

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2026.03.006

医学影像物理

基于多模态融合技术提升乳腺超声与磁共振成像联合诊断乳腺癌的效能

代妮娜, 张文君

湖北医药学院附属太和医院超声医学科, 湖北 十堰 442000

【摘要】目的:为提升基于多模态融合技术的乳腺超声与磁共振成像(MRI)联合诊断乳腺癌的效能,提出一种基于深度残差网络ResNet-101的多模态数据融合方法,并评估不同模型在多模态数据融合下的表现。**方法:**选取154例患者的乳腺超声和MRI图像进行数据融合与分析。通过超声与MRI的联合检查数据进行多模态融合,并利用深度残差网络模型进行分类和诊断,最终比较各模型的诊断效能。**结果:**ResNet-101方法在多模态融合数据的乳腺癌诊断中表现最佳,显著高于单一模态及其他模型的表现。与传统的卷积神经网络和ResNet50模型相比,该方法在诊断准确率、敏感性和特异性等指标上均有显著提升。**结论:**多模态融合技术能有效提升乳腺癌的诊断效能,特别是深度残差网络ResNet-101模型,显著提高诊断的准确率和鲁棒性,表明多模态数据融合技术在乳腺癌诊断中具有重要的应用前景。

【关键词】乳腺癌;多模态融合;乳腺超声;磁共振成像

【中图分类号】R318;R816

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2026)03-0317-04

Improving the diagnostic efficacy of breast cancer by integrating breast ultrasound and magnetic resonance imaging with multimodal fusion technology

DAI Nina, ZHANG Wenjun

Department of Ultrasound Medicine, Taihe Hospital Affiliated to Hubei University of Medicine, Shiyan 442000, China

Abstract: Objective To propose a multimodal data fusion method based on the deep residual network ResNet-101 for enhancing the diagnostic efficiency of breast ultrasound combined with magnetic resonance imaging (MRI) in breast cancer based on multimodal fusion technology, and further evaluate the performance of various models under multimodal data fusion. **Methods** The breast ultrasound and MRI images were collected from 154 patients for data fusion and analysis. Multimodal fusion was performed using the ultrasound and MRI data, and the deep residual network models were utilized for classification and diagnosis. Finally, the diagnostic performance of each model was compared. **Results** The ResNet-101 method demonstrated the best performance in breast cancer diagnosis using multimodal fusion data, which was significantly superior to that of single-modal imaging and other models. Compared with traditional convolutional neural network and ResNet50 model, the proposed method significantly improved diagnostic accuracy, sensitivity, and specificity. **Conclusion** Multimodal fusion technology can effectively enhance the diagnostic efficiency of breast cancer. Specifically, the deep residual network ResNet-101 model significantly improves the accuracy and robustness of diagnosis, indicating that multimodal data fusion technology has important application prospects in breast cancer diagnosis.

Keywords: breast cancer; multimodal fusion; breast ultrasound; magnetic resonance imaging

前言

乳腺癌是女性中最常见的恶性肿瘤之一,其早期诊断对于提高治疗效果和生存率至关重要^[1]。传统的影像学诊断方法如乳腺超声和磁共振成像(Magnetic

Resonance Imaging, MRI)在乳腺癌的诊断中起着重要的作用^[2-3]。乳腺超声具有无创性和实时性的优点,但由于其依赖于操作者的经验且对脂肪性乳腺组织的敏感性较差,常会出现假阳性或假阴性结果。MRI在乳腺癌诊断中显示较高的敏感性,特别是在检测高危患者中,但其费用高昂且对某些类型的病变存在局限性^[4]。因此,仅依赖单一的影像学手段难以全面准确地评估乳腺癌病灶,如何通过多模态影像数据的融合来提升诊断效能成为当前研究的热点。

【收稿日期】2025-08-21

【基金项目】湖北省科技厅地区联合基金重点项目(2024AFD092)

【作者简介】代妮娜, 硕士, 副主任医师, 研究方向:浅表器官疾病诊断, E-mail: dnaiia_123@163.com

多模态融合技术在医学影像领域被广泛应用,其通过整合不同模态的图像数据,实现优势互补,为医学影像的诊断提供更全面和准确的信息^[5]。在乳腺癌诊断中,超声与MRI各有其独特优势,但单一模态往往存在局限,如超声对深层病灶的分辨率较低,而MRI在检测肿瘤边界时容易受伪影影响。通过融合超声和MRI的多模态数据,能显著提升诊断精度和可靠性^[6]。

近年来,基于深度学习的多模态融合方法引起广泛关注^[7-9],其中以ResNet101为代表的深层卷积神经网络因其优越的特征提取能力成为热点。本研究将深度残差网络ResNet-101应用于乳腺超声与MRI的多模态融合,通过融合两种影像学数据,提供更精确的乳腺癌诊断方案,并通过对患者的影像数据进行分析,验证该方法的可行性和有效性,并探讨其在临床应用中的潜力。

1 资料与方法

1.1 研究资料

选取2021年1月至2023年12月于十堰市太和医院术前进行超声检查和MRI检查的154例乳腺癌患者,共167个乳腺病灶,病理诊断为浸润性导管癌。患者均为女性,平均年龄55.7岁,年龄范围32~79岁。所有患者均签署知情同意书,并获得医院伦理委员会的批准。为确保研究结果的可靠性,本研究严格筛选研究对象,设定具体的纳入与排除标准。纳入标准:在术前至少接受过一次乳腺超声检查和一次MRI检查;在MRI检查中图像无明显伪影,且图像质量良好,以确保影像数据的准确性;患者年龄在30岁以上,且无其他恶性肿瘤病史。排除标准:病理结果不明确或存在其他恶性肿瘤的患者;术前未接受完整的乳腺超声或MRI检查的患者;孕妇或有禁忌症无法接受MRI检查的患者;在MRI检查中存在显著伪影或图像质量不佳,无法进行准确评估的患者。

1.2 研究方法

1.2.1 超声检查 所有患者均使用韩国三星RS85A超声诊断仪进行乳腺超声检查。超声诊断仪的探头频率设置为5~13 MHz,适合评估乳腺组织的不同结构和病变特征。超声检查由经验丰富的乳腺专科医师进行,以确保结果的准确性和可重复性。检查过程中,医师评估肿块的形态、边界、内部回声特征以及周围组织的情况。对于每例患者,医师记录影像发现,并保存相关影像数据。

1.2.2 MRI检查 所有患者均使用GE Brivo MR355磁共振成像系统进行扫描。为提高乳腺影像的准确性,MRI检查采用乳腺专用线圈,并进行多种扫描序列,包括T₁加权成像(T₁-Weighted Imaging, T₁WI)、T₂加权成

像(T₂-Weighted Imaging, T₂WI)、扩散加权成像(Diffusion-Weighted Imaging, DWI)以及动态对比增强成像(Dynamic Contrast-Enhanced MRI, DCE-MRI)。T₁WI的扫描参数为TR/TE=450 ms/10 ms,层厚4 mm,间隔1 mm;T₂WI的扫描参数为TR/TE=4 000 ms/85 ms,层厚4 mm,间隔1 mm;DWI的b值设定为800 s/mm²,层厚为4 mm,间隔1 mm;DCE-MRI则在注射对比剂后多次采集,以获得肿瘤组织的动态增强特征。通过不同序列的结合,MRI能提供多维度的乳腺影像信息,同时每例患者的MRI数据均经过严格的质量控制,以确保图像清晰、无伪影,能准确反映乳腺组织的病变特征。

1.2.3 基于深度残差网络ResNet-101的多模态数据融合方法 ResNet101是一种深度卷积神经网络,因其高效的特征提取能力和易于训练的特性,被广泛应用于医学影像分析领域^[10-13]。ResNet101是ResNet系列模型的一个变体^[14],具有101层深度,主要依赖于残差学习框架解决传统深度网络中梯度消失和退化问题,使得极深的网络可以高效地训练和应用^[15-17]。

ResNet101的基础单元是残差块^[18]。传统的卷积神经网络直接学习从输入到输出的映射,而ResNet引入跳跃连接,将输入信号绕过若干层直接传递到输出,使网络只需学习输入和输出的残差^[19]。残差块的表达式如下:

$$F_{l+1} = F_l + H(F_l) \quad (1)$$

其中, F_l 是第 l 层的输入; $H(F_l)$ 是需要学习的残差函数,通常是若干卷积层的组合; F_{l+1} 是第 $l+1$ 层的输出。这种结构的优势在于,如果理想情况下某些层不需要学习额外的特征,网络可以直接通过跳跃连接实现身份映射,从而避免梯度消失问题^[20]。

ResNet101的网络由多个残差模块堆叠而成,总体可以分为3个部分。(1)初始卷积层,包括一个7×7的大卷积核,步长为2,用于初步提取全局特征,以及一个3×3的最大池化层。(2)每个模块包含多个堆叠的残差块,其中第一模块包括3层残差块;第二模块包括4层残差块;第三模块包括23层残差块(这是ResNet101与ResNet50的主要区别,后者为6层);第四模块包括3层残差块。每个残差块包含1×1、3×3和1×1这3种卷积操作,用于压缩维度、提取特征和恢复维度^[21]。经过残差模块后的特征映射被送入全局平均池化层,减少特征维度,最后通过全连接层和Softmax函数完成分类。

对于输入特征 X ,通过ResNet101的第 l 层残差块后,其输出为:

$$F_{l+1} = X + H(X) \quad (2)$$

其中, $H(X)=\text{Conv}3\times3(\sigma(\text{Conv}1\times1(X)))$, σ 是ReLU激活函数,Conv表示卷积操作。网络的最终输出表示为:

$$\hat{y} = \text{Softmax}(W^T F_{\text{final}} + b) \quad (3)$$

其中, W 和 b 是分类头的参数^[22]。

在完成 ResNet101 的优化后,将乳腺超声和 MRI 图像分别输入到优化后的深度残差网络 ResNet101 中,得到两种模式下的特征向量。为充分利用多模态数据的优势,采用多模态融合策略,将这两个特征向量进行融合,通过加权融合通过赋予每种模态不同的权重来组合特征向量。最后,将融合后的特征向量输入到分类器中进行乳腺癌的诊断预测。

在训练过程中,采用交叉熵损失函数来衡量模型分类误差,并使用优化器进行迭代优化。交叉熵损失函数定义为:

$$L_{CE} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)] \quad (4)$$

其中, y_i 是实际标签, \hat{y}_i 是模型预测的概率值。优化器则通过计算每个参数的自适应学习率来加速模型的收敛过程。最终,经过多轮训练和验证,选择性能最优的模型用于测试数据集的诊断性能评估。

1.3 评价指标

在医学影像诊断中,使用的对比指标包括准确率、敏感性、特异性以及 ROC 曲线下面积 (Area Under the Curve, AUC), 这些指标分别从不同的角度评估模型在诊断乳腺癌时的效能。准确率是衡量模型整体预测正确率的指标,定义为模型正确预测的样本数占总样本数的比例,准确率越高,表示模型在所有样本上的预测效果越好,反映模型的全局性能。敏感性也被称为召回率或真阳性率,用来衡量模型正确识别出阳性样本的能力,敏感性越高,表示模型在诊断中对乳腺癌病例的识别能力越强,意味着漏诊率低。特异性反映模型正确识别出阴性样本(即非乳腺癌样本)的能力,特异性越高,表示模型能有效避免误诊,将健康患者错误诊断为乳腺癌的概率低。AUC 是评估二分类模型性能的重要指标, AUC 值越接近 1, 表示模型的性能越优越, AUC 值综合敏感性和特异性,能全面反映模型的诊断效能。它们的计算公式如下:

$$\text{准确率} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

$$\text{敏感性} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$\text{特异性} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (7)$$

其中, TP 为真正例数, TN 为真负例数, FP 为假正例数, FN 为假负例数。

$$AUC = \int_0^1 TPR(t) d(FPR(t)) \quad (8)$$

其中, $TPR(t)$ 为真阳性率(敏感性), $FPR(t)$ 为假阳性率。

2 结果

针对不同的深度学习方法(包括 CNN^[23]、ResNet50^[24] 和 ResNet101^[25])对乳腺癌的诊断效能进行评估。通过单一影像检查技术(超声或 MRI)以及多模态融合技术(超声结合 MRI^[26])来对比这些方法的表现。

从表 1 的数据可知,不同深度学习方法对乳腺癌诊断的单一检查(超声或 MRI)的性能有所差异。ResNet50 结合超声的诊断性能较优,准确率、敏感性和特异性分别达到 0.8621、0.8697 和 0.8700,均优于传统 CNN 方法。ResNet101 结合 MRI 的诊断性能最高,其准确率、敏感性和特异性分别达到 0.8907、0.9011 和 0.8900。MRI 数据相比超声数据在特定条件下更适合进行肿瘤特征的识别。整体来看,深度学习模型中较深的网络(ResNet101)在单一模态下能更好地提取乳腺癌相关特征,但单一模式的局限性依然显而易见。

表 1 单一检查技术对乳腺癌的诊断效能

Table 1 Diagnostic efficacy of the single imaging modality for breast cancer

方法	检查方法	准确率	敏感性	特异性
CNN	超声	0.8574	0.8692	0.8530
	MRI	0.8620	0.8711	0.8590
ResNet50	超声	0.8621	0.8697	0.8700
	MRI	0.8718	0.8755	0.8765
ResNet101	超声	0.8856	0.8901	0.8823
	MRI	0.8907	0.9011	0.8900

表 2 展示超声和 MRI 的多模态融合技术对乳腺癌诊断的结果。与单一模态相比,多模态融合技术显著提高各项诊断指标。ResNet50 在超声+MRI 融合模式下的准确率、敏感性、特异性和 AUC 分别达到 0.9012、0.9063、0.8902 和 0.8955,相比其单一模态下有明显提升。ResNet101 在超声与 MRI 融合模式下的诊断性能进一步提升,准确率、敏感性、特异性和 AUC 分别达到 0.9213、0.9366、0.9104 和 0.9034,表现最优。多模态融合技术能弥补单一模式的不足,通过整合不同影像信息显著增强诊断能力。

3 讨论

本研究基于多模态融合技术,探索将乳腺超声与 MRI 影像数据结合以提升乳腺癌诊断效能的可行性。通过比较几种不同的算法和方法,进一步验证多模态数据融合技术在提升乳腺癌诊断中的重要作用。

表2 多模态融合技术对乳腺癌的诊断效能
Table 2 Diagnostic efficacy of multimodal fusion technology
for breast cancer

方法	检查方法	准确率	敏感性	特异性	AUC
CNN	超声+MRI	0.8872	0.8990	0.8801	0.8821
ResNet50	超声+MRI	0.9012	0.9063	0.8902	0.8955
ResNet101	超声+MRI	0.9213	0.9366	0.9104	0.9034

从数据融合的角度来看,单一影像模式的局限性在诊断过程中显而易见。超声或MRI单独使用时,尽管它们在空间分辨率和组织对比度上各有优势,但其诊断性能可能受到噪声、伪影或某些病灶特征的影响,导致敏感性或特异性有所下降;多模态融合技术通过将不同影像模式的信息进行互补,弥补单一模式的不足。ResNet101在超声+MRI融合模式下的敏感性达到0.9366,比单独使用MRI时高出0.0355,这表明多模态融合能更全面地捕捉肿瘤特征,提高诊断的鲁棒性和可靠性。在算法层面上,在多模态融合的诊断任务中,深度学习算法的选择和优化对性能有着重要影响。ResNet50和ResNet101相较于传统的CNN方法,在融合超声和MRI时表现出更高的诊断效能,尤其是ResNet101,其准确率达到0.9213,这是因为ResNet系列模型通过更深的网络结构能提取更加丰富的特征表达。

本研究在多模态融合过程中,超声与MRI图像的精确配准是一个关键环节。由于两种成像模式的原理不同,图像的空间分辨率、视野及患者体位可能存在差异,直接融合未经配准的图像可能导致特征错位,影响诊断准确性。未来研究可引入更先进的多模态图像合成技术,以提高融合图像的解剖结构对齐精度,从而进一步提升模型的诊断性能。

【参考文献】

[1] Farrell R, Pascuzzi N, Chen YL, et al. Prolactin drives iron release from macrophages and uptake in mammary cancer cells through CD44 [J]. *Int J Mol Sci*, 2024, 25(16): 8941.

[2] 李成威, 彭莉雯, 郭雪贞, 等. 增强乳腺X线摄影和超声对致密型乳腺良恶性病变的诊断效能对比分析[J]. *现代肿瘤医学*, 2024, 32(17): 3319-3326.

Li CW, Peng LW, Guo XZ, et al. Comparative analysis of contrast-enhanced mammography and ultrasound in the diagnosis of benign and malignant lesions of dense breast [J]. *Journal of Modern Oncology*, 2024, 32(17): 3319-3326.

[3] 钱鑫, 吴晓霞. 磁共振成像技术在乳腺癌诊断中的应用价值分析[J]. *影像研究与医学应用*, 2024, 8(16): 92-94.

Qian X, Wu XX. Analysis of the value of magnetic resonance imaging technology in breast cancer diagnosis [J]. *Journal of Imaging Research and Medical Applications*, 2024, 8(16): 92-94.

[4] Garcia JR, Kauak M, Compte A, et al. Detection of internal mammary chain infiltration in breast cancer patients by [¹⁸F]FDG PET/MRI. Therapy implications [J]. *Rev Esp Med Nucl Imagen Mol (Engl Ed)*, 2024, 43(2): 73-78.

[5] Khalilullah KM, Agcaoglu O, Sui J, et al. Multimodal fusion of multiple rest fMRI networks and MRI gray matter *via* parallel multilink joint ICA reveals highly significant function/structure coupling in Alzheimer's disease [J]. *Hum Brain Mapp*, 2023, 44(15): 5167-5179.

[6] Chattopadhyay A, Maitra M. MRI-based brain tumour image detection using CNN based deep learning method [J]. *Neurosci Inform*, 2022, 2(4): 100060.

[7] Fu YB, Mazur TR, Wu X, et al. A novel MRI segmentation method using CNN-based correction network for MRI-guided adaptive radiotherapy [J]. *Med Phys*, 2018, 45(11): 5129-5137.

[8] Deepak S, Ameer PM. Automated categorization of brain tumor from MRI using CNN features and SVM [J]. *J Ambient Intell Human Comput*, 2021, 12(8): 8357-8369.

[9] Khairandish MO, Sharma M, Jain V, et al. A hybrid CNN-SVM threshold segmentation approach for tumor detection and classification of MRI brain images [J]. *IRBM*, 2022, 43(4): 290-299.

[10] Chowdhury S, Das DK. Diagnosis of chest CT scan images using proposed CNN, ResNet101 and VGG19 deep learning models [C]// 2025 International Conference on Modern Sustainable Systems (CMSS). IEEE, 2025: 896-902.

[11] Nawaz S, Rasheed S, Sami W, et al. Deep learning ResNet101 deep features of portable chest X-ray accurately classify COVID-19 lung infection [J]. *Comput Mater Con*, 2023, 75(3): 5213.

[12] Naem A, Anees T. A multiclassification framework for skin cancer detection by the concatenation of Xception and ResNet101 [J]. *J Comput Biomed Inf*, 2024, 6(02): 205-227.

[13] Ahmed S, Raza B, Hussain L, et al. The deep learning resnet101 and ensemble xgboost algorithm with hyperparameters optimization accurately predict the lung cancer [J]. *Appl Artif Intell*, 2023, 37(1): 2166-2222.

[14] Ouazzani Chahdi M, Annich A, Ouazzani Chahdi A, et al. Advancing visual relationship detection: comparative analysis of ResNet101 vs. ResNet152 [C]// International Conference on Intelligent Systems and Advanced Computing Sciences. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023: 335-345.

[15] Nawaz SA, Li J, Shoukat MU, et al. Hybrid medical image zero watermarking *via* discrete wavelet transform-ResNet101 and discrete cosine transform [J]. *Comput Electr Eng*, 2023, 112: 108985.

[16] Behera SK, Anitha K, Amat R, et al. Retracted: Resnet101-svm: Hybrid convolutional neural network for citrus fruits classification [J]. *J Intell Fuzzy Syst*, 2024, 46(3): 7035-7045.

[17] Istighosah M, Sunyoto A, Hidayat T. Breast cancer detection in histopathology images using Resnet101 architecture [J]. *Sinkron*, 2023, 7(4): 2138-2149.

[18] Amat R, Dash S, Bhainsa S, et al. Comparative analysis of deep learning models and resnet101-SVM ensemble for effective garbage classification [C]// 2023 3rd International Conference on Innovative Mechanisms for Industry Applications (ICIMIA). IEEE, 2023: 768-773.

[19] Sitaram S, Dessai A. Classification of cervical MR images using ResNet101 [J]. *Int J Res Eng Sci Manag*, 2019, 2(6): 254-257.

[20] Zhang TT, Ren SY, Duan HL, et al. An improved ResNet101 network based pavement classification method [J]. *Int Core J Eng*, 2023, 9(9): 78-87.

[21] Wicaksono GW, Andreawan. ResNet101 model performance enhancement in classifying rice diseases with leaf images [J]. *J RESTI*, 2023, 7(2): 345-352.

[22] Kalshetty R, Parveen A. Abnormal event detection model using an improved ResNet101 in context aware surveillance system [J]. *Cogn Comput Syst*, 2023, 5(2): 153-167.

[23] Balasubramaniam S, Velmurugan Y, Jaganathan D, et al. A modified LeNet CNN for breast cancer diagnosis in ultrasound images [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(17): 2746.

[24] Theckedath D, Sedamkar RR. Detecting affect states using VGG16, ResNet50 and SE-ResNet50 networks [J]. *SN Comput Sci*, 2020, 1(2): 79.

[25] Lin SL. Application combining VMD and ResNet101 in intelligent diagnosis of motor faults [J]. *Sensors (Basel)*, 2021, 21(18): 6065.

[26] Kijowski R, Fritz J. Emerging technology in musculoskeletal MRI and CT [J]. *Radiology*, 2023, 306(1): 6-19.

(编辑:谭斯允)