

Progresses in artificial intelligence assisted analysis of fetal brain MRI

ZHOU Shengyuan, HU Huixin, WANG Aonan, LIU Ying*

(Department of Radiology, Peking University Third Hospital, Beijing 100191, China)

[Abstract] Fetal cranial MRI is a key tool for prenatal assessment of fetal brain development, but there are difficulties such as lacking atlas and standards of evaluation. Artificial intelligence (AI) can automatically extract image features through deep learning, which may predict gestational age and brain age, detect neurodevelopmental abnormalities, and process functional MRI (fMRI) data, in order to improve the accuracy of gestational age prediction, identify structural changes such as sulci and ventricular abnormalities, and assist fMRI motion correction and functional analysis. Despite facing challenges such as data quality, model generalization and ethics, multimodal fusion and optimization algorithms will drive the transformation of AI into clinical decision support systems, assisting early diagnosis and intervention. The application progresses in AI assisted analysis of fetal brain MRI were reviewed in this article.

[Keywords] fetus; brain; artificial intelligence; magnetic resonance imaging

DOI:10.13929/j.issn.1003-3289.2026.01.030

人工智能辅助分析胎儿脑部 MRI 进展

周生源, 胡惠鑫, 王奥楠, 刘颖*

(北京大学第三医院放射科, 北京 100191)

[摘要] 胎儿颅脑 MRI 是产前评估胎儿脑部发育的关键手段, 但存在缺少特定图谱及评估标准等问题。人工智能 (AI) 通过深度学习自动提取图像特征, 用于预测胎龄与脑龄、检测神经发育异常及处理功能 MRI (fMRI) 数据可提升胎龄预测精度, 识别脑沟回、脑室异常等结构变化, 辅助进行 fMRI 运动校正与功能分析。尽管面临数据质量、模型泛化与伦理等挑战, 多模态融合与优化算法将推动 AI 向临床决策支持系统转变, 助力早期诊断与干预。本文就 AI 辅助分析胎儿脑部 MRI 应用进展进行综述。

[关键词] 胎儿; 脑; 人工智能; 磁共振成像

[中图分类号] TP18; R445.2 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1003-3289(2026)01-0140-04

MRI 已广泛用于监测胎儿脑部发育和诊断疾病, 但由于缺少不同孕龄胎儿脑部 MRI 图谱, 难以实现标准化评估脑沟、脑回, 使 MRI 评估胎儿脑发育存在局限性。人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术已用于处理胎儿脑部 MRI, 能通过分析大量胎儿脑 MRI 数据而自动识别并学习图像重要特征, 如脑组织边界及脑室形态等, 用于监测胎儿脑部发育、检测发育异

常、预测胎龄 (gestational age, GA) 与脑龄可加快诊断进程并提高准确性。本文就 AI 辅助分析胎儿脑部 MRI 应用进展进行综述。

1 预测 GA 与脑龄

预测 GA 与脑龄是 AI 辅助分析胎儿脑部 MRI 开展最早、应用最广的领域之一。

1.1 预测 GA GA 是产科常用时间指标。分析胎儿

[基金项目] 北京新兴卫生产业发展基金会中青年医生火炬项目 (XM2021-02-001)。

[第一作者] 周生源 (2004—), 男, 青海海东人, 在读本科。研究方向: 医学影像学。E-mail: 13195749089@163.com

[通信作者] 刘颖, 北京大学第三医院放射科, 100191。E-mail: lyyulia@163.com

[收稿日期] 2025-03-13 **[修回日期]** 2025-08-16

脑部 MRI 预测胎儿在母体中的发育时间对于评估早产风险和监测胎儿发育具有重要意义。近年来,深度学习(deep learning, DL)技术,特别是卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和自动编码器的应用显著提升了预测 GA 准确率^[1]。通过训练 DL 模型、提取大规模 MRI 特征可实现自动估算 GA,为临床决策提供精准支持。

HASAN 等^[2]以 Xception 为骨干网络、融合多头注意力机制开发的 DL 模型通过并行捕获多尺度图像特征而有效提升了 GA 回归方程的精度,该研究基于 741 胎 52 900 幅胎儿脑 MRI 的数据集对模型进行训练和验证,以天为单位预测 GA 的平均绝对误差(mean absolute error, MAE)为 3.80 天,与传统 CNN 预测结果的 Pearson 相关系数为 98.50%,而在跨视图一致性方面的表现优于传统 CNN,具有良好临床应用前景。SHEN 等^[3]开发的端到端的注意力引导 DL 模型预测 GA 表现良好,与真实值的一致性相关系数为 0.970。KOJITA 等^[4]通过训练模型并进行验证,证实 DL 能准确预测孕中晚期胎儿 GA。FENG 等^[5]提出的动态特征融合 CNN 算法通过融合注意力引导的多方向动态特征而自适应加权不同 MRI 切片的时空信息,能有效控制数据集不平衡所致预测偏差;其用于预测不平衡数据集 GA 的效能较好,MAE 为 0.848 周,在治疗干预和制定分娩计划方面具有广泛临床适用性。

1.2 AI 辅助预测脑龄 脑龄指根据脑 MRI 形态推算的生物学年龄,用于衡量胎儿脑发育是否与实际 GA 同步。预测脑龄指通过分析胎儿脑 MRI,基于皮质厚度、脑回折叠度和脑沟形态等推算胎儿大脑发育的生物学年龄。相比实际 GA,脑龄能更准确地反映胎儿脑发育状态。传统脑龄与 GA 预测方法多依赖人工标注和统计学模型,需大量手动操作,且具有主观因素依赖性。利用 AI 能自动分析和学习大脑形态的细微变化、自动处理胎儿脑 MRI,有效解决脑部数据标注不足和样本不均等问题,提高预测脑龄和 GA 的精度。ZHOU 等^[6]提出 JoCoRank 算法,通过联合相关性学习与排序相似性正则化,利用样本间相对年龄关系缓解数据不平衡,以回归误差与相似性约束共同优化其损失函数,MAE 为 0.69 周,有助于临床早期识别并干预胎儿脑发育异常。为解释形状相关皮质结构特征对预测胎儿脑龄差异(predicted brain age difference, PAD)的影响,KWON 等^[7]基于 CNN 模型以回归分析预测 PAD 与整体或局部皮质结构参数的关联,发现 PAD 与全脑体积及表面积均呈正相关。

PAD 随脑沟分布紊乱而降低,表明脑沟皱褶相关排列和分布也显著影响胎儿脑龄预测结果。HONG 等^[8]通过构建 2D 单通道 CNN 预测胎儿脑龄,以减少对复杂 MRI 预处理的依赖,其用于 21 胎健康胎儿脑 MRI 的 MAE 为 0.51 周。

2 检测胎儿神经发育异常

胎儿期是大脑发育关键阶段;MRI 可用于评估胎儿脑发育,早期发现脑萎缩、脑室扩张、白质损伤等异常,为后续临床干预提供重要依据。AI 亦已广泛用于检测胎儿神经发育异常,促进了检测胎儿神经发育异常从主观经验判断向量化、自动化分析的转化,并显著提升了诊断效率。利用 AI 自动分析胎儿脑部结构并提取关键特征,如脑皮质厚度、脑白质分布及脑室形态等,可精准判断胎儿脑发育状态^[9-10]。

分割胎儿大脑皮层对于研究胎儿神经发育轨迹与分析脑结构及功能至关重要。YOU 等^[11]以 55 胎正常胎儿脑 MRI 对新的 DL 模型——注意力门控球形 U-net 模型进行训练和验证,通过结合球形卷积与注意力门控而直接在球面域上学习皮层折叠模式,以之自动分割胎儿大脑皮层表面能较传统 U-Net 减少几何畸变、提升边界精度,精准还原胎儿大脑皮层真实结构,为早期精准筛查胎儿神经发育异常提供影像学支持。

胎儿脑回发育异常,如无脑儿或多小脑回,严重影响胎儿大脑功能。YEHUDA 等^[12]开发基于常规采集胎儿脑 MRI 数据的自动评估流程,利用 7 种机器学习算法鉴别无脑回或多小脑回畸形胎与对照组,结果显示该流程用于极限梯度提升算法的分类效果最好,而用于随机森林法能提高早期识别皮质畸形的能力。

脑室发育异常、尤其脑室扩张是胎儿常见神经发育异常。VAHEDIFARD 等^[13]利用 DL 模型测量胎儿脑 MRI 中的侧脑室宽度,以区分正常与扩张的侧脑室,准确率达 95.00%。另有研究者^[14-17]开发多种 AI 算法用于分割胎儿 MRI 中的脑区并提取脑部发育特征,如 PAYETTE 等^[16]提出迁移学习模型、SHE 等^[17]提出深度分割网络模型等,均展现出较好临床应用前景。

3 分析胎儿功能 MRI 数据

胎儿期是大脑快速发育的重要阶段,神经系统发育状况直接影响出生后的认知、运动和精神功能。功能 MRI(functional MRI, fMRI),尤其静息态 fMRI,可通过血氧水平依赖检测大脑不同区域功能活动及其相互连接而揭示胎儿期神经网络建立过程。当前 AI

在该领域中的应用主要集中于校正运动伪影、自动脑区分割、分析功能连接和检测异常等,相关应用研究尚少,主要原因可能在于获取与处理胎儿 fMRI 数据难度较大;且胎儿脑功能网络尚未完全成熟,尚无公认的“金标准”数据集可供训练模型。现有胎儿 fMRI 数据集相对零散,缺乏跨中心标准化研究。

KIM 等^[18]采用 β -变分自编码器非线性降维胎儿 fMRI,通过解耦联潜在变量捕捉脑功能成熟的非线性轨迹,相比线性模型,其预测结果更为准确、稳定。NICHOLS 等^[19]基于 U-Net 的轻量化设计、集成 BIDS 标准而研发的新型 BIDS 应用程序 funcmasker-flex 实现了跨中心自动化提取胎儿 fMRI 数据,可降低人工干预、提升跨数据集一致性。RUTHERFORD 等^[20]利用胎儿 fMRI 数据库训练的 CNN 模型在来自不同人群的独立测试集中表现出色。NEVES 等^[21]提出实时运动校正方法以提高采集 fMRI 数据的稳定性,通过对 125 个数据集进行三维 U-Net 训练,实现了实时跟踪重复扫描过程中胎儿脑部空间位置,动态监测胎儿脑部在扫描坐标系中的实时坐标与偏移,动态调整参数并进行前瞻性校正,能有效减少胎动伪影、提升成像质量。

为探索胎儿行为与其大脑发育的关系,JI 等^[22]研发对长时间胎动进行分类的方法,以 DL 模型针对连续四维 fMRI 数据集提取胎儿大脑在整个时间序列上的帧间位移而量化胎儿运动,并将行为特征与 fMRI 所示脑活动进行配对,结果显示胎儿运动随 GA 增加而减少,揭示了胎儿行为与神经网络发育研究的发展前景。

4 小结与展望

胎儿脑 MRI 研究对于产前评估神经发育具有重要价值,但面临诸多挑战。胎动、母体呼吸及磁场干扰易导致运动伪影,降低信噪比并影响图像质量^[23];数据来源单一、成像协议不一致,以及缺少统一标准的跨中心研究等因素均影响模型泛化性和临床适用性^[24]。AI 用于预测脑龄、分割解剖结构等表现出色,但缺乏可解释性影响模型的可信度。此外,随着 AI 在产前诊断中的应用,亟须建立数据隐私保护、算法偏差审查及临床责任界定机制等^[25]。

多模态数据融合、精准建模与优化算法的持续发展,以及自监督学习、小样本学习等方法有助于提高 AI 模型对早期发育特征的表征能力^[26]。多中心数据共享及自动化评估质量术将提高 AI 模型的稳定性和泛化性。AI 分析胎儿脑 MRI 有望嵌入产前影像学工作流程,实现扫描后自动质控与头位校正、实时输出脑

龄与 GA 差值及结构异常热图等,并逐步从辅助工具向临床决策支持系统转变,为产前早期检测和精准干预神经系统疾病提供新的解决方案。

利益冲突:全体作者声明无利益冲突。

作者贡献:周生源查阅文献、撰写和修改文章;胡惠鑫查阅文献;王奥楠审阅文章;刘颖指导、审阅文章、经费支持。

[参考文献]

- [1] DOU H, KARIMI D, ROLLINS C K, et al. A deep attentive convolutional neural network for automatic cortical plate segmentation in fetal MRI[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2021, 40(4):1123-1133.
- [2] HASAN M A, HAQUE F, ROY T, et al. Prediction of fetal brain gestational age using multihead attention with Xception[J]. Comput Biol Med, 2024, 182:109155.
- [3] SHEN L, ZHENG J, LEE E H, et al. Attention-guided deep learning for gestational age prediction using fetal brain MRI[J]. Sci Rep, 2022, 12(1):1408.
- [4] KOJITA Y, MATSUO H, KANDA T, et al. Deep learning model for predicting gestational age after the first trimester using fetal MRI[J]. Eur Radiol, 2021, 31(6):3775-3782.
- [5] FENG Z, ZHOU R, XIA W, et al. PDFF-CNN: An attention-guided dynamic multi-orientation feature fusion method for gestational age prediction on imbalanced fetal brain MRI dataset[J]. Med Phys, 2024, 51(5):3480-3494.
- [6] ZHOU R, LIU Y, XIA W, et al. JoCoRank: Joint correlation learning with ranking similarity regularization for imbalanced fetal brain age regression[J]. Comput Biol Med, 2024, 171:108111.
- [7] KWON H, YOU S, YUN H J, et al. The role of cortical structural variance in deep learning-based prediction of fetal brain age[J]. Front Neurosci, 2024, 18:1411334.
- [8] HONG J, YUN H J, PARK G, et al. Optimal method for fetal brain age prediction using multiplanar slices from structural magnetic resonance imaging [J]. Front Neurosci, 2021, 15:714252.
- [9] KEBIRI H, GHOLIPOUR A, LIN R, et al. Deep learning microstructure estimation of developing brains from diffusion MRI: A newborn and fetal study[J]. Med Image Anal, 2024, 95:103186.
- [10] VAHEDIFARD F, LIU X, ADEPOJU J O, et al. Automatic localization of the pons and vermis on fetal brain MR imaging using a U-Net deep learning model [J]. AJNR Am J Neuroradiol, 2023, 44(10):1191-1200.
- [11] YOU S, DE LEON BARBA A, CRUZ TAMAYO V, et al. Automatic cortical surface parcellation in the fetal brain using attention-gated spherical U-net [J]. Front Neurosci, 2024, 18:1410936.

- [12] YEHUDA B, RABINOWICH A, LINK-SOURANI D, et al. Automatic quantification of normal brain gyrification patterns and changes in fetuses with polymicrogyria and lissencephaly based on MRI [J]. *AJNR Am J Neuroradiol*, 2023, 44(12): 1432-1439.
- [13] VAHEDIFARD F, AI H A, SUPANICH M P, et al. Automatic ventriculomegaly detection in fetal brain MRI: A step-by-step deep learning model for novel 2D-3D linear measurements [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(14):2355.
- [14] SANCHEZ T, ESTEBAN O, GOMEZ Y, et al. FetMRQC: A Robust quality control system for multi-centric fetal brain MRI [J]. *Med Image Anal*, 2024, 97:103282.
- [15] MAZHER M, QAYYUM A, PUIG D, et al. Effective approaches to fetal brain segmentation in MRI and gestational age estimation by utilizing a multiview deep inception residual network and radiomics [J]. *Entropy (Basel)*, 2022, 24(12):1708.
- [16] PAYETTE K, DE DUMAST P, KEBIRI H, et al. An automatic multi-tissue human fetal brain segmentation benchmark using the fetal tissue annotation dataset [J]. *Sci Data*, 2021, 8(1):167.
- [17] SHE J, HUANG H, YE Z, et al. Automatic biometry of fetal brain MRIs using deep and machine learning techniques [J]. *Sci Rep*, 2023, 13(1):17860.
- [18] KIM J H, DE ASIS-CRUZ J, KRISHNAMURTHY D, et al. Toward a more informative representation of the fetal-neonatal brain connectome using variational autoencoder [J]. *Elife*, 2023, 12:e82345.
- [19] NICHOLS E S, CORREA S, van DYKEN P, et al. Funcmasker-flex: An automated BIDS-App for brain segmentation of human fetal functional MRI data [J]. *Neuroinformatics*, 2023, 21(3):565-573.
- [20] RUTHERFORD S, STURMFELS P, ANGSTADT M, et al. Automated brain masking of fetal functional MRI with open data [J]. *Neuroinformatics*, 2022, 20(1):173-185.
- [21] NEVES SILVA S, AVILES VERDERA J, TOMI-TRICOT R, et al. Real-time fetal brain tracking for functional fetal MRI [J]. *Magn Reson Med*, 2023, 90(6):2306-2320.
- [22] JI L, MAJBRI A, HENDRIX C L, et al. Fetal behavior during MRI changes with age and relates to network dynamics [J]. *Hum Brain Mapp*, 2023, 44(4):1683-1694.
- [23] NEVES SILVA S, MCELROY S, AVILES VERDERA J, et al. Fully automated planning for anatomical fetal brain MRI on 0.55T [J]. *Magn Reson Med*, 2024, 92(3):1263-1276.
- [24] PECCO N, DELLA ROSA P A, CANINI M, et al. Optimizing performance of transformer-based models for fetal brain MR image segmentation [J]. *Radiol Artif Intell*, 2024, 6(6):e230229.
- [25] MESHAKA R, GAUNT T, SHELMERDINE S C. Artificial intelligence applied to fetal MRI: A scoping review of current research [J]. *Br J Radiol*, 2023, 96(1147):20211205.
- [26] KARIMI D, ROLLINS C K, VELASCO-ANNIS C, et al. Learning to segment fetal brain tissue from noisy annotations [J]. *Med Image Anal*, 2023, 85:102731.