

多模态数据联合人工智能预测子痫前期的研究进展

王蒙蒙¹, 李 丽^{2*}

¹延安大学医学院, 陕西 延安

²延安大学附属医院产科, 陕西 延安

收稿日期: 2025年7月8日; 录用日期: 2025年8月1日; 发布日期: 2025年8月8日

摘 要

子痫前期是妊娠期特有的严重并发症, 对母婴健康构成重大威胁。早期预测和干预对改善妊娠结局至关重要。近年来, 人工智能技术的快速发展为子痫前期的预测提供了新的思路和方法。本文综述了多模态数据联合人工智能在子痫前期预测中的研究进展, 包括临床数据、生物标志物、影像学数据等多种模态数据的应用现状, 探讨了人工智能模型在该领域的应用现状, 并对未来的研究方向进行了展望。

关键词

人工智能, 多模态数据, 子痫前期, 预测

Research Progress on the Prediction of Preeclampsia Using Multimodal Data Combined with Artificial Intelligence

Mengmeng Wang¹, Li Li^{2*}

¹School of Medicine, Yan'an University, Yan'an Shaanxi

²Department of Obstetrics, Affiliated Hospital of Yan'an University, Yan'an Shaanxi

Received: Jul. 8th, 2025; accepted: Aug. 1st, 2025; published: Aug. 8th, 2025

Abstract

Preeclampsia is a severe pregnancy-specific complication that poses a significant threat to maternal

*通讯作者。

文章引用: 王蒙蒙, 李丽. 多模态数据联合人工智能预测子痫前期的研究进展[J]. 医学诊断, 2025, 15(4): 358-363.
DOI: 10.12677/md.2025.154048

and fetal health. Early prediction and intervention are crucial for improving pregnancy outcomes. In recent years, the rapid development of artificial intelligence (AI) technology has provided new approaches for the prediction of preeclampsia. This review summarizes the research progress on the prediction of preeclampsia using multimodal data combined with AI, including the current applications of various types of data such as clinical data, biomarkers, and imaging data. It also discusses the current status of AI models in this field and provides insights into future research directions.

Keywords

Artificial Intelligence, Multimodal Data, Preeclampsia, Prediction

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

子痫前期(Preeclampsia, PE)是一种妊娠期特有的多系统疾病,通常发生在妊娠 20 周后,以高血压和蛋白尿为主要特征,严重时可导致母婴多器官功能障碍,是孕产妇和围生儿死亡的重要原因之一。尽管目前对子痫前期的发病机制有了更深入的理解,但其确切病因仍不完全明确,且缺乏有效的早期预测手段。传统预测方法主要依赖于临床风险因素、生物标志物检测或影像学检查,但这些方法存在预测效能低、检测复杂或成本高等问题。近年来,随着人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术的飞速发展,其在医学领域的应用逐渐受到关注。AI 技术能够处理和分析海量复杂数据,并从中挖掘潜在的模式和关联,为子痫前期的预测提供了新的可能性。

2. 子痫前期的多模态数据来源

2.1. 临床数据

2.1.1. 基本特征

孕妇的基本特征,如年龄、体重、身高、体质指数(BMI)、孕周、多胎妊娠史等,是子痫前期风险评估的重要因素。研究表明,高龄孕妇(年龄 ≥ 35 岁)和肥胖孕妇($\text{BMI} \geq 25 \text{ kg/m}^2$)发生子痫前期的风险显著增加[1]。此外,多胎妊娠、初产妇以及间隔时间较短的再次妊娠也是子痫前期的高危因素[1] [2]。

2.1.2. 既往病史

既往病史在子痫前期的预测中同样重要。有高血压、糖尿病、肾脏疾病、自身免疫性疾病等慢性疾病的孕妇,发生子痫前期的风险更高[1] [3]。此外,既往有子痫前期病史的孕妇,再次妊娠时复发风险可达 20%~40% [1]。这些病史信息为临床医生提供了重要的预警信号,有助于早期识别高危人群。

2.1.3. 孕期检查指标

孕期常规检查指标,如血压、尿蛋白水平、血常规、肝肾功能等,是子痫前期诊断的核心依据。血压升高(收缩压 $\geq 140 \text{ mmHg}$ 和/或舒张压 $\geq 90 \text{ mmHg}$)和蛋白尿(24 小时尿蛋白 $\geq 300 \text{ mg}$ 或尿蛋白/肌酐比值 ≥ 0.3)是子痫前期的典型临床表现[4]。此外,血液中血小板减少、肝酶升高、肾功能异常等指标也提示病情的严重程度[1]。近年来,一些新的生物标志物,如胎盘生长因子(PIGF)、可溶性 FMS 样酪氨酸激酶-1 (sFlt-1)等,也被纳入临床检测范围,进一步提高了子痫前期的预测准确性[5]。

2.2. 生物标志物

2.2.1. 胎盘生长因子(Placental Growth Factor, PIGF)

胎盘生长因子是一种重要的血管生成因子, 主要由胎盘滋养层细胞分泌。研究表明, PE 患者血清中 PIGF 水平显著降低, 尤其是在早发型 PE 中, 这种变化可能早于临床症状的出现[6]。PIGF 水平的下降反映了胎盘血管生成受损, 是胎盘功能障碍的早期信号[7]。因此, PIGF 已成为目前临床应用较为广泛的 PE 预测生物标志物之一。

2.2.2. 可溶性 FMS 样酪氨酸激酶-1 (Soluble FMS-Like Tyrosine Kinase-1, sFlt-1)

sFlt-1 是一种抗血管生成因子, 能够结合并抑制血管内皮生长因子(VEGF)和 PIGF 的活性。PE 患者血清中 sFlt-1 水平显著升高, 且与疾病严重程度呈正相关。sFlt-1/PIGF 比值的变化已被证明是一种有效的预测指标, 能够在孕早期识别 PE 高风险人群[5]。

2.2.3. 妊娠相关血浆蛋白 A (Pregnancy-Associated Plasma Protein A, PAPP-A)

PAPP-A 是一种金属蛋白酶, 参与胎盘血管生成和胚胎发育。研究发现, PE 患者血清中 PAPP-A 水平降低, 尤其是在孕早期, 其变化可能与胎盘功能异常有关[8]。PAPP-A 联合其他生物标志物(如 PIGF 和 sFlt-1)能够提高 PE 的预测准确性[9]。

2.2.4. 外泌体微小 RNA (Exosomal miRNA)

外泌体是细胞分泌的纳米级囊泡, 其携带的 miRNA 在细胞间信息传递中发挥重要作用。研究表明, PE 患者血清中外泌体 miRNA 的表达谱与正常妊娠存在显著差异, 而胎盘来源的外泌体 miRNA 在母体血液中的变化可能反映胎盘功能障碍, 是 PE 早期诊断的潜在标志物[10]。此外, 某些特定的 miRNA 簇(如 C19MC)在孕早期筛查中表现出良好的预测价值[10]。

2.2.5. 炎症相关标志物

子痫前期的发生与全身性炎症反应密切相关。研究发现, PE 患者血清中炎症因子(如白细胞介素-6, IL-6)、细胞黏附分子(如血管细胞黏附分子-1, VCAM-1)水平显著升高[11] [12]。这些炎症标志物的变化可能反映母体免疫系统的激活和血管内皮功能障碍, 为 PE 的早期预测提供了新的线索。

2.3. 影像学数据

2.3.1. 子宫动脉多普勒超声

子宫动脉多普勒超声是目前最常用的影像学检查方法之一, 主要用于评估胎盘血流灌注情况。研究表明, 子宫动脉血流阻力指数(PI)和搏动指数(RI)的升高与子痫前期的发生密切相关[13]。孕早期(11~13周)和孕中期(21~24周)的子宫动脉多普勒参数异常可显著增加子痫前期的风险[13] [14]。此外, 子宫动脉多普勒联合血清生物标志物(如 sFlt-1/PIGF 比值)能够进一步提高预测准确性[15]。

2.3.2. 眼底血管检查

眼底血管检查是一种无创性影像学技术, 能够通过观察视网膜血管的改变来反映全身微血管病变情况。在子痫前期患者中, 眼底血管通常会出现小动脉痉挛、动静脉交叉压迫以及视网膜出血等特征性改变。近年来, 随着人工智能技术的发展, 基于视网膜血管特征的分析方法逐渐应用于子痫前期的预测研究中, 并显示出较高的敏感性和特异性[16]。

2.3.3. 心脏超声检查

子痫前期患者常出现心脏结构与功能的异常改变。经胸超声心动图(TTE)研究发现, 患者心脏形态主

要以左心增大和室间隔增厚为特征, 且左心室收缩及舒张功能均显著降低[17]。此外, 子痫前期患者心包积液的发生率显著高于正常妊娠妇女[17]。心脏超声检查不仅可以用于评估子痫前期的严重程度, 还可有效监测心脏功能的动态变化。

2.3.4. 磁共振成像(MRI)

MRI 在子痫前期的诊断和研究中也发挥了重要作用。弥散加权成像(DWI)和灌注加权成像(PWI)能够检测脑部微血管病变, 有助于早期识别子痫前期并发的可逆性后部白质脑病综合征(PRES) [18]。此外, MRI 还可用于评估胎盘灌注情况, 为胎盘功能障碍的早期诊断提供依据[19]。

3. 人工智能技术在子痫前期预测中的应用

3.1. 机器学习方法

机器学习是人工智能的重要分支, 通过构建模型从数据中学习规律并进行预测。常见的机器学习算法包括逻辑回归(Logistic Regression, LR)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、随机森林(Random Forest, RF)和梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)等。有研究利用机器学习算法对孕妇的临床数据和生物标志物进行分析, 构建了子痫前期预测模型, 并取得了较好的预测效果。机器学习方法能够自动识别数据中的特征和模式, 但其预测性能依赖于数据的质量和模型的复杂度。

3.1.1. 逻辑回归(Logistic Regression, LR)

逻辑回归是一种经典的分类算法, 广泛应用于医学预测模型中。其通过构建逻辑函数将输入特征映射到 0 和 1 之间, 用于预测二分类问题。在子痫前期预测中, 逻辑回归模型能够有效处理临床数据中的线性关系, 并筛选出与疾病发生相关的独立危险因素。吕伯翰等利用单因素 Logistic 回归及二元 Logistic 回归结果显示, 早发型子痫前期的影响因素包括: 孕前 BMI、孕次、平均动脉压、孕前 3 个月内吸烟、甲胎蛋白、受孕方式 6 项指标($P < 0.05$); 晚发型子痫前期的影响因素包括: 孕前 BMI、既往患(妊娠期高血压、子痫前期、子痫)、母亲或姐妹既往患(妊娠高血压、子痫前期、子痫)、不良孕产史、脐动脉血流参数 S/D、甲胎蛋白、空腹血糖 7 项指标($P < 0.05$) [20]。

3.1.2. 支持向量机(Support Vector Machine, SVM)

支持向量机是一种基于统计学习理论的分类算法, 通过寻找最优超平面将数据划分为不同的类别。SVM 在处理高维数据和非线性分类问题时表现出色, 尤其适用于样本量较小但特征维度较高的医学数据。Villalaín 等对比了 SVM 和 K 近邻(KNN)算法在早发型子痫前期预测中的应用, 发现 SVM 在预测精度和特异性方面优于 KNN [21]。

3.1.3. 随机森林(Random Forest, RF)

随机森林(Random Forest, RF)是一种基于决策树的集成学习方法。该算法通过构建多个决策树, 并对各决策树的输出结果进行投票, 从而提升分类的准确性。RF 具有处理高维输入特征的能力, 并能够自动评估特征的重要性。此外, 随机森林在面对噪声数据时表现出良好的鲁棒性。许兴能等人在构建预测子痫前期的预测模型中发现 RF 模型表现出良好的预测效能, 其准确率和 AUC 值均高于传统逻辑回归模型 [22]。

3.1.4. 梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)

梯度提升决策树是一种基于梯度提升框架的集成学习算法, 通过逐步优化损失函数来提高模型的预测性能。该算法在处理复杂的非线性关系时表现出色, 尤其适用于大规模数据集。Schmidt 等利用 GBDT 算法结合生物标志物和超声数据构建了子痫前期预测模型, 取得了较高的预测准确率和 AUC 值[23]。

3.2. 深度学习方法

深度学习作为机器学习的重要分支, 其特征提取与学习能力极为出色。在深度学习领域, 卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)和循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)是两种广泛运用的网络架构。在子痫前期预测中, 深度学习可用于处理影像学数据和时间序列数据。

3.2.1. 卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)

CNN 是深度学习中广泛应用于图像识别和处理的网络结构, 尤其适合处理具有层次化特征的医学影像数据。在子痫前期预测中, CNN 可用于分析眼底血管图像、超声图像等影像学数据, 自动提取与疾病相关的特征。周天凡等基于 CNN 的模型能够通过分析眼底血管的微血管变化, 识别出子痫前期的早期风险[24]。此外, 全连接神经网络(FCNN)是 CNN 的改进和扩展, 还可结合生物标志物数据, 进一步提高预测的准确性[25]。

3.2.2. 循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)及其变体

循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)及其衍生架构, 例如长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)和门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU), 具备处理时间序列数据的能力, 可用于分析孕期动态监测指标, 如血压波动和生物标志物浓度变化等。通过捕捉时间序列中的变化趋势, RNN 将能够更准确地预测子痫前期的发生风险。LSTM 模型可用于分析孕妇在孕早期和孕中期的生物标志物动态变化, 提前识别高风险人群。

4. 总结与展望

多模态数据整合了临床数据、生物标志物、影像学检查等多种信息来源, 为子痫前期的早期预测提供了更全面、更精准的依据。人工智能技术, 尤其是机器学习和深度学习算法, 能够从海量复杂数据中自动提取特征、识别模式, 并构建高效的预测模型, 显著提高了子痫前期的预测效能。然而, 该领域仍面临数据质量与标准化、模型可解释性、多中心研究与普适性验证等挑战。未来, 需要加强数据标准化建设, 开发更具可解释性的人工智能模型, 开展多中心、大样本的研究, 推动跨学科合作与技术优化, 并开发适用于基层医疗机构的低成本、高效能预测工具, 以促进多模态数据联合人工智能技术在子痫前期预测中的广泛应用, 为改善母婴健康结局提供有力支持。

基金项目

延安市科技项目计划(2023-SFSG-075)。

参考文献

- [1] 张洋洋, 顾珣可, 王永清, 等. 子痫前期预测模型的研究进展[J]. 临床检验杂志, 2023, 41(4): 269-273.
- [2] Cho, G.J., Jung, U.S., Kim, H.Y., Lee, S.B., Kim, M., Ahn, K., *et al.* (2021) Women with Multiple Gestations Have an Increased Risk of Development of Hypertension in the Future. *BMC Pregnancy and Childbirth*, **21**, Article No. 510. <https://doi.org/10.1186/s12884-021-03992-2>
- [3] Dolgushina Valentina, F., Syundyukova Elena, G., Chulkov Vasilii, S. and Ryabikina Marya, G. (2021) Long-Term Outcomes of Hypertensive Disorders of Pregnancy. *Obstetrics and Gynecology*, **10**, 14-20.
- [4] 谢幸, 孔北华, 段涛, 主编. 妇产科学[M]. 第9版. 北京: 人民卫生出版社, 2018: 83-89.
- [5] Kanani, F., Asher, N., Majeed, M., Shuja, S., Ghouri, N. and Zubairi, A. (2024) Evaluation of sFLT-1/PLGF for Prediction of Pre-Eclampsia. *Clinica Chimica Acta*, **558**, Article ID: 118951. <https://doi.org/10.1016/j.cca.2024.118951>
- [6] Lubis, M.P. (2020) The Role of Predictor Placental Growth Factor, Soluble Endoglin, Soluble-FMS-Like-Tyrosine Kinase-1 and Pulsatil Uterine Arterial Index to Predict the Early Onset of Preeclampsia. *International Journal of Current Pharmaceutical Research*, **12**, 45-57. <https://doi.org/10.22159/ijcpr.2020v12i3.38305>

- [7] 苏小梅, 郑楚豪, 付安. PLGF、PAPP-A 与 Hcy 联合检测对孕早期先兆流产的预测价值[J]. 中国医学创新, 2024, 21(24): 121-124.
- [8] 刘纪君, 李雪蕾, 陈红波, 韩保良, 邵坤, 赵雪芬, 刘静, 晏艳, 许晓红. 孕早期 PIGF 联合 PAPP-A、MAP、UtPI 预测子痫前期的临床应用研究[J]. 临床输血与检验, 2022, 24(4): 476-481.
- [9] Droste, L., Fox, L., Gellhaus, A. and Birdir, C. (2018) Prospektive Analyse der maternalen Serumwerte von PIGF, sFlt-1, PAPP-A und MR-proANP im 3. Trimenon für die Prädiktion der late-onset Präeklampsie, der intrauterinen Wachstumsretardierung und der Schwangerschafts-induzierten Hypertonie. *Geburtshilfe und Frauenheilkunde*, **78**, A14. <https://doi.org/10.1055/s-0038-1645932>
- [10] Karadzov Orlic, N. and Joksić, I. (2025) Preeclampsia Pathogenesis and Prediction—Where Are We Now: The Focus on the Role of Galectins and miRNAs. *Hypertension in Pregnancy*, **44**, Article ID: 2470626. <https://doi.org/10.1080/10641955.2025.2470626>
- [11] Puttaiah, A., Kirthan, J.P.A., Sadanandan, D.M. and Somannavar, M.S. (2024) Inflammatory Markers and Their Association with Preeclampsia among Pregnant Women: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Clinical Biochemistry*, **129**, Article ID: 110778. <https://doi.org/10.1016/j.clinbiochem.2024.110778>
- [12] Gupta, T., Arora, S., Kumar, A., Gupta, N. and Gupta, S. (2017) Evaluation of Maternal Serum Levels of Cell Adhesion Molecules and Endothelial Inflammatory Markers in Normal Pregnancy, Gestational Hypertension and Pre-Eclampsia. *International Journal of Reproduction, Contraception, Obstetrics and Gynecology*, **6**, 2231-2237. <https://doi.org/10.18203/2320-1770.ijrcog20172049>
- [13] Karpagam, R.K., Ramakrishnan, K.K., Gunasekaran, D., Aram, A. and Natarajan, P. (2024) Role of Uterine Artery Doppler Study Between 11 and 14 Weeks as a Predictor of Preeclampsia. *Cureus*, **16**, e63591.
- [14] Bonacina, E., Del Barco, E., Farràs, A., Dalmau, M., Garcia, E., Gleeson-Vallbona, L., et al. (2024) Role of Routine Uterine Artery Doppler at 18-22 and 24-28 Weeks' Gestation Following Routine First-Trimester Screening for Preeclampsia. *Ultrasound in Obstetrics & Gynecology*, **65**, 63-70. <https://doi.org/10.1002/uog.29145>
- [15] Jagdish, S., Kiruthiga, T., Prashanth, S., Vijayaraghavan, J. and Palanisamy, S.T. (2024) Role of Soluble fms-Like Tyrosine Kinase-1/Placental Growth Factor Ratio along with Uterine Artery Doppler for the Prediction of Pre-Eclampsia—A Case-Control Study. *Asian Journal of Medical Sciences*, **15**, 133-138. <https://doi.org/10.3126/ajms.v15i5.62900>
- [16] 周天凡, 邵飞雪, 万盛, 周晨晨, 周思锦, 花晓琳. 基于人工智能模型量化视网膜血管特征参数预测子痫前期的可行性研究[J]. 上海交通大学学报(医学版), 2024, 44(5): 552-559.
- [17] Bari, F., Nasreen, R. and Rahman, T. (2019) Role of Color Doppler Ultrasound to Evaluate Preeclampsia. *Ultrasound in Medicine & Biology*, **45**, S81. <https://doi.org/10.1016/j.ultrasmedbio.2019.07.276>
- [18] Zhang, N., Yang, L., Han, A., Wang, Y., Zhao, G., Wang, Y., et al. (2023) Advances in Imaging Findings of Preeclampsia-Related Reversible Posterior Leukoencephalopathy Syndrome. *Frontiers in Neuroscience*, **17**, Article 1144867. <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1144867>
- [19] Aghwane, R., Ingram, E., Johnstone, E.D., Salomon, L.J., David, A.L. and Melbourne, A. (2019) Placental MRI and Its Application to Fetal Intervention. *Prenatal Diagnosis*, **40**, 38-48. <https://doi.org/10.1002/pd.5526>
- [20] 吕伯瀚. 基于机器学习的子痫前期预测模型构建与评价[D]: [硕士学位论文]. 青岛: 青岛大学, 2022.
- [21] Villalaín, C., Herraiz, I., Domínguez-Del Olmo, P., Angulo, P., Ayala, J.L. and Galindo, A. (2022) Prediction of Delivery within 7 Days after Diagnosis of Early Onset Preeclampsia Using Machine-Learning Models. *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, **9**, Article 910701. <https://doi.org/10.3389/fcvm.2022.910701>
- [22] 许兴能, 陈胜柱, 周嘉怡, 等. Logistic 回归法和机器学习算法构建子痫前期预测模型的比较[J]. 中华围产医学杂志, 2024, 27(7): 572-581.
- [23] Schmidt, L.J., Rieger, O., Nexanski, M., Hackelöer, M., Dröge, L.A., Henrich, W., et al. (2023) A Machine-Learning-Based Algorithm Improves Prediction of Preeclampsia-Associated Adverse Outcomes. *Obstetric Anesthesia Digest*, **43**, 81-82. <https://doi.org/10.1097/01.aoa.0000927852.72171.fc>
- [24] Zhou, T., Gu, S., Shao, F., Li, P., Wu, Y., Xiong, J., et al. (2024) Prediction of Preeclampsia from Retinal Fundus Images via Deep Learning in Singleton Pregnancies: A Prospective Cohort Study. *Journal of Hypertension*, **42**, 701-710. <https://doi.org/10.1097/hjh.0000000000003658>
- [25] 冯薇, 伊诺. FCNN 模型对妊娠早期高血压和子痫前期-子痫发病风险的预测价值[J]. 转化医学杂志, 2023, 12(4): 180-184.