

# 基于深度学习的 MRI 图像自动分割技术在胎盘植入性疾病预测中的应用

李倩<sup>1</sup>, 廖蔚<sup>2</sup>, 戢兰蝶<sup>3</sup>, 叶莉丽<sup>1</sup>, 梅劼<sup>1,2</sup>

1. 西南医科大学临床医学院, 四川 泸州 646000; 2. 四川省医学科学院·四川省人民医院(电子科技大学附属医院)产科, 四川 成都 610072; 3. 电子科技大学临床医学院, 四川 成都 610072

**【摘要】** **目的** 探讨基于深度学习的 MRI 图像自动分割技术在胎盘植入性疾病(PAS)预测中的作用。**方法** 收集 2016 年 1 月至 2022 年 5 月四川省人民医院孕晚期胎盘 MRI 图像。训练集: 合并 PAS 的患者 58 例 760 张图像; 未合并 PAS 的患者 41 例 596 张图像。测试集: 合并 PAS 的患者 18 例 232 张图像; 未合并 PAS 的患者 11 例 161 张图像。训练完成后分别与两名影像科主治医师及住院医师诊断结果进行对比。**结果** 在 PAS 的二分类预测中: Nasnet 神经网络分类模型预测 PAS 发生的灵敏度为 100%, 特异度为 90.9%, 准确性为 96.5%, AUC 为 0.985。住院医师组灵敏度 72%、特异度 63.6%、准确率 68.9%; 主治医师组灵敏度 88.8%、特异度 81.8%、准确性 86.2%。住院医师组预测准确率与分类模型对比, 差异有统计学意义( $P < 0.05$ ), 二分类模型预测 PAS 的准确率远胜于住院医师组, 二者灵敏度、特异度比较, 差异无统计学意义( $P > 0.05$ )。主治医师组预测效果与二分类模型预测效果对比, 差异无统计学意义( $P > 0.05$ ), 但 Kappa 值为 0.776, 两者一致性较好。**结论** 基于深度学习技术的 MRI 图像自动分割在预测 PAS 中是可行的。

**【关键词】** 胎盘植入性疾病; 深度学习; 核磁共振; 人工智能; 风险预测

**【中图分类号】** R71

**【文献标志码】** A

**【文章编号】** 1672-6170(2024)06-0120-04

**Application of automatic segmentation technology of MRI images based on deep learning in the prediction of placenta accreta disease** LI Qian<sup>1</sup>, LIAO Wei<sup>2</sup>, JI Lan-die<sup>3</sup>, YE Li-li<sup>1</sup>, MEI Jie<sup>1,2</sup> 1. Clinical Medical School, Southwest Medical University, Luzhou 646000, China; 2. Department of Obstetrics, Sichuan Academy of Medical Sciences · Sichuan Provincial People's Hospital (Affiliated Hospital of University of Electronic Science and Technology of China), Chengdu 610072, China; 3. Clinical Medical School of University of Electronic Science and Technology, Chengdu 610072, China

**【Corresponding author】** MEI Jie

**【Abstract】** **Objective** To explore the role of automatic MRI image segmentation technology based on deep learning in the prediction of placenta accreta spectrum (PAS) disorders. **Methods** Late pregnancy placental MRI images from January 2016 to May 2022 in Sichuan Provincial People's Hospital were collected. The training set included 760 images of 58 patients with PAS and 596 images of 41 patients without PAS. The test set included 232 images of 18 patients with PAS and 161 images of 11 patients without PAS. After the training, the diagnostic results were compared with those of attending physicians and residents at the department of imaging. **Results** The sensitivity of the Nasnet neural network in the binary classification model was 100% for predicting the occurrence of PAS. The specificity of the model was 90.9%. The accuracy was 96.5% and AUC was 0.986. In predicting the occurrence of PAS, the sensitivity of the residents group was 72.0%, the specificity was 63.6% and the accuracy was 68.9%. The sensitivity of the attending physicians group was 88.8%, the specificity was 81.8% and the accuracy was 86.2%. There was significant difference when comparing the accuracy between the resident group and the classification model ( $P < 0.05$ ). Thus, the accuracy of the binary classification model to predict PAS was much better than that of the resident group. However, there was no significant difference in sensitivity and specificity between the resident group and the binary classification model ( $P > 0.05$ ). There was no significant difference in the prediction effect between the attending physician group and the binary classification model ( $P > 0.05$ ). Moreover, Kappa value was 0.776, suggesting a great agreement between the two methods. **Conclusions** Conclusion Automatic MRI image segmentation based on deep learning technology is feasible in predicting PAS.

**【Key words】** Placenta accreta spectrum disorders; Deep learning; Magnetic resonance imaging; Artificial intelligence; Risk prediction

胎盘植入性疾病(placenta accreta spectrum, PAS)是指胎儿娩出后,胎盘部分或全部不能自然从子宫壁分离的一种病理情况。PAS分为3个亚型:胎盘粘连、胎盘植入;胎盘穿透性植入,其中胎盘植

入和穿透性植入也称为侵入性胎盘<sup>[1]</sup>。孕期合并PAS可能引起严重的后果,可导致膀胱等周围组织器官损伤,甚至导致大出血危及产妇生命<sup>[2]</sup>。在临床实践中,超声成像仍然是诊断PAS疾病的主要方法<sup>[3]</sup>,但是视野小、羊水过少、超声本身对于软组织的对比度小会影响超声图像的质量<sup>[4]</sup>。核磁共振(magnetic resonance imaging, MRI)成像视野大,能使整个胎盘肌层界面的细节可视化<sup>[5]</sup>。然而,没有足

**【基金项目】** 四川省科技厅重点研发项目(编号: 2023YFS0039)

**【通讯作者】** 梅劼

够的临床经验,要对 PAS 做出准确诊断有一定的难度。深度学习(deep learning, DL)是人工智能领域中最先进的领域<sup>[6]</sup>。它处理复杂数据的能力较传统的机器学习更强,特别是对图像的识别和分类尤其具有优势<sup>[7]</sup>。目前,深度学习算法相关研究已经广泛应用于医学影像图像,以提高目标物诊断与分类的效率和准确性<sup>[8]</sup>。本研究拟利用深度学习中的 Nasnet 神经网络模型对 MRI 图像中胎盘矢状面半傅立叶单次激发快速回波序列(HASTE)的 T2 图像自动分类识别,建立 PAS 疾病风险预测模型,探讨深度学习技术在 PAS 疾病分类预测中的可行性。

## 1 资料与方法

**1.1 一般资料** 收集 2016 年 1 月至 2022 年 5 月在四川省人民医院接受胎盘 MRI 检查的共计 128 例孕妇。纳入标准:①孕 28 周以后于我院行胎盘核磁共振检查;②患者于我院剖宫产终止妊娠;③扫描机器: MRI;德国西门子公司 3.0T 磁共振;扫描方式:矢状位、冠状位、轴状位;扫描范围: MRI 扫描(包含胎盘的 MRI)。排除标准:①未于我院剖宫产终止妊娠;②胎盘早剥病例及异常胎盘形态病例。76 例合并 PAS(20 例胎盘粘连,42 例胎盘植入,14 例穿透性胎盘植入),52 例未合并 PAS,对患者信息进行脱敏处理、编号,随机划分二分类模型的训练集和测试集。训练集:包括合并 PAS 的患者 58 例,共计 760 张 MRI 图片;未合并 PAS 的患者共计 41 例,共计 596 张 MRI 图片。测试集:测试集中合并 PAS 的患者 18 例全部有病理诊断,且病理诊断符合临床诊断,共计 232 张 MRI 图片;未合并 PAS 的患者 11 例,共计 161 张图片。

### 1.2 方法

**1.2.1 建立并训练模型** 训练集由一名影像专科高年资主治医师使用 labelme 进行感兴趣区域(region of interest, ROI)标注。兴趣区域的范围在胎盘胎儿面紧贴胎盘边界,在胎盘母体面的边界以显示出胎盘与邻近组织的关系为标准。使用图像标

注工具 labelme 进行遮罩标注,如图 1 所示。其中,标签值分为两类,标注的区域为病灶,其余为背景。标注完成后,使用 Python 脚本生成遮罩图像。考虑到使用原始 MRI 图像会引入大量与胎盘无关的干扰信息,最终选择通过分割后的遮罩图确定原始 MRI 图像中兴趣区域的范围,隐去其余部分得到仅有兴趣区域的图像。采用数据增强技术对已有数据集进行扩充。将完成预处理的训练集数据送入 Nasnet 神经网络完成模型训练。

**1.2.2 分组测试** 主治医师组:分别由两名影像科主治医师互盲通过核磁共振图像对测试集病例做出二分类诊断,诊断不同的病例由两者一起商量得出结论。住院医师组:分别由两名影像科住院医师互盲通过核磁共振图像对测试集病例做出二分类诊断,诊断不同的病例由两者一起商量得出结论。将两个医师组得出的结论通过 Kappa 一致性检验及卡方配对试验与 Nasnet 神经网络二分类模型对测试集病例预测的结果进行比较。

**1.3 观察指标** 二分类模型的效能采用灵敏度、特异度、准确性、AUC 来衡量;通过约登指数(灵敏度+特异度-1)最大法找到使模型效能最佳的阈值。

**1.4 统计学方法** 应用 SPSS 22.0 统计学软件对数据进行分析。率的比较采用卡方检验,组间一致性比较采用 Kappa 一致性检验,Kappa>0.75 表示一致性较好。 $P<0.05$  为差异有统计学意义。

## 2 结果

**2.1 分类模型训练** 先手动勾画得到 MRI 图片的 ROI 标签图(图 1a),利用 Labelme 软件得到白色的 ROI 标签图(图 1b),最后利用 Pathon 软件处理隐去周围的部分得到最终的遮罩图标签(图 1c)。考虑到使用原始 MRI 图像会引入大量与胎盘无关的干扰信息,最终选择通过分割后的遮罩图确定原始 MRI 图像中兴趣区域的范围,隐去其余部分得到仅有兴趣区域的图像。将完成预处理的训练集数据送入 NASNet 神经网络完成二分类模型训练。

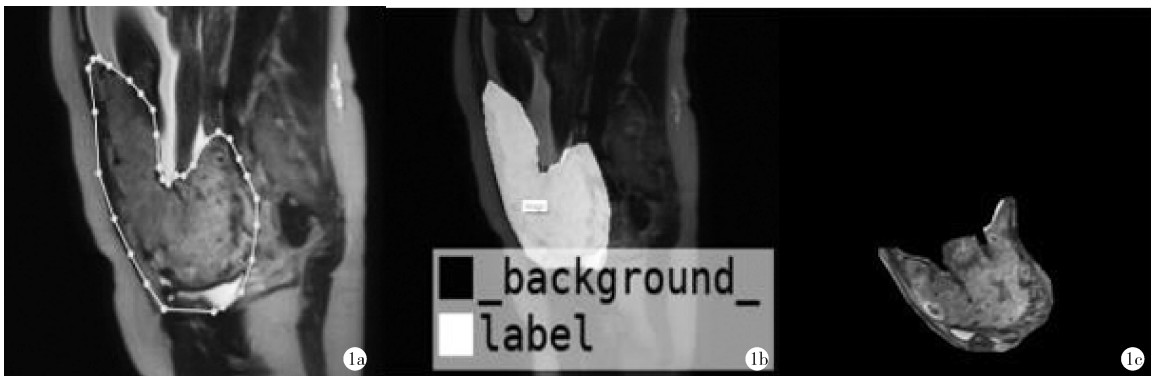


图 1 ROI 标签图制作图 a:手动勾画得到 MRI 图片的 ROI 标签图;b:利用 Labelme 软件得到白色的 ROI 标签图;c:利用 Pathon 软件处理隐去周围部分得到的最终遮罩图标签

## 2.2 二分类模型测试结果

**2.2.1 最佳阈值** 通过 Nasnet 神经网络二分类模型进行了二分类测试,得到了测试集中 PAS 与非 PAS 的二分类结果及 ROC 曲线(如图 2),表明本次建立的 Nasnet 神经网络二分类模型对 PAS 与非 PAS 的预测有较好的效果。当约登指数为最大 0.909 时,取得的判定单个病为 PAS 的最佳阈值: PAS 图片占比为 0.441。

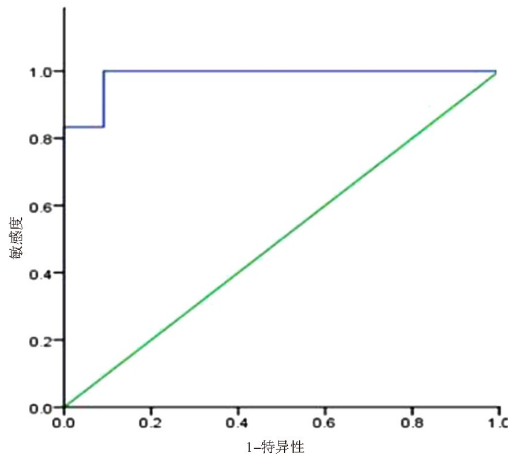


图 2 Nasnet 神经网络模型测试结果的 ROC 曲线图

表 1 二分类模型与影像专科主治医师测试结果

类别	PAS(预测正确数/总数)	非 PAS(预测正确数/总数)	灵敏度(%)	特异度(%)	准确率(%)
Nasnet 模型	18/18	10/11	100.0	90.9	96.5
住院医师	13/18	7/11	72.0	63.6	68.9
主治医师	16/18	9/11	88.8	81.8	86.2

表 2 二分类模型与影像专科住院医师准确率比较 (n)

方法		二分类模型		合计
		预测正确	预测错误	
影像住院医师组	预测正确	20	0	20
	预测错误	8	1	9
合计		28	1	29

表 3 Kappa 一致性检验结果

组别	Kappa	一致性
住院 vs Nasnet	0.41	一般
主治 vs Nasnet	0.776	较好

## 3 讨论

孕期合并 PAS 可能引起严重的后果,它是围产期子宫切除的主要原因,若术前无充分准备将可能导致致命性大出血危及产妇生命,引起新生儿不良结局,导致膀胱及输尿管等周围组织或器官损伤等严重后果<sup>[2,9]</sup>。产前准确识别 PAS 可使产科医生进行充分的多学科会诊,避免术中发生无法预料的情况,减少邻近器官损伤的概率,同时及时对产妇和新生儿进行充分的护理<sup>[10]</sup>,可以改善预后。目前,深度学习算法相关研究已经广泛应用于医学影像图像,以提高目标物诊断与分类的效率和准确性<sup>[8]</sup>。本研究将深度学习技术同影像学技术结合

**2.2.2 分类模型与住院医师组、主治医师组预测的结果比较** 当以 PAS 图片占比  $\geq 0.441$  作为单个病例判断为 PAS 的阈值时,Nasnet 神经网络分类模型预测 PAS 发生的灵敏度为 100%,特异度为 90.9%,准确性为 96.5%,AUC 为 0.985。影像科住院医师组灵敏度 72%、特异度为 63.6%,准确率 68.9%;影像科主治医师组灵敏度为 88.8%,特异度为 81.8%,准确性为 86.2%。见表 1。影像科住院医师组预测准确率与二分类模型对比,差异有统计学意义( $P < 0.05$ ),二分类模型预测 PAS 的准确率远胜于影像科住院医师组,灵敏度、特异度与影像科住院医师组比较,差异无统计学意义( $P > 0.05$ )。影像科主治医师组预测结果与二分类模型预测对比,准确率、灵敏度、特异度差异无统计学意义( $P > 0.05$ )。见表 2。

**2.2.3 一致性比较** 影像科主治医师组与分类模型对比 Kappa 值为 0.776,两者一致性较好。影像科住院医师组与分类模型对比 Kappa 值为 0.41,两者一致性一般。见表 3。

预测 PAS 的发生,我们建立的 Nasnet 神经网络二分类模型预测 PAS 发生的灵敏度、特异度、准确性及 AUC 指标,与之前所建立的传统机器学习模型,如 Ren 等<sup>[11]</sup>使用的支持向量机算法和 k-折叠算法、Romeo 等<sup>[12]</sup>使用的基于最少的特征数( $n = 26$ )运用 k-最近邻算法、Sun 等<sup>[13]</sup>建立的梯度增强算法相比,预测效果相当。二分类模型在拥有极高的灵敏度的同时,并没有导致特异性的降低,优于大多数研究中报道的影像专科医师诊断 PAS 的效果。极高的灵敏度可以最大程度筛查出 PAS 病例,同时较高的特异度,也可以保证未合并 PAS 的患者避免误诊,避免增加患者的心理负担。我们的研究中,Nasnet 神经网络二分类模型预测 PAS 发生的灵敏度、特异度、准确性都远胜于影像科住院医师组,稍高于影像科主治医师组,AUC 为 0.985,说明该二分类模型在取合适的阈值时可以取得较好的预测效

果。因此,我们所建立的模型在帮助临床提高疾病 PAS 的准确性、克服诊断的主观性非常有价值,可以为年轻住院医师及基层医生提供一个相对准确的参考结果。

既往研究在利用胎盘纹理特征训练传统的机器学习模型时,仅仅取胎盘本身作为标签提取训练分类模型时所需的纹理特征<sup>[13]</sup>。研究表明,PAS 中的三类疾病的胎盘纹理特征在 MRI 有共同的表现<sup>[14]</sup>。在建立训练集进行模型训练时,同时考虑胎盘本身的纹理特征及相邻组织的间接特征,所以在胎盘的核磁共振矢状面上,我们的兴趣区域范围选择为胎盘的胎儿面紧贴胎盘边界描绘,在胎盘母体面则需要展示出子宫肌层与膀胱上界。在核磁共振 T2 信号上,胎盘和肌层可以呈现出三个不同的信号强度层<sup>[15]</sup>,T2 信号上的图像是 PAS 在 MRI 上成像的关键的序列<sup>[16]</sup>。在妊娠第 23 周之前,由于胎盘可能尚未成熟,MRI 评估异常的胎盘难以产生满意的结果<sup>[17]</sup>。因此,我们所选择的患者均拥有孕 28 周以后的胎盘核磁共振结果。2018 年的 FIGO 指南中提到,PAS 的最终诊断只能在分娩时进行临床诊断,尽可能通过组织病理学进行确认<sup>[18]</sup>。在本研究中,合并 PAS 的患者的诊断标准选择临床诊断及病理诊断的其中之一,但是为了保证分类模型的客观性,我们测试集中的 PAS 病例均具有病理诊断,且符合术中的临床诊断。

但是本次研究为单个中心的回顾性研究,数据量相对较小,有限的数据就可能导致模型过度拟合<sup>[19]</sup>,深度学习模型具有黑匣子的特征,计算过程并不透明<sup>[20]</sup>,需要更加优质的训练集数据进行反馈、优化,从而增加模型的泛化能力,增加模型在大数据中的预测效果。

综上,基于深度学习的 MRI 图像自动识别技术在 PAS 的预测中是可行的,本项目目前研发的二分类模型在以 PAS 图片占比 $\geq 0.441$  作为单个病例判断为 PAS 的阈值时,预测 PAS 的准确率远胜于影像科住院医师组,灵敏度、特异度与影像科住院医师组一致性一般,且预测效果与影像科主治医师对比有较好的一致性。随着样本量的增加,模型的预测效能有望进一步提高,二分类模型为 PAS 的诊治和疾病研究提供了新的思路和方法。

#### 【参考文献】

[1] Sentilhes L, Kayem G, Chandraran E, et al. FIGO consensus guidelines on placenta accreta spectrum disorders: Conservative management [J]. *Int J Gynaecol Obstet*, 2018, 140(3): 291-298.  
 [2] Imafuku H, Tanimura K, Shi Y, et al. Clinical factors associated with a placenta accreta spectrum [J]. *Placenta*, 2021, 112: 180-184.  
 [3] Horgan R, Abuhamad A. Placenta accreta spectrum: prenatal diag-

nosis and management [J]. *Obstet Gynecol Clin North Am*, 2022, 49(3): 423-438.  
 [4] Barzilay E, Brandt B, Gilboa Y, et al. Comparative analysis of ultrasound and MRI in the diagnosis of placenta accreta spectrum [J]. *The Journal of Maternal-Fetal & Neonatal Medicine*, 2022, 35(21): 4056-4059.  
 [5] Kapoor H, Hanaoka M, Dawkins A, et al. Review of MRI imaging for placenta accreta spectrum: Pathophysiologic insights, imaging signs, and recent developments [J]. *Placenta*, 2021, 104: 31-39.  
 [6] Johnson S LJ. AI, machine learning, and ethics in health care [J]. *J Leg Med*, 2019, 39(4): 427-441.  
 [7] Chen X, Wang X, Zhang K, et al. Recent advances and clinical applications of deep learning in medical image analysis [J]. *Medical Image Analysis*, 2022, 79: 102444.  
 [8] Ma J, He Y, Li F, et al. Segment anything in medical images [J]. *Nature Communications*, 2024, 15(1): 654.  
 [9] Fonseca A, de Campos DA. Maternal morbidity and mortality due to placenta accreta spectrum disorders [J]. *Best practice & research Clinical obstetrics & gynaecology*, 2021, 72: 84-91.  
 [10] Allen L, Jauniaux E, Hobson S, et al. FIGO consensus guidelines on placenta accreta spectrum disorders: Nonconservative surgical management [J]. *Int J Gynaecol Obstet*, 2018, 140(3): 281-290.  
 [11] Ren H, Mori N, Mugikura S, et al. Prediction of placenta accreta spectrum using texture analysis on coronal and sagittal T2-weighted imaging [J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2021, 46(11): 5344-5352.  
 [12] Romeo V, Ricciardi C, Cuocolo R, et al. Machine learning analysis of MRI-derived texture features to predict placenta accreta spectrum in patients with placenta previa [J]. *Magn Reson Imaging*, 2019, 64: 71-76.  
 [13] Sun H, Qu H, Chen L, et al. Identification of suspicious invasive placentation based on clinical MRI data using textural features and automated machine learning [J]. *European Radiology*, 2019, 29: 6152-6162.  
 [14] Yan G, Liao Y, Li K, et al. Diffusion MRI based myometrium tractography for detection of placenta accreta spectrum disorder [J]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2022, 55(1): 255-264.  
 [15] Meyers ML, Brown BP. Placental magnetic resonance imaging Part I: the normal placenta [J]. *Pediatric Radiology*, 2020, 50(2): 264-274.  
 [16] Srisajjakul S, Prapaisilp P, Bangchokdee S. Magnetic resonance imaging of placenta accreta spectrum: a step-by-step approach [J]. *Korean journal of radiology*, 2021, 22(2): 198.  
 [17] Horowitz JM, Berggruen S, McCarthy RJ, et al. When timing is everything: are placental MRI examinations performed before 24 weeks' gestational age reliable [J]. *American Journal of Roentgenology*, 2015, 205(3): 685-692.  
 [18] Jauniaux E, Bhide A, Kennedy A, et al. FIGO consensus guidelines on placenta accreta spectrum disorders: Prenatal diagnosis and screening [J]. *International Journal of Gynecology and Obstetrics*, 2018, 140(3): 274-280.  
 [19] Coiera E. On algorithms, machines, and medicine [J]. *The Lancet Oncology*, 2019, 20(2): 166-167.  
 [20] 李睿, 赵世华. 心血管影像人工智能的研究进展 [J]. *磁共振成像*, 2019, 10(7): 551-555.  
 (收稿日期: 2024-05-09; 修回日期: 2024-06-12)  
 (本文编辑: 彭羽)