

· 临床报道 ·

## 基于CBAM-YOLO腰椎间盘突出症MRI图像的自动诊断体系

李亚浩, 沈学强, 姜宏, 俞鹏飞

(南京中医药大学附属苏州市中医医院, 江苏 苏州 215009)

**摘要:**目的 腰椎间盘突出症(lumbar disc herniation, LDH)是脊柱退行性疾病的常见类型,可导致腰痛和下肢神经症状。MRI图像在诊断中至关重要,但存在依赖经验和缺乏标准化机制的问题。研究旨在开发基于卷积块注意力模块-视觉目标检测算法(convolutional block attention module-you only look once, CBAM-YOLO)的深度学习模型,以辅助自动诊断LDH MRI图像,从而提高诊断的准确性和效率。**方法** 研究采纳了一个包含643例LDH患者MRI图像数据的公开数据集,每张图像均详细标注了包括椎间盘等在内的多种结构信息,并提出了一种新型模型CBAM-YOLO,它是在原有YOLO-v8模型的基础上,通过嵌入卷积注意力模块CBAM进行改良。此改进有助于模型更精确地识别突出椎间盘的特征位置及空间分布信息。为了充分验证模型的性能,研究使用CBAM-YOLO模型对经过数据增强的训练集进行了系统训练,共进行了100个训练周期。在模型评估环节,研究采用了Precision、Recall、F1-Score、Accuracy以及mAP等多个评价指标,以全面而严谨地评估模型的性能表现。**结果** CBAM-YOLO模型在诊断腰椎间盘突出症MRI影像方面展现出了卓越的性能。相较于原YOLO-v8模型,研究所构建的CBAM-YOLO模型在Precision达到了89.9%, Recall高达100.0%, F1-Score为94.6%, Accuracy为89.9%,以及mAP达到了97.1%,均表现出了明显的优势。**结论** 测试结果充分凸显了基于深度学习的自动诊断体系在腰椎MRI图像中椎间盘识别与分割方面的巨大潜力,同时在临床应用中可提高疾病诊断的准确性和效率,进而减轻医疗专业人员的负担。

**关键词:**深度学习;腰椎间盘突出症;目标检测;卷积注意力机制模块

中图分类号:R274.34, R681.57 文献标志码:A 文章编号:2097-5031(2024)01-0063-07

### Automatic Diagnostic System of Lumbar Disc Herniation MRI Images Based on CBAM-YOLO

LI Yahao, SHEN Xueqiang, JIANG Hong, YU Pengfei

(Suzhou Hospital of Traditional Chinese Medicine of Nanjing University of Chinese Medicine,  
Suzhou 215009, Jiangsu, China)

**Abstract:** *Objective* Lumbar disc herniation (LDH) is a common type of degenerative spinal disease that can lead to low back pain and neurological symptoms in the lower limbs. MRI images are crucial in diagnosis but suffer from empirical dependence and lack of standardisation mechanisms. The aim of this study was to develop a deep learning model based on CBAM-YOLO to assist in the automated diagnosis of lumbar disc herniation MRI images in order to improve the accuracy and efficiency of diagnosis. *Methods* A publicly available dataset containing MRI image data of 643 LDH patients was adopted in this study, and each image was labelled in detail with a variety of structural information including intervertebral discs and others. This study proposes a novel model, CBAM-YOLO, which is improved from the original YOLO-v8 model by embedding the convolutional attention module CBAM. This improvement helps the model to identify the feature location and spatial distribution information of the herniated disc more accurately. In order to fully validate the performance of the model, this study used the CBAM-YOLO model to systematically train the data-enhanced training set for a total of 100 training cycles. In the model evaluation session, this study used several evaluation metrics such as Precision, Recall, F1-Score, Accuracy, and mAP in order to comprehensively and rigorously assess the performance of the model. *Results* The CBAM-YOLO model demonstrated excellent performance in diagnosing lumbar disc herniation MRI images. Compared with the original YOLO-v8 model, the CBAM-YOLO model constructed in this study showed significant advantages in Precision of 89.9%, Recall of up to 100.0%, F1-Score of 94.6%, Accuracy of 89.9%, and mAP of 97.1%. *Conclusion* The test results fully highlight the great potential of deep learning-based automated diagnostic systems for disc identification and segmentation in lumbar spine MRI images, as well as the

基金项目:苏州市姑苏卫生人才项目(GSW2021049);苏州市科技计划项目(SKY2023066);苏州市“科教兴卫”青年科技项目(KJXW2023047)

作者简介:李亚浩(2000-),男,河南濮阳人,中医师,硕士在读,研究方向:脊柱退行性疾病。

通讯作者:俞鹏飞(1986-),男,江苏苏州人,副主任中医师,硕士研究生导师,博士,研究方向:脊柱退行性疾病。E-mail: yupengfei86@163.com。

引用格式:李亚浩,沈学强,姜宏,等.基于CBAM-YOLO腰椎间盘突出症MRI图像的自动诊断体系[J].中西医结合慢性病杂志,2024,1(1):63-69.

potential to improve the accuracy and efficiency of disease diagnosis in clinical applications, thereby reducing the burden on healthcare professionals.

**Keywords:** deep learning; lumbar disc herniation; target detection; convolutional block attention module

腰椎间盘突出症(lumbar disc herniation, LDH)作为脊柱退行性疾病中最典型的疾病,因椎间盘突出正常解剖位置致髓核突出,进而嵌压神经,引发腰部疼痛,伴或不伴下肢放射痛、麻木、感觉障碍等神经症状<sup>[1]</sup>。保守治疗是大多数患者的首选治疗方式,部分重症患者仍需手术治疗<sup>[2]</sup>。据统计,随着年龄的增长,椎间盘退变的发病率呈上升趋势。在60岁以上人群中,约有90%的人在磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)检查中至少表现出一个椎间盘退变的特征<sup>[2]</sup>。值得注意的是LDH发病率呈现出年轻化的趋势<sup>[3-4]</sup>。因此,对LDH进行早期诊断至关重要<sup>[5-6]</sup>。MRI作为诊断LDH的关键医学影像技术,涉及筛选影像、识别病变以及初步诊断等环节<sup>[7-8]</sup>,与诊断医生的个人经验密切相关,不同医师对影像的诊断结果容易出现偏差<sup>[9]</sup>,已有学者呼吁LDH的MRI诊断有必要建立标准化机制<sup>[10]</sup>。

近年来,随着机器学习和人工智能的快速发展,深度学习(deep learning, DL)在目标分类、检测和分割等任务上的性能得到了显著提升,甚至在某些方面已经超越了人类的能力。目前已广泛应用于医学图像处理<sup>[11]</sup>、地震监测<sup>[12]</sup>、环境生态领域<sup>[13]</sup>和材料科学<sup>[14]</sup>等热门领域。2014年GIRSHICK R等<sup>[15]</sup>提出了基于感兴趣区域(region of interest, ROI)与卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)相结合的目标检测算法R-CNN,标志着深度学习在目标检测领域的开端。目标检测系统通过运用卷积神经网络实现端到端的无监督目标识别与检测,无需预先定义特征及单独进行特征提取。通过目标检测系统,DL从输入图像中提取特征,而目标检测系统可分为两类<sup>[16]</sup>:基于回归的一阶段目标检测[视觉目标检测算法(you only look once, YOLO)、单阶段目标检测法(single shot multibox detector, SSD)]与基于候选区域的两阶段目标检测(R-CNN、FAST R-CNN等)。见图1。DL已在医学图像分析领域展现出重要作用,可以在不同应用场景下帮助医师提高工作效率及诊断能力,已经在脑肿瘤<sup>[17]</sup>、乳腺<sup>[18]</sup>、甲状腺<sup>[19]</sup>等其他器官的影像处理上取得了显著成果。相关研究表明DL在骨科领域展现出了巨大的研究潜力和应用价值<sup>[20]</sup>。目前DL已广泛用于骨科相关疾病的诊断<sup>[21]</sup>,特别是在脊柱疾病图像分割方

面。最新的综述文章指出DL展现出了强大的学习能力、自适应能力以及独特的非线性映射能力,使得DL能够更准确地提取脊柱图像中的关键信息,同时有效抑制不相关信息,从而提高了诊断的准确性和效率<sup>[22]</sup>。张建等<sup>[21]</sup>首次尝试基于CNN的多任务分类模型用于LDH诊断,实现了较高准确率。建立了以ResNet-50为主干网络及3条并行FCN分支网络组成的多任务分类模型,并对1115例患者MRI进行训练,实现了较高准确率的LDH诊断及分级。宋浩然等<sup>[22]</sup>将LDH临床症状与影像组学特征结合,通过特征重要性分析选择17个DL模型,结果均取得了较高的精度。但因LDH有多节段突出、突出大小不一、病症与突出节段具有强相关性等特点,使DL在LDH诊断方面仍存在着众多挑战<sup>[23]</sup>。

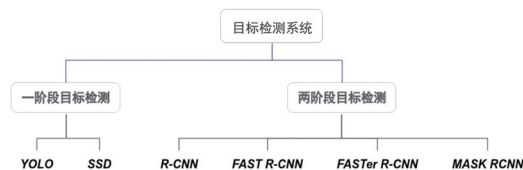


图1 目标检测系统

宋浩然等<sup>[22]</sup>于2016年首次提出YOLO算法,其核心思想是将图像分割成多个区域,并对每个区域进行目标检测。该算法以其高速处理、全局预测和通用性等特性而著称,尤其在医学图像处理方面表现优异<sup>[9,23]</sup>。姜百浩等<sup>[23]</sup>在一项研究中,利用有限的LDH数据集对YOLO-v3模型进行了训练。为了优化模型的拟合情况,他们结合了数据增强技术,成功实现了92.4%的LDH诊断准确率。PRISILLA A A等<sup>[19]</sup>进行了一项对比研究,他们分别训练了YOLO-v5、YOLO-v6和YOLO-v7模型诊断LDH,结果显示所有模型均表现出较高的准确率,其中YOLO-v5模型展现出了最优的诊断性能,其平均精确度达到了89.3%。YOLO-v8是该系列模型的最新版本,采用了更先进的神经网络结构和损失函数,以提高检测精度,在诊断医学影像方面具有显著优势<sup>[24]</sup>。然而,YOLO算法在处理如纤维环膨出型LDH等较小目标时,定位精度相对较低,容易丧失特征信息。

注意力,作为感知过程的核心认知功能,使人们能够高效且准确地处理视觉信息,具体表现为将焦点集中于视觉场景中的关键部分。通过合理分配有限的计算资源以筛选相关信息,注意力机制显著提升了

感知的效率和准确性<sup>[25]</sup>。近年来,注意力机制在医学领域的应用取得了令人瞩目的进展<sup>[26]</sup>。在生成输出时,注意力机制能够突出输入数据的关键部分,并为不同的输入特征分配不同的重要性权重。在目标检测领域,注意力机制能够引导模型将注意力集中在可能包含相关对象的图像区域,通过减少不相关信息的处理,显著提高了目标检测的准确性<sup>[27]</sup>。注意力机制的类型多种多样,包括通道注意力、空间注意力、时间注意力、分支注意力,以及通道和空间注意力、空间和时间注意力的结合<sup>[28]</sup>。在通道和空间注意力方面,SOZH等<sup>[25]</sup>提出了一种名为卷积块注意力模块(convolutional block attention module, CBAM)的方法,该方法通过顺序堆叠通道和空间注意力模块,以图解耦的方式提高了计算效率,并展现了出色的特征信息捕捉能力。这种模块能够辅助目标检测系统精确地定位感兴趣区域,从而有效解决特征信息丢失的问题。

本文以YOLO-v8算法为基础,对腰椎MRI进行训练与测试,并在YOLO-v8框架中创新性地引入CBAM。CBAM模块通过自适应地调整特征图的通道数和空间尺寸,可以有效地捕捉图像中的长距离依赖关系,此举有助于更准确地捕捉突出椎间盘的位置与空间信息,从而构建了一种基于CBAM-YOLO的腰椎间盘突出症自动评价体系。经评测,模型训练结果显示本研究方法在性能上显著优于YOLO-v8原始网络。在临床应用方面,该算法能够显著提升腰椎间盘突出症诊断的准确率,提高诊断效率,减少人为误判的可能性,同时也能为医生提供更为可靠的辅助诊断工具,提升整体诊疗效果。

## 1 资料与方法

### 1.1 图像数据集

实验使用的数据是由Roboflow公开的Disc Herniation 3Testing Computer Vision Project<sup>[35]</sup>提供的数据集(<https://universe.roboflow.com/harsha-v3ro9/disc-herniation-3testing>),图像格式为JPG格式,分辨率大小为384×384,包含643例原始图像,后被分为3组,用于LDH MRI图像的训练(561例)、测试(55例)、验证(27例),占数据集分布。见表1。

### 1.2 实验平台

本研究使用运行Python 3.11的Windows 11进

表1 数据分布详情

数据集	所含影像数/个	占比/%
训练集	561	87
测试集	55	9
验证集	27	4
总数	643	100

行,机器规格如下:(1)CPU: Intel® Core™ i5-12490F Processor (3.0 GHz);(2)RAM: 16 GB;(3)GPU: NVIDIA GeForce RTX 3060 TI GPU (8 GB GDDR6X);(4)操作系统: WINODWS 11;(5)编程语言: Python 3.11。本研究分别通过YOLO-v8、CBAM-YOLO对注释数据集进行训练,使用4个批次和100个历时。

### 1.3 数据增强

数据集规模不足可能导致过拟合或欠拟合现象,进而影响深度学习性能。然而,通过数据增强策略可以有效预防与缓解此类问题<sup>[29]</sup>。数据增强方法在解决数据集同质化问题的同时,还能模拟现实世界场景,从而提升深度学习模型性能。在图像处理领域,增强类型及范围设定有助于图像数量和特征的增加<sup>[9]</sup>。研究采用了一种包含多样化图像处理技术的增强模式,以期通过模拟现实世界的多变情况来增强模型的泛化能力。每个训练样本将产生3个增强输出,以丰富训练数据集并提高深度学习模型对图像变化的适应性。具体增强技术包括:(1)旋转:图像将在-15°~+15°随机旋转,旨在模拟现实世界中由于不同拍摄角度而产生的图像变化,增强模型对图像方向变化的鲁棒性。(2)灰度化:100%的图像将被转换为灰度图,使模型专注于学习图像的结构和纹理信息,从而提高对光照和颜色变化的不敏感性。(3)亮度调整:图像亮度将在0~+29%调整,以模拟不同照明条件下的图像捕获效果,增强模型对光照强度变化的适应能力。(4)边界框亮度调整:对图像中的边界框内部进行0~16%的亮度调整,旨在改善模型在不同亮度条件下对目标边界的识别能力。

## 2 深度学习性能评估

本研究通过计算精确度(Precision)、召回率(Recall)、F1值(F1-Score)、准确度(Accuracy)以及平均精确度(mean average precision, mAP)来评估模型训练效果<sup>[29]</sup>,评估指标通过混淆矩阵(Confusion Matrix)中真阳性(true positive, TP)、真阴性(true negative, TN)、假阳性(false positive, FP)和假阴性(false negative, FN)四个元素计算。见表2。相关公式如下:

①精确度(Precision):在预测结果中,正确识别的LDH图像所占预测图像总数的比例, Precision值越高,表明误检现象越少。

$$\text{Precision} = \frac{\text{正确预测为LDH图像数}}{\text{预测为LDH图像数}} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

②召回率(Recall):在预测结果中,正确识别

表2 混淆矩阵(Confusion Matrix)

预测\真实	负例	正例
负例	TN	FN
正例	FP	TP

注:真阳性(true positive, TP):正确划分为正例的实例,即实际为正例且分类结果正确的实例数量;假阳性(false positive, FP):错误地划分为正例的实例,即实际为负例但分类器误判为正例的实例数量;假阴性(false negative, FN):错误地划分为负例的实例,即实际为正例但分类器误判为负例的实例数量;真阴性(true negative, TN):正确划分为负例的实例,即实际为负例且分类结果正确的实例数量。

的LDH图像在实际LDH图像总数中所占的比例, Recall值越高,说明漏检现象越少。

$$\text{Recall} = \frac{\text{正确预测为LDH图像数}}{\text{实际为LDH图像数}} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

③F1值(F1-score):精确率和召回率作为衡量标准,存在一定的矛盾性,因此需予以综合评估。F1分数则为精确率和召回率的调和平均值,以实现对二者矛盾关系的平衡。

$$\text{F1-Score} = \frac{2 * \text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

④准确度(Accuracy):在预测结果中,正确识别

出是否为LDH的图像数与总的图像数的比值,可作为评估预测准确率指标。

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{正确检测LDH图像数}}{\text{总图像数}} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP} + \text{TN}}$$

⑤平均精确度(mean average precision, mAP):平均精度(average precision, AP)是Precision-Recall曲线下的面积,它能综合评价模型在精度和召回率之间的平衡效果。mAP则是所有检测到的类别的AP的平均值,用于衡量训练和验证结果,以确定模型的整体性能<sup>[29]</sup>。

$$\text{mAP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{AP}_i$$

### 3 结果

本文通过运用YOLO-v8与CBAM-YOLO对诊断LDH进行模型训练,得到了两个模型的验证指标、P-R曲线以及混淆矩阵。见图2-图4。这些结果可用于进一步评估模型性能。

为了评估这两个模型的性能,在多个数据集上进行了实验,并采用了多种评估指标进行比较。这些评估指标包括精确度(Precision)、召回率

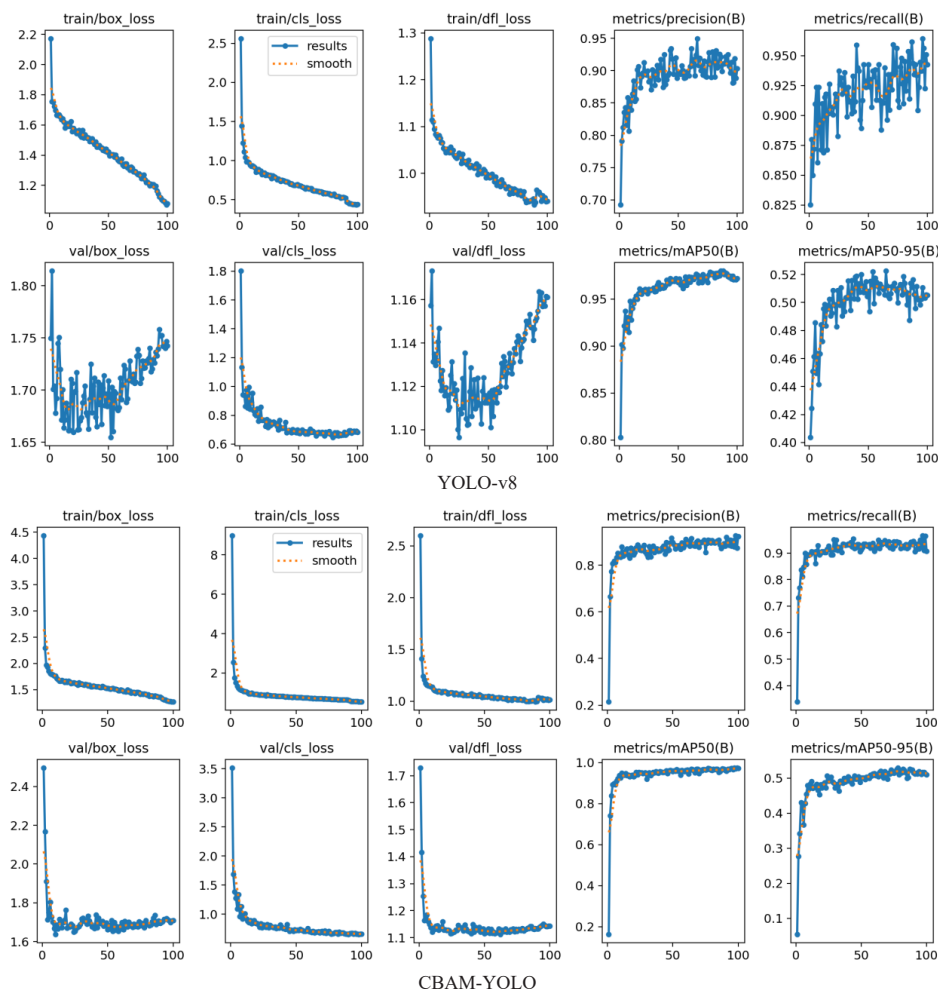


图2 YOLO-v8、CBAM-YOLO的验证指标(横轴代表迭代次数)

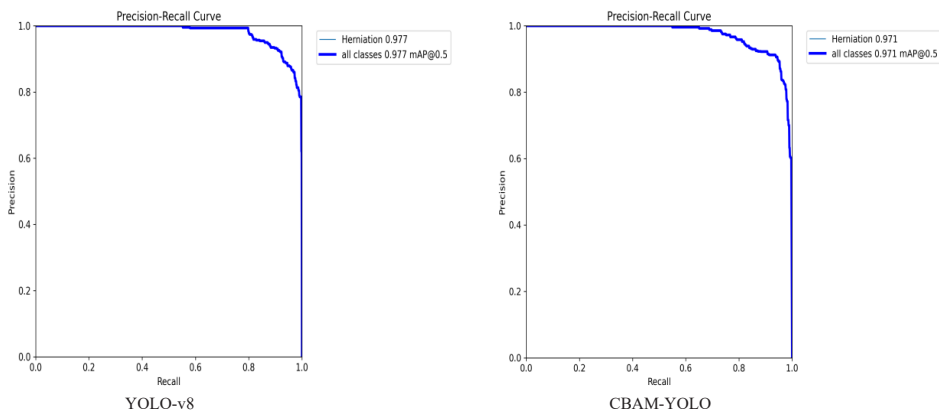


图3 YOLO-v8、CBAM-YOLO-P-R 曲线

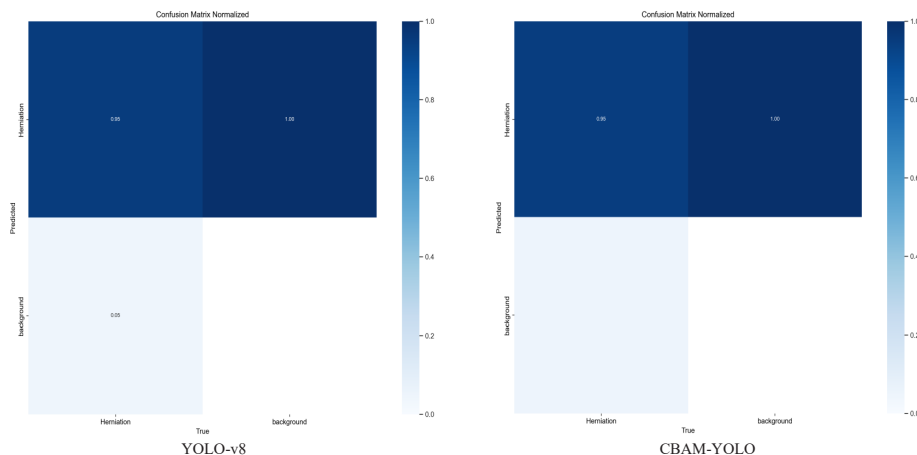


图4 YOLO-v8、CBAM-YOLO 混淆矩阵

(Recall)、F1值(F1-score)等。通过对比实验结果,可以得出以下结果。见图5。

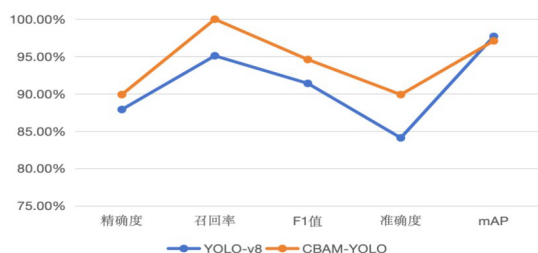


图5 YOLO-v8和CBAM-YOLO评价指标

在精确度方面, CBAM-YOLO (89.9%) 相较于YOLO-v8 (87.9%) 具有优势,二者均达到了较高的水平。这表明CBAM模块对于提升模型的定位和分类准确性具有积极作用。这种提升意味着模型在识别LDH时更为可靠,从而降低了将正常腰椎间盘误判为LDH的情况(假阳性)。在召回率方面, CBAM-YOLO (100.0%) 表现出较高的召回率,说明其能够更有效地检测图像中的目标。这得益于CBAM模块对长距离依赖关系的捕捉,使得模型在识别模糊边界和细小目标时具有更高的鲁棒性。因此, CBAM-YOLO在减少假阳性和假阴性方

面表现更为出色,意味着该模型更少地漏检目标,即降低了将LDH误判为正常腰椎间盘的情况(假阴性)。见表3。

指标	Precision	Recall
YOLO-v8	87.9	95.1
CBAM-YOLO	89.9	100.0

F1分数作为精确度和召回率的调和平均数,体现了模型在兼顾精确度和召回率时的综合性能<sup>[9]</sup>。相较于YOLO-v8 (91.4%), CBAM-YOLO (94.6%)的F1分数表现更高,这明确反映出CBAM-YOLO在精确度和召回率之间达到了更为优良的平衡。此外, CBAM-YOLO (89.9%)的准确度显著优于YOLO-v8 (84.1%),这表明在引入CBAM注意力机制后,模型在整体分类准确性上有了显著提升。这一结果充分说明CBAM模块对于提升模型分类能力起到了积极的作用,使模型能更精确地将图像中的目标进行分类。在mAP(平均精度)方面, YOLO-v8 (97.7%)略高于CBAM-YOLO (97.1%),表明在考虑所有不同的IoU阈值时, YOLO-v8模型在定位病变上的精度略高。见表4。

表4 评价指标(二)

指标	评价指标(二)		单位: %
	F1值	Precision	mAP
YOLO-v8	91.4	84.1	97.7
CBAM-YOLO	94.6	89.9	97.1

## 4 讨论

### 4.1 深度学习在医学脊柱领域的研究现状

近年来,深度学习已将脊柱领域的计算机辅助诊断技术带入智能化时代。其不仅简化了传统计算机辅助诊断技术中的复杂算法和多步骤流程,还显著降低了对人工干预的依赖程度<sup>[30-37]</sup>。现阶段,对深度学习在脊柱领域的应用探索热度逐渐增高。张新菊等<sup>[38]</sup>提出了一种基于深度学习的LDH计算机辅助诊断算法,采用改进的ResU-Net和Xception模型来获取ROI图像并建立诊断模型,显示出较高的准确率。GHOSH S等<sup>[39]</sup>利用支持向量机(support vector machine, SVM)等分类器辅助医生进行LDH诊断,结果表明该模型在MRI-T2矢状面LDH影像中的准确率接近95%。然而,由于脊柱解剖结构的复杂性和多样性,以及结构相似性和个体病理差异,深度学习在椎间盘的分割及定位方面仍面临精确度不够、训练数据量不足、模型泛化能力低等问题。

### 4.2 CBAM-YOLO模型在腰椎间盘突出症诊断的研究结果

本研究提出了一种基于深度学习的LDH计算机辅助诊断模型,将CBAM注意力模块引入YOLO-v8模型中,使其相较于基础模型,在Precision(89.9%)、Recall(100%)、F1值(94.6%)和Accuracy(89.9%)方面均有显著提升,说明CBAM-YOLO模型对诊断LDH具有较高的精准度。CBAM-YOLO的mAP(97.1%)略低于YOLO-v8(97.7%),这一结果表明CBAM-YOLO模型能在保持较高精准度的基础上对LDH诊断具有较低的漏诊率。在临床方面,准确识别诊断LDH对于患者的诊治至关重要,漏诊可能导致病情延误,影响患者治疗及预后。研究结果体现CBAM-YOLO模型实现了对腰椎间盘突出症的全覆盖检测,减少了漏诊的可能性。这种能力在临床应用中尤为重要,尤其是在初步筛查和大规模人群检测中,能显著提高诊断的可靠性和有效性。

### 4.3 本研究的局限性与不足

研究结果表明CBAM-YOLO模型算法在LDH诊断中表现出色,优于YOLO-v8模型,证明了其在辅助医生进行LDH诊断方面的可行性和有效性。然而,该模型仍存在一些局限和不足,如实验数据集较小、模型算法冗杂等。未来的改进方向可以在以下方面:1)数据集标准化:由临床专业医师对腰

椎MR影像进行筛选和标注,建立标准化的腰椎间盘突出数据集,以供深度学习算法进行大样本训练。2)模型结构优化:进一步改进和优化深度学习算法的网络结构,以提升模型的分割和识别能力。3)二维结构量化分割:将CBAM-YOLO模型进行分支和拓展,在达到较高准确度诊断LDH的基础上,进一步准确分割腰椎具体结构,实现量化腰椎影像具体指标,例如椎体高度、椎间盘信号和椎间盘面积等,为腰椎生物力学进一步研究提供更标准的数据。4)三维结构量化分析:进一步完善模型架构,将二维指标量化计算后拓展为三维层面,比如通过计算椎间盘体积评估椎间盘突出程度,为LDH患者预后提供进一步依据。研究表明椎间盘信号强度与椎间盘退变有关联性,因此可对椎间盘信号强度进行量化分析,进一步评估椎间盘退变程度,为脊柱退行性疾病研究提供新的方向<sup>[40]</sup>。5)全脊柱影像集建立及算法模型构建:进一步拓展数据集,建立涵盖颈椎、胸椎和腰椎的全脊柱影像数据库,完善模型算法,建立基于深度学习的全脊柱核磁共振影像分割模型,为深度学习在脊柱领域的研究提供新思路。

## 参考文献

- [1] DEYO R A, MIRZA S K. Herniated lumbar intervertebral disk [J]. *New England Journal of Medicine*, 2016, 374 (18): 1763-1772.
- [2] QIN X, SUN K, XU W, et al. An evidence-based guideline on treating lumbar disc herniation with traditional Chinese medicine [J]. *Journal of Evidence-Based Medicine*, Wiley, 2024, 17 (1): 187-206.
- [3] PONNAPPAN R K, ANTONIO P J, VACCARO A R, et al. An organ culture system to model early degenerative changes of the intervertebral disc [J]. *Arthritis Research and Therapy*, 2011, 13 (5): R171.
- [4] FERREIRA M L, DE L K, HAILE L M, et al. Global, regional, and national burden of low back pain, 1990-2020, its attributable risk factors, and projections to 2050: a systematic analysis of the global burden of disease study 2021 [J]. *The Lancet Rheumatology*, Elsevier BV, 2023, 5 (6): e316-e329.
- [5] 中国康复医学会脊柱脊髓专业委员会基础研究与转化学组. 腰椎间盘突出症诊治与康复管理指南[J]. *中华外科杂志*, 2022, 60 (5): 401-408.
- [6] ZHANG A S, XU A, ANSARI K, et al. Lumbar disc herniation: diagnosis and management [J]. *The American Journal of Medicine*, Elsevier BV, 2023, 136 (7): 645-651.
- [7] KREINER D S, HWANG S W, EASA J E, et al. An evidence-based clinical guideline for the diagnosis and treatment of lumbar disc herniation with radiculopathy [J]. *The Spine Journal*, Elsevier BV, 2014, 14 (1): 180-191.
- [8] VANDER G J W, KROEZE R J, BUCKENS C F M, et al. MRI image features with an evident relation to low back pain: a narrative review [J]. *European Spine Journal*, 2023, 32 (5):

- 1830-1841.
- [ 9 ] PRISILLA A A, GUO Y L, JAN Y K, et al. An approach to the diagnosis of lumbar disc herniation using deep learning models [ J ]. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2023, 11 : 1247112.
- [ 10 ] ALOMARI R S, CORSO J J, CHAUDHARY V, et al. Lumbar spine disc herniation diagnosis with a joint shape model [ C ] // YAO J H, KLINDER T, LI S. *Computational methods and clinical applications for Spine imaging : proceedings of the workshop held at the 16th international conference on medical image computing and computer assisted intervention*, september 22-26, 2013, Nagoya, Japan. Springer International Publishing, 2014 ( 217 ): 87-98.
- [ 11 ] SMITH L A, OAKDEN-RAYNER L, BIRD A, et al. Machine learning and deep learning predictive models for long-term prognosis in patients with chronic obstructive pulmonary disease : a systematic review and meta-analysis [ J ]. *The Lancet Digital Health*, Elsevier BV, 2023, 5 ( 12 ): e872-e881.
- [ 12 ] MOUSAVI S M, BEROZA G C. Deep-learning seismology [ J ]. *Science*, American Association for the Advancement of Science ( AAAS ), 2022, 66 ( 7 ): 337.
- [ 13 ] ALVI M, BATSTONE D, MBAMBA C K, et al. Deep learning in wastewater treatment : a critical review [ J ]. *Water Research*, Elsevier BV, 2023, 245: 120518.
- [ 14 ] BUCHNEV O, GRANT-JACOB J A, EASON R W, et al. Deep-learning-assisted focused ion beam nanofabrication [ J ]. *Nano Letters*, American Chemical Society ( ACS ), 2022, 22 ( 7 ): 2734-2739.
- [ 15 ] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [ J ]. *IEEE Computer Society*, 2014 ( 81 ): 580-587.
- [ 16 ] 余逸飞, 高军峰, 闵祥德, 等. 基于CBAM Faster R-CNN的食道癌检测 [ J ]. *中南民族大学学报(自然科学版)*, 2021, 40( 6 ): 631-638.
- [ 17 ] NAGESH S A, ARULSELVI G, BALAJI G. CAM-YOLO : tomato detection and classification based on improved yolov5 using combining attention mechanism [ J ]. *Peer J Computer science*, 2023, 9:e1463.
- [ 18 ] 孙康康, 陈伟, 李奇轩, 等. 多模态MRI脑肿瘤图像分割方法研究进展 [ J ]. *磁共振成像*, 2023, 14 ( 11 ): 164-169, 176.
- [ 19 ] 王一凡, 刘静, 马金刚, 等. 深度学习在乳腺癌影像学检查中的应用进展 [ J ]. *计算机科学与探索*, 2024, 18 ( 2 ): 301-319.
- [ 20 ] YANG T Y, ZHOU L Q, Han X H, et al. An improved cnn-based thyroid nodule screening algorithm in ultrasound images [ J ]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2024, 87 ( 6 ): 105371.
- [ 21 ] 张建, 谢会群, 提克扎提, 等. 人工智能在骨科影像学诊断中的应用研究进展 [ J ]. *中国数字医学*, 2023, 18 ( 4 ): 95-103.
- [ 22 ] 宋浩然, 张玉强, 谷娜, 等. 基于Citespace对人工智能在骨创伤研究的可视化分析 [ J ]. *中国组织工程研究*, 2025, 29 ( 3 ): 493-502.
- [ 23 ] 姜百浩, 刘静, 仇大伟, 等. 深度学习在脊柱图像分割中的应用综述 [ J ]. *计算机工程*, 2024, 50 ( 3 ): 1-15.
- [ 24 ] LEHNEN N C, HAASE R, FABER J, et al. Detection of degenerative changes on MRI of the lumbar spine with a convolutional neural network : a feasibility study [ J ]. *Diagnostics*, 2021, 11 ( 5 ): 902.
- [ 25 ] SU Z H, LIU J, YOU K, et al. Automatic grading of disc herniation, central canal stenosis and nerve roots compression in lumbar magnetic resonance image diagnosis [ J ]. *Frontiers in Endocrinology*, 2022, 13: 890371.
- [ 26 ] SARAVI B, ZINK A X X, ÜLKÜMEN S, et al. Clinical and radiomics feature-based outcome analysis in lumbar disc herniation surgery [ J ]. *BMC Musculoskeletal Disorders*, 2023, 24 ( 1 ): 791.
- [ 27 ] REDMON J, DIVVALA K S, GIRSHICK B R, et al. You only look once : unified, real-time object detection. [ J ]. *CoRR*, 2015, 15 ( 6 ): 2640.
- [ 28 ] 王波, 冯旭鹏, 刘利军, 等. 基于改进YOLO算法的肺部CT图像中结节检测研究 [ J ]. *北京生物医学工程*, 2020, 39 ( 6 ): 615-621.
- [ 29 ] TSAI J Y, HUNG Y J, GUO Y L, et al. Lumbar disc herniation automatic detection in magnetic resonance imaging based on deep learning [ J ]. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2021, 9: 708137.
- [ 30 ] HONG J, YOU W, SUN M, et al. Deep Learning Detection and Segmentation of Brain Arteriovenous Malformation on Magnetic Resonance Angiography [ J ]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, Wiley, 2023, 59 ( 2 ): 587-598.
- [ 31 ] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM : Convolutional block attention module [ C ] // Springer. *European Conference on Computer Vision*. Munich : Springer, 2018: 3-19.
- [ 32 ] NIU Z, ZHONG G, YU H. A review on the attention mechanism of deep learning [ J ]. *Neurocomputing*, Elsevier BV, 2021, 452 ( suppl C ): 48-62.
- [ 33 ] ZEDDA L, LODDO A, DI RUBERTO C. YOLO-PAM : parasite-attention-based model for efficient malaria detection [ J ]. *Journal of Imaging*, 2023, 9 ( 12 ): 266.
- [ 34 ] GUO M H, XU T X, LIU J J, et al. Attention mechanisms in computer vision : a survey [ J ]. *Computational Visual Media*, Springer Science and Business Media LLC, 2022, 8 ( 3 ): 331-368.
- [ 35 ] HARSH A. Disc herniation 3 testing dataset [ J ]. *Roboflow Universe*, 2023 ( 9 ): 49.
- [ 36 ] ABDELHAFIZ D, YANG C, AMMAR R, et al. Deep convolutional neural networks for mammography : advances, challenges and applications [ J ]. *BMC Bioinformatics*, 2019, 20 ( S11 ): 1-20.
- [ 37 ] 崔亚轩, 胥义, 付强. 机器学习在脊柱疾病临床诊断中的应用研究进展 [ J ]. *小型微型计算机系统*, 2020, 41 ( 11 ): 2449-2457.
- [ 38 ] 张新菊, 崔亚轩, 胥义, 等. 基于深度学习的腰椎间盘突出症辅助诊断 [ J ]. *软件导刊*, 2024, 23 ( 7 ): 34-39.
- [ 39 ] GHOSH S, ALOMARI R S, CHAUDHARY V, et al. Computer-aided diagnosis for lumbar MRI using heterogeneous classifiers [ C ]. *Chicago : 8th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, 2011.
- [ 40 ] SARAS, JOHN H, CLEMENS K, et al. The relationship between quantitative measures of disc height and disc signal intensity with pfirrmann score of disc degeneration. [ J ]. *Springer Plus*, 2016, 5 ( 1 ): 829.