

文章编号:1001-5078(2025)01-0145-10

· 图像与信号处理 ·

## 基于 YOLO 与图像修复的仿真场景等效构造研究

周佳乐<sup>1</sup>, 宋敏敏<sup>2</sup>, 雷昊<sup>2</sup>, 刘建旭<sup>2</sup>, 曹卫卫<sup>2</sup>, 施瑶瑶<sup>1</sup>, 董大兴<sup>1</sup>, 刘友文<sup>1</sup>

(1. 南京航空航天大学 物理学院, 江苏 南京 211106; 2. 上海航天控制技术研究所, 上海 201109)

**摘要:** 基于典型场景环境实测数据的仿真场景的等效构造, 其相较于传统辐射渲染下的仿真模型搭建, 展现了更高的准确度和逼真度, 同时等效构造过程中形成的特征库也能支撑仿真建模校验。然而, 场景等效构造过程中目标与背景的解耦问题一直是制约其逼真度提升的关键难题。为此, 本文提出了一种结合改进 YOLOv8 和 Criminisi 算法的背景解耦技术。首先, 利用 YOLOv8 精确提取目标掩膜; 接着, 用改进 Criminisi 算法补全背景, 保持结构连贯性。最后, 通过泊松融合算法将目标与背景融合, 提升仿真场景的逼真度。实验结果表明, 用该方法等效构造的仿真环境与真实采集到的图像相似, 解决了在仿真场景实时渲染过程中场景目标单一、构造逼真度不高等问题。

**关键词:** 图像处理; 场景重建; YOLOv8; 改进 Criminisi 算法; 泊松融合

**中图分类号:** TP391.4; TN27 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2025.01.021

## Research on construction method for scenes based on YOLO and image repair algorithms

ZHOU Jia-le<sup>1</sup>, SONG Min-min<sup>2</sup>, LEI Hao<sup>2</sup>, LIU Jian-xu<sup>2</sup>, CAO Wei-wei<sup>2</sup>,

SHI Yao-yao<sup>1</sup>, DONG Da-xing<sup>1</sup>, LIU You-wen<sup>1</sup>

(1. College of Physics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. Shanghai Aerospace Control Technology Institute, Shanghai 201109, China)

**Abstract:** The equivalently construction of the simulation scenes based on the measured data from typical environmental scenarios yields greater accuracy and realism than traditional radiosity-based simulation model construction. Concurrently, the feature library generated in the process of equivalent construction process can further support the verification of simulation models. Nonetheless, the persistent challenge of decoupling targets from backgrounds during scene construction has been a pivotal obstacle impeding fidelity enhancement. To this end, a novel background decoupling technique that synergizes the enhanced YOLOv8 with the Criminisi algorithm is introduced in this paper. The process begins with the precise extraction of the target mask utilizing YOLOv8. Subsequently, the refined Criminisi algorithm is employed to reconstruct the background while preserving structural integrity. Ultimately, the Poisson blending algorithm is applied to amalgamate the target and background, thereby augmenting the simulation scene's realism. Experimental results demonstrate that the simulation environment crafted via this methodology exhibits a higher resemblance to actual captured images, effectively resolving issues related to the singularity of scene targets and the diminished realism in the real-time rendering of simulation scenes.

**Keywords:** image processing; scene reconstruction; YOLOv8; improved Criminisi algorithm; Poisson integration

**基金项目:** 江苏省自然科学基金青年项目 (No. BK20210290) 资助。

**作者简介:** 周佳乐 (2000 - ), 男, 硕士研究生, 研究方向为计算光学成像、图像处理。E-mail: nuaazhoujiale@nuaa.edu.cn

**通讯作者:** 刘友文 (1966 - ), 男, 博士, 教授, 研究方向为信息光子学、微纳米光子学等。E-mail: ywliu@nuaa.edu.cn

**收稿日期:** 2024-05-24

## 1 引言

国际间纷争摩擦不断,武器装备是国防的重中之重。作为各种大型装备的“眼睛”,各种光学镜头、武器导引头的发展更是不容忽视<sup>[1]</sup>。在研究各种目标成像系统时,需要对其做大量的测试与评估。通常情况下,大部分成像系统的测试都选择在外场的真实环境下,以此来获得最有效、最精确的结果。但是真实环境中存在各种不断变化的因素,在外场测验时往往会耗费大量的人力、物力以及时间。所以,如果能在测试中使用真实、有效的仿真场景,那么这将会节省时间、开支等成本。为此,人们研究了各种各样的场景仿真技术<sup>[2]</sup>。

与红外场景实时仿真系统不同<sup>[3-6]</sup>,大部分探测系统面临的问题往往是无法做到在同一时间、同一地点对不同目标进行探测,从而获取的探测图像往往是单一目标、单一场景、单一视角。这种情况下,外场实测数据采集中面临了多重挑战。由于传感器与目标之间的距离遥远,探测角度的宽泛以及飞行姿态的多样性,目标提取工作变得异常困难<sup>[7-8]</sup>。为此,迫切需要提出一种有效的场景等效构造方法来生成大量有效数据集,以供研究使用<sup>[9-10]</sup>。背景解耦与图像融合技术可以有效提取不同图像之间的信息并生成大量数据集<sup>[11]</sup>。背景解耦是数据处理或实验设计中的一种方法,其目的是将图像中的背景与所关注的目标隔离开来<sup>[12-15]</sup>。图像融合则是将我们关注的目标与新的背景图像生成一幅新的图像<sup>[16-18]</sup>。

本文以场景构造为核心研究内容,深入探索了利用改进 YOLOv8 和 Criminisi 算法对多样化场景进行背景解耦的有效方法。为了全面评估背景补全的效果,本文结合了主观评价标准和客观评价标准,对算法处理后的结果进行了细致的评估。在此基础上,通过泊松融合技术,成功实现了不同视角、不同目标以及不同距离的场景构造,为仿真场景的创建提供了更为精细和逼真的解决方案。实验结果显示,采用本文提出的算法进行场景仿真,其效果相较于传统方法更为出色。不仅能够精确地提取目标并补全背景,还能在保持目标细节的同时,实现背景与目标的平滑过渡,从而大幅提升了仿真场景的逼真度和可信度。这一研究不仅为仿真技术的发展提供

了新的思路和方法,也为相关领域的应用提供了有力的技术支撑。

## 2 仿真场景等效构造的基本原理

本文采用 YOLO 网络与 Criminisi 算法和泊松融合相互结合的方法进行仿真场景等效构造。首先,通过 YOLO 网络精准地识别并提取场景图像中显著目标的掩膜,用于实现将图中的目标与背景进行有效分离。网络结构中的三大模块为: Backbone 主干网络、Neck 瓶颈结构以及 Head 输出头<sup>[19-20]</sup>。这些模块共同构成了整个模型的基础架构。随后,利用 Criminisi 算法对图像中因目标遮挡而形成的空白区域进行细致修复,实现了场景图像中目标与背景的精准解耦。Criminisi 算法是一种基于纹理先验的修复方法,大致流程为 1. 计算修复优先权  $P(p)$ , 2. 利用 SSD 准则搜索最优匹配块, 3. 更新优先权置信度<sup>[21]</sup>。最后,通过泊松融合方法<sup>[22]</sup>,将不同图像的显著目标与解耦后的背景进行融合重建,得到一张高质量的融合图像。上述算法的框架如图 1 所示。

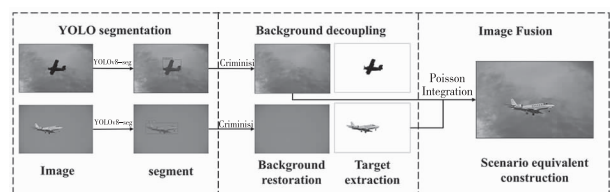


图1 本文所提算法框架

Fig. 1 The algorithm framework proposed in this article

## 3 算法改进

### 3.1 改进 YOLOv8 算法

在实际的检测过程中,由于目标具有形状不一,特征不明显等性质,最初的 YOLOv8 使用了普通的卷积运算,导致卷积层在特征提取过程中由于几何变形而不适应不同区域感受野大小的变化,大大削弱了网络模型提取具有大形状和大尺寸变形的目标的能力。为了改进目标模板检测的精度,本文利用可变形大内核注意力机制模块代替 YOLOv8 中的 C2f 模块,一定程度上加深模型对尺度变形大、特征变量少的目标的精准识别能力。将原始 YOLOv8 的损失函数 CIOUloss 更换为 Focal-EIOUloss,更新后的损失函数可以进一步提高识别精度。图 2 为改进后的 YOLOv8-seg 结构示意图。

### 3.1.1 可变形大内核注意力机制

可变形大内核注意力机制 (Deformable Large Kernel Attention) 模块<sup>[23]</sup>采用可变形卷积,调整采样网格整数偏移,创建一个偏移场,并基于特征学习自适应卷积核。这种灵活的卷积核形状可以改善检测目标变形的表现,从而增强了物体边界的定义。由图 2b 所示,DLKA 结构可以定义为:

$$\text{Attention} = \text{Conv}1 \times 1 (\text{DDW} - \text{D} - \text{Conv} \cdot (\text{DDW} - \text{Conv}(F')))) \quad (1)$$

$$\text{Output} = \text{Conv}1 \times 1 (\text{Attention} \otimes F') + F$$

在 Deform-DW 模块内,大卷积核与可变形卷积结合使用。大型卷积核提供了一个类似于自我注意机制的接受域<sup>[24]</sup>。通过使用深度卷积、深度扩展卷积和  $1 \times 1$  卷积,可以用更少的参数和计算来构造一

个大的卷积核。构造维数为  $H \times W$  和通道  $C$  的输入的  $K \times K$  核的深度卷积和深度扩张卷积的核大小方程为:

$$DW = (2d - 1) \times (2d - 1) \quad (2)$$

$$DW - D = \lceil \frac{K}{d} \rceil \times \lceil \frac{K}{d} \rceil \quad (3)$$

其中,卷积核大小为  $K$ ; 扩张率为  $d$ 。可变形卷积<sup>[25]</sup>是在普通卷积的基础上,增加了自适应学习的水平方向和垂直方向的偏移,使得对输入的特征图不再是在固定的位置进行采样,这样卷积核就能在训练过程中扩展到很大的范围。因此,可变形卷积在采样时可以更贴近物体的形状和尺寸,更具有鲁棒性。图 2(c) 为 Deform-DW 模块结构图。

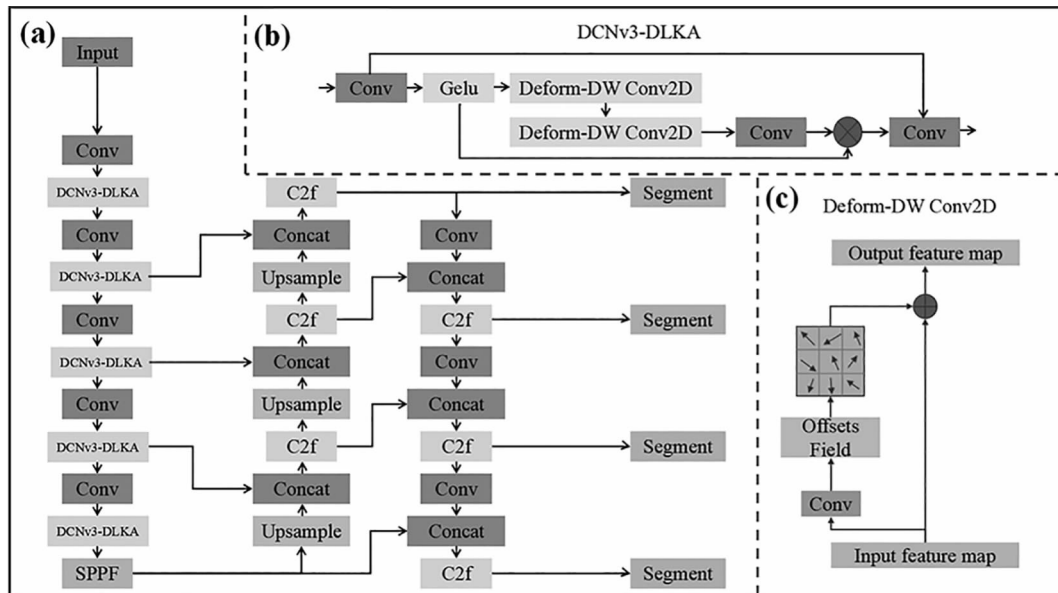


图 2 YOLOv8-seg-DLKA 结构图

Fig. 2 YOLOv8-seg-DLKA structural diagram

### 3.1.2 Focal-loss 损失函数

Focal-loss 函数通过降低不平衡样本中模型简单样本的权重达到提高对困难分类的效果。二分类交叉熵损失函数,公式定义如下:

$$L = \begin{cases} -\log y', & y = 1 \\ -\log(1 - y'), & y = 0 \end{cases} \quad (4)$$

Focal-Loss 对交叉熵损失函数加入  $\gamma$  因子,将其改进为:

$$L_{FL} = \begin{cases} (1 - y')^\gamma \log y', & y = 1 \\ -y'^\gamma \log(1 - y'), & y = 0 \end{cases} \quad (5)$$

$\gamma$  因子使模型更关注困难分类样本,同时将易分类样本的损失降低。在此基础上,还加入平衡因子  $\alpha$ ,以针对样本本身不平衡性进行调节:

$$L_{FL} = \begin{cases} -\alpha (1 - y')^\gamma \log y', & y = 1 \\ -(1 - \alpha) y'^\gamma \log(1 - y'), & y = 0 \end{cases} \quad (6)$$

通过调节  $\alpha$  对大类样本以及易分类样本的损失函数值降低,使得模型在训练过程中更加关注小类样本和困难分类样本。

### 3.2 改进 Criminisi 算法

Criminisi 算法是最为经典的纹理图像修复算

法,其首先从图像完好区域中寻找与待修复区域最匹配的像素块,然后将其填充到受损区域,修复效果较好。但有时会出现匹配错误和纹理混乱的现象。为了获得理想的图像修复效果,本文提出一种改进Criminisi算法的图像修复算法。

### 3.2.1 优先权的改进

作为Criminisi算法的第一步,待修复块优先权的判定至关重要。由于数据项 $D(p)$ 值为掩膜边缘梯度向量的垂直向量与法线向量的乘积,所以 $D(p)$ 仅能辨别出当前修复区域是否为破损边缘区域,无法判断其纹理特征。为了更准确地辨别图像的结构与纹理边缘,基于图像的结构与纹理颜色不同的特点,提取原彩色图像的亮通道先验,对原算法进行优化。

在自然图像中,在其颜色通道中存在一块非常小的像素值且几乎趋于0,此通道称为暗通道,反之存在一块像素在其颜色通道中值非常大几乎趋于1,此通道称为亮通道。亮通道先验通常用在图像增强中,可以提高图像的清晰度和对比度。在复杂场景图像中,亮通道先验能很好的区分出地貌纹理的区别。亮通道先验<sup>[26]</sup>定义为:

$$B(I)(x) = \max_{y \in \Omega(x)} (\max_{c \in (r,g,b)} I^c(y)) \quad (7)$$

其中, $I^c(y)$ 表示 $I$ 的R,G,B三个颜色通道中的某个通道的图像; $\Omega(x)$ 为以像素点 $x$ 为中心的正方形区域。本文利用样本块的亮通道先验的标准差来判断是否为图像边缘区域。如图3所示,样本块中不同区域的亮通道先验不同。当标准差较大时,该样本块为纹理边缘区域,当标准差较小时,该样本块为平滑区域。亮通道先验的方差<sup>[27]</sup> $\sigma(p)$ 为:

$$\sigma(p) = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^n (B_i - \bar{B})^2}{n-1}} \quad (8)$$

式中, $n$ 为矩阵中 $B$ 值不为0元素的个数,即有效 $B$ 值的个数。

为了避免修复迭代过程中优先级 $P(p)$ 迅速趋向于0,出现“丢失效应”,本文算法重新定义优先权函数为:

$$P = \alpha [C(p) + D(p)] + \beta \sigma(p) \quad (9)$$

式中, $C(p)$ 为数据项; $D(p)$ 为置信项; $\alpha$ 、 $\beta$ 分别为

置信项与数据项之和、亮通道方差的权重系数,且满足系数和为1。通过大量实验比较得出,当 $\alpha = 0.8$ 时,修复效果最好。

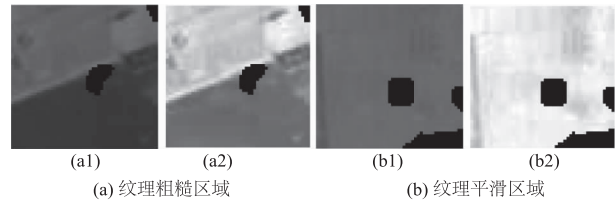


图3 原始图像与其亮通道先验图

Fig. 3 The original image and its bright channel prior image

### 3.2.2 样本块边缘区域平滑

待修复像素块 $\Psi_p$ 中分为目标区域与源区域,目标区域 $\Omega$ 被掩膜图像覆盖如图4(a)所示。当搜索到与待修补块相似度最高的匹配块时,将该匹配块上目标区域 $\Omega$ 的像素值替换到待修复块上,此时,当两者相差过大时,修复图像掩膜边缘会不可避免地出现方块效应,轮廓锯齿严重,如图4(b)所示。

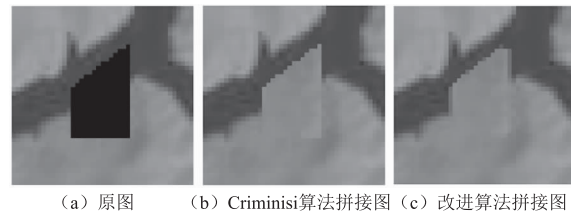


图4 图像块边缘平滑效果对比

Fig. 4 Comparison of image block edge smoothing effects

本文使用基于相干传输的修复方法<sup>[28]</sup>来平滑mask图像边缘。这是一种基于像素的方法,用于去除图像中的对象和填充区域。它从目标区域的边界像素开始向内执行修复,根据具有已知值的相干相邻像素来估计像素的修复值。图4(c)为该算法平滑效果。

### 3.2.3 样本块大小自适应改进

在经典的Criminisi算法中,匹配块的大小固定为 $9 \times 9$ 大小,这样的设定往往后导致修复图像时出现结构不连续和颜色混乱等问题<sup>[29]</sup>。针对这种现象,提出一种样本块大小自适应改进的算法。通过大量仿真研究发现,在图片纹理区域较为丰富的地方,大样本块的修复效果要好。在图片纹理区域单一的部分,小样本块的修复效果要更好。在修复时,为了更好的修复图像受损区域,使纹理区域连接更自然,修复结果更加平滑细致,引入改

进优先权中的亮通道先验方差。利用该方差来区分受损区域为纹理区域还是光滑区域,以此作为选择样本块大小的依据。样本块大小自适应改进的准则如下:

$$size(p) = \begin{cases} 5, 0.8 \leq \sigma(p) < 1 \\ 7, 0.6 \leq \sigma(p) < 0.8 \\ 9, 0.4 \leq \sigma(p) < 0.6 \\ 11, \sigma(p) < 0.4 \end{cases} \quad (10)$$

式中,块的大小由多次实验所得,可根据不同场景需要调整图像块的大小。

#### 4 实验结果与分析

为了测试该改进算法的性能,在同一环境下实现分割和修复功能。硬件配置中,处理器为英特尔酷睿 i9-13900K 处理器,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 4090。采用 Pytorch 2.2.1 作为深度学习框架,运行在 64 位 Win11 系统上。

##### 4.1 数据集准备

本文通过使用遥感含云图像作为实验数据,深入验证了目标分割及图像修复算法的改进效果。HRC\_WHU 数据包括 150 张高分辨率图像,这些图像使用三个 RGB 通道获取,分辨率在全球不同地区从 0.5 m 到 15 m 不等<sup>[30]</sup>。RICE 是一个用于遥感图像去云遮挡的数据集。该数据集由两个部分组成:RICE1 包含 500 对有云和无云图像,大小为 512 × 512;RICE2 包含 735 组图像,每组包含三张大小为 512 × 512 的图像。本文选用 HRC\_WHU 和 RICE2 数据集共 885 张含厚云图像,并通过平移、翻转、旋转扩充数据集到 3540 张,其中 3000 张用于训练,200 张用于验证,340 张用于测试,如图 5 所示。

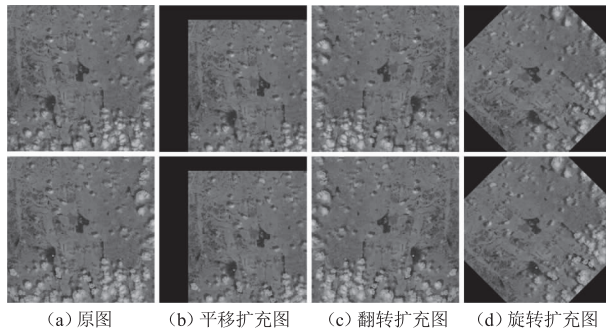


图 5 原始云层遮挡图像及不同方式数据扩增的效果图像和标注  
Fig.5 Images and annotations of the original cloud occlusion image and the effect of data amplification in different ways

##### 4.2 消融实验

为了深入探究 DLKA 注意力机制以及 Focal-loss 损失函数对 YOLOv8-seg 模型算法的实际影响,我们在保证实验条件和配置完全相同的前提下,进行了一系列的消融实验。这些实验旨在揭示这两种改进策略在目标检测与分割任务中的具体作用,从而为模型优化提供有力依据。本文采用 mAP@0.5 和 mAP@0.5:95 评价模型精度,这些指标越大则表示 YOLOv8-seg 实例分割网络对目标部分分割精度越高。实验结果如表 1 所示。图 6 直观地展示了在引入改进后的 YOLOv8 网络前后,目标分割效果具有很大提升。

表 1 消融实验结果

Tab.1 Results of ablation experiment

分辨率	基础模型	D-LKA	Focal-EIOUloss	mA:P@0.5/%	mAP@0.5:95/%
640 × 640	√	×	×	73.39	34.53
	√	√	×	77.38	36.20
	√	×	√	76.38	36.06
	√	√	√	78.62	36.94

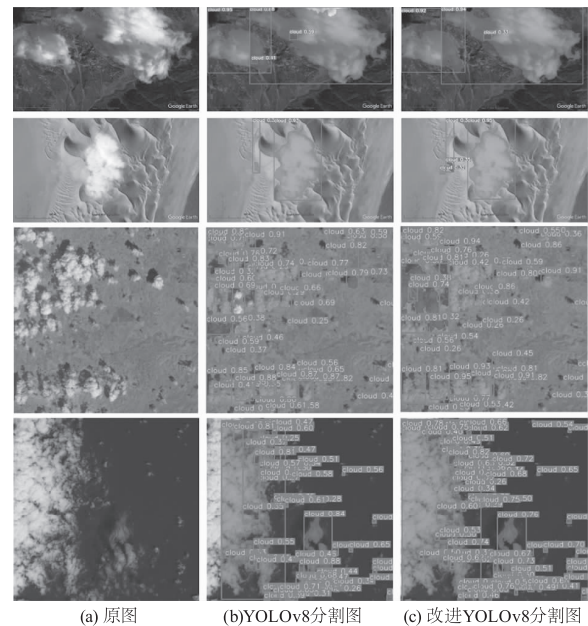


图 6 检测效果

Fig.6 Detection effect

由表 1 中可以看出,与原有模型相比,加入了 DLKA 模块的 mAP@0.5 和 mAP@0.5:95 分别提高了 5.4 % 和 4.8 %,损失函数为 Focal-EIOUloss 时的 mAP@0.5 和 mAP@0.5:95 分别提高了 4.0 % 和 4.4 %。改进算法的 mAP@0.5 和 mAP@0.5:95 分

别提高了7.1%和6.9%。这表明,改进后的模块可以有效提高目标分割任务效果。从图6的对比中,可以显著观察到模型对于形状多变目标的检测和分割能力有了显著增强。这一改进不仅体现在对目标轮廓的精准捕捉上,还体现在对复杂形状目标的细致区分上,充分展示了模型在应对形状多样性挑战时的高效性和准确性。

#### 4.3 图像修复评价

为了全面验证本文所提算法的有效性,将其与传统 Criminisi 算法进行了对比实验,并从主观评价和客观评价两个方面进行了深入的比较。由于自然含云图像往往缺乏可供直接参照的完整图像,本文特别设计了针对完好场景图像的人为

破坏修复实验,以模拟真实世界中的场景破损情况。

##### 4.3.1 主观评价结果对比

对图像的破损区域进行修复后,得到了如图7所示的修复结果。从修复结果的对比中,可以明显看出两种算法的不同表现。使用传统的 Criminisi 算法进行修复时,填充区域出现了模糊、伪影现象,且显得不够真实。同时,填充区域与原图像的边界衔接处也显得不够平滑自然,影响了整体视觉效果。然而,采用我们提出的改进算法后,填充区域内的纹理填充显得更为自然和连续,具有更高的可信度。特别是在处理填充区域与图像边缘的过渡时,图像的连贯性和一致性得到了显著提升。

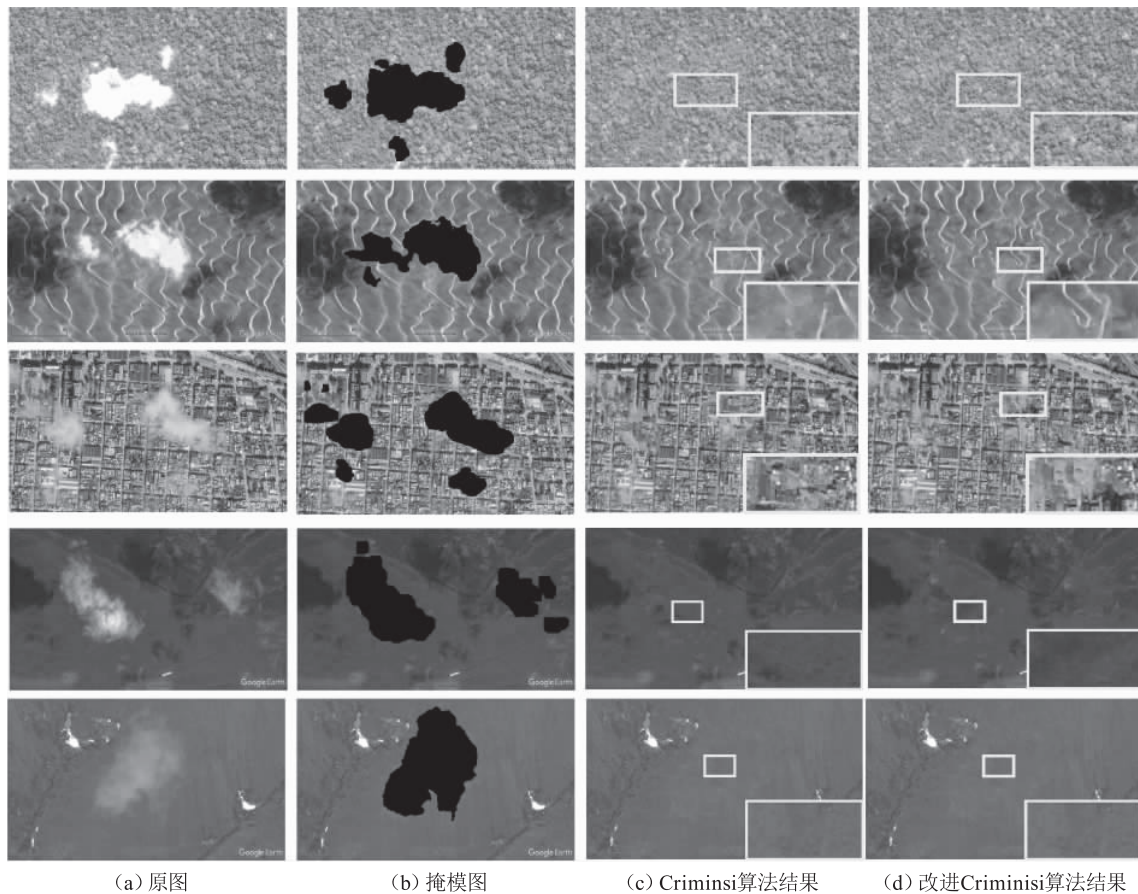


图7 含云图像修复结果比较

Fig. 7 Comparison of cloud image restoration results

##### 4.3.2 客观评价结果对比

客观评价标准,图像修复算法的客观评价,不会受到外界的干扰,客观的存在,通过合理的计算方法得出的有效结论。客观上,图像修复质量评价主要是对比修复图像与原始图像的差异。为了

定量分析修复算法的有效性,一般采取人工随机添加破损区域后再进行定量分析的方法。为验证本研究算法的图像去云效果,采用 PSNR、SSIM、MSE、FSIM 作为评价指标。

PSNR 的定义为:

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \log_{10} \frac{(2^n - 1)^2}{E_{\text{MSE}}} \quad (11)$$

SSIM 的定义为:

$$M_{\text{SSIM}}(X, Y) = l(X, Y) \cdot c(X, Y) \cdot s(X, Y) \quad (12)$$

MSE 的定义为:

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W [X(i, j) - Y(i, j)]^2 \quad (13)$$

FSIM 的定义为:

$$M_{\text{FSIM}} = \frac{\sum_{x \in \Omega} S_L(x) \cdot PC_m(x)}{\sum_{x \in \Omega} PC_m(x)} \quad (14)$$

其中, MSE 越小, PSNR、SSIM、FSIM 越大, 图像质量越高。

人为添加云区掩膜图像及其修复结果如图 8 所示, 客观评价指标值如表 2 所示。

由图 8 中可以看出, 原 Criminisi 算法填充效果不太理想, 在纹理修复部分与原始图像有很大偏差, 缺失了图像中原有的结构, 且存在大量的“块效应”, 填充部分不连续。本文所提算法在修复过程中, 修复结果与原图差异较小, 且填补过程中过渡自然, 填充区域之间较为平滑。进一步地, 从表 2 的客观评价指标中可以看出, 当数据集为不同场景、不同掩膜时, 本文提出的算法的 PSNR、SSIM、MSE、FSIM 都要优于原有的 Criminisi 算法。这些客观评价充分证明了本文算法在恢复破损图像纹理和结构方面的能力, 能够较大幅度地保持图像结构的一致性。

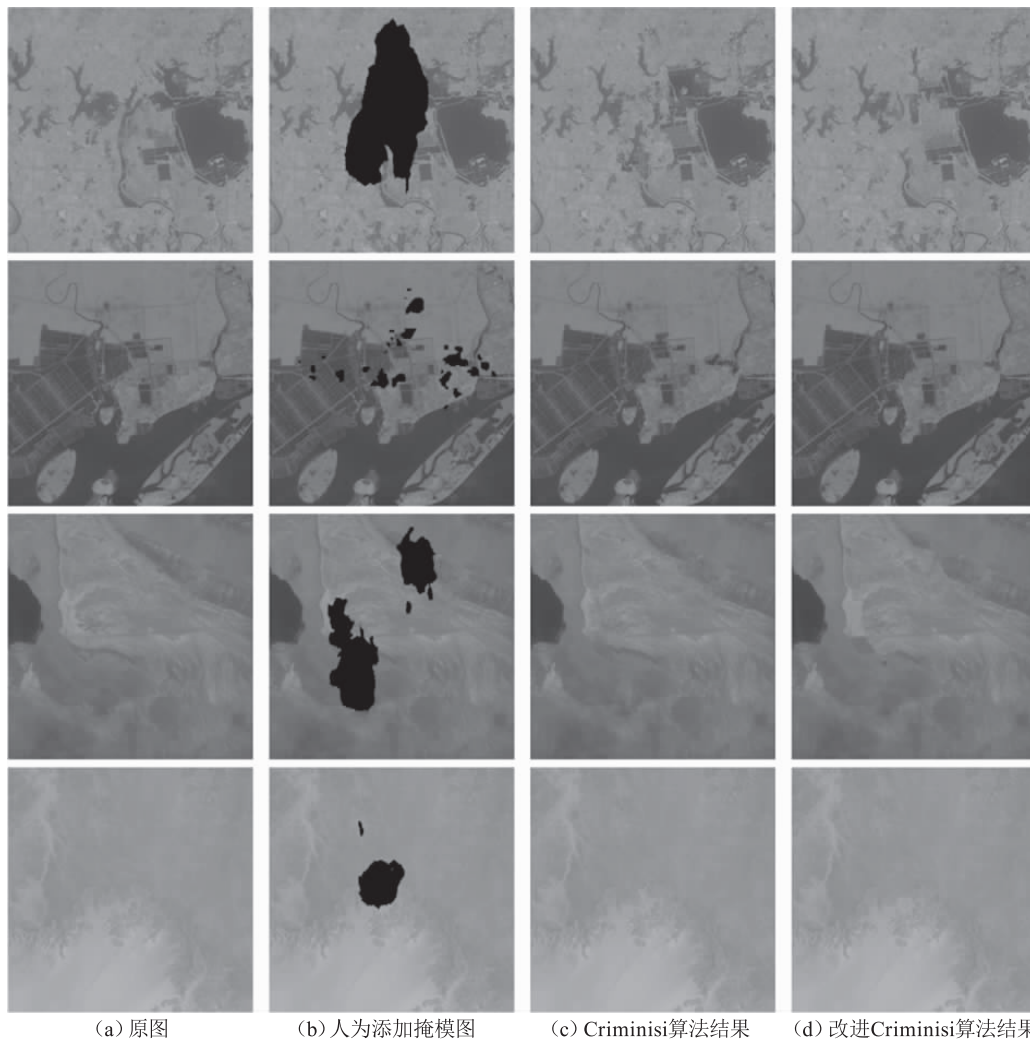


图 8 人为制作虚拟含云图像的修复效果比较

Fig. 8 Comparison of restoration effects for artificially created virtual cloud containing image

表2 质量评价参数对比

Tab.2 Comparison of quality evaluation parameters

No.	PSNR/dB		SSIM		MSE		FSIM	
	Criminisi	Proposed Criminisi	Criminisi	Proposed Criminisi	Criminisi	Proposed Criminisi	Criminisi	Proposed Criminisi
1	28.5852	31.1236	0.9595	0.9751	90.0659	50.2019	0.9753	0.9830
2	37.6785	43.2110	0.9864	0.9944	11.0976	3.1014	0.9958	0.9988
3	36.8931	38.5286	0.9766	0.9803	13.2975	9.1247	0.9813	0.9945
4	45.4506	48.8598	0.9964	0.9987	1.8536	0.8455	0.9974	0.9983

#### 4.4 场景等效构造评价

为了构建等效的探测环境并模拟实际探测中的图像输出,本文成功地生成了能够真实准确反映目标提取困难中各种问题的仿真图像。本文使用场景仿真图像来源于网络收集的真实视频,其中涵盖了不同角度、不同目标以及不同距离的多种场景为验证本文算法的适用性,分别生成不同等效构造场景图,如图9所示。泊松融合生成的场景图与真实图差别不大,目标与背景能够准确分辨,具体分析如下:(1)可视化程度较好。通过对比查看,生成的场景图像与真实数据高度相似,目标轮廓清楚,目标外形相似度高。(2)目标细节纹理真实。生成的图像中,背景中特征明显的云层和波浪没有对目标产生明显干扰,符合真实现象;在小目标呈现上,目标轮廓较圆滑;在大目标呈现上,目标轮廓有棱角,并且目标上的特征被完整保留,效果逼真。

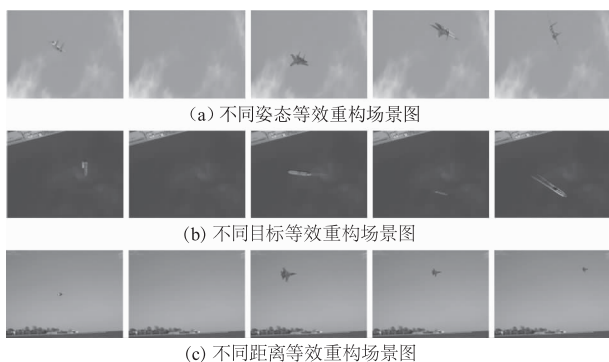


图9 等效构造场景

Fig.9 Equivalent construction scenario

可以得出,本文所提算法的仿真结果达到预期,生成的外场场景样本不仅内容相似度高,并且在细节呈现上具有多样性。因此,使用本文算法进行场景的等效构造是可行的。

#### 5 结论

为了等效构造出新的场景图,本文首先利用改进后的YOLOv8-seg模型精确获取前景目标的掩膜。接着根据场景图像的特征,在经典Criminisi算法的基础上利用亮通道先验、边缘平滑算法对背景修复效果进行改进。通过改进优先权函数,使破损边缘纹理丰富区域被优先修复;通过平滑填补缝隙,使填充效果更自然;通过自适应调整图像匹配块的大小,使修复结果更好,修复图像与原图像更接近。

实验结果表明:对于前景部分具有形状不一、特征量少的特点,改进后的YOLOv8-seg结构可确识别出目标掩膜,为下一步的修复部分做好基础。在背景修复过程中,分别使用改进后的图像修复算法,利用主观和客观评价指标进行评价,改进算法的效果都要优于经典Criminisi算法,纹理修复更加自然,还原地貌的真实性也更加让人信服。在场景等效过程中过程中,利用泊松融合,实现了不同视角、不同目标、不同距离的场景重建。在后续工作中,可以利用目标的三维结构图,充分利用图像处理的优势,结合实际需要等效构造新的场景图像。

#### 参考文献:

- [1] Lü Yang, Xin Hongwei, Kang Yusi, et al. Infrared and visible light dual-mode seeker optical system design[J]. Infrared Technology, 2024, 46(1): 27-30. (in Chinese)  
吕阳, 辛宏伟, 康玉思, 等. 红外与可见光双模导引头光学系统设计[J]. 红外技术, 2024, 46(1): 27-30.
- [2] Qiu Zhiming, Li Heng, Zhou Yufang. Summary of simulation technology and its application in training field[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(6): 1131-1143.



- (in Chinese)  
邱志明,李恒,周玉芳,等.模拟仿真技术及其在训练领域的应用综述[J].系统仿真学报,2023,35(6):1131-1143.
- [3] Ran Jianguo, Liu Heng, Yang Xin. Research on digital camouflage scheme based on pix2pix[J]. Laser & Infrared, 2022, 52(5):771-775. (in Chinese)  
冉建国,刘珩,杨鑫.从图像到图像的仿真重建技术研究[J].激光与红外,2022,52(5):771-775.
- [4] Navot O, Nir S, Oshry M, et al. Rapid super resolution for infrared imagery [J]. Optics Express, 2020, 28(18):27196-27209.
- [5] Yan Z, Linfei Z, Chengqian L, et al. Super-resolution reconstruction of infrared images based on a convolutional neural network with skip connections[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2021, 146:106717.
- [6] Qiu Defen, Jiang Junjun, Hu Xingyu, et al. Guided transformer for high-resolution visible image guided infrared image super-resolution[J]. Journal of Image and Graphics, 2023, 28(1):196-206. (in Chinese)  
邱德粉,江俊君,胡星宇,等.高分辨率可见光图像引导红外图像超分辨率的Transformer网络[J].中国图象图形学报,2023,28(1):196-206.
- [7] Zhang Han, Li Jiajun, Xu Wei, et al. Simulation technology of battlefields reconnaissance based on 3D real-scene modeling [J]. Modern Electronics Technique, 2022, 45(22):15-22. (in Chinese)  
张晗,李嘉俊,徐威,等.基于三维实景建模的战场勘测仿真技术[J].现代电子技术,2022,45(22):15-22.
- [8] Huang Jiahui, Mu Taijiang. A survey of dynamic 3D scene reconstruction[J]. Journal of Graphics, 2024, 45(1):14-25. (in Chinese)  
黄家晖,穆太江.动态三维场景重建研究综述[J].图学学报,2024,45(1):14-25.
- [9] McLaughlin N, Del Rincon J M, Miller P. Data-augmentation for reducing dataset bias in person re-identification [C]//2015 12th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). IEEE, 2015:1-6.
- [10] Cui Haohao. Research on augmentation technology of marine ship target image sample[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2022. (in Chinese)  
崔浩浩.海上船舶目标图像样本增广技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2022.
- [11] Liu Qianjin. The study of foreground extraction and fusion algorithms under complex background [D]. Qingdao: Ocean University of China, 2014. (in Chinese)  
刘前进.复杂背景下前景提取与融合算法研究[D].青岛:中国海洋大学,2014.
- [12] Hongyue X, Weidong M, Qing H, et al. Structure-aware multi-view image inpainting using dual consistency attention[J]. Information Fusion, 2024, 104:102174.
- [13] Liu Q, Jiang Y, Tan Z, et al. Transformer based pluralistic image completion with reduced information loss[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024, 46(10):6652-6668.
- [14] Chen Chao. Design and implementation of an image style transfer system that separates foreground and background [J]. Information & Communications, 2019, (4):60-62. (in Chinese)  
陈超,前景与背景分离的图像风格迁移系统设计与实现[J],信息通信,2019,(4):60-62.
- [15] Zhou Zhikai, Liao Liang, Wang Yuelun, et al. Video foreground and background separation based on high-order robust principal component analysis[J]. Information Technology & Informatization, 2024, (3):58-61. (in Chinese)  
周至恺,廖亮,王月轮,等.基于高阶鲁棒主成分分析的视频前景与背景分离[J].信息技术与信息化,2024,(3):58-61.
- [16] Huafeng H, Fei C, Hang C, et al. Semantic segmentation guided feature point classification and seam fusion for image stitching[J]. Journal of Algorithms and Computational Technology, 2021, 15:17483026211065399.
- [17] Wujian Y, Chaojie L, Yuehai C, et al. Multi-style transfer and fusion of image's regions based on attention mechanism and instance segmentation [J]. Signal Processing: Image Communication, 2023, 110:116871.
- [18] Liu Wenqing, Wang Renhua, Liu Xiaowen, et al. Infrared and visible image fusion method based on saliency target extraction and poisson reconstruction[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(16):183-192. (in Chinese)  
刘文清,王任华,刘晓文,等.基于显著目标提取和泊松重建的红外与可见光图像融合方法[J].激光与光电子学进展,2023,60(16):183-192.
- [19] Bolya D, Zhou C, Xiao F, et al. YOLACT: real-time instance segmentation[C]//CoRR, 2019.
- [20] Antonio C, Patrick P, Kentaro T. Region filling and object

- removal by exemplar-based image inpainting [J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2004, 13(9): 1200 – 12.
- [21] Zhang Siyu, Li Congli. Thick cloud restoration of aerial images based on improved criminisi algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(12): 275 – 281. (in Chinese)  
张思雨, 李从利. 基于改进 Criminisi 算法的航拍图像厚云修复 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(12): 275 – 281.
- [22] Pérez P, Gangnet M, Blake A. Poisson image editing [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2003, 22(3): 313 – 318.
- [23] Azad R, Niggemeier L, Hüttemann M, et al. Beyond self-attention: deformable large kernel attention for medical image segmentation [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. 2024: 1287 – 1297.
- [24] Guo M H, Lu C Z, Liu Z N, et al. Visual attention network [J]. Computational Visual Media, 2023, 9(4): 733 – 752.
- [25] Dai J, Qi H, et al. Deformable convolutional networks [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 764 – 773.
- [26] Chuan L, Changjiu Y, Hongbo P, et al. Single-image de-hazing based on improved bright channel prior and dark channel prior [J]. Electronics, 2023, 12(2): 299 – 299.
- [27] Li Qi, Li Long, Wang Wei, et al. Image inpainting of damaged textiles based on improved criminisi algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(16): 173 – 182. (in Chinese)  
李奇, 李龙, 王卫, 等. 基于改进 Criminisi 算法的破损纺织品文物图像修复 [J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(16): 173 – 182.
- [28] Le Meur O, Ebdelli M, Guillemot C. Hierarchical super-resolution-based inpainting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(10): 3779 – 3790.
- [29] Kwok T H, Sheung H, Wang C C L. Fast query for exemplar-based image completion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12): 3106 – 3115.
- [30] Li Z, Shen H, Cheng Q, et al. Deep learning based cloud detection for medium and high resolution remote sensing images of different sensors [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 150: 197 – 212.