

多尺度门控融合的图像篡改拼接检测算法^{*}朱金强¹ 伊力哈木·亚尔买买提²

(1. 新疆大学智能科学与技术学院 乌鲁木齐 830017; 2. 新疆大学电气工程学院 乌鲁木齐 830017)

摘 要: 针对现有图像篡改拼接检测方法存在感受野受限,特征提取尺度单一,提取能力有限等问题,提出了多尺度门控融合的图像篡改拼接检测算法。首先,设计了双编码器单解码器结构网络:两个编码器分别采用普通卷积和空洞卷积,捕获不同尺度的特征,解码器采用普通卷积;其次,在网络浅层,将两个编码器提取的特征进行逐元素相加,融合双路径信息,并通过跳跃连接送到解码器,增强特征的表示能力;最后,在编码器末端,采用多尺度自适应门控融合模块,将双编码器捕获到的局部特征和全局特征进行自适应融合,以减少冗余信息,突出重要特征。实验结果表明,本方法在 3 个公开数据集 CASIA1.0、CASIA2.0、IMD2020 和自制合成数据集上, $F1$ 分数分别提升了 9.62%、3.29%、4.75% 和 2.5%;在对比实验中,整体检测结果优于其余方法;在鲁棒性实验中,在应对复杂场景和多样化数据方面,具有较高的准确性和鲁棒性,可以有效检测到篡改区域,性能优于其他方法。结果表明,所提方法为图像安全领域的研究与应用提供了坚实的技术保障和新的研究路线。

关键词: 图像安全;图像篡改拼接检测;双编码器;空洞卷积;多尺度自适应门控融合模块

中图分类号: TN919.8 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Multiscale gated fusion algorithm for image tampering and splicing detection

Zhu Jinqiang¹ Yilihamu Yarmaimaiti²

(1. School of Intelligent Science and Technology, Xinjiang University, Urumqi 830017, China;

2. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

Abstract: To address the limitations of existing image splicing and tampering detection methods, such as restricted receptive fields, single-scale feature extraction, and limited extraction capabilities, this paper proposes a multi-scale gated fusion algorithm for image tampering and splicing detection. First, a dual-encoder, single-decoder architecture network is designed; the two encoders utilize standard convolution and dilated convolution to capture features at different scales, while the decoder employs standard convolution. Second, at the shallow layers of the network, the features extracted by the two encoders are added element-wise to fuse dual-path information, which is then passed to the decoder via skip connections to enhance feature representation capabilities. Finally, at the end of the encoder, a multi-scale adaptive gated fusion module is employed to adaptively fuse the local and global features captured by the dual encoders, thereby reducing redundant information and highlighting important features. Experimental results show that the proposed method achieves $F1$ score improvements of 9.62%, 3.29%, 4.75% and 2.5% on the three public datasets CASIA1.0, CASIA2.0, IMD2020 and a self-created synthetic dataset, respectively; in comparative experiments, the proposed method outperforms other methods in overall detection results; in robustness experiments, the proposed method demonstrates high accuracy and robustness in handling complex scenes and diverse data, effectively detecting tampered regions with performance superior to other methods. The above results indicate that the proposed method provides a robust technical foundation and new research directions for studies and applications in the field of image security.

Keywords: image security; image tampering and splicing detection; dual-encoder; dilated convolution; multi-scale adaptive gated fusion module

0 引 言

在数字信息时代,图像作为信息传播的重要载体,其影

响力随着网络的发展而空前扩大。然而,随着图像编辑软件,如 Photoshop、美图秀秀等的出现,大幅降低了图像编辑的门槛。这种技术既可用于娱乐,如电影制作和社交媒

体滤镜,也常用于专业领域,如广告和平面设计。图像编辑软件使艺术家和设计师能够创造复杂而富有创意的视觉效果,推动了娱乐和广告产业的发展。然而,其广泛的应用也使得与图像内容真实性相关的问题日益凸显,当篡改过的图像用于传播虚假信息时,会误导公众和舆论。大范围的虚假图像传播可能导致社会对媒体的不信任,从而影响社会的正常运作和信任机制^[1-3]。而在众多篡改形式中,图像拼接作为一种常见手段,通过将不同图像的部分区域复制并粘贴至目标图像中,实现伪造场景的目的。由于编辑软件功能强大,篡改区域往往难以凭肉眼辨识,若此类图像未被有效检测,将对社会稳定构成潜在威胁。因此,研究图像篡改检测技术,确保图像信息的真实性与准确性,具有重要的现实意义^[4]。

目前,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)被广泛应用于目标检测、图像分类和语义分割^[5],在图像特征提取方面展现出了强大的能力,其出色的表现在数字图像取证任务中得到了印证。因此,在检测图像篡改区域这一领域,基于CNN的检测方法已成为当前图像篡改拼接检测研究中的主流。如Xing等^[6]提出一种双通道增强注意力密集卷积网络,通过融合残差特征与多尺度注意力机制,显著提升篡改区域检测精度。Liang等^[7]提出一种多尺度特征注意力融合网络,用于图像拼接篡改检测。该方法通过设计扩张特征注意力模块有效捕获了多尺度深层语义特征,并结合多分支注意力机制,增强浅层特征的细粒度像素级注意力。Zeng等^[8]设计双分支网络结构,分别在RGB空间学习视觉特征、LAB空间提取边缘信息,以生成粗略的预测掩码,然后通过多尺度融合模块整合特征,结合粗粒度掩码引导精细化定位。但模型采用双分支,增加了模型的复杂性,导致计算成本较高。边亮等^[9]提出一种基于CNN的图像拼接检测方法,通过固定高通滤波器和ELU激活函数学习篡改特征,有效学习图像拼接篡改的特征,实现篡改区域的定位检测。张玲等^[10]提出自适应残差模块,通过多次残差拼接与通道注意力动态学习篡改特征,结合Efficient-Net骨干网络,提升拼接检测泛化性的有效性。魏华建等^[11]提出一种集成多尺度注意力的网络。该网络在编码器中引入多尺度的位置注意力和通道注意力模块,有效捕捉空间和通道维度的长程依赖关系及局部细节,显著提升了定位精度。Shi等^[12]提出一种基于改进Mobile-NetV2和(steg-analysis rich model, SRM)的轻量级双流网络,用于图像拼接篡改定位。该方法通过减少主干网络下采样倍数和引入空洞卷积保留更多篡改痕迹,并利用RGB流和SRM流分别提取视觉特征与噪声特征,最后通过改进的并行卷积模块注意力(convolutional block attention module, CBAM)融合特征。Ramirez-Rodriguez等^[13]提出一种基于孪生神经网络和K-means聚类的图像拼接篡改检测方法。该方法通过学习鲁棒的局部图像块特征并进行聚类比较,实现了对篡改拼接区域的高精度检测

与定位。Ding等^[14]提出双通道U形网络,通过双通道结构(原始图像+残差图像)与多级特征融合机制,实现篡改检测定位。Wang等^[15]提出一种结合CNN和通道注意力机制的图像拼接篡改检测方法,通过注意力机制增强关键篡改特征的学习,并利用对抗互补学习定位篡改区域。Zeng等^[16]提出一种基于注意力机制的多任务图像拼接篡改检测模型,用于定位图像中被篡改的区域。该模型结合U-Net架构、SRM滤波、空洞空间金字塔池化模块和多任务学习框架,通过同时学习篡改区域检测与篡改边界检测两个任务,提升模型对篡改痕迹的敏感性。Luo等^[17]提出一种基于双流编码-解码网络的图像篡改定位方法,该网络的两个分支分别处理图像的RGB信息和频率域特征,从而提取更丰富的篡改特征。然而,该模型在有效检测较小的篡改区域方面存在困难,具有一定的局限性。徐悦等^[18]提出多尺度感知学习的图像篡改检测与定位网络,通过多尺度扩展卷积模块捕获多尺度信息,并利用信息互补感知注意力模块捕获图像的局部和全局细节,从而提高检测精度。

上述研究,尽管在图像篡改拼接检测方面取得了显著的成绩,但仍存在对小尺度篡改区域检测较差,网络特征提取尺度单一。且部分网络采用双分支结构,虽然增强了网络的特征提取能力,但双分支导致模型复杂度增加,训练成本增高,此外现有双分支结构之间融合不够紧密,篡改特征没有得到充分利用^[19]。因此,为解决上述问题,提出多尺度门控融合的图像篡改拼接检测网络,本研究的主要贡献为:

- 1)设计一种新的图像篡改拼接检测网络结构:双编码器+单解码器网络,两个编码器分别采用普通卷积,空洞卷积以提取不同尺度的篡改特征,增强网络特征的提取能力。
- 2)在网络浅层,采用逐元素相加融合双编码器不同尺度的特征,使得后续层能够同时利用局部和全局信息,提高特征利用效率。
- 3)在网络深层,即编码器末端,利用多尺度自适应门控融合模块(multiscale adaptive gate fusion, MSAGF),自适应融合不同尺度的特征,减少冗余信息的影响,提升对特征的提取能力。

1 本文方法

1.1 整体网络结构

图像篡改拼接常涉及局部细节(如边缘伪影)和全局结构(如物体位置不一致),单一编码器无法全面覆盖,而双分支模型复杂度高,训练成本增加。因此,本文提出双编码器融合的多尺度门控融合的图像篡改拼接检测模型,解决了特征提取的单一性(标准卷积易忽略全局上下文,而空洞卷积可能丢失局部精度)和模型复杂度高的问题。最后,通过逐元素相加和MSAGF融合两个编码器,模型能同时利用局部和全局信息。

如图1所示,网络模型由两个编码器和一个解码器构

成,其中两个编码器分别采用普通卷积和空洞卷积,解码器采用普通卷积。在网络浅层(64~256 通道),包含丰富的局部信息和纹理信息,因此,采用逐元素相加融合两个编码器提取的特征,能够在一定程度上解决小尺度篡改特征在

对立分支丢失的问题。编码器末端(512 通道)包含高级的语义特征,采用多尺度自适应融合模块融合两个编码器提取的特征,最后,各层分别通过跳跃连接送入到同一层的解码器,增强不同层之间的信息,从而提升整体性能。

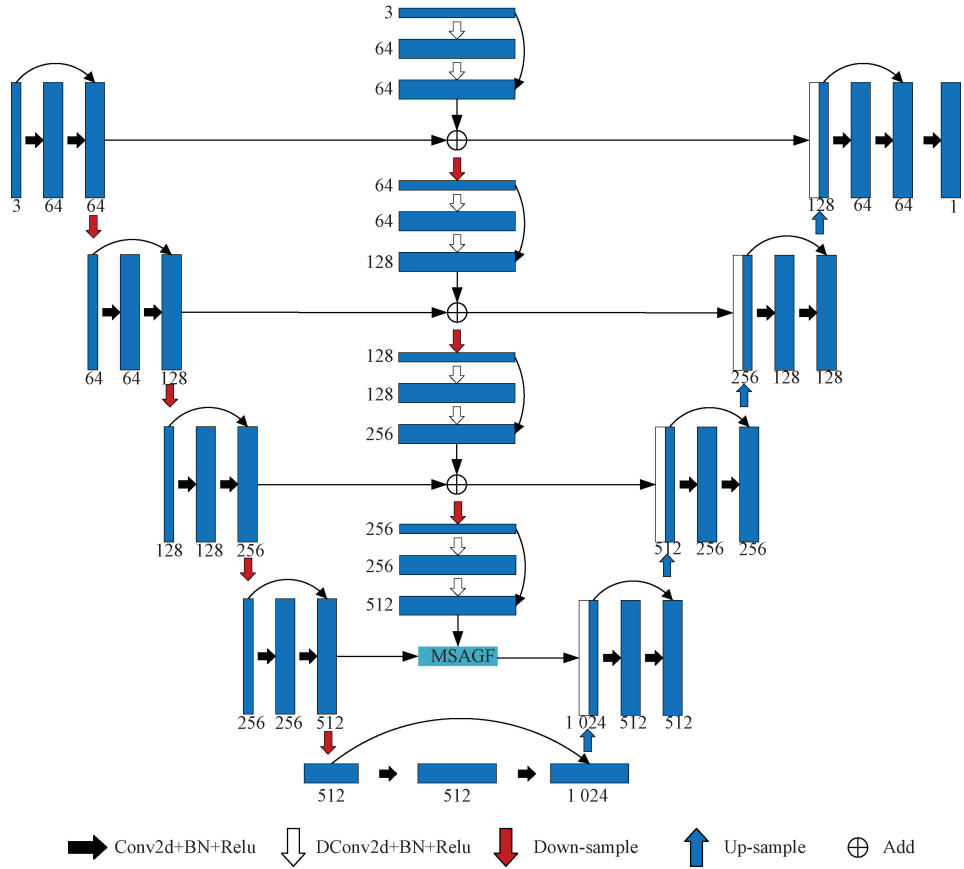


图 1 整体网络结构

Fig. 1 Overall network structure

网络模型的编码器均由 4 组卷积层和下采样层构成,每组卷积层由两次卷积和残差传播组成,残差传播用于解决网络加深,造成梯度退化的问题。每个卷积的后面是 BN 层和 Relu 层,其作用分别是加速模型收敛和引用非线性,增强网络的表达能力。普通卷积采用 3×3 的卷积核,步长为 1,边界填充为 1。空洞卷积均采用 3×3 的卷积核,步长为 1,边界填充为 2,空洞率为 2,可以在不降低分辨率且不增加参数量的情况下,扩大感受野,识别大范围篡改拼接区域。下采样采用卷积代替最大池化,卷积核大小为 3,步长为 2,边界填充为 1。最大池化通过取局部区域的最大值,可能会丢失一些细节信息,而卷积能捕获局部的纹理和结构细节,对于识别篡改的细微纹理变化比最大池化更有效。

解码器由四组上采样和卷积层构成,卷积层与普通卷积编码器中的卷积保持一致。上采样采用反卷积代替双线性插值,卷积核的大小为 3,步长为 2,边界填充为 1。双线性插值是一种固定的,非学习的插值方法,可能导致图

像变得模糊或丢失细节,而反卷积可以在训练中学到更适合任务的“插值”方式,减少信息的丢失,帮助模型定位篡改区域的边界和细节。

1.2 多尺度自适应门控融合模块

采用逐像素相加融合,并不能根据具体的内容动态调整不同尺度特征的重要性,在复杂场景中,模型无法提取到有用信息。因此,为充分利用两个编码器提取到的多尺度特征,在两个编码器的末端采用 MSAGF 模块,动态调节不同尺度信息的贡献,提升特征的判别力和鲁棒性,具体结构如图 2 所示。

多尺度自适应门控融合模块具体流程为:

1)如图 2(a)所示,将末端编码器 1 和编码器 2 提取的特征作为此模块的输入,输入特征分别为 $e_1, e_2 \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$,然后将两个输入进行逐元素相加,融合不同尺度的信息。

$$initial = x + y \tag{1}$$

2)在图 2(b)多尺度特征聚合模块(multi-scale feature aggregation module, MSFA)中,将 $initial$ 送入 MSFA 模

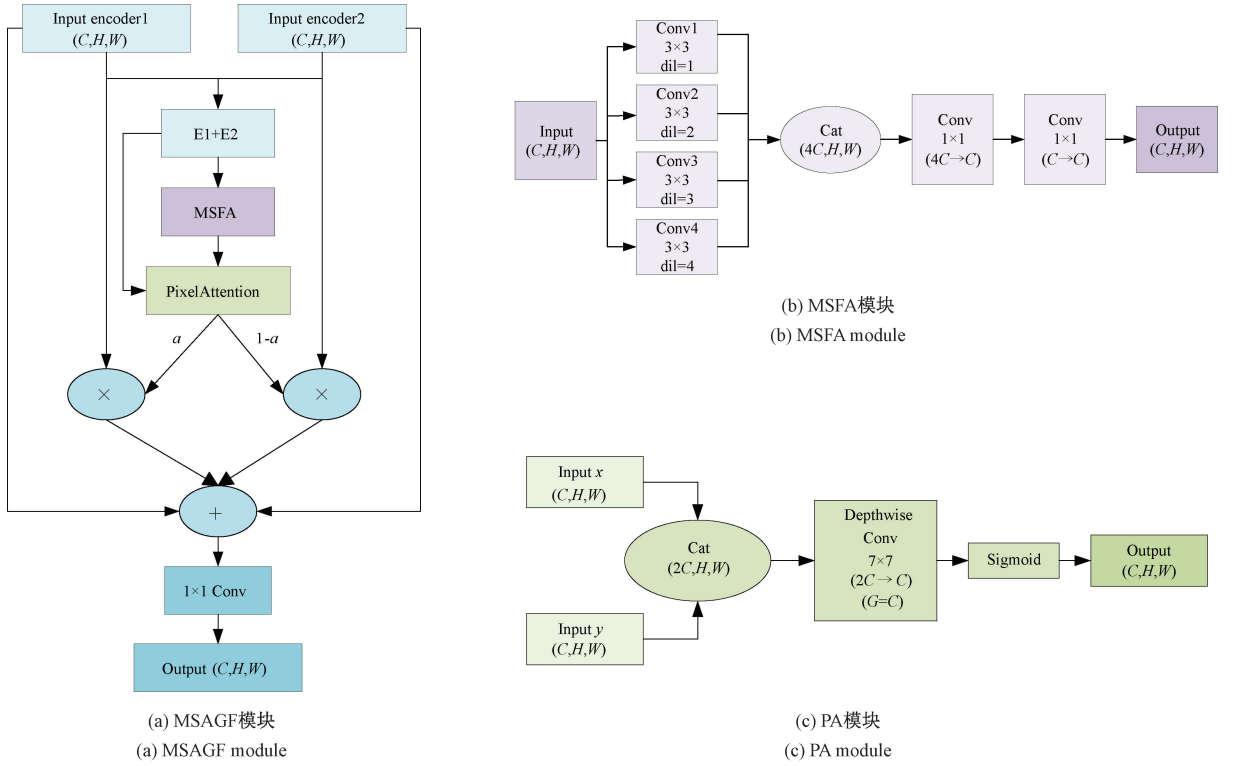


图 2 多尺度自适应门控融合模块

Fig. 2 MSAGF module

块,分别使用不同空洞率($d=1,2,3,4$)的卷积捕获多尺度特征,并将 4 个尺度的特征在通道维度进行拼接,然后,采用两个 1×1 的卷积分别调整通道数,并对特征进行整合,从而增强特征表达能力。

$$c1 = \text{Conv}1 \frac{d=1}{3\times 3}(\text{initial}) \quad (2)$$

$$c2 = \text{Conv}2 \frac{d=2}{3\times 3}(\text{initial}) \quad (3)$$

$$c3 = \text{Conv}3 \frac{d=3}{3\times 3}(\text{initial}) \quad (4)$$

$$c4 = \text{Conv}4 \frac{d=4}{3\times 3}(\text{initial}) \quad (5)$$

$$p = \text{Cat}(c1, c2, c3, c4) \quad (6)$$

$$M = \text{Conv}_{1\times 1}(\text{Conv}_{1\times 1}(p)) \quad (7)$$

3)在图 2(c)像素注意模块(pixel attention, PA)中,将 MSFA 输出的特征和初步融合特征 initial 在通道维度上进行拼接,并采用 7×7 的深度可分离卷积(分组数等于输入通道数)和 Sigmoid 激活函数,计算每个像素位置的注意力权重,最终生成一个 $0\sim 1$ 之间的注意力图。

$$w = \sigma(\text{Conv}_{7\times 7}^{G=C}(\text{Cat}(\text{initial}, M))) \quad (8)$$

其中, σ 为 Sigmoid 激活函数。

4)将注意力图与两个输入特征图进行加权融合,生成的权重经过元素乘法与两个编码器的输入相乘,再与原始输入相加,实现自适应门控调节。最后采用一个 1×1 的

卷积调整通道数,以适应后续网络层的需求。

$$Z = \text{Conv}_{1\times 1}((e1 + e2) + we1 + (1 - w)e2) \quad (9)$$

其中, $e1 + e2$ 为残差连接,用于防止梯度消失,两个权重动态融合两个编码器特征。

多尺度自适应门控融合模块通过多尺度特征提取,像素注意力机制和自适应门控融合,实现两个特征图的自适应融合。此融合方式能够根据每个像素位置的重要性动态调整两个特征图的权重,从而更有效地融合来自不同编码器的特征(一个关注局部细节,一个关注全局上下文),增强模型对不同尺度篡改区域的检测能力。最后,在消融实验中,将验证多尺度自适应门控融合模块在网络中的有效性。

1.3 损失函数

损失函数提供了一种量化机制,能够评估模型预测与实际目标之间的偏差。在训练过程中,损失函数的值会影响模型参数的更新方向和幅度。通过优化算法(如梯度下降)计算损失函数的梯度,模型能够调整其权重以减小误差。因此,损失函数是模型学习过程中的核心驱动力。本文模型训练时,采用 BCE 损失函数,如式(10)所示。

$$L = -\frac{1}{N} \sum_i (Q_i \log(P_i) + (1 - Q_i) \log(1 - P_i)) \quad (10)$$

其中, N 是样本总数, Q_i 表示第 i 个样本的真实标签 1, P_i 为第 i 个样本的预测的概率,表示该样本为正类的概率

(取值范围为 0~1)。

2 实验分析与讨论

2.1 实验环境

本文实验的环境为 Window11, 显卡为 8 G 的 RTX4070,采用 python-3. 8, Pytorch-1. 10. 0 进行训练,其训练参数配置如表 1 所示。

表 1 训练参数

Table 1 Training parameter

参数名称	参数值
epochs	200
batch	8
image size	256
lr	0. 001
optimizer	Adam
workers	0

2.2 数据集与评估指标

在 3 个公开数据集上训练并进行测试,分别是 CASIA1. 0-2. 0 (Chinese academy of sciences institute of automation datasets)^[20]和 IMD2020 (image manipulated datasets 2020)^[21],以上公开数据集,仅使用拼接类型的数据。由于图像篡改检测,特别是拼接检测,需要大量数据以训练模型,因此参考文献[22]中的合成方法。利用 Microsoft COCO^[23]中的图像和注释,自动生成约 1. 8 万张拼接图像。数据集随后被划分为训练集(80%)、验证集(10%)和测试集(10%),所有数据集划分如表 2 所示。

评估指标:对于图像拼接篡改检测任务,本质上是一个像素级的二值分类问题。为全面评价模型的性能,本文采用 F1 分数和交并比(intersection over union, IoU)作为主要评估指标。

表 2 数据集训练、验证与测试样本数据划分

Table 2 Data set training, validation, and testing sample data division

Dataset	Training	Validation	Testing	Total
	sets	sets	sets	
CASIA1. 0	341	20	100	461
CASIA2. 0	1 608	50	191	1 849
IMD2020	1 662	126	222	2 010
Spliced image	14 400	1 800	1 800	18 000

F1 分数是衡量二分类模型性能的综合指标,由查准率(precision, P)和查全率(recall, R)共同计算得出。它在衡量模型在保持高准确率的同时,还能捕捉到尽可能多的正例,具有较好的平衡能力。IoU 用于衡量预测区域与真实区域之间的重叠程度。在图像分割领域,它可以量化模型预测掩膜与真实掩膜之间的重叠区域。当 IoU 值较高时,说明模型的分割效果较佳。

$$F1 = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FN + FP} \tag{11}$$

$$IoU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \tag{12}$$

其中,TP(true positive)表示预测正确的篡改像素点数;FP(false positive)表示误将非篡改像素点预测为篡改;FN(false negative)表示遗漏的篡改像素点,即真实篡改区域未被检测出;TN(true negative)表示正确识别为非篡改的像素点;A 和 B 分别表示预测掩码与真实掩码。

2.3 消融实验

本节,将验证所提网络每次改进的有效性,将原始网络命名为 Baseline,并以此为基础进行改进,其中 DE 代表双编码器,DEF 代表将双编码器通过元素相加进行交互融合,MSAGF 是多尺度自适应门控融合模块。在公开数据集 CASIA1. 0 做消融实验,检测结果如表 3 所示。

表 3 不同方案消融实验结果

Table 3 Ablation experiment results for different protocols

方法	Components			F1/IoU
	DE	DEF	MSAGF	
a. Baseline				52. 07/35. 20
b. Baseline+DE	✓			54. 30/37. 27
c. Baseline+DE+DEF	✓	✓		58. 90/41. 75
d. Baseline+DE+DEF+MSAGF	✓	✓	✓	61. 69/44. 60

从表 3 中可以看出,在公开数据集 CASIA1. 0 上,采用双编码器,网络的性能得到了提升,F1 分数从 52. 07% 提升至 54. 30%,IoU 由 35. 20% 提升至 37. 27%,证明了双编码器提取到了不同尺度的特征,提高了模型的性能。但方法 b 只在编码器末端进行融合,且只将普通编

码器的特征通过跳跃连接送入到解码器,并不能充分发挥空洞卷积编码器提取到的篡改特征。因此,通过逐元素相加,将双编码器提取的特征进行融合,并通过跳跃连接一起送入到解码器,充分利用了两个编码器提取到的特征,可以看出方法 c 的性能得到了很大的提升,F1 分数

提到至 58.90%,IoU 提升至 41.75%。双编码器的末端具有丰富的语义信息,单纯的采用逐元素相加并不能自适应的调整提取到的不同尺度的特征,因此,采用多尺度自适应门控融合模块融合双编码器提取到的篡改特征。方法 d 的性能,F1 分数由 58.90%提升至 61.69%,IoU 由 41.75%提升至 44.60%。

为直观比较上述方案对拼接检测的影响,图 3 展示了

各方案的图像篡改拼接检测结果。从图中第一行可以看出,采用不同卷积的双编码器的方法 b,检测出了方法 a 未检测出的篡改像素点,但同时也引入了一些假阳性像素,而方法 c 在方法 b 的基础上,将双编码器进行逐元素相加融合,图 3 中可以看出,假阳性像素点大幅减少。最后网络 d 融入了 MSAGF,整体细节特征得到了完善,检测效果接近真实标签。

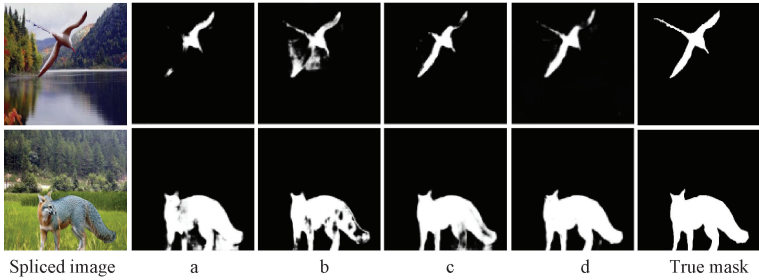


图 3 不同方案检测结果

Fig. 3 Test results for different schemes

2.4 对比实验

为验证本文改进的网络,在图像篡改拼接检测任务的有效性。将本文方法与现有的深度学习模型 U-Net^[24]、

RU-Net^[25]、MTSE-Net^[26]、ManTra-Net^[27]、BDA-Net^[28]和 DenseFCN^[29],在 3 个公开的数据集和一个自制合成数据集上进行比较,实验结果如表 4 所示。

表 4 本文方法与对比方法检测结果

Table 4 Detection results of the method used in this paper and the comparison method %

方法	CASIA1.0	CASIA2.0	IMD2020	Spliced_image
U-Net	35.85/18.84	59.62/42.47	18.66/10.29	89.53/77.82
RU-Net	52.07/35.20	67.60/51.06	27.39/15.87	89.32/80.70
MTSE-Net	32.68/15.42	48.06/24.32	23.12/11.62	76.68/65.42
ManTra-Net	22.59/13.87	20.09/12.61	10.68/5.95	46.08/33.33
BDA-Net	42.27/34.02	64.80/48.86	32.58/20.32	81.18/72.54
DenseFCN	17.35/12.54	9.83/6.88	6.52/3.26	75.13/67.40
本文	61.69/44.60	70.89/54.91	32.14/19.14	91.82/84.91

由表 4 可以看出,本文方法在 3 个公开数据集 CASIA1.0、CASIA2.0、IMD2020 和自制数据集上取得了较好的结果,其中 BDA-Net 在 IMD2020 上略高于本文方法,但整体上本文方法高于 BDA-Net。其中,本文模型在自制数据集上检测结果高于公开数据集上的结果,其主要原因有以下两点:1)训练用的自制合成数据集的规模远多于公开数据集的规模,模型能够很好地从训练样本中学习图像篡改特征,而公开数据集的数量限制了本文方法以及对比方法的性能;2)公开数据集中的图像经过了后处理操作,消除了篡改痕迹,检测难度增加,而自制合成数据集篡改痕迹并未消除,检测较为容易。

不同方法在公开数据集和自制数据集上,篡改区域的可视化检测结果如图 4 所示。

由图 4 可以看出,MTSE-Net、ManTra-Net 和 DenseFCN 检测效果较差,只能检测出部分篡改区域,还有较多的假

阳性区域。此外,U-Net、RU-Net 和 BDA-Net 可以检测出篡改区域,但是存在少量伪影。而本文方法在图像篡改拼接任务中取得较好的检测结果,在不同尺度篡改区域的检测均实现了较为精准的检测。这主要取决于本文选择的空洞卷积和正常卷积的双编码器结构,并对双编码进行逐像素相加和多尺度自适应门控融合模块,增强了模型对多尺度特征的提取能力。

2.5 鲁棒性实验

在实际应用场景中,篡改后的图像往往会经过多种后处理操作,例如 JPEG 压缩、图像缩放等,以隐藏篡改的痕迹。为了评估所提出的方法在这些后处理条件下的鲁棒性,本文设计了 4 组实验,分别针对 JPEG 压缩、图像缩放、高斯滤波和图像锐化进行测试,具体的参数设置如表 5 所示。

实验中采用 F1 分数作为性能指标,采用 U-Net、BDA-Net 和 RU-Net 与本文模型进行对比,且选用公开数

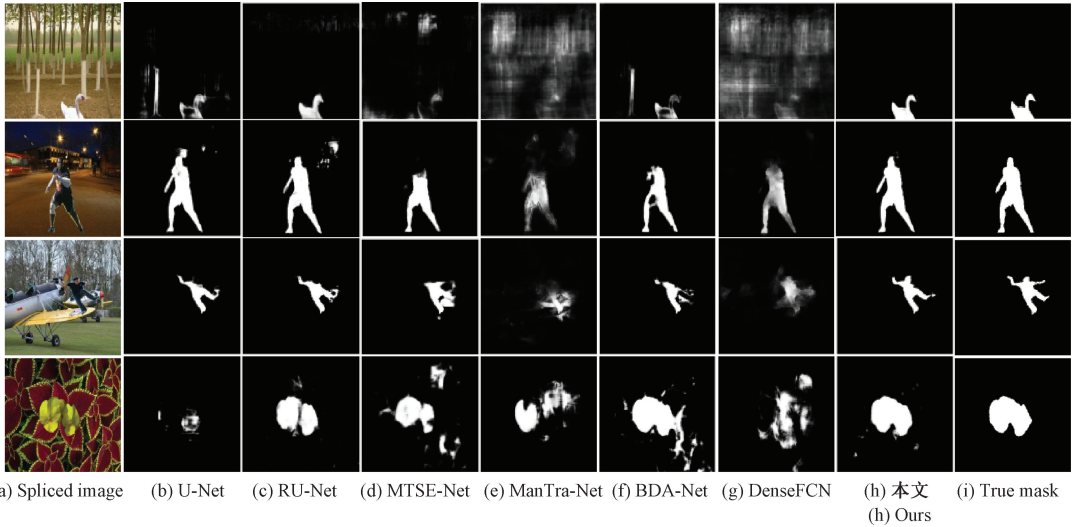
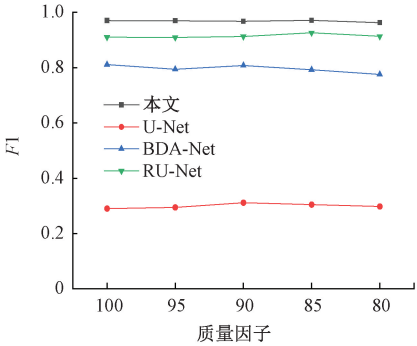


图 4 本文方法与其他方法可视化结果

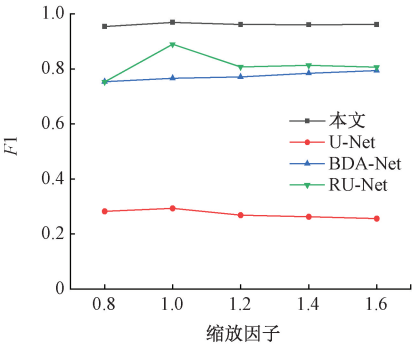
Fig. 4 Visualization results comparing the method described in this paper with other methods

表 5 后处理操作参数取值

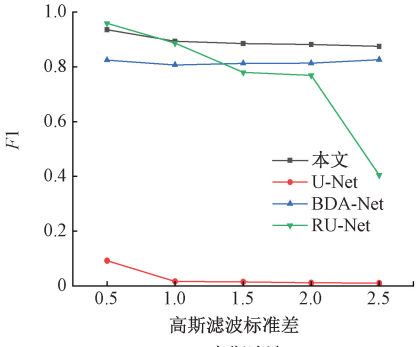
后处理操作	参数名称	参数取值范围
JPEG 压缩	质量因子	{80,85,90,95,100}
图像缩放	缩放因子	{0.8,1.0,1.2,1.4,1.6}
高斯滤波	高斯滤波标准差	{0.5,1.0,1.5,2.0,2.5}
图像锐化	锐化因子	{0.5,1.0,1.5,2.0,2.5}



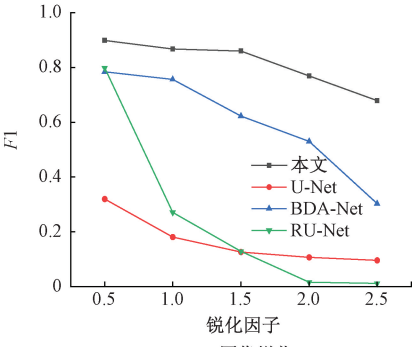
(a) JPEG 压缩
(a) JPEG compression



(b) 图像缩放
(b) Image scaling



(c) 高斯滤波
(c) Gaussian filtering



(d) 图像锐化
(d) Image sharpening

图 5 后处理操作结果

Fig. 5 Postprocessing operation results

数据集,实验结果如图 5 所示。

从图 5 可以看出,图像经过 JPEG 压缩和图像缩放操作,本文模型 F1 分数保持稳定,且性能优于其他模型。高斯滤波常用来平滑拼接图像的边缘,在对图像进行高斯滤波操作后,各模型均出现不同程度的下降,本文模型随着高斯滤波标准差的逐渐增大,出现下降,后趋于平缓,但整体上高于其余模型。

由图5(d)看出,在对图像进行锐化后,所有模型均出现大幅下降,其主要原因是锐化虽然强化了边缘和纹理,本应有助于检测,但锐化引入了噪声,使得篡改区域与真实区域的差异相对变小,因此,特征提取变得困难,但整体上,本文模型性能优于其他模型。

综上,所提方法与对比方法相比,获得了较好的检测结果,对常见的后处理操作具有较好的鲁棒性。

3 结 论

本研究针对现有图像篡改拼接检测方法的不足,提出多尺度门控融合的图像篡改拼接检测算法。首先,采用普通卷积和空洞卷积两个编码器提取不同尺度的篡改特征。接着将提取的特征通过逐元素相加融合,并通过跳跃连接将捕获的多尺度信息送入到解码器,强化浅层细节信息。最后,利用多尺度特征自适应门控融合模块,对两条路径的特征进行加权融合,自适应地调整局部和全局特征。

实验结果表明,本文方法在多个图像篡改拼接数据集上,检测性能稳定,且优于其他对比方法。但本文方法只专注于图像篡改拼接单一类型的检测,在处理其他篡改类型(复制粘贴或消除)时,存在泛化能力不足的局限性,在今后的工作中,将扩展数据集以包含其他篡改类型,并提出拥有更强检测性能的图像篡改检测算法。

参考文献

- [1] 杨超,周大可,杨欣.基于篡改区域轮廓的图像拼接篡改盲取证算法[J].电子测量技术,2020,43(4): 132-138.
YANG CH, ZHOU D K, YANG X. Blind forensics for image tampering based on tampered contour[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(4), 132-138.
- [2] 吴鹏,陈北京,郑雨鑫,等.基于双流 Faster R-CNN 的像素级图像拼接篡改定位算法[J].电子测量与仪器学报,2021,35(4): 154-160.
WU P, CHEN B J, ZHENG Y X, et al. Pixel-level image splicing localization algorithm based on dual-stream Faster R-CNN [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(4): 154-160.
- [3] 卫星星,吴建斌,涂雅蒙,等.基于改进的 RRU-Net 的图像篡改检测算法[J].微电子学与计算机,2024,41(3): 53-58.
WEI X X, WU J B, TU Y M, et al. Improved RRU-Net based image tampering detection algorithm [J]. Microelectronics & Computer, 2024, 41(3): 53-58.
- [4] 周兴超,魏为民,裴仁莹,等.基于边缘特征增强的多尺度监督图像篡改检测[J].国外电子测量技术,2023,42(9): 122-129.

- ZHOU X CH, WEI W M, PEI R Y, et al. Multi-scale supervised image tampering detection based on edge feature enhancement [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(9): 122-129.
- [5] 靖永志,倪胜,贾兴科,等.基于列向语义分割的悬浮间隙视觉检测方法研究[J].仪器仪表学报,2024,45(9): 67-76.
JING Y ZH, NI SH, JIA X K, et al. Research on the visual detection method of levitation gap based on column-oriented semantic segmentation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(9): 67-76.
- [6] XING J H, TIAN X X, HAN Y. A dual-channel augmented attentive dense-convolutional network for power image splicing tamper detection [J]. Neural Computing and Applications, 2024, 36 (15): 8301-8316.
- [7] LIANG EN J, ZHANG K Y, HUA ZH Y, et al. Multi-scale feature attention fusion for image splicing forgery detection [J]. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications, 2024, 21(1): 1-20.
- [8] ZENG N Y, WU P SH, ZHANG Y Q, et al. DPMSN: A dual-pathway multiscale network for image forgery detection [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(5): 7665-7674.
- [9] 边亮,罗霄阳,李硕.基于深度学习的图像拼接篡改检测[J].北京航空航天大学学报,2020,46(5): 1039-1044.
BIAN L, LUO X Y, LI SH. Deep learning-based image splicing tampering detection [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(5): 1039-1044.
- [10] 张玲,穆文鹏,陈北京.面向图像拼接检测的自适应残差算法[J].中国图象图形学报,2024,29(2): 419-429.
ZHANG L, MU W P, CHEN B J. Adaptive residual algorithm for image splicing detection [J]. Journal of Image and Graphics, 2024, 29(2): 419-429.
- [11] 魏华建,严彩萍,李红.基于集成多尺度注意力的图像篡改定位[J].计算机辅助设计与图形学学报,2024,36(8): 1237-1245.
WEI H J, YAN C P, LI H. Image tampering localization based on integrated multiscale attention [J]. Journal of Computer-Aided Design and Graphics, 2024, 36(8): 1237-1245.
- [12] SHI X Q, LI P, WU H, et al. A lightweight image splicing tampering localization method based on MobileNetV2 and SRM [J]. IET Image Processing,

- 2023, 17(6): 1883-1892.
- [13] RAMIREZ-RODRIGUEZ A E, AREVALO-ANCONA R E, PEREZ-MEANA H, et al. Aismsnet: Advanced image splicing manipulation identification based on siamese networks[J]. Applied Sciences, 2024, 14(13): 5545.
- [14] DING H W, CHEN L Y, TAO Q, et al. DCU-Net: A dual-channel U-shaped network for image splicing forgery detection[J]. Neural Computing and Applications, 2023, 35(7): 5015-5031.
- [15] WANG CH X, LI Y, WU G L. Image splicing tamper detection based on deep learning and attention mechanism [C]. 2021 IEEE 6th International Conference on Signal and Image Processing, 2021: 267-271.
- [16] ZENG P P, TONG L H, LIANG Y R, et al. Multitask image splicing tampering detection based on attention mechanism[J]. Mathematics, 2022, 10(20): 3852.
- [17] LUO Y L, LIANG C, QIN SH Q, et al. A two-branch encoder-decoder network for image tampering localization [J]. Applied Soft Computing, 2024, 164: 111992.
- [18] 徐悦, 袁程胜, 刘庆程, 等. 基于多尺度感知学习的图像篡改检测与定位[J]. 计算机系统应用, 2025, 34(7): 117-127.
- XU Y, YUAN CH SH, LIU Q CH, et al. Multi-scale perceptual learning for image manipulation detection and localization[J]. Computer Systems Applications, 2025, 34(7): 117-127.
- [19] PENG ZH L, HUANG W, GU SH ZH, et al. Conformer: Local features coupling global representations for visual recognition [C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 367-376.
- [20] DONG J, WANG W, TAN T N. CASIA image tampering detection evaluation database [C]. 2013 IEEE China Summit and International Conference on Signal and Information Processing, 2013: 422-426.
- [21] NOVOZAMSKY A, MAHDIAN B, SAIC S. IMD2020: A large-scale annotated dataset tailored for detecting manipulated images [C]. 2020 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision Workshops, 2020: 71-80.
- [22] BAPPY J H, SIMONS C, NATARAJ L, et al. Hybrid LSTM and encoder-decoder architecture for detection of image forgeries[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(7): 3286-3300.
- [23] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft COCO: Common objects in context [C]. 13th European Conference Vision, 2014: 740-755.
- [24] 刘丽颖, 王金鑫, 曹少丽, 等. 检测小篡改区域的 U 型网络 [J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(1): 176-187.
- LIU L Y, WANG J X, CAO SH L, et al. U-Net for detecting small manipulated regions [J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(1): 176-187.
- [25] XIAO X, LIAN SH, LUO ZH M, et al. Weighted Res-UNet for high-quality retina vessel segmentation [C]. 2018 9th International Conference on Information Technology in Medicine and Education(ITME), 2018: 327-331.
- [26] ZHANG Y L, ZHU G P, WU L G, et al. Multi-task SE-network for image splicing localization[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2022, 32(7): 4828-4840.
- [27] WU Y, ABDALMAGEED W, NATARAJAN P. ManTra-Net: Manipulation tracing network for detection and localization of image forgeries with anomalous features [C]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 9543-9552.
- [28] 吴晶辉, 严彩萍, 李红, 等. 边缘引导的双注意力图像拼接检测网络 [J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(2): 430-443.
- WU J H, YAN C P, LI H, et al. BDA-Net: Boundary-guided dual attention network for image splicing detection[J]. Journal of Image and Graphics, 2024, 29(2): 430-443.
- [29] ZHANG P Y, LI H D, TAN SH Q, et al. Image tampering localization using a dense fully convolutional network [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2021, 16: 2986-2999.

作者简介

朱金强, 硕士研究生, 主要研究方向为图像分割, 图像篡改拼接检测。

E-mail: fatezhu@foxmail.com

伊力哈木·亚尔买买提(通信作者), 教授, 主要研究方向为人工智能、模式识别、机器视觉、人脸识别、无人驾驶, 图像篡改检测研究等。

E-mail: 65891080@qq.com