当前路径下需进行胰岛素治疗的概率，医生能以此决定是否提前干预或加强监测，该模型具备较好的可解释性及临床转化潜力。

此外，MURUGESU 等[28]利用多中心数据和机器学习算法（如 LASSO、RFE 模型）构建流产治疗成功率评估模型，以预测期待治疗及药物治疗个性化成功率，并通过诺模图提供可视化临床决策支持，帮助避免不必要的医疗干预。该模型通过输入孕周、症状评分、年龄及孕产史等关键特征，输出为药物治疗成功率（0 ～ 1），以避免不必要的手术治疗，降低医疗成本。SHTAR 等[29]将自然语言处理技术应用于药物咨询数据库，训练神经网络学习专业咨询模式，实现自动化药物安全分级及响应，对于被分类为“安全”的药物，可以提供在线自动回复，无需人工干预，已在以色列畸形学信息服务中心投入实际应用，可显著提高服务效率，但自动化响应率背后仍有误判风险。

总体而言，AI 在妊娠期患者个性化用药决策中的功能日益丰富，覆盖从风险评估到治疗建议多个环节，尤其在高效率处理标准化咨询和复杂评估任务中表现突出。然而，大多数模型仍处于研究或初步应用阶段，仍需大规模前瞻性研究验证，并与现有临床工作流深度融合（各研究核心算法、应用及局限性见表 3）。

4 挑战及未来方向

AI 在妊娠期患者药物治疗管理中的应用虽展现出巨大潜力，但仍面临多重挑战。数据碎片化、标注不一致及药代动力学数据获取的伦理限制，严重影响数据质量及模型训练效果[5,25]。模型可解释性不足也阻碍临床信任的建立，尽管已有 SHAP 及 LIME 等解释技术，“黑箱”决策在母婴安全背景下仍难以被广泛接纳[24]。伦理与法规层面，妊娠数据属高度敏感信息，受《通用数据保护条例》《健康保险流通与责任法案》及《个人信息保护法》等国内外法规的严格监管[4]，法规要求匿名化 / 假名化处理、数据最小化原则、获取明确知情同意、确保数据安全措施及限制跨境传输等，合规使用成本高、跨境共享难。同时，算法偏见可能加剧健康不公平，而 AI 决策失误的责任归属尚未明晰，进一步增加应用风险[16]。

突破现有瓶颈需多维度努力。首先在政策层面，需建立全球统一的监管框架，AI 模型需严格遵守数据隐私法规、提升算法透明度以确保妊娠医疗领域模型合规开发，符合监管要求、确保算法公平性并明确责任界定；其次发展联邦学习及隐私计算等技术以兼顾数据合规与协作[16]，未来在技术层面深化可解释 AI 研究，在临床层面开展高质量随机对照试验、真实世界证据研究验证工具临床效用，评估其对关键临床结局（母婴安全性、疗效、生活质量、

表 3 AI 应用于妊娠期个体化用药决策的主要研究

Table 3 Main research on the application of AI in individualized medication decision-making during pregnancy

研究	核心技术	应用场景	临床价值	局限性
FORD 等[26]	逻辑回归结合 RFE	GDM 胰岛素治疗需求预测	根据关键风险因子（南亚裔、高龄、既往 GDM 史）预测是否需胰岛素干预	研究模型阶段；面临临床整合和前瞻性效用验证挑战
ELEFTHERIADES 等[27]	CART	GDM 胰岛素治疗需求预测	分层预测胰岛素治疗概率，为治疗时机选择提供量化依据	研究模型阶段；模型需在更广泛人群中验证其预测效能和临床实用性；整合到实际工作流待实现
MURUGESU 等[28]	LASSO，RFE	期待治疗 vs. 药物治疗流产成功率预测	开发流产治疗预测模型，辅助用药决策	研究模型阶段；需更多临床验证以评估其对患者决策和结局的实际影响
SHTAR 等[29]	自然语言处理	妊娠期用药安全咨询自动化	已应用于以色列 TIS	早期临床部署实例；自动化响应的准确性和安全性仍需持续监控；需人工复核复杂/高风险咨询

医疗成本）的实际改善效果，这是证明临床价值、获得监管批准的基础；最后，优化人机协同设计与系统整合，并加强多学科合作与人才培养，推动 AI 技术落地。

5 结语

AI 技术通过整合多模态数据与机器学习、强化学习、自然语言处理及先进控制算法等技术，在妊娠期患者精准用药决策、风险评估及剂量优化中潜力显著。尽管全面临床应用仍存挑战，持续创新有望使 AI 技术成为推动妊娠期药物治疗走向个体化、精准化的核心力量。

参考文献：

[1] KAZMA JM, van den ANKER J, AHMADZIA HK. Pharmacoethics and pregnancy: overcoming the therapeutic orphan stigma[J]. Br J Clin Pharmacol, 2021, 89(2): 483-490.

[2] TOSCA EM, de CARLO A, RONCHI D, *et al*. Model-informed reinforcement learning for enabling precision dosing via adaptive dosing[J]. Clin Pharmacol Ther, 2024, 116(3): 619-636.

[3] KANG L, DUAN Y, CHEN C, *et al*. Structure-activity relationship(SAR) model for predicting teratogenic risk of antiseizure medications in pregnancy by using support vector machine[J]. Front Pharmacol, 2022, 13: 747935.

[4] CHALLA AP, LAVIERI RR, LIPPMANN ES, *et al*. EHRs could clarify drug safety in pregnant people[J]. Nat Med, 2020, 26(6): 820-821.

[5] 何元媛, 杨勇. 围孕期/妊娠期用药致出生缺陷风险及其预测模型研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2023.

[6] KIM Y, MARIC I, KASHIWAGI CM, *et al*. PregMedNet: Multifaceted maternal medication impacts on neonatal complications[J]. medRxiv, 2025, doi: 10.1101/2025.02.13.25322242.

[7] MARIC I, WINN VD, BORISENKO E, *et al*. Data-driven queries between medications and spontaneous preterm birth among 2.5 million pregnancies[J]. Birth Defects Res, 2019, 111(16): 1145-1153.

[8] MacDONALD SC, COHEN JM, PANCHAUD A, *et al*. Identifying pregnancies in insurance claims data: methods and application to retinoid teratogenic surveillance[J]. Pharmacoepidemiol Drug Saf, 2019, 28(9): 1211-1221.

[9] HUYBRECHTS KF, BATEMAN BT, HERNSNDEZ-DIAZ S. Use of real-world evidence from healthcare utilization data to evaluate drug safety during pregnancy[J]. Pharmacoepidemiol Drug Saf, 2019, 28(7): 906-922.

[10] PENG J, FU L, YANG G, *et al*. Advanced AI-driven prediction of pregnancy-related adverse drug reactions[J]. J Chem Inf Model, 2024, 64(24): 9286-9298.

[11] SHTAR G, ROKACH L, SHAPIRA B, *et al*. Explainable multimodal machine learning model for classifying pregnancy drug safety[J]. Bioinformatics, 2022, 38(4): 1102-1109.

[12] TRAN DT, PREEN DB, EINARSDOTTIR K, *et al*. Use of smoking cessation pharmacotherapies during pregnancy is not associated with increased risk of adverse pregnancy outcomes: a population-based cohort study[J]. Bio Med Central Medicine, 2020, 18(1): 15.

[13] BOLAND MR, POLUBRIAGINOF F, TATONETTI NP. Developmentof a machine learning algorithm to classify drugs of unknown fetal effect[J]. Sci Rep, 2017, 7(1): 12839.

[14] GARDELLA J, ABRAHAMSSON D, ZELIKOFF J. Impact of real-life environmental exposures on reproduction: a contemporary review of machine learning to predict adverse pregnancy outcomes from pharmaceuticals, including DDIs[J]. Reproduction, 2024, 168(6): e240183.

[15] CHANDRASEKAR V, ANSARI MY, SINGH AV, *et al*. 2021 Investigating the use of machine learning models to understand the drugs permeability across placenta[J]. IEEE Access, 2023, 11: 52726-52739.

[16] CONIJN M, CUPPERS-MAARSCHALKERWEERD B, O'SHAUGHNESSY F, *et al*. Drug safety during pregnancy: a challenging and ever moving field[J]. Eur J Clin Pharmacol, 2025, 81(3): 463-464.

[17] JIAO XF, QIU P, SONG Z, *et al*. Reference guides for the safe use of drugs during pregnancy: a systematic review and comparative analysis[J]. Eur J Clin Pharmacol, 2024, 80(11): 1625-1657.

[18] 王鸣璐. 基于基因多态性和雌激素谱的妊娠期癫痫患者拉莫三嗪剂量预测模型的构建[D]. 沈阳: 中国医科大学, 2020.

[19] BENHALIMA K, BEUNEN K, van WILDER N, *et al*.

Comparing advanced hybrid closed loop therapy and standard insulin therapy in pregnant women with type 1 diabetes (CRISTAL): a parallel-group, open-label, randomised controlled trial[J]. Lancet Diabetes Endocrinol, 2024, 12(6): 390-403.

[20] GIANNOULAKI P, KOTZAKIOULAFI E, NAKAS A, *et al*. Use of advanced hybrid closed-loop system during pregnancy: strengths and limitations of achieving a tight glycemic control[J]. J Clin Med, 2024, 13(5): 1441.

[21] SZMUILOWICZ ED, LEVY CJ, BUSCHUR EO, *et al*. Expert guidance on off-label use of hybrid closed-loop therapy in pregnancies complicated by diabetes[J]. Diabetes Technol Ther, 2023, 25(5): 363-373.

[22] BENHALIMA K, YAMAMOTO JM. Use of continuous glucose monitoring and hybrid closed-loop therapy in pregnancy[J]. Diabetes Obes Metab, 2024, 26(Suppl 7): 74-91.

[23] McLEAN A, MAPLE-BROWN L, MURPHY HR. Technology advances in diabetes pregnancy: right technology, right person, right time[J]. Diabetologia, 2024, 67(10): 2103-2113.

[24] TOSCA EM, de CARLO A, RONCHI D, *et al*. Model-informed reinforcement learning for enabling precision dosing via adaptive dosing[J]. Clin Pharmacol Ther, 2024, 116(3): 619-636.

[25] 杨茗, 龙大坚, 池浩, 等. 基于人工智能的临床决策支持系统在产科中的研究进展[J]. 临床医学研究与实践, 2023, 8(34): 190-193.

[26] FORD HL, CHAMPION I, WAN A, *et al*. Predictors for insulin use in gestational diabetes mellitus[J]. Eur J Obstet Gynecol Reprod Biol, 2022, 272: 177-181.

[27] ELEFTHERIADES M, CHATZAKIS C, PAPACHATZOPOULOU E, *et al*. Prediction of insulin treatment in women with gestational diabetes mellitus[J]. Nutr Diabetes, 2021, 11(1): 30.

[28] MURUGESU S, LINTON-REID K, BRAUN E, *et al*. Predicting outcomes of expectant and medical management in early pregnancy miscarriage using machine learning to develop and validate multivariable clinical prediction models[J]. Bio Med Central Pregnancy Childbirth, 2025, 25(1): 225.

[29] SHTAR G, ROKACH L, SHAPIRA B, *et al*. Artificial intelligence - game changer in the teratology information service[J]. Reproductive Toxicology, 2020, 97: 3-4.

（编辑：王 佳）