

人工智能在胎儿运动评估中的应用研究进展

冯佳婷, 向婷, 李佳琳, 王嘉懿, 宣荣荣, 高雅洁

doi:10.3969/j.issn.1671-0800.2025.04.028

【中图分类号】 R714.5 【文献标志码】 C 【文章编号】 1671-0800(2025)04-0429-04

胎儿运动是评估胎儿健康的重要生理指标^[1]。简单的胎儿运动起自妊娠第 7 周, 一般运动在妊娠第 10 周出现^[2-3]。研究表明, 异常的胎儿运动与胎儿肌肉、骨骼及神经系统发育障碍, 胎儿生长受限相关, 并可能增加早产和死产的风险^[4-6]。

目前, 量化胎儿运动的唯一实际方式是通过母体感知, 但受个体差异的影响较大, 且胎动减少常为晚期迹象^[7]。除了母体感知之外, 超声、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)可辅助评估胎儿运动, 但无法精确、快速地评估, 且不适合长期监测^[8]。近年来, 随着人工智能(artificial intelligence, AI)的快速发展和现代数字信息处理技术的进步, 利用 AI 对胎儿运动进行自动识别受到广泛关注。本文对 AI 在胎儿运动评估领域的应用进行综述, 旨在为临床实践中胎儿运动的评估提供参考依据, 并为 AI 在该领域的潜在应用提供新的见解。

1 AI 的概念与应用

AI 是计算机科学中一个快速发展的领域, 旨在创造能够执行需要人类智能才能完成任务的机器, 实现自主判断和智能决策^[9]。机器学习(machine learning, ML)是实现 AI 的重要手段之一, 通过数学函数或规则集从数据集进行训练或学习, 并输出分类和预测结果^[10]。根据训练数据集的标签是否存在, 分为监督学习、无监督学习和半监督学习^[11]。

深度学习(deep learning, DL)是 ML 的一个子集, 利用神经网络作为基本算法。与传统的 ML 相

比, DL 不依赖于专家手动标注数据(如颜色、轮廓、关键点等), 而是通过人工神经网络自动从原始数据中提取相关特征^[12]。在训练过程中, 通过卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等算法来调整参数, 从而得到最优化的模型。DL 在医学图像分析领域得到广泛应用, 如 X 线、计算机断层扫描(computed tomography, CT)和 MRI 图像的分类、分割、检测和配准^[13]。

AI 通过对大量临床数据抽象特征的提取分析和建模, 可能实现对胎儿运动的精准评估和监测, 有望成为胎儿运动异常的辅助诊断工具。

2 AI 在胎儿运动评估领域中的应用

2.1 AI 在胎儿运动超声图像分析和诊断中的应用

超声被广泛用于测量胎儿结构、评估胎儿运动和诊断疾病, 然而其结果易受到操作人员专业技能和主观判断的影响。AI 能自动提取超声图片信息, 发现人眼无法识别的特征, 有助于减少测量的差异, 提高诊断的准确性^[14-15]。

由于胎儿的解剖结构具有相似的视觉特征, 胎儿运动的特征难以准确提取。Sridar 等^[16]采用基于二维超声的自动分类方法, 对 14 种不同胎儿结构图像进行识别。他们通过微调预训练的 CNN, 分别使用胎儿超声整体图像和胎儿结构的判别区域, 训练了两个特征提取器, 从而实现对胎儿运动超声图像的精准分类。

近年来, 三维和四维超声检查的发展, 使胎儿运动的精确评估成为可能, 但存在图像质量差、处理高维数据的图形处理器(graphics processing unit, GPU)内存有限及胎儿姿势变化难以评估等。Yang 等^[17]提出利用三维胎儿姿势评估框架(Fetus Map V2)来克服上述挑战。通过优化 GPU 内存管理、利

基金项目: 浙江省医药卫生科技计划项目(2022KY334); 浙江省基础公益研究计划项目(LBY24H040003)

作者单位: 315010 宁波, 宁波大学附属第一医院(冯佳婷、向婷、李佳琳、王嘉懿、宣荣荣、高雅洁); 宁波大学医学部(冯佳婷、向婷)

通信作者: 高雅洁, Email: gaoyajie0204@126.com

用“配对损失”减轻解剖结构混淆,并采用自监督学习方法在线完善胎儿姿势评估,并在大规模三维胎儿超声数据集(1 000例)上进行了广泛实验和多样化应用。

此外,AI能够基于超声图像对胎儿运动疾病进行分类和诊断。Miyagi等^[18]利用妊娠19~38周胎儿的面部超声图像数据,开发了基于原始神经网络架构CNN的AI分类器,对胎儿面部表情分类的准确率达0.984,这有助于推进胎儿大脑发育的研究。Ribes等^[19]使用支持向量机(SVM)法对胎儿运动参数进行分类处理,该模型区分正常胎儿和病理性胎儿的灵敏度、特异度、支持向量百分比及总分类误差分别为100%、100%、35%及0%,为检测胎儿发育异常提供了依据。

2.2 AI在MRI影像分析和诊断中的应用 近年来,AI技术在MRI图像的预处理和后处理中的应用,实现了对胎儿运动精确、快速客观的评估和分类。

图像分割是MRI图像分析的重要任务之一。通过AI技术,可实现对胎儿运动MRI图像的精确分割。Singh等^[20]开发的实时图像运动跟踪方法,可直接从获取的图像中学习预测胎儿运动,且实时性优于其他方法,可用于指导胎儿运动的MRI图像的分割和采集。

Bowles等^[21]利用傅里叶变换和光流场聚类优化电影磁共振成像(cine-magnetic resonance imaging, cine-MRI)进行图像分割,自动提取胎儿单个身体部位的短时运动,并通过概率分类估算其位置,这大幅降低人工预处理的工作量和时间成本。

基于AI技术的MRI数据分析,能定量胎儿的宫内运动,识别影响胎儿运动的因素。Vasung等^[22]利用CNN成功地量化了胎儿的肢体运动,揭示了影响胎儿运动的母体因素(高氧)和胎儿因素(胎龄、关节)。Verbruggen等^[23]基于cine-MRI数据构建了胎儿下肢肌肉骨骼的有限元模型,分析胎儿产生运动时所需的肌力,有助于识别增加关节畸形风险的子宫环境。此外,Xu等^[24]使用MRI结合DL算法,通过自动检测胎儿标志(上肢和下肢关节、眼睛和膀胱)来估计胎儿姿势,其精确度达96.4%。

2.3 AI可穿戴式设备在胎儿运动检测中的应用 与超声和MRI等仪器相比,可穿戴智能传感设备具有

成本低、操作方便、可在家长长期监测胎儿运动的优势。

在用于检测胎儿肢体运动的可穿戴式设备研究中,Altini等^[25]提出了一种在孕妇腹部放置5个加速度计的装置,信号经过带通滤波(1~20 Hz)和分段(0.5 s epoch)。该装置使用83个统计特征和随机森林分类器,利用加速度计收集的数据来分类踢腿或非踢腿运动,灵敏度为70%,阳性预测值为65%。

针对目前胎儿运动检测准确率低、孕妇感知胎儿运动困难等,Qin等^[26]研发基于可穿戴设备的胎儿运动检测系统,采用卡尔曼滤波算法和正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法,提高胎儿运动检测的准确性(89.74%)。Delay等^[27]利用CNN,对单个加速度计的z通道频谱图进行分类。CNN分类器在96个母体感知记录上进行训练,以24个超声记录为基础真值进行测试,最佳结果为真阳性率86%,假阳性率7%。

针对调频信号提取困难、传统ML分类器在调频信号检测中识别率低,Liang等^[28]开发了无源调频检测系统,统利用卡尔曼滤波进行预处理,弥补了传统带通滤波无法处理、不可预测随机噪声信号的不足,并通过词典构建和大数据分析的ML方法,解决了基于人类经验观察构建词典的不足。并采用OMP算法和自适应滤波算法,对调频信号进行自动匹配和识别,与传统的胎儿运动识别算法相比,该算法将阳性预测值提高了4.74%~12.74%。此外,Liang等^[29]将卡尔曼滤波、时频域和小波域特征提取,与超参数调谐的光梯度增强机(light gradient boosting machine, Light GBM)模型相结合,并利用贝叶斯优化算法(bayesian optimization algorithm, BOA)对Light GBM模型进行优化,成功地实现了对胎儿运动的准确预测和识别。

2.4 AI在分娩时胎儿运动评估中的应用 有研究发现,分娩时的胎儿运动可能导致脐带血管损伤,特别是使用催产素引产时^[30]。因此,在分娩时评估胎儿运动是必要的。分娩时AI可视化超声技术,可自动计算出胎头位置参数和胎头下降程度。可实时监测产程进展,并辅助医生做出及时有效的分娩决策。

Ghi等^[31]以经腹超声诊断为“金标准”,在张量处理器(tensor processing unit, TPU)图像上,训练基于

模式识别前馈神经网络的 ML 算法,来区分胎儿头部位置,可准确区分第二产程胎儿头部的位置。Marcadent 等^[32]利用胎儿头部特定解剖区域的靶向与 DL 模型结合的校准方法,用于分娩初期跟踪胎儿头部运动,并在 7 名产妇中进行了测试(包含 195 张超声图像)。证明了在分娩初期,使用 AI 辅助超声图像定位胎儿头部运动的可行性。Morchi 等^[33]开发的虚拟分娩模拟器平台,可实时监测分娩模拟过程中,胎儿在母体子宫内的位置,提供胎儿头部的位置及图形信息,为助产培训提供了有效的可视化工具。

3 AI 在胎儿运动评估领域中应用的不足与挑战

3.1 数据质量 获取大量标记数据以确保模型的有效训练,是使用 AI 评估胎儿运动的主要障碍之一。

由于胎儿影像平面视觉特征的相似性,专家注释数据时的异质性及不同仪器间的成像差异,获取精确且统一的标签集存在困难。因此,建立独立的、前瞻性的、经过审核的数据库,对提升数据质量至关重要。目前大多数研究基于回顾性数据库,且仅关注胎儿单个部位的运动。因此,迫切需要建立能够自动识别和检测胎儿多部位运动的 AI 模型,有助于胎儿异常的产前诊断。

3.2 可解释性 AI 模型的另一个主要缺点是缺乏解释性。研究者们试图通过使用梯度加权类激活映射(gradient-weighted class activation mapping, Grad-CAM)等技术来增强模型的可解释性,从而更好地理解 AI 模型关注的区域和特征^[34]。目前胎儿运动评估领域已建立的 AI 模型尚未进行临床转化。加速临床转化的关键包数据报告的透明度与全面性,建模方法的明确性,通过交叉验证和外部验证进行模型的质量评估,并基于本中心数据改善模型,从而提高 AI 模型的可解释性。

3.3 安全问题 信息安全和医疗安全是 AI 应用于胎儿运动评估领域最主要的安全问题。虽然 AI 能提高诊疗效率,但存在泄露患者隐私的风险。强有力的数据保护法对于保护患者个人隐私至关重要,如美国的健康保险流通与责任法案(HIPPA)和欧洲的通用数据保护条例(GDPR)^[35]等。此外,AI 诊断存在误判风险。因此,不能过度依赖 AI 诊断胎儿运动异常疾病,应对其诊断性能进行批判性评估。

4 小结与展望

AI 广泛用于胎儿运动的评估,提高了超声、MRI 等影像设备的图像分析和诊断性能,不仅能够精准评估妊娠期间的胎儿运动,还可以有效地监测产程中的胎儿运动,已成为临床诊断胎儿发育异常和监测产程进展的必要工具。但 AI 辅助胎儿运动评估模型的普适性与有效性仍需进一步研究。未来,随着 AI 技术的不断优化和研究的深入,需进一步加强医疗数据的采集,完善 AI 算法,开发更优化的 AI 模型应用于胎儿运动的临床评估,为胎儿健康保驾护航。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

参 考 文 献

- [1] 欧有良,周燕莉,都萍萍,等.胎动感知在晚孕期监护胎儿宫内状况中的应用效果分析[J].实用医学杂志,2023,39(12):1512-1517.
- [2] LUCHINGER A B, HADDERS-ALGRA M, VAN KAN C M, et al. Fetal onset of general movements[J]. *Pediatr Res*, 2008, 63(2): 191-195.
- [3] DE VRIES J I, VISSER G H, PRECHTL H F. The emergence of fetal behaviour. II. Quantitative aspects[J]. *Early Hum Dev*, 1985, 12(2): 99-120.
- [4] 王娟,郭维宁,陆小莉,等.妊娠期胎动监测与胎动减少管理最佳证据总结[J].全科护理,2024,22(17):3169-3175.
- [5] EINSPIELER C, PRAYER D, MARSCHIK P B. Fetal movements: The origin of human behaviour[J]. *Dev Med Child Neurol*, 2021, 63(10): 1142-1148.
- [6] THOMPSON J M D, WILSON J, BRADFORD B F, et al. A better understanding of the association between maternal perception of foetal movements and late stillbirth-findings from an individual participant data meta-analysis[J]. *BMC Med*, 2021, 19(1): 267.
- [7] HIJAZI Z R, EAST C E. Factors affecting maternal perception of fetal movement[J]. *Obstet Gynecol Surv*, 2009, 64(7): 489-497.
- [8] AYALA K, HUYNH C, VOEGTLINE K, et al. Made to move: A review of measurement strategies to characterize heterogeneity in normal fetal movement[J]. *Infant Behav Dev*, 2024, 75: 101949.
- [9] 王祖恒,韦春梦,鲁文浩,等.人工智能在智能医疗保健中的应用研究[J].广西医科大学学报,2025,42(1):1-8.
- [10] BHAT M, RABINDRANATH M, CHARA B S, et al. Artificial intelligence, machine learning, and deep learning in liver transplantation[J]. *J Hepatol*, 2023, 78(6): 1216-1233.
- [11] 王宁,王浩莲,徐苗.半监督学习研究综述[J].电脑知识与技术,2024,20(6):24-26.
- [12] ZHU L X, PAN J H, MOU W M, et al. Harnessing artificial intelligence for prostate cancer management[J]. *Cell Rep Med*, 2024, 5(4): 101506.
- [13] CHEN X X, WANG X M, ZHANG K, et al. Recent advances and clinical applications of deep learning in medical image analysis[J].

- Med Image Anal, 2022, 79: 102444.
- [14] 王萃,姚凌,任佳伦.人工智能在产前超声领域的应用与思考[J].海军医学杂志,2025,46(1):43-45.
- [15] MATTHEW J, SKELTON E, DAY T G, et al. Exploring a new paradigm for the fetal anomaly ultrasound scan: Artificial intelligence in real time[J]. Prenat Diagn, 2022, 42(1): 49-59.
- [16] SRIDAR P, KUMAR A, QUINTON A, et al. Decision fusion-based fetal ultrasound image plane classification using convolutional neural networks[J]. Ultrasound Med Biol, 2019, 45(5): 1259-1273.
- [17] YANG X, SHI WL, DOU HR, et al. FetusMap: fetal pose estimation in 3D ultrasound[C].Shenzhen:Springer, 2019.
- [18] MIYAGI Y, HATA T, BOUNO S, et al. Recognition of facial expression of fetuses by artificial intelligence (AI)[J]. J Perinat Med, 2021, 49(5): 596-603.
- [19] RIBES S, GIRAULT J M, PERROTIN F, et al. Multidimensional ultrasound Doppler signal analysis for fetal activity monitoring[J]. Ultrasound Med Biol, 2015, 41(12): 3172-3181.
- [20] SINGH A, SALEHI S S M, GHOLIPOUR A. Deep predictive motion tracking in magnetic resonance imaging: Application to fetal imaging[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2020, 39(11): 3523-3534.
- [21] BOWLES C, NOWLAN N C, HAYAT T T A, et al. Machine learning for the automatic localisation of foetal body parts in cine-MRI scans[C]. Florida:SPIE, 2015.
- [22] VASUNG L, XU J S, ABACI-TURK E, et al. Cross-sectional observational study of typical in utero fetal movements using machine learning[J]. Dev Neurosci, 2023, 45(3): 105-114.
- [23] VERBRUGGEN S W, LOO J H W, HAYAT T T A, et al. Modeling the biomechanics of fetal movements[J]. Biomech Model Mechanobiol, 2016, 15(4): 995-1004.
- [24] XU J S, ZHANG M L, TURK E A, et al. Fetal pose estimation in volumetric MRI using a 3D convolution neural network[J]. Med Image Comput Comput Assist Interv, 2019, 11767: 403-410.
- [25] ALTINI M, MULLAN P, ROOIJAKKERS M, et al. Detection of fetal kicks using body-worn accelerometers during pregnancy: Trade-offs between sensors number and positioning[J]. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2016, 2016: 5319-5322.
- [26] QIN M P, XU Y, LIANG Y B, et al. A wearable fetal movement detection system for pregnant women[J]. Front Med (Lausanne), 2023, 10: 1160373.
- [27] DELAY U, NAWARATHNE T, DISSANAYAKE S, et al. Novel non-invasive in-house fabricated wearable system with a hybrid algorithm for fetal movement recognition[J]. PLoS One, 2021, 16(7): e0254560.
- [28] LIANG S S, PENG J S, XU Y. Passive fetal movement signal detection system based on intelligent sensing technology[J]. J Healthc Eng, 2021, 2021: 1745292.
- [29] LIANG S S, PENG J S, XU Y, et al. Passive fetal movement recognition approaches using hyperparameter tuned LightGBM model and Bayesian optimization[J]. Comput Intell Neurosci, 2021, 2021: 6252362.
- [30] ZHANG W C, YANG T F, ZHANG F, et al. Fetal movement during delivery can lead to damage to the umbilical vessels and endanger the life of the fetus[J]. Leg Med (Tokyo), 2024, 70: 102493.
- [31] GHI T, CONVERSANO F, RAMIREZ ZEGARRA R, et al. Novel artificial intelligence approach for automatic differentiation of fetal occiput anterior and non-occiput anterior positions during labor[J]. Ultrasound Obstet Gynecol, 2022, 59(1): 93-99.
- [32] MARCAGENT S, HECHES J, MOSER L, et al. Towards real-time tracking of fetal head in 3D during childbirth[C].Canada: IEEE, 2023.
- [33] MORCHI L, TOGNARELLI S, MENCIASSI A. A novel childbirth simulator for real-time monitoring of fetal head during the active phase of the labor[J]. IEEE Trans Med Robot Bionics, 2022, 4(3): 720-728.
- [34] HE T, GUO J X, CHEN N, et al. MediMLP: Using grad-CAM to extract crucial variables for lung cancer postoperative complication prediction[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2020, 24(6): 1762-1771.
- [35] PENG L, LUO G X, ZHOU S C, et al. An in-depth evaluation of federated learning on biomedical natural language processing for information extraction[J]. NPJ Digit Med, 2024, 7(1): 127.

收稿日期:2024-10-17
(本文编辑:方能)