

基于实时目标检测网络的胎儿颜面部超声切面识别及应用

刘中华^{1,2}, 余卫峰¹, 吴秀明^{1,2}, 薛浩², 吕国荣^{3,4}, 王小莉⁵, 柳培忠^{2,5}

1. 福建医科大学附属泉州第一医院超声科, 福建 泉州 362000; 2. 华侨大学工学院, 福建 泉州 362000; 3. 泉州医学高等专科学校母婴健康服务应用技术协同创新中心, 福建 泉州 362000; 4. 福建医科大学附属第二医院超声科, 福建 泉州 362000; 5. 华侨大学医学院, 福建 泉州 362000

【摘要】目的:探讨基于实时目标检测网络的人工智能(AI)模型在胎儿颜面部超声检查中的应用价值。**方法:**以妊娠20~24周正常胎儿颜面部超声标准切面(FFUSP)图像为研究对象,构建基于实时目标检测网络的FFUSP识别模型,观察其对FFUSP及其解剖结构的识别精度;通过临床验证分析其对119例胎儿超声图像中FFUSP识别效能以评价其临床应用价值。**结果:**AI模型对胎儿颜面部结构识别的整体查准率为97.8%、查全率为98.5%、mAP@.5为98.1%、mAP@.5:.95为61.0%。在临床验证中,AI模型对颜面部解剖结构识别的敏感度、特异度、阳性预测值、阴性预测值及准确率分别为100.0%、98.5%、87.4%、100.0%、98.7%,与胎儿超声专家分类一致性强($k=0.925$, $P<0.001$);对3类标准切面图像的识别准确率为100%;动态视频检测平均速度为33.93帧/s。**结论:**基于实时目标检测网络的FFUSP识别模型性能优越,可应用于实时超声检查辅助诊断、教学及智能化质量评价。

【关键词】超声检查;人工智能;实时目标检测网络;胎儿;颜面部

【中图分类号】R318;R445.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)02-0247-06

Fetal facial ultrasound plane recognition based on real-time object detection network and its application

LIU Zhonghua^{1,2}, YU Weifeng¹, WU Xiuming^{1,2}, XUE Hao², LÜ Guorong^{3,4}, WANG Xiaoli⁵, LIU Peizhong^{2,5}

1. Department of Ultrasound, Quanzhou First Hospital Affiliated to Fujian Medical University, Quanzhou 362000, China; 2. College of Engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362000, China; 3. Collaborative Innovation Center for Maternal and Infant Health Service Application Technology, Quanzhou Medical College, Quanzhou 362000, China; 4. Department of Ultrasound, the Second Affiliated Hospital of Fujian Medical University, Quanzhou 362000, China; 5. School of Medicine, Huaqiao University, Quanzhou 362000, China

Abstract: Objective To explore the role of an artificial intelligence (AI) model based on real-time object detection network in fetal facial ultrasound examination. **Methods** With the normal fetal facial ultrasound standard plane (FFUSP) at 20-24 weeks of gestation as the research object, a FFUSP recognition model based on real-time object detection network was constructed. The recognition accuracy of the model for FFUSP and the anatomical structures were analyzed, and the clinical value was evaluated by analyzing its performance in identifying FFUSP in 119 cases of fetal ultrasound images. **Results** The overall precision, recall rate, mAP@.5 and mAP@.5:.95 of the AI model were 97.8%, 98.5%, 98.1% and 61.0%, respectively. The clinical validation showed that the AI model had a sensitivity, specificity, positive predictive value, negative predictive value and accuracy of 100.0%, 98.5%, 87.4%, 100.0% and 98.7% for facial anatomy recognition, and the results were highly consistent with the classification of fetal ultrasound experts ($k=0.925$, $P<0.001$). The recognition accuracy of the model for 3 types of standard planes reached 100%; and the average speed of dynamic video detection was 33.93 frames per second. **Conclusion** The FFUSP recognition model based on real-time object detection network exhibits excellent performance, and it can be applied to real-time ultrasound diagnosis, teaching and intelligent quality evaluation.

Keywords: ultrasound examination; artificial intelligence; real-time object detection network; fetal; face

【收稿日期】2023-10-26

【基金项目】福建省自然科学基金(2021J011404);泉州市科技计划项目(2022NS057)

【作者简介】刘中华, 硕士, 副主任医师, 研究方向: 产科超声、介入超声、超声人工智能, E-mail: liuzhonghua2005@126.com

【通信作者】吴秀明, 副主任医师, 研究方向: 妇产科超声, E-mail: wxming1981@163.com

前言

在产前超声检查中,超声切面解剖结构是判断切面是否标准以及分析胎儿是否存在异常的基础。胎儿颜面部超声标准切面(Fetal Facial Ultrasound Standard Plane, FFUSP)包括经眼球横切面(Ocular Axial Plane, OAP)、正中矢状面(Median Sagittal Plane, MSP)、鼻唇冠状切面(Nasolabial Coronal Plane, NCP),这3类切面中包含颜面部的大部分结构,在胎儿颜面部结构筛查与畸形诊断中发挥重要作用^[1-3],因此,对3类切面及其所包含的解剖结构准确识别在实际工作中极为重要。通过对产科超声医师进行培训、考核并进行检查质量评价可以提高超声检查水平^[4-6]。为了提高超声检查质控、超声医师培训与考核等相关工作的智能化水平,国内外学者对胎儿颜面部超声标准平面自动识别与分类进行了广泛研究^[7-11]。Wang等^[8]采用基于机器学习的图像识别与分类方法,使用局部二进制模式和定向梯度直方图进行纹理特征融合,最后使用支持向量机进行FFUSP预测分类,并加入了非标准平面进行分类预测,获得了较好的分类效果,实验结果表明该纹理特征融合方法能够有效预测和分类FFUSP。深度学习技术凭借强大的特征提取能力非常适合从高维的医学图像数据提取深层特征,使其广泛应用于医学图像分析。Yu等^[7]提出一种深度卷积神经网络用于自动识别FFUSP,采用迁移学习策略和数据增强的方式缓解过拟合问题,实验结果表明该方法显著优于传统方法。然而大多数针对FFUSP的研究只能对超声图像进行粗略分类,目前都难以识别关键解剖结构,不具备一定的可解释性和客观性。YOLO(You Only Look Once)是一种基于深度学习的单阶段目标

检测算法,经过迭代发展,同时具备网络结构简单、检测速度快、检测精度高等优点而被广泛应用^[12-13]。因此,为了更快速精确地识别FFUSP类型及胎儿颜面部解剖结构,笔者以YOLO V5为基础架构,提出一种基于实时目标检测网络的FFUSP识别模型,分析其对FFUSP中解剖结构实时检测与分类能力,探索人工智能(Artificial Intelligence, AI)在FFUSP智能化质量评价、辅助诊断与教学应用中的临床价值。

1 对象与方法

1.1 研究对象

本研究以妊娠20~24周正常胎儿FFUSP图像为研究对象。FFUSP图像标准为:(1)OAP同时显示双侧眼球及其内晶状体;(2)MSP同时显示额骨、鼻骨、鼻尖、硬腭以及下颌骨,下颌骨显示为圆点状高回声,不显示鼻孔;(3)NCP同时显示鼻唇外形,包括鼻、鼻孔、上唇、下唇、下颌等结构(图1)。所有图像由福建省泉州市第一医院超声医学科产前超声医生于2019年1月~2021年12月使用飞利浦EPIQ5超声仪及GE Voluson E8超声仪采集获得,并经受检孕妇知情同意。图像由超声专业人员使用Labelme软件进行结构标注并经产前超声专家审核,形成试验数据集并根据用途以70%:12%:18%的比例随机划分为训练集、验证集、测试集,分别用于模型的训练、验证和测试。另收集119例胎儿超声图像作为临床试验集以验证模型在复杂的图像环境中对胎儿颜面部结构及FFUSP的识别能力,收集15段胎儿动态扫查视频以验证模型在实时检测中识别FFUSP的水平。所有图像格式为jpeg,分辨率为1024×768。

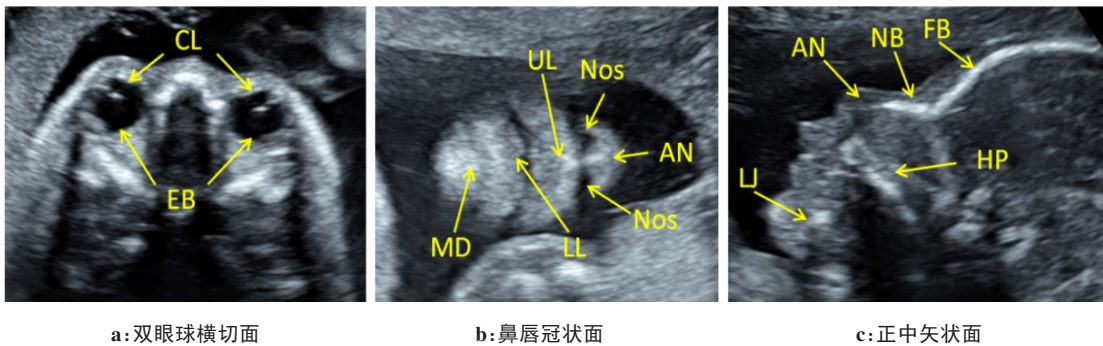


图1 FFUSP各切面及解剖结构

Figure 1 FFUSP and anatomical structures

EB:眼球,CL:晶状体,FB:额骨,NB:鼻骨,AN:鼻尖,HP:硬腭,LJ:下颌骨,No:鼻,Nos:鼻孔,UL:上唇,LL:下唇,MD:下颌

1.2 基于实时目标检测网络的FFUSP识别模型构建及应用试验

本研究开发基于YOLO V5网络的FFUSP识别模型,基本结构包括Backbone网络、Neck网络、Detection head网络3个模块(图2)。模型中主要包括Focus、跨级局部网络(Cross Stage Partial Network, CSPN)、空间金字塔池(Spatial Pyramid Pooling, SPP)

3个重要组件。Focus组件位于Backbone网络实现图像预处理及特征图的输出。CSPN组件主要解决梯度信息重复造成的网络计算量大的问题,本研究中包含了两种CSPN结构,CSPN1_X结构应用于Backbone网络,CSPN2_X结构应用于Neck网络。SPP用于进行多尺度的特征融合,可支持不同尺度图片的训练,增加模型的泛化能力。

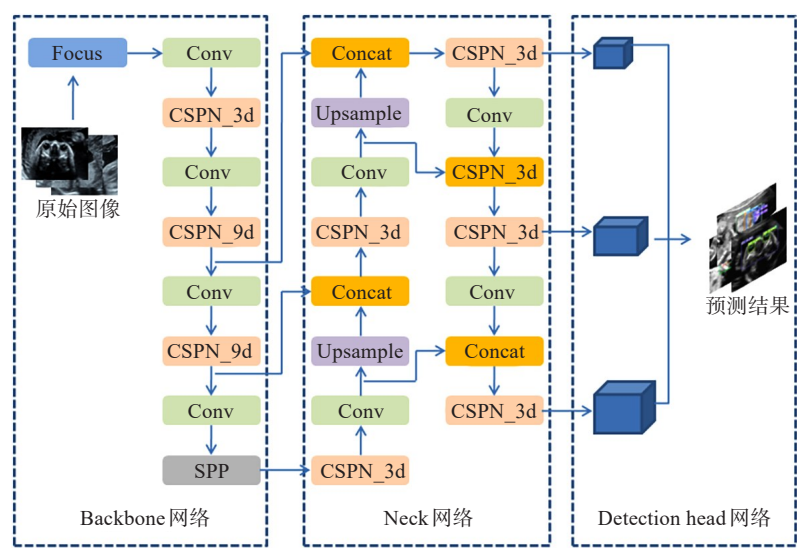


图2 基于YOLO V5网络的FFUSP识别模型结构

Figure 2 Structure of FFUSP recognition model based on YOLO V5 network

Backbone网络主要作用是将训练图像经过拼接处理后输入网络,提取不同尺度下的图像特征。YOLO V5的Backbone网络采用CSPN结构,其核心思想是将输入特征图分为两个部分,分别经过不同的网络路径进行处理,然后将两个部分的特征图进行拼接以减少网络的计算量和参数量。具体来说,CSPN由一系列的CSP模块和一个最终的卷积层组成,其中CSP模块包括一个跨阶段连接模块和一个残差块,用于提取不同尺度的特征。

Neck网络是一种特征金字塔网络 (Feature Pyramid Network, FPN) 加 路 径 聚 合 网 络 (Path Aggregation Network, PAN) 的 结 构, 实 现 特 征 集 成 并 获 得 不 同 尺 寸 的 特 征 图^[14-15]。 利 用 Neck 网 络 获 得 尺 寸 由 大 到 小 的 3 种 特 征 图 来 分 别 预 测 小、中、大的目标;PAN是一种多尺度特征融合结构,实现特征集成并获得不同尺寸的特征图。通过上采样和下采样操作,将不同尺度的特征图进行融合,得到更加丰富的特征表示,进而提高模型对于不同尺度目标的检测能力,同时还可以减少特征图的分辨率损失,提高模型的检测精度和鲁棒性。

Detection head网络实现目标识别,如果对单个

目标产生多个预测框,则非最大抑制(Non-Maximum Suppression, NMS)会留下最佳包围框,从而得到最终的检测结果。head网络采用了一系列的卷积层和池化层,用于对Neck网络融合后的特征进行检测。head网络将Neck网络输出的特征图分为多个网格,每个网格预测一组边界框和类别概率,其中每个边界框包含4个坐标值和1个置信度值,用于表示检测物体的位置和大小,类别概率用于表示物体属于哪一类。

1.2.1 FFUSP识别模型的训练与测试 模型设计完成后,利用试验数据集对模型进行训练与测试,观察其对FFUSP各种主要解剖结构的检测水平,评估本模型对FFUSP解剖结构的识别与分类能力。

1.2.2 FFUSP识别模型的临床应用试验 收集119例胎儿超声检查图像由模型检测进行临床应用试验。以胎儿超声专家评价为标准,若图片中包含正确检测标签者,即认为结构识别正确,检测标签不正确则认为识别错误;通过结构组合识别切面是否为标准切面。观察模型对大量图像中颜面部解剖结构及标准切面的识别水平,评价其临床应用价值。

1.2.3 胎儿颜面部检查动态视频实时检测 由超声医

生采集 15 段胎儿颜面部超声检查视频,本文模型对视频中标准切面提取、保存并显示标注解剖结构,观察其识别准确性及时长,判断其对动态检查的识别效率。

1.3 评价指标与统计学方法

使用 PR 曲线、混淆矩阵评价模型对 FFUSP 各结构的识别能力,评价指标包括查准率(Precision)、查全率(Recall)、平均精度(Mean Average Precision, mAP)等,使用交并比(Intersect over Union, IoU)阈值为 0.5 及 0.5~0.95 的 mAP(mAP@.5、mAP@.5:.95)衡量模型的优劣性。临床验证采用 SPSS22.0 软件进行统计学分析,AI 与胎儿超声专家对 FFUSP 切面与结构识别一致性使用 Kappa 检验。使用每秒帧数(Frames Per Second, FPS)评价视频检测速度。

2 结果

2.1 数据集资料

表1 FFUSP 识别模型实验数据集
Table 1 Experimental dataset for the FFUSP recognition model

切面	训练集/张	验证集/张	测试集/张	合计/张
OAP	726	125	187	1 038
NCP	822	141	211	1 174
MSP	884	152	227	1 263

表2 FFUSP 解剖结构数量
Table 2 Number of FFUSP anatomical structures

切面	结构	结构数量/个
OAP	眼球	2 076
	晶状体	1 918
	眼球轮廓	1 038
NCP	上唇	1 162
	下唇	1 159
	下颌	1 139
	鼻孔	2 180
	鼻	1 116
	鼻唇轮廓	1 150
MSP	额骨	1 252
	鼻骨	1 262
	鼻尖	1 228
	硬腭	1 247
	下颌骨	1 249
	颜面轮廓	1 255

本实验数据集共包含标注的 FFUSP 图像 3 475 张,其中 OAP 1 038 张,NCP 1 174 张,MSP 1 263 张,标注 20 431 个结构(表 1、表 2)。

2.2 FFUSP 识别模型测试结果

模型训练完成后,以测试集测试模型对 3 类标准切面结构检测与分类时,PR 曲线及混淆矩阵显示模型的识别性能好(图 3),整体查准率为 97.8%、查全率为 98.5%、mAP@. 5 为 98.1%、mAP@. 5:. 95 为 61.0%(表 3)。

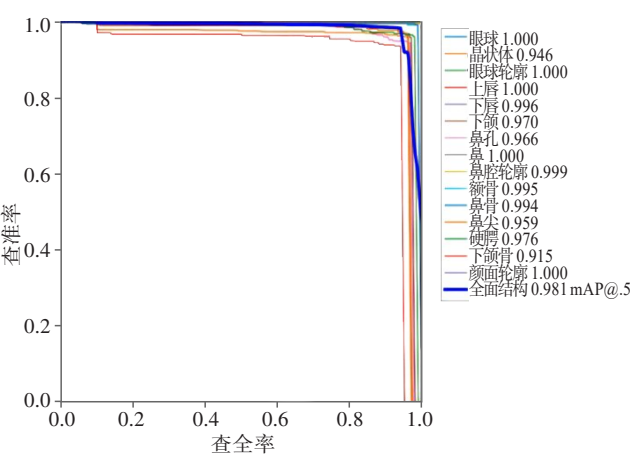


图3 FFUSP 识别模型测试 PR 曲线
Figure 3 PR curve of FFUSP recognition model in the test set

表3 FFUSP 识别模型对胎儿颜面解剖结构检测结果
Table 3 Results of fetal facial anatomical structures detected with FFUSP recognition model

结构	数量/个	查准率/%	查全率/%	mAP@.5/%	mAP@.5:.95/%
眼球	372	100.0	100.0	100.0	71.7
晶状体	353	95.8	96.3	94.6	45.6
眼球轮廓	186	100.0	100.0	100.0	77.7
上唇	206	100.0	100.0	100.0	68.3
下唇	205	99.0	100.0	99.6	54.9
下颌	198	95.8	97.3	97.0	50.1
鼻孔	377	94.4	97.0	96.6	39.8
鼻	196	100.0	100.0	100.0	73.6
鼻唇轮廓	195	99.5	99.9	99.9	79.5
额骨	233	99.1	99.1	99.5	68.4
鼻骨	233	99.1	99.1	99.4	53.8
鼻尖	232	96.1	96.6	95.9	45.8
硬腭	225	96.1	98.2	97.6	65.0
下颌骨	229	92.7	94.3	91.5	41.8
颜面轮廓	232	99.6	100.0	100.0	79.8
合计	3 672	97.8	98.5	98.1	61.0

2.3 FFUSP 识别模型临床验证结果

119例胎儿超声检查共11348张图像,含OAP132张、NCP245张、MSP124张,颜面部解剖结构1207个。模型对胎儿颜面解剖结构识别较好(图4),其识别敏感度、特异度、阳性预测值、阴性预测值及准确率分别为100.0%、98.5%、87.4%、100.0%、98.7%,与胎儿超声专家分类一致性强($k=0.925$, $P<0.001$);对3类标准切面类型的识别准确率为100%。在解剖结构方面,识别错误的图像中主要表现为将长骨误判为颅骨或MSP轮廓、短骨误判为鼻骨、胃泡误判为眼球等(图5)。

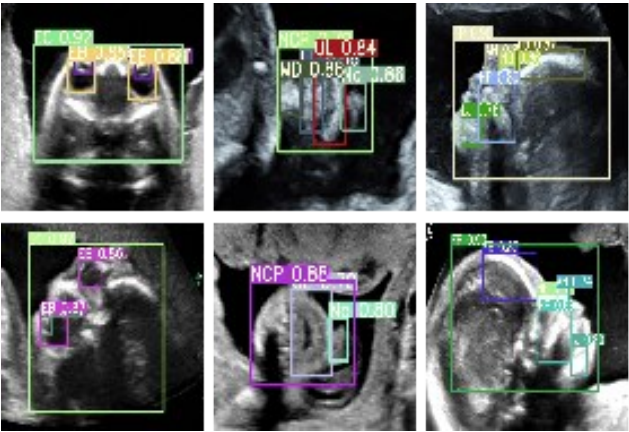


图4 结构识别正确图像示例
Figure 4 Examples of images with accurate identification of anatomical structures

2.4 胎儿颜面动态视频的检测分析

15段动态视频中,最大的视频包含938帧,最小的视频包含85帧,平均每个视频429帧,检测平均速度为33.93 FPS,而常规超声检查仪器的帧频一般为25~30 FPS。结果显示本模型能达到胎儿超声实时检查的帧频。

3 讨论

在临床工作中,超声医生要对大量的胎儿切面进行筛查评价胎儿生长发育及诊断胎儿畸形,对超声医生具有较高的理论和实践要求,利用AI辅助图像识别与诊断有利于解决使用传统方法获取胎儿标准切面存在的效率低、客观性差等问题。以往研究实现了切面的分类,但仍无法精确区分出切面中的解剖结构,对于辅助诊断仍存在较大的难度,尚难以应用到临床工作中^[8-9]。因此本研究将FFUSP及其解剖结构的识别视作一个通用性目标检测任务,提出一种基于实时目标检测网络的FFUSP识别与分类模型。

以往目标检测算法多采用区域卷积神经网络(Regional Convolutional Neural Network, R-CNN)及其变体为代表的两阶段算法^[16-18],这些算法经过更新迭代,具有较高的检测速度,但仍不能满足实时检测任务的需求。而且目前医学影像目标检测任务多用于肿瘤的检测^[19-20],其特点是所检测的目标拥有独立的结构连通域和边界轮廓。而FFUSP中的目标结构小、无明显结

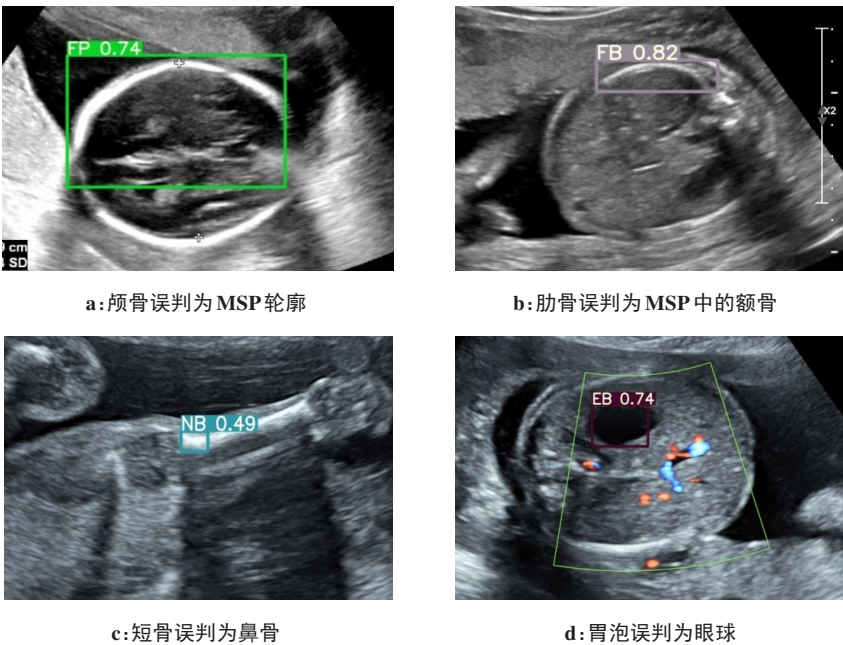


图5 结构识别错误图像示例
Figure 5 Examples of images with inaccurate identification of anatomical structures

构轮廓边界、分布密集、结构检测框之间存在大面积重叠等特征使这一工作存在巨大挑战。YOLO是一种单阶段目标检测算法^[12],能够实现对整个图像和图像中的所有对象进行全局推理。YOLO V5算法通过执行缩放、颜色空间调整和Mosaic增强等数据并在图像检测过程中利用Faster R-CNN的锚定机制等多尺度机制增强了YOLO V5算法对图像中小目标检测的能力,使其检测速度、精度和模型尺寸达到结构实时检测的要求^[17,21-24]。

FFUSP包含的3类切面中包含多种解剖结构,对于模型的性能要求是比较大的挑战。实验表明本研究中基于YOLO V5算法构建的FFUSP结构检测与分类模型性能表现优良,对各解剖结构具有很好的识别准确性,并且其识别能力没有受到多切面、多结构类别的影响而降低,反而通过学习更多不同结构的特征提高了模型对结构的区分性。然而在胎儿超声检查中产生的切面还包括其它更多切面,要求模型能够在大量的图像中识别出FFUSP各切面及其解剖结构。本研究临床应用试验阶段,模型从大量的图像中准确筛选出了胎儿颜面部的各种解剖结构,但仍存在部分识别错误较多的情况,主要表现为将长骨误判为颅骨或MSP轮廓、短骨误判为鼻骨、胃泡误判为眼球等,分析发现这些误判的图像表现与FFUSP中的部分结构从图像上存在极大的相似,AI判断困难,但经过结构组合进行判断切面时,模型得以将这些错误校正,所获取的标准切面均符合要求,这也说明进行合理的组合设计能够明显提高模型的判断准确性。模型对动态视频中的FFUSP实现快速识别并提取出来,其识别速度与超声仪器的显示帧频相匹配,表明模型具备从大量胎儿超声图像中快速识别颜面部切面的能力。

综上所述,本研究提出的基于实时目标检测网络的胎儿颜面部超声标准切面解剖结构检测与分类模型具有快速准确的检测性能,可应用于辅助超声检查、教学及智能质量评价等。然而本研究仍存在一些不足之处:(1)目前所构建数据集规模较小、数据来源单一,可能存在模型泛化能力不足;(2)本研究仍未涉及AI对胎儿结构异常的检测,无法确定AI是否具备胎儿畸形辅助诊断能力。在后续的工作中需要加大样本数据量及数据来源,并进行多中心的验证,使模型具有更广泛的适用性。

【参考文献】

- [1] Salomon LJ, Alfirevic Z, Berghella V, et al. ISUOG practice guidelines (updated): performance of the routine mid-trimester fetal ultrasound scan[J]. *Ultrasound Obstet Gynecol*, 2022, 59(6): 840-856.
- [2] 黄筱桐, 罗红. 产前超声诊断胎儿小眼畸形的价值[J]. *实用妇产科*

- 杂志, 2020, 36(2): 154-156.
- Huang XT, Luo H. The value of prenatal ultrasound in the diagnosis of fetal microphthalmia [J]. *Journal of Practical Obstetrics and Gynecology*, 2020, 36(2): 154-156.
- [3] 王家友, 黄燕, 伍小勇. 不同切面超声筛查在早中期孕妇孕检胎儿颜面部筛查中的应用[J]. *中国医学物理学杂志*, 2019, 36(10): 1195-1199.
- Wang JY, Huang Y, Wu XY. Application of different section ultrasound screening in fetal facial screening in early and middle pregnancy[J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2019, 36(10): 1195-1199.
- [4] Abuhamad A, Minton KK, Benson CB, et al. Obstetric and gynecologic ultrasound curriculum and competency assessment in residency training programs: consensus report[J]. *Am J Obstet Gynecol*, 2018, 37(1): 19-50.
- [5] Lee W, Hodges AN, Williams S, et al. Fetal ultrasound training for obstetrics and gynecology residents[J]. *Obstet Gynecol*, 2004, 103(2): 333-338.
- [6] Yaqub M, Kelly B, Stobart H, et al. Quality-improvement program for ultrasound-based fetal anatomy screening using large-scale clinical audit[J]. *Ultrasound Obstet Gynecol*, 2019, 54(2): 239-245.
- [7] Yu Z, Tan EL, Ni D, et al. A deep convolutional neural network-based framework for automatic fetal facial standard plane recognition[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2018, 22(3): 874-885.
- [8] Wang XL, Liu ZH, Du YZ, et al. Recognition of fetal facial ultrasound standard plane based on texture feature fusion[J]. *Comput Math Methods Med*, 2021, 70: 1-12.
- [9] 刘中华, 王小莉, 吕国荣, 等. 人工智能自动识别胎儿颜面部超声标准切面的研究[J]. *中国医学物理学杂志*, 2021, 38(12): 1575-1578.
- Liu ZH, Wang XL, Lü GR, et al. Automatic recognition of fetal facial ultrasound standard plane using artificial intelligence[J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2021, 38(12): 1575-1578.
- [10] Burgos-Artizzu XP, Coronado-Gutiérrez D, Valenzuela-Alcaraz B, et al. Evaluation of deep convolutional neural networks for automatic classification of common maternal fetal ultrasound planes[J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 10200.
- [11] Ramirez Zegarra R, Ghi T. Use of artificial intelligence and deep learning in fetal ultrasound imaging[J]. *Ultrasound Obstet Gynecol*, 2023, 62(2): 185-194.
- [12] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016: 779-788.
- [13] Wu WT, Liu H, Li LL, et al. Application of local fully Convolutional Neural Network combined with YOLO V5 algorithm in small target detection of remote sensing image[J]. *PLoS One*, 2021, 16(10): e0259283.
- [14] Min K, Lee GH, Lee SW. Attentional feature pyramid network for small object detection[J]. *Neural Netw*, 2022, 155: 439-450.
- [15] Liu S, Qi L, Qin H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018: 8759-8768.
- [16] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2014: 580-587.
- [17] Ren SQ, He KM, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [18] Dai J, Li Y, He K, et al. R-FCN: object detection via region-based fully convolutional networks [C]//Advances in Neural Information Processing Systems 29. Springer, 2016: 379-387.
- [19] Al-Masni MA, Al-Antari MA, Park JM, et al. Simultaneous detection and classification of breast masses in digital mammograms via a deep learning YOLO-based CAD system[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2018, 157: 85-94.
- [20] Khan S, Islam N, Jan Z, et al. A novel deep learning based framework for the detection and classification of breast cancer using transfer learning[J]. *Pattern Recogn Lett*, 2019, 125: 1-6.
- [21] Yang G, Feng W, Jin J, et al. Face mask recognition system with YOLO V5 based on image recognition [C]//2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC). IEEE, 2020: 1398-1404.
- [22] Fang Y, Guo X, Chen K, et al. Accurate and automated detection of surface knots on sawn timbers using YOLO-V5 model [J]. *Bio Resources*, 2021, 16(3): 5390-5406.
- [23] Wang Z, Jin L, Wang S, et al. Apple stem/calyx real-time recognition using YOLO-V5 algorithm for fruit automatic loading system [J]. *Postharvest Biol Tec*, 2022, 185: 111808.
- [24] Mathew MP, Mahesh TY. Leaf-based disease detection in bell pepper plant using YOLO V5[J]. *Signal Image Video P*, 2022, 16(3): 841-847.

(编辑: 薛泽玲)