

论 著

基于深度学习的PAS胎盘体积测量研究*

黄竹媛¹ 李楠楠² 张玉恩³
刘伟³ 闫锐^{1,*}

1.西北妇女儿童医院医学影像中心

(陕西西安710061)

2.西安医学院研究生工作部

(陕西西安710021)

3.西安邮电大学计算机学院

(陕西西安710121)

【摘要】目的 基于胎盘MRI图像,构建Trans-UNet深度学习胎盘自动分割模型,自动测量胎盘体积,并与公式法比较,为提高胎盘植入性疾病(placenta accreta spectrum disorders, PAS)的诊断效能提供可定量参考指标。**方法** 回顾性收集230例于本院行胎盘MRI检查的孕妇的影像学资料,建立Trans-UNet深度学习模型自动分割胎盘并测量胎盘体积。以3Dslicer软件测量的胎盘体积为金标准,比较公式法、3Dslicer、胎盘自动分割计算机测量的胎盘体积的准确性。**结果** Trans-UNet深度学习模型的IoU值为0.755, Dice系数为0.858。公式法与3Dslicer以及胎盘自动分割计算机测量的胎盘体积有统计学差异,一致性均较差(ICC值为0.232、0.186);胎盘自动分割计算机测量与3Dslicer测量的胎盘体积无统计学差异,一致性极好(ICC值为0.915)。**结论** 本研究建立的Trans-UNet深度学习模型可用于胎盘自动分割,且测量的胎盘体积快速高效、准确性高,为实现胎盘体积自动测量奠定基础。

【关键词】 深度学习; 自动分割;
胎盘体积; 胎盘植入性疾病

【中图分类号】 R714.56+2

【文献标识码】 A

【基金项目】 陕西省重点研发计划
(2024SF-YBXM-239)

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2026.01.039

Deep Learning-based Placental Volume Quantification in Placenta Accreta Spectrum Disorders(PAS)*

HUANG Zhu-yuan¹, LI Nan-nan², ZHANG Yu-en³, LIU Wei³, YAN Rui^{1,*}.

1. Medical Image Centre, Northwest Women's and Children's Hospital, Xi'an 710061, Shaanxi Province, China

2. Department of Graduate Work, Xi'an Medical University, Xi'an 710021, Shaanxi Province, China

3. School of Computer Science & Technology, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710121, Shaanxi Province, China

ABSTRACT

Objective To develop a Trans-UNet deep learning model for automated placental segmentation on MRI images, enabling automatic placental volume measurement. This aims to provide a quantitative reference for improving the diagnostic efficacy of placenta accreta spectrum disorders (PAS). **Methods** MRI imaging from 230 pregnant women who underwent placental MRI before delivery at our institution were retrospectively analyzed. A Trans-UNet model was developed to automate placental segmentation and volume calculation. The accuracy of placental volume measurements derived from the formula-based method, 3D Slicer software (gold standard), and the automated segmentation model were compared. **Results** The Trans-UNet deep learning model achieves an IoU of 0.755 and a Dice coefficient of 0.858. Significant differences and poor agreement were observed between formula-based measurements and ground truth (ICC = 0.232), as well as between formula-based and automated measurements (ICC=0.186). In contrast, automated measurements showed no significant difference and excellent agreement with ground truth (ICC=0.915). **Conclusion** The Trans-UNet model enables accurate, efficient automated placental segmentation. Its volume measurements demonstrate high concordance with manual standards, supporting its potential as a foundational tool for automated placental volumetry in PAS diagnosis.

Keywords: Deep Learning; Automated Segmentation; Placental Volume; Placenta Accreta Spectrum Disorders

胎盘植入性疾病(placenta accreta spectrum disorders, PAS)是由于胎盘绒毛不同程度的侵入子宫肌层所致^[1],可引发产后出血、孕早期子宫破裂甚至孕产妇死亡等严重并发症,产前准确诊断PAS成为最大程度减少产妇并发症以及改善分娩结局的重要条件^[1-2]。胎盘形态学指标有助于诊断PAS,本课题前期研究表明孕28-36周, PAS组的胎盘上下径、胎盘面积及体积均显著高于非PAS组,两组之间具有统计学差异^[3]。该文章中是采用图像存储与传输系统(picture archiving and communications system, PACS)工具栏中的2D曲线手动测量胎盘最大上下径、左右径及厚度,并利用公式法计算胎盘体积,此实验方法费时、费力,不利于开展大样本数据的分析及临床应用。计算机深度学习的发展及应用,为实现胎盘的自动分割创造了条件。然而既往研究中,计算机模型主要集中应用于提取及识别胎盘MRI影像学特征^[4-5],对胎盘整体图像分割技术的研究甚少,胎盘体积的自动化测量更是鲜少涉及。本文旨在建立深度学习胎盘自动分割模型,并基于该计算机模型,自动测量胎盘体积,探讨胎盘体积计算机自动测量的可行性。

1 资料与方法

1.1 研究对象 回顾性收集西北妇女儿童医院2019年7月至2020年12月接受产前胎盘MRI影像学检查的230例孕妇影像学资料。

纳入标准: 单胎妊娠; 分娩方式为剖宫产; 产前接受胎盘MRI检查且孕周 ≥ 28 周。
排除标准: MRI图像质量较差; 胎盘发育异常; 子宫发育畸形。本研究获院医学伦理委员会批准(2024-010),检查前孕妇均知情同意。

1.2 检查方法 采用GE1.5T HDx超导型 MRI仪、8通道体部相控阵线圈进行胎盘MRI扫描。扫描范围自孕子宫底至子宫颈内口下部,行常规轴位、冠状位、矢状位、斜轴位(垂直于宫颈管)单次激发快速自旋回波(single shot fast spin echo, SSFSE)序列; 矢状位脂肪抑制序列(fat saturation SSFSE, SS-SSFSE)序列、轴位弥散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI)、矢状位T1快速反转恢复运动抑制(T1-fast inversion recovery motion-suppressed, T1-FIRM)序列。参数: FOV 430mm \times 430mm, 层厚6mm, 层间距1mm, 矩阵128 \times 128~512 \times 512。

1.3 胎盘体积测量方法

1.3.1 公式法 由2名具有10年以上妇产影像学诊断经验的放射科医师利用PACS工具栏中的2D曲线在轴位T2WI序列上手动测量胎盘厚度(垂直于胎盘-子宫层面示胎盘最大厚度),并计算胎盘体积(胎盘厚度 \times 胎盘面积 \times 2/3),其中胎盘面积的计算公式为($\pi \times$ 胎盘最大上下径/2 \times 胎盘最大左右径/2)^[6]。具体测量方法见图1,胎盘体积以2名医师测量

【第一作者】 黄竹媛, 女, 住院医师, 主要研究方向: 妇产科及儿科影像诊断。E-mail: hzy930327@163.com

【通讯作者】 闫锐, 女, 主任医师, 主要研究方向: 妇产科影像。E-mail: ruiyan01@sina.com

的平均值为准。

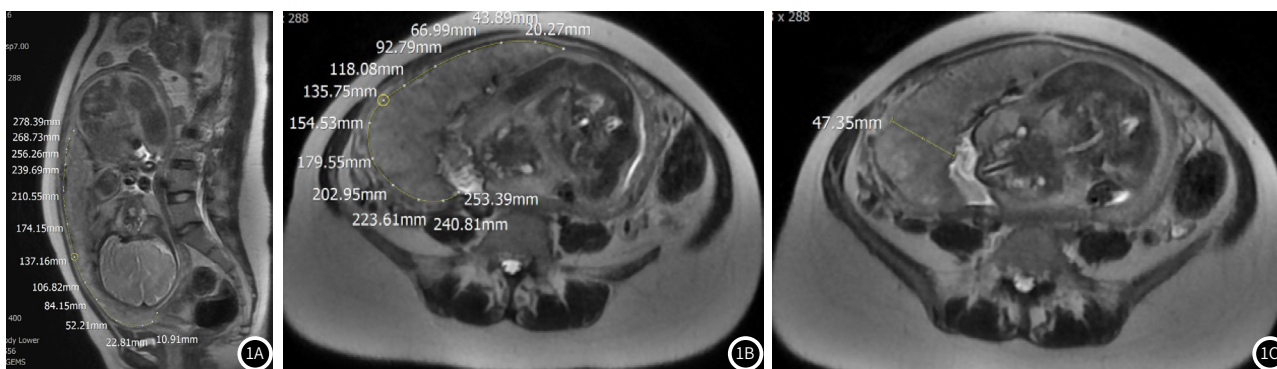


图1 基于T2WI测量胎盘各径线最大层面示意图。图1A 胎盘上下径测量，图1B 胎盘左右径测量，图1C 胎盘厚度测量。

1.3.2 3Dslicer软件勾画 本研究前期先随机抽取10例PAS病例进行预实验，由2名放射科医师利用PACS工具栏中的不规则面积测量工具，在矢状位T2WI序列上逐层勾画胎盘轮廓，将所得的胎盘面积逐层相加，再乘以层厚，得出胎盘总体积。同时，将矢状位T2WI序列图像(DICOM格式)完整导入3Dslicer4.1.1软件，由放射科医师通过软件对胎盘外轮廓逐层进行手动勾画，对于胎盘边界不清晰的可以参考DWI序列进行勾画，图像勾画完成后利用软件三维分割功能，直接计算胎盘体积。胎盘体积均以2名医师测量的平均值为准。

10例预实验中由PACS以及3Dslicer软件测量的两组胎盘体积通过一致性检验后得出ICC值为0.962，一致性极好(ICC>0.90)。由于PACS计算胎盘体积需要将所有层面胎盘面积逐层相加，再乘以层厚，计算费时、费力，而3Dslicer软件在图像勾画完成后可直接得出胎盘体积，且两种方法一致性极好，因此本研究后期以3Dslicer测量的胎盘体积结果做为金标准，测量方法同预实验。

1.3.3 计算机自动测量

图像预处理：将由3Dslicer4.1.1软件勾画后的胎盘图像另保存为nrrd格式。通过计算机将采集整理后的所有nrrd医学图像数据通过opencv的方法转换为胎盘图像和png格式的标签图像。再将标签数据进行单通道处理，将其从RGB图像转为灰度图，目的是为了后续步骤中便于进行one-hot编码。根据计算机模型训练需要，将数据按照约8:2比例随机划分为训练集及测试集，且两个集合不存在交叉数据，最终纳入训练集170例，测试集60例。

建立胎盘自动分割模型：采用Trans-UNet深度学习分割模型进行图像分割(图2)，UNet是一种常用于图像分割任务的深度学习网络，具有对称的编码器和解码器结构，其具有精确的分割能力，特别适用于小样本数据，并通过跳跃连接有效保留细节信息。Trans-UNet是在经典UNet的基础上进行了多方面的改进，将处理好的数据按照图像和标签成对输入到Trans-UNet模型当中，模型根据当前参数以及输入的图像针对每一个像素点计算出一个概率值，然后通过Dice损失函数计算标签和预测结果的不相符的程度，将这个值反馈给模型，模型反向传播调整所有参数，重复上述步骤，直到损失不在大幅变化，即模型拟合完全。然后将测试集数据输入到训练好的模型当中，通过输入的图像模型会计算出每个像素点其对应每一类别的概率，而该像素点类别就是对应的最高概率的类别，进而得到整个图像的预测结果。

本研究中采用的主干网络为ViT-B/16或融合ResNet50的R50+ViT-B/16，Transformer结构包含12层，Decoder部分通道依次为256、128、64和16。损失函数使用交叉熵(CrossEntropyLoss)，优化器选用Adam，初始学习率为0.0005，动量参数为(0.9, 0.999)，并在第20和50个epoch以0.9的比例进行学习率衰减。训练共进行400个epoch，采用0.7的Dropout，以适应二分类任务(类别数为2)。具体模型训练参数见表1。

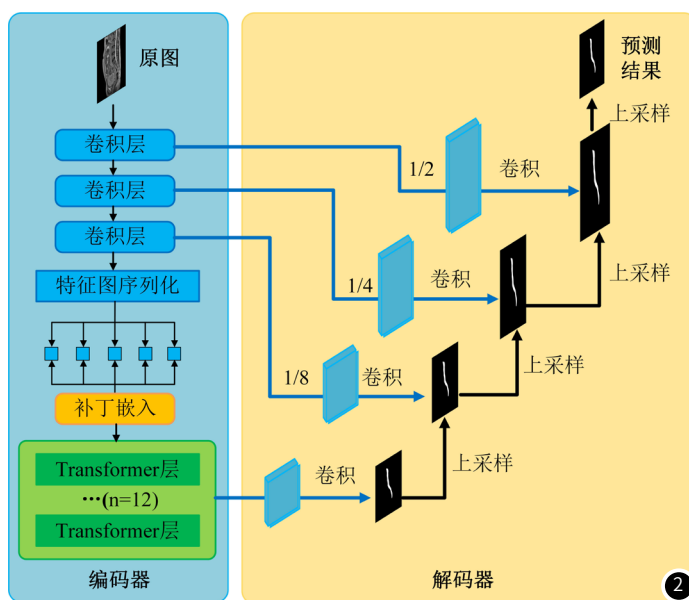


图2 Trans-UNet模型框架图。

表1 计算机模型训练过程参数

项目	参数值
迭代次数	epochs = 400
批大小	batch_size = 1
优化器	optimizer = 'Adam'
初始学习率	lr = 0.0005
权重衰减(L2)	weight_decay = 0
Adam 参数	betas = (0.9, 0.999)
使用 Dropout	dropout_prob = 0.5
损失函数	Tversky损失函数
图像通道数	n_channels = 1(单通道灰度图)
输出类别数	n_classes = 2

胎盘体积自动测量：基于胎盘自动分割模型分割胎盘，并自动测量分割胎盘体积。首先，计算每张矢状位切片上胎盘的像素总和，并将该总和与像素间距相乘；然后，逐层累加这些乘积(如果某些切片上的矢状位胎盘小于层厚，则乘以系数1/2)；最后，将

得到的累加结果乘以(层厚加层间距),从而得到胎盘的整体体积。

1.4 评价指标 胎盘分割模型评价指标采用测试集图像的标签和预测结果之间的IoU(Intersection over Union, 交并比)值和Dice系数来作为判断模型预测效果的标准。IoU(交并比)和Dice系数是图像分割任务中常用的评估指标,用于衡量模型预测结果与真实标签之间的重叠程度。IoU表示预测区域与真实区域交集占并集的比例,而Dice系数则表示两者交集在总量中的占比。

1.5 统计学分析 采用SPSS 27.0统计分析软件,服从正态分布的计量资料以($\bar{x} \pm s$)描述,不服从正态分布的计量资料以中位数(上、下四分位数)描述。若三组间数据不服从正态分布,则使用Friedman检验,在进行组间两两比较时,使用Bonferroni校正来控制误差。采用组内相关系数(intra-class correlation

coefficient, ICC)评估观察者间一致性;结果分为一致性极差(ICC < 0.50)、一致性中等(0.50 < ICC < 0.75)、一致性较差(0.75 < ICC < 0.90)、一致性极好(ICC > 0.90)。

2 结果

2.1 胎盘自动分割模型效能 IoU值及Dice系数的取值范围均为0~1。其中,1表示完全重合,0表示无重合。IoU值和Dice系数越接近1表明预测结果与真实情况越相似,表示分割效果越好,分割越准确。本研究中Trans-UNet胎盘分割模型效果图如下(图3)所示,该模型的IoU值为0.755, Dice系数为0.858。表明Trans-UNet胎盘分割模型效果较好,与胎盘原始图像具有较好的一致性。

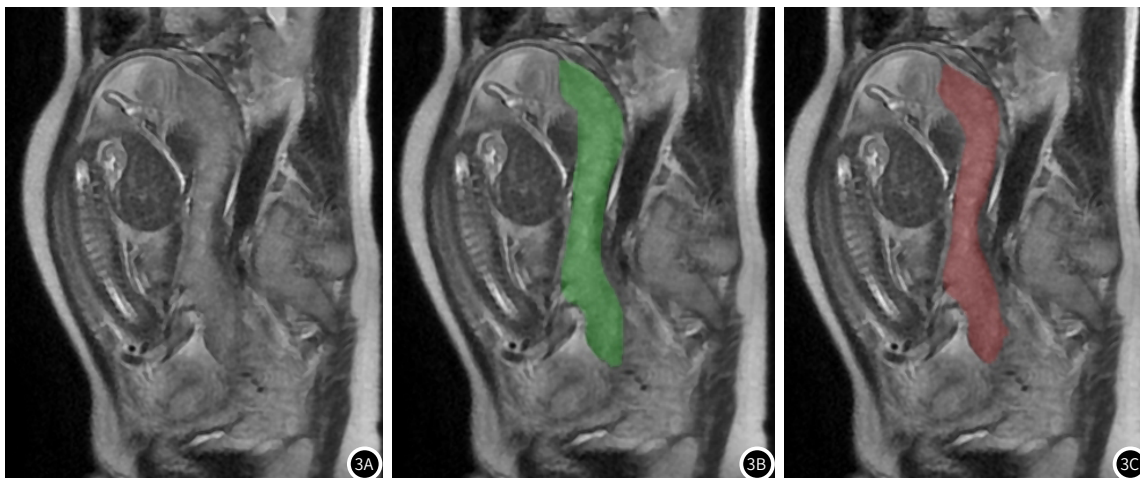


图3 Trans-UNet模型对胎盘组织的分割可视化结果。图3A: 胎盘T2WI原始图, 图3B: 标签可视化, 图3C: 预测结果可视化。

2.2 不同测量方法之间的胎盘体积差异性比较 基于胎盘自动分割模型及计算机测量的胎盘体积、公式法计算的胎盘体积及3Dslicer逐层手动勾画得到的胎盘体积见表2。经Friedman检验,计算机自动测量、公式法与3Dslicer三者之间测量的胎盘体积有统计学差异($P < 0.05$)。组间两两比较,计算机自动测量与3Dslicer之间测量的胎盘体积无统计学差异($P > 0.05$),而计算机

自动测量与公式法、3Dslicer与公式法测量的胎盘体积均具有统计学差异($P < 0.05$),见表3。

2.3 不同胎盘体积测量方法之间的一致性评估 以3Dslicer计算的胎盘体积为金标准,公式法与3Dslicer及计算机自动测量得到的胎盘体积比较,一致性均较差(ICC < 0.50),而计算机自动测量得到的胎盘体积与3Dslicer比较一致性极好(ICC > 0.90),见表4。

表2 不同测量方法之间胎盘体积差异性比较

	计算机自动测量(cm ³)	公式法(cm ³)	3Dslicer(cm ³)	χ^2	P值
胎盘体积	799.030(679.355,947.385)*	1469.995(1252.815,2020.445)	803.370(668.070,1059.910)*	82.23	0.001

注: *表示与公式法比较存在差异,两两比较经Bonferroni校正。

表3 不同测量方法之间胎盘体积差异的事后检验

组别	Z值	标准错误	原始P值	校正后P值	显著性
计算机自动测量-3Dslicer	-1.826	0.235	0.068	0.204	ns
公式法-3Dslicer	-6.611	0.853	0.000	0.000	***
公式法-计算机自动测量	-6.736	0.869	0.000	0.000	***

注: 显著性水平*** $P < 0.001$; ns表示无统计学差异; 校正后P值=原始P值 $\times 3$ 。

表4 不同胎盘体积测量方法之间的一致性评估

组别	ICC(95%CI)
公式法-3Dslicer	0.232(-0.160-0.518)
公式法-计算机自动测量	0.186(-0.158-0.462)
计算机自动测量-3Dslicer	0.915(0.850-0.951)

3 讨论

MRI在胎盘植入性疾病(PAS),尤其是后壁胎盘PAS的诊断中具有独特优势,其敏感性及特异性均高于超声^[7-8]。然而,如T2加权胎盘后间隙消失、胎盘局限性外生性包块以及胎盘血管床异常等PAS影像学征象的识别通常存在困难^[9-10],鉴于PAS的早期准确诊断直接关系到孕妇分娩时机的选择以及母婴的预后^[1],需要更多的定量信息以提高诊断效能。在正常妊娠过程中,胎盘体积会随着孕周增大呈现出非线性增长^[11-12]。但在前置胎盘合并PAS过程中,胎盘体积会异常增大,可能是由于妊娠滋养细胞代偿性生长以及血管异常增殖所造成,从而来代偿性满足异常植入部位胎盘组织的高代谢需求及胎儿氧合需求^[12]。Yue^[13]等人发现前置胎盘的胎盘体积与PAS呈正相关。其中,当胎盘体积大于887cm³时,诊断前置胎盘PAS的敏感性及特异性分别为85.53%及83.91%,表明胎盘体积可作为诊断PAS的一种新标识,为医生提供更多的可量化的诊断信息。

计算机深度学习技术是一种具有深层次高复杂度的神经网络结构,目前在医学影像图像诊断、病灶自动检测及早期筛查等方面均有所应用^[14]。其中,卷积神经网络(CNN)是当前生物医学图像分割领域的主流技术,而U-Net作为一种全卷积神经网络模型,在医学图像分割中应尤为广泛^[15-17]。Kulseng^[18]等人通过DenseVNet计算机模型对正常妊娠27周及37周孕妇的胎盘体积分别进行了自动测量,最终该模型的Dice系数分别为0.887、0.896。本文采用Trans-UNet模型对胎盘体积进行自动分割及测量,模型的Dice系数为0.858,相较于文献中模型的Dice系数稍低,可能与我们纳入训练的不同孕周的胎盘图像有关。在本文中,计算机自动测量的胎盘体积与3Dslicer测量的胎盘体积一致性较好,证实了该模型在胎盘体积自动识别分割测量中的可行性。

在本文中,公式法与3Dslicer及计算机自动测量的胎盘体积大小有统计学差异,且公式法计算的胎盘体积与3Dslicer测量的胎盘体积的一致性较低,可能是由于胎盘是不规则形,单纯使用公式法计算无法得出胎盘的准确体积。3Dslicer与计算机自动测量的胎盘体积大小无统计学差异,且一致性极好,验证了计算机模型对胎盘自动识别、测量的可行性。计算机胎盘分割测量模型的建立,不仅可以明显缩短计算时间,同时避免了不同人工勾画胎盘的人为误差,为后续胎盘体积自动测量用于产前诊断PAS的临床应用奠定了一定的基础。

本研究存在的不足之处:①样本量较少且为单中心,可能存在选择偏倚;②目前仅对胎盘体积进行了图像分割学习及测量,胎盘面积等自动化测量尚未实现。

综上所述,本研究建立的基于Trans-UNet模型的胎盘体积测量方法与传统的公式法相比,测量体积更为准确。与3Dslicer软件测量相比,避免了人为测量误差,且极大节省了胎盘体积测量时间,为产前准确诊断PAS提供了新思路。

参考文献

- [1]中华医学会妇产科学分会产科学组,中国医师协会妇产科分会母胎医学专委会.胎盘植入性疾病诊断和处理指南(2023)[J].中华围产医学杂志,2023,26(8):617-627.
- [2]郑蔚然,杨馨蕊,闫婕,等.结合国际指南,探究胎盘植入性疾病诊治进展[J].中华围产医学杂志,2020,23(12):843-848.
- [3]李楠楠,张昕,李菊菊,等.基于胎盘MRI形态学指标诊断胎盘植入性疾病[J].中国医学影像技术,2024,40(12):1871-1875.
- [4]Zheng C,Zhong J,Wang Y,et al.Deep learning radiomic analysis of MRI combined with clinical characteristics diagnoses placenta accreta spectrum and its subtypes[J].J Magn Reson Imaging,2024,60(6):2705-2715.
- [5]邹锦莉,胡振远,王新莲,等.基于磁共振T2WI影像组学模型对胎盘植入性疾病进行产前诊断及分型[J].磁共振成像,2024,15(1):137-144.
- [6]Ohgiya Y,Nobusawa H,Seino N,et al.MR imaging of fetuses to evaluate placental insufficiency[J].Magn Reson Med Sci,2016,15(2):212-219.
- [7]Hong S,Le Y,Lio KU,et al.Performance comparison of ultrasonography and magnetic resonance imaging in their diagnostic accuracy of placenta accreta spectrum disorders:A systematic review and meta-analysis[J].Insights Imaging,2022,13(1):50.
- [8]Jauniaux E,Chantraine F,Silver RM,et al.FIGO consensus guidelines on placenta accreta spectrum disorders:epidemiology[J].Int J Gynaecol Obstet,2018,140(3):265-273.
- [9]Jha P,Pöder L,Bourgioti C,et al.Society of Abdominal Radiology (SAR) and European Society of Urogenital Radiology (ESUR) joint consensus statement for MR imaging of placenta accreta spectrum disorders[J].Eur Radiol,2020,30(5):2604-2615.
- [10]Parnes B,Lewis S,Friedman B,et al.Reproducibility of MRI features for the diagnosis of placenta accreta spectrum disorders[J].Radiology,2024,312(3):e240386.
- [11]Rachel L,León,Li K T,Brown B P.A retrospective segmentation analysis of placental volume by magnetic resonance imaging from first trimester to term gestation[J].Pediatric radiology,2018,48(13):1936-1944.
- [12]Wehrum M J,Buhimschi I A,Salafia C,et al.Accreta complicating complete placenta previa is characterized by reduced systemic levels of vascular endothelial growth factor and by epithelial-to-mesenchymal transition of the invasive trophoblast[J].American Journal of Obstetrics & Gynecology,2011,204(5):411.e1-411.e11.
- [13]Yue Y,Wang X,Zhu L,et al.Placental volume as a novel sign for identifying placenta accreta spectrum in pregnancies with complete placenta previa[J].BMC Pregnancy Childbirth,2024,24(1):120.
- [14]韩墨.基于深度学习的胎盘图像分割技术应用与研究[D].电子科技大学,2022.
- [15]Wang Q,Zhao D,Ma H,et al.FB-ZWUNet:a deep learning network for corpus callosum segmentation in fetal brain ultrasound images for prenatal diagnostics[J].Biomed Signal Process Control,2025,104:107499.
- [16]Aumente-Maestro C,Rodríguez González D,Martínez D,et al.BTS U-Net:a data-driven approach to brain tumor segmentation through deep learning[J].SSRN Electron J,2025,104,107490.
- [17]陈地友,时心怡,吴鹏飞,等.创伤性脑出血体积量化的深度学习研究方法研究[J].陆军军医大学学报,2024,46(19):2225-2235.
- [18]Kulseng CPS,Hillestad V,Eskild A,et alAutomatic placental and fetal volume estimation by a convolutional neural network[J].Placenta,2023,134:23-39.

(收稿日期:2025-06-17)

(校对编辑:赵望淇)