

# 基于图像衍生的红外无人机图像仿真方法研究

张宇, 张焱\*, 石志广, 张景华, 刘蕊, 索玉昌, 师晓冉, 杜金明

国防科技大学电子科学学院 ATR 重点实验室, 湖南 长沙 410073

**摘要** 对无人机群的红外视频进行监视是安防和军事领域的新热点。由于复杂背景下无人机图像获取难度大, 图像数量难以满足相关算法的模型训练和验证等需求, 因此提出一种基于图像衍生的红外无人机图像仿真方法。采用该方法对红外无人机模板图像与红外背景图像进行混合, 从而生成大量不同背景下的无人机目标图像。针对图像混合技术受背景噪声影响严重、无人机目标边缘模糊和合成图像调和度低等问题, 采用一种无监督的生成式对抗网络来生成调和度较高的灰度约束图像, 将其与目标梯度图像作为联合约束来求解高斯-泊松方程, 得到与真实图像特征一致性较高的混合图像。实验结果表明, 所提方法生成的混合图像具有较高的图像调和度和视觉真实性, 说明所得图像作为扩充样本可有效提高机器学习算法的性能。

**关键词** 图像处理; 红外探测; 图像混合; 无人机探测; 数据增强

中图分类号 TP751

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202242.0210003

## Image Simulation Method of Infrared UAV Based on Image Derivation

Zhang Yu, Zhang Yan\*, Shi Zhiguang, Zhang Jinghua, Liu Di, Suo Yuchang, Shi Xiaoran, Du Jinming

National Key Laboratory of Science and Technology on Automatic Target Recognition, College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China

**Abstract** Monitoring the infrared video of the unmanned aerial vehicle (UAV) group is a new hot spot in the security and military fields. Due to the difficulty of acquiring UAV images in complex backgrounds, and the number of images cannot meet the requirements of model training and verification of related algorithms, an image simulation method of infrared UAV based on image derivation is proposed. This method is used to simulate infrared UAVs. This method is used to mix the infrared UAV template image and the infrared background image to generate a large number of UAV target images in different backgrounds. Aiming at the problems of image mixing technology being severely affected by background noise, blurring of drone target edges, and low harmony of synthetic images, an unsupervised generative confrontation network is used to generate a gray-scale constrained image with a high degree of harmony. The target gradient image is used as a joint constraint to solve the Gaussian-Poisson equation, and a mixed image with high consistency with the real image characteristics is obtained. The experimental results show that the mixed image generated by the proposed method has high image harmony and visual authenticity, which shows that the obtained image as an extended sample can effectively improve the performance of the machine learning algorithm.

**Key words** image processing; infrared detection; image blending; unmanned aerial vehicle detection; data augmentation

收稿日期: 2021-06-02; 修回日期: 2021-08-20; 录用日期: 2021-09-09

基金项目: 国家自然科学基金(62075239, 61302145)

通信作者: \*atrthreefire@sina.com

# 1 引言

小型无人机(UAV)的生产技术和无人机集群的应用方案日趋成熟,无人机具备挂载枪支和爆炸物等危险物的能力,但小型无人机的非法使用和武装改造会对社会公共秩序与国防安全造成严重威胁,因此小型无人机集群的红外预警探测成为目前新的研究热点之一<sup>[1-12]</sup>。不同背景下无人机和无人机集群的红外图像是红外无人机目标识别跟踪算法的研究基础,但无人机协同飞行具有难度高和资源消耗多的缺点,使得获取数据的数量和丰富性难以保证,因此需要采用图像仿真的方法对数据进行扩充以满足相关算法验证和模型训练等需求<sup>[6-12]</sup>。

红外图像仿真技术通常采用两种方法对图像进行仿真。一是通过红外辐射特性分析、目标及场景建模与环境渲染来生成红外图像<sup>[13-16]</sup>,对于复杂背景下扩展目标的仿真,因背景与目标的建模过程复杂且存在环境噪声,使得仿真图像的视觉真实度不足,难以满足机器学习模型的训练需求;二是基于实测图像采用目标-背景图像叠加混合的方法进行图像仿真<sup>[17-19]</sup>,由于目标模板与背景模板来自实测数据,因此仿真结果与真实图像更加接近,在高价值固定区域安防和边海防预警等已知环境背景的应用场景中,可对敌机来袭场景进行图像仿真模拟,为此更具有实用价值。

在红外图像仿真技术中影响仿真图像质量的关键在于目标与背景的图像混合<sup>[17-23]</sup>,其目标是前景与背景的无缝拼接,混合结果需要在视觉上自然调和,使混合前后的目标特性保持一致。经典的图像混合算法有阿尔法叠加方法和基于泊松编辑(PE)的方法<sup>[24-25]</sup>,该算法在可见光区域可以生成调和度较高的合成图像,但其缺乏成像原理的约束可能存在视觉的真实度低和合成目标的红外特性异常等问题。近年来,随着深度学习和生成式对抗网络(GAN)的提出和广泛应用,图像混合算法有了新的解决思路。与传统算法相比,图像混合算法实现了图像调和度和视觉真实性的较大提高<sup>[26-27]</sup>,但生成式算法缺乏有效约束,使得合成图像的质量难以得到保证,尤其是在红外场景中受到生成式网络随机噪声的干扰,导致合成图像中目标的红外特性可能发生异变。

红外无人机目标通常因为失焦模糊、大气衰减和运动/微动模糊等因素造成图像质量的退化,难以通过分割算法或人工标注来得到边缘清晰的目标模

板。受到无人机模糊模板中背景噪声的影响,传统图像混合算法生成的混合结果会造成目标边缘出现黑色伪影,这降低了衍生图像的调和度和真实性。若使用去模糊后的目标模板进行图像混合,则得到的混合图像不符合原始无人机模板的图像特征,而且难以满足机器学习算法训练所需与真实图像的独立同分布条件。因此,如何在图像衍生的过程中消除背景噪声的影响以及提高混合图像的调和度,同时保证混合前后无人机目标的特征一致性,成为图像混合算法需要解决的重要问题。

针对上述问题,本文提出一种基于无监督的深度学习方法与梯度不变性方法相结合的红外无人机图像混合方法。首先使用基于图像退化原理的无监督生成对抗网络,即进化-退化网络(ED-GAN)生成符合成像原理的目标-背景混合图像,将该图像与原始模板的散度图像分别作为灰度约束与梯度约束,并对高斯-泊松方程进行联合优化,最终生成复杂背景下的小型无人机红外图像。实验结果表明,所提方法生成的仿真图像具有较高的图像调和度,相比于其他方法生成的衍生图像可以得到与真实图像更接近的图像特征。

## 2 红外无人机图像混合方法

### 2.1 算法框架

对实测图像进行目标-背景图像的叠加混合处理,流程如图 1 所示。首先通过红外探测器来获取包含单个无人机目标的图像数据;然后提取出空域背景中不同姿态的无人机目标图像及其二值掩模图像并作为目标模板;最后通过图像混合算法将相应的无人机目标模板与不同的背景图像进行混合。

基于图 1 的框架,本文提出基于 ED-GAN 的红外无人机图像混合方法,该方法的总体处理流程如图 2 所示,其包含灰度与梯度两部分约束,其中 $\oplus$ 为前景与背景图像的蒙版混叠操作,即用前景图像的目标区域像素替换背景图像对应的像素区域。灰度约束图像是由 ED-GAN 生成的目标-背景混合图像,首先目标模板图像  $f_{src}$  通过 ED-GAN 的进化生成网络  $G_E$  来得到具有较高信噪比和清晰边缘的中间图像  $F_{org}$ ,然后通过阈值分割算法来得到目标掩模图像  $F_{mask}$ ,将  $F_{mask}$  与背景模板图像  $f_{dst}$  叠合后输入 ED-GAN 的退化生成网络  $G_D$  中,将叠合后的图像还原至与原始模板具有相近特性的还原图像  $f_{blend}$ ,将  $f_{blend}$  作为混合图像的灰度约束图像。将

目标模板图像  $f_{src}$  与背景模板图像  $f_{dst}$  进行叠加, 叠合图像在  $x$  轴和  $y$  轴方向上的梯度图像作为梯度约束图像  $f_{g,x}$  和  $f_{g,y}$ 。利用梯度约束图像  $f_{g,x}$

和  $f_{g,y}$  与灰度约束图像  $f_{blend}$  对高斯泊松方程进行联合优化, 可以求得闭式解灰度矩阵  $F_{blend}$ , 其为最终的混合图像。

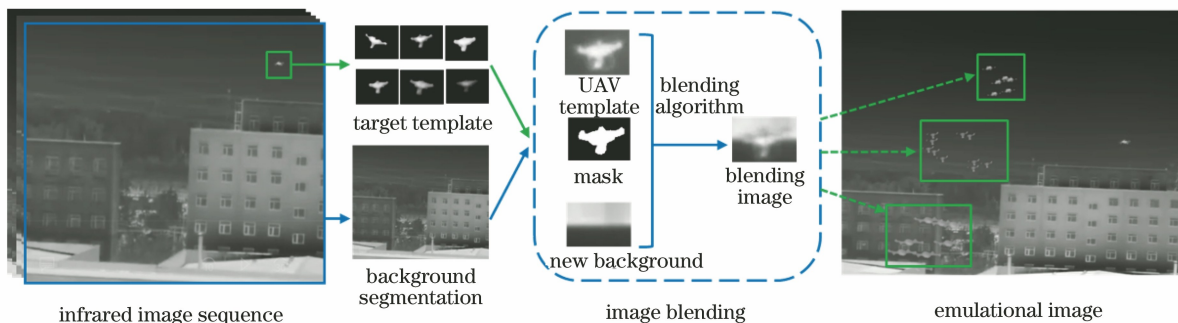


图 1 基于图像衍生的无人机群红外图像仿真方法的处理流程

Fig. 1 Processing flow of UAV group infrared image simulation method based on image derivation

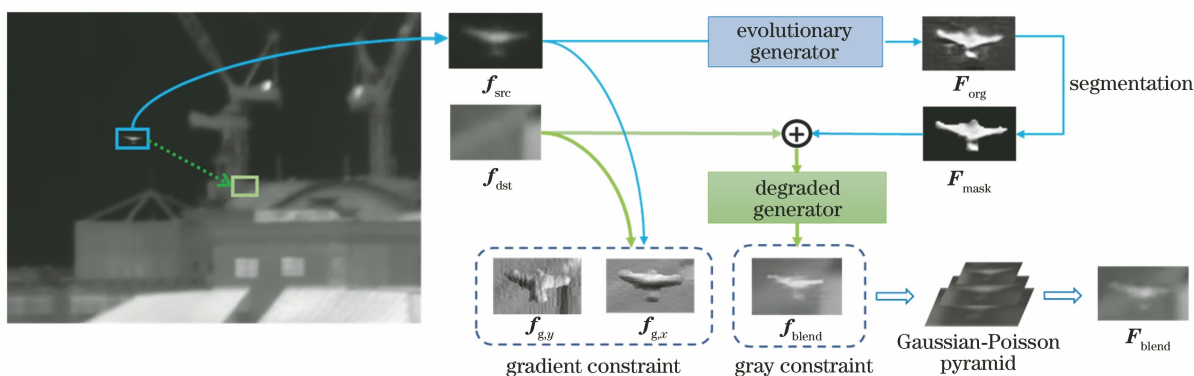


图 2 基于 ED-GAN 的红外无人机图像混合方法的总体处理流程

Fig. 2 Overall processing flow of infrared UAV image blending method based on ED-GAN

## 2.2 进化-退化生成式对抗网络的结构

红外图像中无人机目标的边缘通常较为模糊, 这是由于成像过程中失焦模糊等因素造成图像降

质, 红外无人机的模板图像如图 3 所示。对边缘模糊的无人机图像进行切片, 难以实现目标与背景的完全分离, 这会对图像混合算法造成影响。

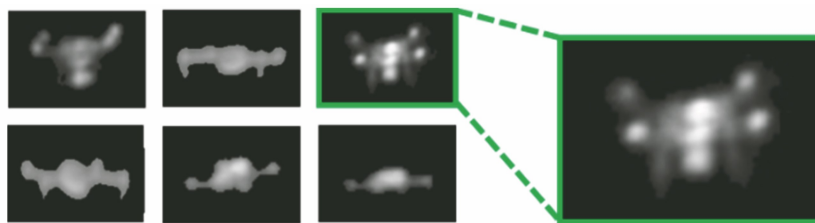


图 3 红外无人机的模板图像及放大图

Fig. 3 Template images and magnified image of infrared UAV

为了生成视觉真实度高且符合目标特性的图像, 并将其作为混合图像的灰度约束图像来解决目标模板图像边缘模糊, 以及无法完全剥离目标与背景的问题, 本文结合红外成像过程中的图像退化过程设计一种进化-退化生成对抗网络。该网络首先将原始模糊无人机切片图像进行清晰化以剔除模板图像中的模糊噪声, 然后与背景图像叠加并将叠加图像进行图像复原以保证目标特性与原始模板图像

一致。ED-GAN 的结构如图 4 所示, 其有两个具有相同网络结构的子网络, 即进化网络  $N_E$  与退化网络  $N_D$ 。每个子网络均包含一个生成器 ( $G_E$  和  $G_D$ ) 和一个判别器 ( $D_E$  和  $D_D$ ), 分别用来实现生成对应图像与鉴别生成图像质量的优劣。其中生成器的网络模型中采用一组对偶的 U-Net-128 结构<sup>[28]</sup>, 判别器的网络模型中采用特征尺度逐层递减的 4 层全连接层, 其网络尺寸自下而上依次为 128、64、32 和

16,最后聚合为 1 bit 的输出值。ED-GAN 实质上是通过单一框架来实现图像去模糊与图像复原两个任务。进化网络  $N_E$  的目标是生成高清晰度和信噪比的无人机红外图像,并将其作为中间模板图像  $f_{src}$ ,以便实现其与无人机目标中背景噪声的分离;退化网络  $N_D$  的目标是将清晰的模板图像  $f_{src}$  与背

景的叠合图像进行图像复原,得到与原始模板图像  $f_{src}$  具有相同信噪比的混合图像。在该网络的训练过程中缺少对应的红外图像模糊-复原数据集,因此无法对深度学习模型进行端到端的训练,为此本文采用监督预训练与无监督微调的方式对生成对抗网络中的模型进行训练。

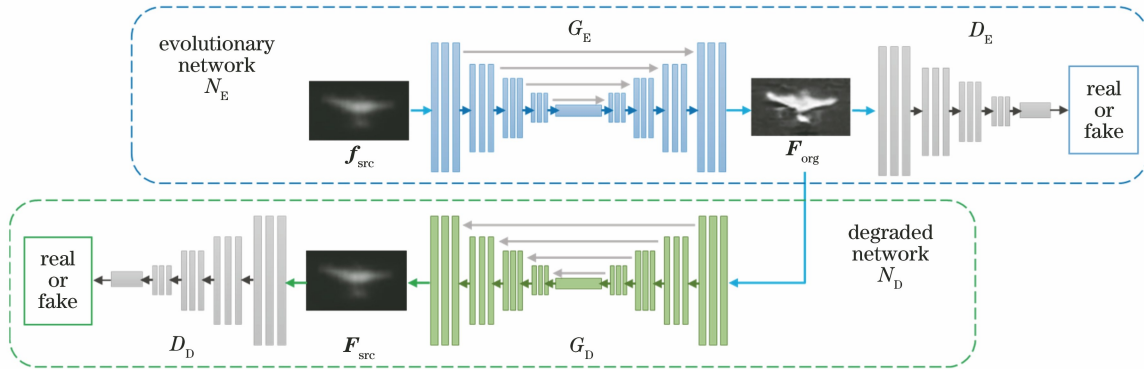


图 4 ED-GAN 的结构示意图  
Fig. 4 Structure diagram of ED-GAN

### 2.3 ED-GAN 监督式多任务的预训练

为了实现 ED-GAN 的多任务学习,本文对 FLIR 无人驾驶红外数据集进行编辑可以制作出图像退化-复原红外数据集,利用该大规模数据集对 ED-GAN 中的监督式模型进行预训练。

FLIR 无人驾驶红外数据集中包含 14452 张高分

辨率道路场景红外图像,部分图像如图 5 所示。本文对原始数据集中的车辆目标切片图像进行提取,可以筛选出 3500 张切片尺寸大于 128 pixel×128 pixel 且高清晰度的红外车辆图像,并对车辆切片图像进行随机的退化处理可以得到每幅图像切片所对应的模糊图像,从而形成成对的清晰-退化图像。

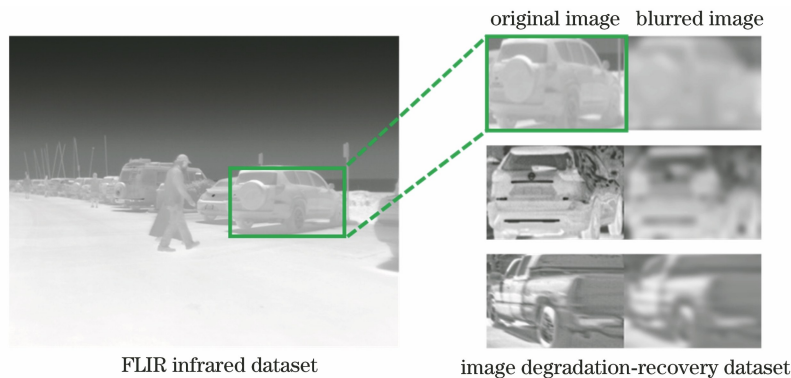


图 5 图像退化-复原数据集中的图像  
Fig. 5 Image from image degradation-recovery dataset

红外成像过程中的图像退化模型可表示为

$$F_{degeneration}(x,y) = H[f_{origin}(x,y)] + n(x,y), (1)$$

式中: $H(\cdot)$ 表示某种退化算子对原始图像  $f_{origin}$  的卷积运算,该过程主要包括成像过程中的失焦模糊、运动模糊和大气衰减等退化过程<sup>[29-31]</sup>;  $n(\cdot)$ 表示外部环境或探测器本身所造成的某种加性噪声;  $(x,y)$ 表示红外图像像素点。在反无人机红外探测系统中,红外探测器的自动对焦会使小型无人机目标在实际探测过程中难以被准确对焦,加之实际探测小型无人

机的机动特性会造成红外图像中的小型无人机模糊。因此对于  $H(\cdot)$ ,本文采用随机高斯模糊核来模拟图像的失焦退化(高斯核的尺寸从  $3 \times 3$  约束至  $10 \times 10$ 、模糊系数  $\sigma \in [0.3, 0.6]$ ),同时采用随机运动核卷积来模拟实际探测中的运动模糊<sup>[31-32]</sup>。通过对红外图像切片进行随机模糊操作可以形成图像退化-复原红外数据集  $S$ ,该数据集共包括 12000 组清晰-模糊图像对。利用该数据集  $S$  对 ED-GAN 进行有监督的多任务预训练,训练过程如图 6 所示。

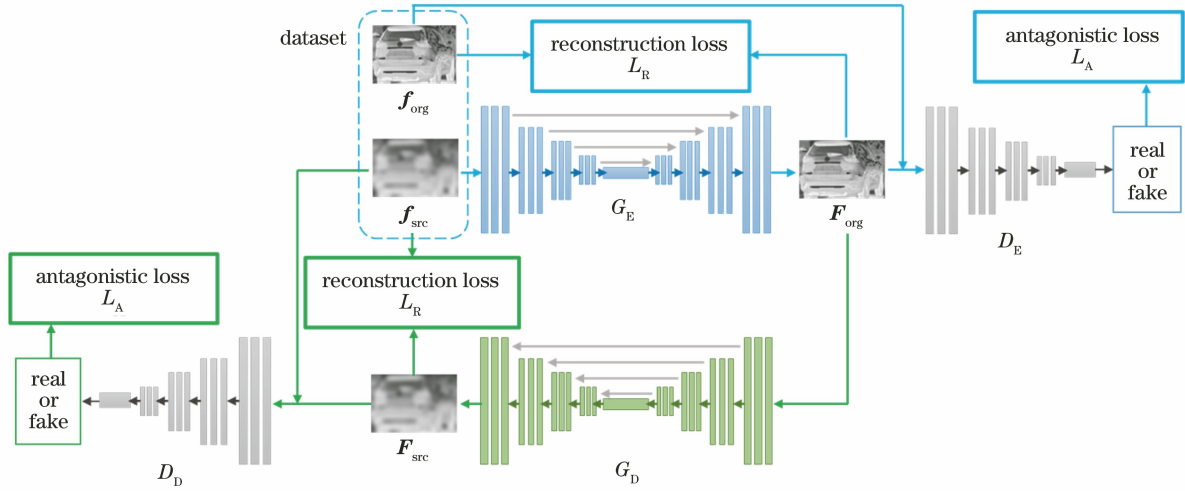


图 6 ED-GAN 监督式的多任务预训练流程

Fig. 6 Multi-task pre-training process supervised by ED-GAN

在预训练过程中,首先将模糊图像  $f_{src}$  输入进化生成器  $G_E$  中可以得到高清晰度的中间图像  $F_{org}$ , 其标签为原始图像  $f_{org}$  所对应的图像,将两者之间的距离作为  $G_E$  部分的重建损失  $L_R$ ,同时分别将  $F_{org}$  与  $f_{org}$  输入进化判别器  $D_E$  中进行真假判别,其中  $F_{org}$  标注的是假值, $f_{org}$  标注的是真值,最终得到进化判别器的对抗损失  $L_A$ 。退化生成器  $G_D$  与判别器  $D_D$  的训练过程与上述过程对应,其中输入图像为进化生成器的输出结果  $F_{org}$ ,即  $G_E(f_{src})$ ,将输出结果  $F_{src}$  记为假值,真值为原始图像  $f_{src}$ 。因此,有监督训练阶段的损失函数  $L_{pt}$  可表示为

$$L_{pt}(f_{org}, f_{src}, F_{org}, F_{src}) = \lambda L_R(f_{org}, f_{src}, F_{org}, F_{src}) + (1 - \lambda) L_A(f_{org}, f_{src}, F_{org}, F_{src}), \quad (2)$$

式中: $\lambda$  表示损失权重,本文取 0.5; $L_R$  表示重建损失,即  $L_2$  损失; $L_A$  表示对抗损失,即生成对抗损失。 $L_R$  和  $L_A$  可分别表示为

$$L_R(f_{org}, f_{src}) = \|f_{org} - G_E(f_{src})\|_2^2 + \|f_{src} - G_D[G_E(f_{src})]\|_2^2, \quad (3)$$

$$L_A(f_{org}, f_{src}) = \min_{G_E, G_D, D_E, D_D} \max_{f \in S} \{ \{D_E(f_{org}) - D_E[G_E(f_{src})]\} + \{D_D(f_{src}) - D_D[G_D(f_{org})]\} \}, \quad (4)$$

式中: $E$  表示分布函数的数学期望值。

## 2.4 无监督式模型微调

通过监督式的预训练方法可以使 ED-GAN 学习到图像去模糊-恢复的任务模式,然后通过模型微调的方式可以将预训练模型所适应的图像域进行迁移。本文将原始红外无人机目标图像切片制作成模糊图像标签,并将两者按照 1:1 的比例加入图像退化反演数据集  $S$  中,最终得到非对称的数据集  $S_U$ ,其包括填充后的模糊域图像  $f_{U-src}$  以及原清晰域图像  $f_{org}$  两部分。具体训练过程如图 7 所示,椭圆实线框为训练集  $S_U$ ,实线路径为进化网络的生成路

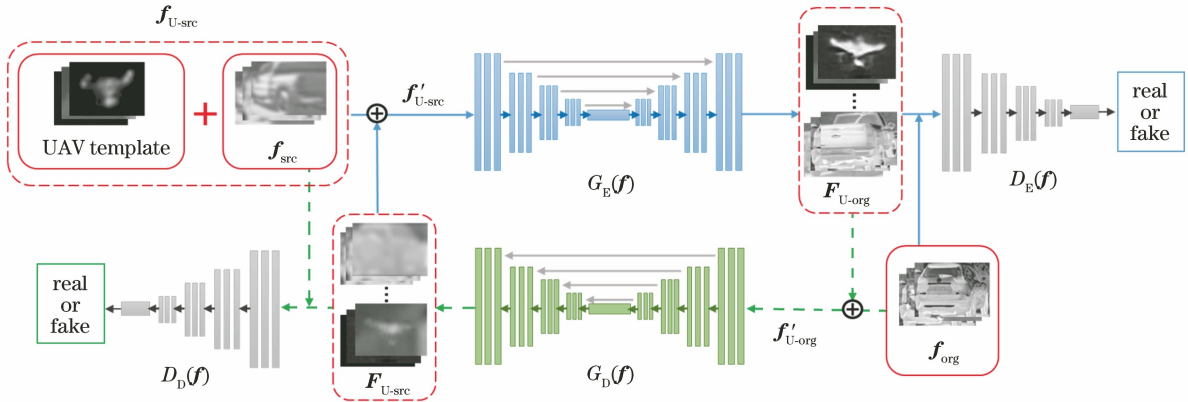


图 7 ED-GAN 中无监督的模型迁移过程

Fig. 7 Unsupervised model migration in ED-GAN

径,虚线路径为退化网络的推理路径,其中  $f'_{U\text{-src}}$  和  $f'_{U\text{-org}}$  分别为模糊域图像和清晰域图像,  $F_{U\text{-org}}$  和  $F_{U\text{-src}}$  分别为清晰的中间图像和复原图像。

首先将模糊图像  $f_{U\text{-src}}$  输入进化生成器中可以输出清晰的中间图像  $F_{U\text{-org}}$ ,然后将  $F_{U\text{-org}}$  加入原清晰域图像  $f_{\text{org}}$  中共同作为退化生成器  $G_D$  的输入  $f'_{U\text{-org}}$ ,经过  $G_D$  运算后输出复原图像  $F_{U\text{-src}}$ 。同样将生成的复原图像  $F_{U\text{-src}}$  加入模糊域图像  $f'_{U\text{-src}}$  中共同作为进化生成器  $G_E$  的输入  $f_{U\text{-src}}$ ,继续上述循环迭代。上述无监督训练过程的损失函数  $L_{\text{upt}}$  可由循环损失  $L_C$  与对抗损失  $L_{\text{UA}}$  两部分组成,表达式为

$$\begin{aligned} L_{\text{upt}}(f_{\text{org}}, f_{U\text{-src}}, F_{\text{org}}, F_{\text{src}}) = \\ \lambda L_C(f_{\text{org}}, f_{U\text{-src}}, F_{\text{org}}, F_{\text{src}}) + \\ (1 - \lambda)L_{\text{UA}}(f_{\text{org}}, f_{U\text{-src}}, F_{\text{org}}, F_{\text{src}})。 \end{aligned} \quad (5)$$

在无监督的训练过程中,模糊域图像  $f_{U\text{-src}}$  经过进化网络与退化网络处理后实现了图像的循环重建,该过程可以用  $L_2$  损失来描述,清晰域图像  $f_{\text{org}}$  与之同理,因此循环损失  $L_C$  可定义为

$$\begin{aligned} L_C(f_{\text{org}}, f_{U\text{-src}}, F_{U\text{-org}}, F_{U\text{-src}}) = \\ \|f_{\text{org}} - F_{U\text{-org}}\|_2^2 + \|f_{U\text{-src}} - F_{U\text{-src}}\|_2^2。 \end{aligned} \quad (6)$$

对抗损失  $L_{\text{UA}}$  可表示为

$$\begin{aligned} L_{\text{UA}}(f_{\text{org}}, f_{\text{src}}, f'_{U\text{-org}}, f'_{U\text{-src}}) = \\ \min_{G_E, G_D} \max_{D_E, D_D} \{ \{D_E(f_{\text{org}}) - D_E[G_E(f_{U\text{-src}})]\} + \\ \{D_D(f'_{U\text{-src}}) - D_D[G_D(f'_{U\text{-org}})]\} \}。 \end{aligned} \quad (7)$$

完成无监督微调后提取出 ED-GAN 的两个生成器  $G_E$  和  $G_D$ ,即可按照 2.1 节进行灰度约束图像  $f_{\text{blend}}$  的生成。

## 2.5 高斯泊松方程的联合优化

ED-GAN 的输出结果  $f_{\text{blend}}$  是对原始图像进行去模糊、背景剔除和图像还原重建后的无人机灰度图像,其中无人机目标图像的灰度特性与原始模板图像较为接近,而且具有较高的图像调和度。但是使用退化生成器  $G_D$  进行图像重建后,输出图像的局部高频细节难以保证,因此需要另一个高频约束项对 ED-GAN 的生成结果进行修正,从而在高频特征上保证最终混合图像与原始无人机模板图像的特征一致性。因此,本文利用原始无人机模板图像  $f_{\text{src}}$  与背景模板图像  $f_{\text{dst}}$  进行叠合,将叠合图像在  $x$  和  $y$  方向上的梯度图像  $f_{g,x}$  和  $f_{g,y}$  作为高频约束图像,再将它们与灰度约束图像  $f_{\text{blend}}$  一同对高斯泊松方程进行联合优化可以求解混合图像  $F_{\text{blend}}$ 。

因此,最终得到的混合图像  $F_{\text{blend}}$  应满足两个限制条件。在重建图像的低频部分,优化  $F_{\text{blend}}$  的

灰度特征,使其逼近 ED-GAN 所生成的图像  $f_{\text{blend}}$ ,即灰度约束图像;在重建图像的高频部分,优化  $F_{\text{blend}}$  的局部纹理等高频特征,使其逼近叠合梯度图像  $f_{g,x}$  和  $f_{g,y}$ ,即梯度约束图像。因此,目标函数可表示为

$$\begin{aligned} P(F_{\text{blend}}) = \min \int_{t \in f_{\text{src}}} \alpha \|G(F_{\text{blend}}) - f_{\text{blend}}\|_2^2 + \\ \beta \| \text{div } \sigma - \nabla F_{\text{blend}} \|_2^2 dt, \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $t$  表示图像中第  $t$  个像素点; $\alpha$  表示灰度约束的权重项,本文取 1; $\beta$  表示梯度约束的权重项,本文取 1; $\nabla$  表示三阶拉普拉斯算子; $\text{div } \sigma$  表示混合图像的散度。灰度约束部分采用高斯滤波器  $G$  来提取混合图像的低频灰度特征,具体通过步长为 1 的卷积来实现,卷积核的尺寸为  $3 \times 3$ ,标准差设为 1。灰度约束部分采用泊松方程来描述混合图像的高频梯度特征,具体采用图像的散度来描述。 $\text{div } \sigma$  可表示为

$$\text{div } \sigma = \begin{cases} \nabla f_{\text{src}}^t, & x_{\text{mask},t} = 1 \\ \nabla f_{\text{dst}}^t, & x_{\text{mask},t} = 0 \end{cases}, \quad (9)$$

式中: $x_{\text{mask}}$  表示无人机目标的二值模板,值为 1 表示该像素点属于目标区域,0 表示该像素点属于背景。最小化(8)式的闭式解优化过程与文献[33]相同,闭式解  $F_{\text{blend}}$  即为最终的混合图像。

## 2.6 定量评价指标

混合图像一般采用专家定性评价的方式来评估,即拥有专业知识的相关从业者通过对图像混合算法得到的结果进行主观判断打分,具体方法如下。采用线上投票的方式对混合图像的真实度进行调查,让受试者在不同混合方法下生成的图像中选择主观上认为最真实的结果,从而对各混合方法进行比较<sup>[18]</sup>;采用图灵测试的方法让受试者判断真实图像与合成图像<sup>[17]</sup>。上述评价方法易受到评价者专业知识与其他主观因素的影响,对合成图像的真实度与其合成前后的特征一致性衡量并不精准,而且无法给出准确的定量评估结果。为此,本文采用两种定量评估方法进行算法的对比实验,具体如下。

1) Zhu 等<sup>[17]</sup>提出的基于合成图像真实度感知和判别卷积神经网络(CNN)模型(Realism-CNN)的真实度指数(RS)。

2) Zhang 等根据可能近似正确(PAC)学习理论提出的经验一致性损失(ECL)<sup>[34]</sup>。

## 3 实验分析与性能评估

本节首先介绍实验所使用的无人机数据集以及

算法的具体实现细节,然后对所提方法的各模块分别进行性能评估与消融实验,最后通过定性与定量的对比实验分别将所提方法与其他先进方法进行比较,用来验证所提方法的有效性。

### 3.1 实现细节

使用 FLIR 自动驾驶红外数据集与红外无人机数据集分别制备出基于 ED-GAN 的监督式训练数据集与无监督训练数据集,其中用于监督式预训练的图像退化-复原数据集的具体制备细节与预训练方法已在第 2.3 节进行说明。

在无监督的训练过程中,本文对 Zhang 等<sup>[3]</sup>使用的 UAV 数据集进行挑选和整理并制作出 UAV 图像混合数据集,具体包括背景模板集、无人机模板集和测试集。其中背景模板集是 4000 张不包含无人机目标的红外背景图像  $f_{dst}$ ,图像分辨率均

为 640 pixel×512 pixel,图像中共包含 4 类不同的复杂背景,如山地、林地、云层和楼群;无人机模板集是由净空背景下红外小型无人机图像裁剪得到不同飞行姿态下的无人机目标切片  $f_{src}$ ,图像共有 320 张;测试集是 4000 张原始红外无人机图像及其对应的目标位置-类别标签文件,图像的分辨率与背景模板集相同,用来定量验证与对比实验。本数据集共包括两类无人机图像,即搭载吊舱的旋翼无人机 DJI Phantom 4 以及无吊舱的旋翼无人机 DJI Mavic,如图 8 所示。具体实现的过程中,背景模板集作为目标图像  $f_{dst}$  的生成来源,无人机模板集作为原图像  $f_{src}$  及其对应二值掩模图像  $f_{mask}$  的生成来源。在对比实验中,其他方法的掩模均通过 OTSU 阈值分割与形态学处理的方法来生成。

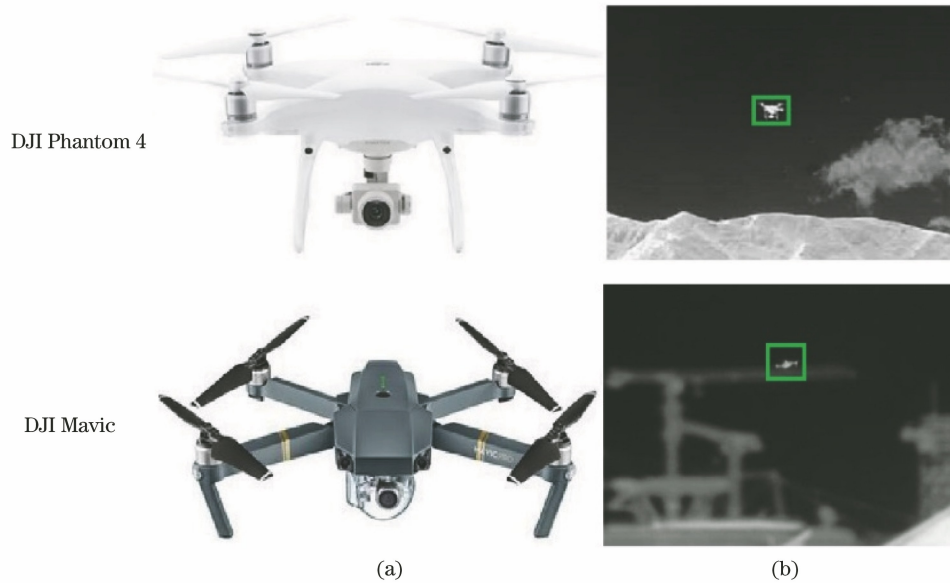


图 8 小型无人机的外形与红外图像示意图。(a)无人机外形;(b)红外图像

Fig. 8 Sketch of shape and infrared image of small UAV. (a) UAV profile; (b) infrared images

图像混合实验中,在每张背景模板图像上随机选取无人机模板图像及叠加位置进行图像混合,合成过程中无人机模板图像的尺寸在 80%~120%之间随机缩放以及对图像进行随机水平翻转。在对比实验中,各方法的图像叠加位置和模板图像的选取等均保持一致。通过上述方法共混合图像 12000 张,同时生成对应的目标边界框信息并将其作为目标标注真值,其中目标边界框由无人机模板图像所对应的二值模板  $f_{mask}$  的最小水平外接矩来定义。

所提方法基于 PyTorch 框架来实现,训练与测试均在搭载 4 个 NVIDIA GeForce 2080s 的工作站中进行。ED-GAN 采用 ADAM 优化器进行训练,

每 4 组图像作为一个批次进行迭代,迭代次数设置为 60000 次,初始学习率设为  $10^{-3}$ ,在迭代 25000 次后学习率下降 1/10。

### 3.2 模块有效性分析

为了消除红外无人机图像在混合过程中由图像退化带来的噪声干扰,并且保证混合图像中目标特征的一致性,ED-GAN 利用一个闭环框架同时完成图像去模糊与图像还原两个任务,从而实现背景剔除、模板提取、图像叠合和图像复原的流程。因此,本文给出 ED-GAN 在红外无人机图像的混合过程中各分任务的评估实验,分别评估两个模块的性能。

### 3.2.1 进化生成器的图像去模糊任务评价

首先使用 ED-GAN 中的进化生成器  $G_E$  将原始的模糊无人机切片图像  $f_{src}$  进行图像去模糊处理,从而生成清晰的中间图像  $F_{org}$ ,并通过阈值分割与形态学处理的方法来分离得到无人机掩模模板图像  $f_{mask}$ ,结果如图 9 所示。从图 9 可以看到,经过  $G_E$  滤波后图像的清晰度提升显著,目标与背景之间

的边界锐利明显,较好地去除了原始切片图像的模糊边缘,而且局部对比度和信噪比得到明显提升。

为了定量评估进化生成器  $G_E$  对原始图像清晰度的提升效果,本文对 320 张无人机目标切片图像进行进化生成器滤波前后的清晰化对比。同时以图像退化-复原数据集 S 中的清晰切片图像  $f_{org}$  作为基准,比较生成图像  $F_{org}$  与理想基准指标的逼近程度。

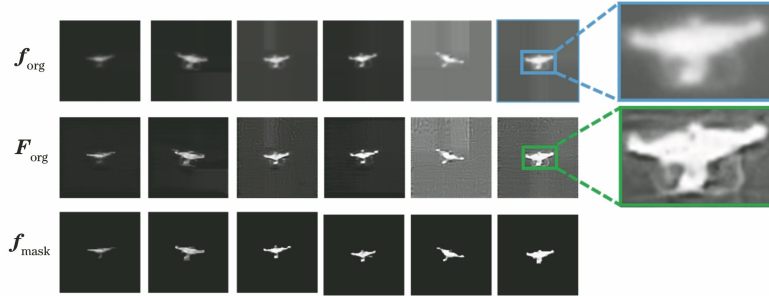


图 9 进化生成器的输出图像与原始图像的对比示意图

Fig. 9 Schematic comparison of output images of evolution generator with original images

实验采用图像质量评价方法对图像进行评估,方法有布伦纳梯度 (Brenner) 法、能量梯度 (FBrenner) 法、拉普拉斯梯度 (Laplace) 法、灰度差分 (SMD) 法、灰度差分乘积 (SMD2) 法、二维方差 (Variance) 法和自相关聚焦评价函数 (Vollath) 法。上述指标均是无量纲,数值越大,表明图像质量越高,清晰度越高。实验的统计结果如表 1 所示。从

表 1 可以看到,经过进化生成器的去模糊处理后,原始无人机切片图像的各清晰度指标均有较大幅度的提高,而且各项指标均接近基准水平。

表 1 进化生成器去模糊任务的定量评估

Table 1 Quantitative evaluation of defuzzy tasks by evolutionary generators

Method	$f_{src}$	$F_{src}$	S
Brenner	$0.664 \times 10^6$	$2.553 \times 10^6$	$2.893 \times 10^6$
FBrenner	$0.287 \times 10^6$	$1.380 \times 10^6$	$1.521 \times 10^6$
Laplacian	$0.650 \times 10^2$	$5.862 \times 10^2$	$6.734 \times 10^2$
SMD	$3.263 \times 10^5$	$3.976 \times 10^5$	$4.019 \times 10^5$
SMD2	$0.702 \times 10^5$	$3.254 \times 10^5$	$4.158 \times 10^5$
Variance	$5.248 \times 10^6$	$6.329 \times 10^6$	$6.403 \times 10^6$
Vollath	$4.843 \times 10^6$	$5.558 \times 10^6$	$5.638 \times 10^6$

### 3.2.2 进化生成器的图像去模糊任务评价

经过进化生成器  $G_E$  的去模糊操作后可以得到清晰的无人机中间图像  $F_{org}$  及其掩模图像  $f_{mask}$ ,然后将  $F_{org}$  叠加在背景模板图像  $f_{dst}$  上,通过 ED-GAN 中的退化生成器  $G_D$  对该叠加图像进行还原重建可以得到复原图像  $F_{src}$ ,该操作的目标是使复原图像  $F_{src}$  中无人机目标的目标特性与原始无人机模板图像  $f_{org}$  保持一致。定性实验结果如图 10 所示。从图 10 可以看到,复原图像  $F_{src}$  具有较高的图像调和度,无人机目标边缘处流畅自然,而且无人机目标的纹理细节和灰度特征在视觉上与原始图像  $f_{org}$  有较高的相似度。

为了定量评估退化生成器  $G_D$  在图像复原任务中的性能,本文采用图像相似度方法,如结构相似性

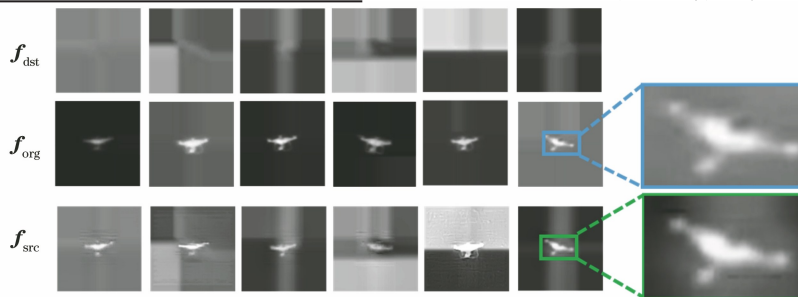


图 10 退化生成器的输出结果与原始图像的对比示意图

Fig. 10 Schematic comparison of output images of degraded generator with original images



(SSIM)、峰值信噪比(PSNR)、余弦相似度(CS)、互信息相似度(MI)、 $L_1$  距离损失、 $L_2$  距离损失和直方图相似度(HIST)来度量图像恢复前后的特性相似程度。上述指标均是无量纲,数值越大,表示两幅图像的特征相似度越高。实验分别计算  $G_D$  处理前图像  $f_{src}$  和处理后图像  $F_{src}$  与无人机模板图像  $f_{org}$  的相似度,统计结果如表 2 所示。从表 2 可以看到,经过  $G_D$  滤波后的复原图像  $F_{src}$  与原始图像  $f_{org}$  的各项相似度指标均比滤波前有明显提升,验证退化生成器  $G_D$  可以有效提高混合图像中无人机目标的特征一致性。

### 3.3 红外无人机图像混合方法定性实验结果

ED-GAN 所生成的混合图像与原始目标模板图像的相似度较高,而且已经拥有较好的调和度。

为了进一步提高目标图像与原始模板图像在纹

表 2 退化生成器图像复原任务的定量评估

Table 2 Quantitative evaluation of reconstruction tasks by degraded generator

Evaluation indicator	$f_{org} - f_{src}$	$f_{org} - F_{src}$
SSIM	$6.983 \times 10^{-1}$	$8.717 \times 10^{-1}$
PSNR	$1.843 \times 10^2$	$2.263 \times 10^2$
CS	$7.881 \times 10^{-1}$	$7.924 \times 10^{-1}$
MI	$3.943 \times 10^{-1}$	$9.310 \times 10^{-1}$
$L_1$	$2.018 \times 10^6$	$2.030 \times 10^6$
$L_2$	$1.642 \times 10^6$	$1.715 \times 10^6$
HIST	$2.667 \times 10^{-1}$	$3.582 \times 10^{-1}$

理边缘等高频细节上的一致性,采用第 2.5 节方法对混合图像进行联合优化可以得到最终的无人机仿真图像,仿真图像的定性结果如图 11 所示,其中图 11(a)~11(d)分别为 UAV 数据集的 4 类不同背景模板(山地、林地、云层、楼群)下的目标仿真图像。从图 11 可以看到,混合图像的调和度较高,视觉

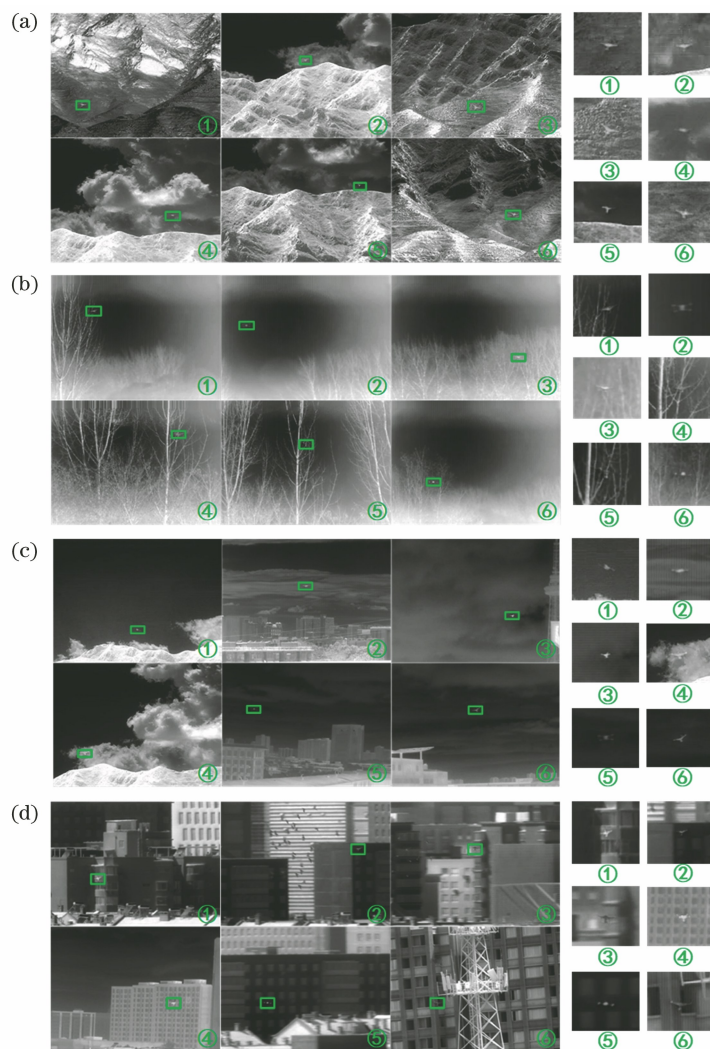


图 11 所提方法在不同复杂背景下的定性实验结果及其局部放大图。(a)山地背景;(b)林地背景;(c)天空和云层背景;(d)楼群背景  
Fig. 11 Qualitative experimental results of proposed method under different complex backgrounds and their partial enlarged images.

(a) Mountain background; (b) woodland background; (c) sky and cloud background; (d) building group background

上无明显的违和感,与真实红外无人机图像具有较高的相似度。

### 3.4 定量对比实验

#### 3.4.1 真实度指数

实验中使用所提方法与其他图像混合方法在复杂背景下生成红外无人机混合切片图像,混合图像的分辨率为  $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ ,其中无人机模板图像的尺寸不小于  $30 \text{ pixel} \times 30 \text{ pixel}$ 。使用 Realism Score 方法将 5000 张真实拍摄的无人机切片图像作为正样本,将利用复制-粘贴方法得到的 5000 张合成图像作为负样本,对 Realism-CNN 进行训练来得到真实度评价模型<sup>[17]</sup>。然后利用该模型对所提方法与其他基线方法进行评估和对比,其中包括基于梯度的 PB 方法<sup>[21]</sup>及其改进方法<sup>[22]</sup>,以及两种基于深度学习的先进方法,即高斯泊松生成

对抗网络(GP-GAN)<sup>[18]</sup>和真实度感知生成对抗网络(PR-GAN)<sup>[17]</sup>。

此外,为了对所提方法进行消融实验研究,加入两个对照组以分别评估色彩约束模块与无监督学习方法的性能。其中 ED-GAN\_org 是使用未经进化-退化处理的原始无人机模板图像与背景混合图像进行色彩约束图像的混合结果,ED-GAN\_sup 是未使用无人机数据集进行无监督微调的合成结果,ED-GAN\_usup 是同时使用基于进化-退化方法与无监督学习方法的合成结果。采用不同方法来合成图像,图像的真实度分数均值如表 3 所示。从表 3 可以看到,所提方法的得分高于其他基线方法。采用所提方法与其他方法来合成切片图像,对比结果如图 12 所示。从图 12 可以看到,各基线方法与 ED-GAN\_org 的合成结果均在目标边界处出现不同程

表 3 不同方法的真实度指数比较

Table 3 Comparison of truth index of different methods

Method	PB	MPB	PR-GAN	GP-GAN	ED_org	ED_sup	ED_usup
Realism score	-0.08382	-0.07729	-0.06509	-0.06072	-0.05992	-0.05502	-0.05227

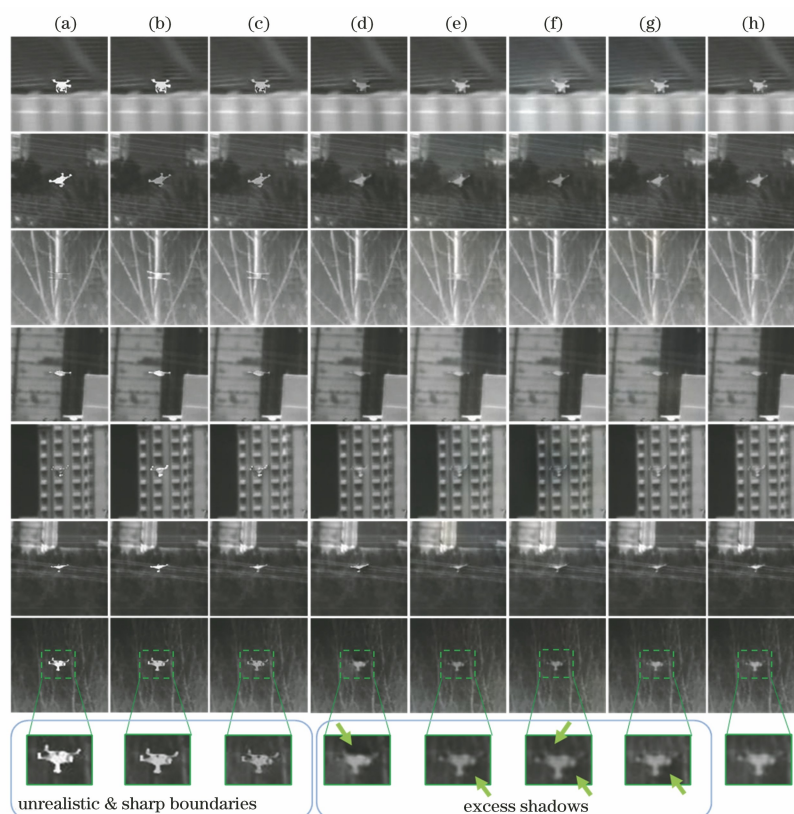


图 12 所提方法与其他混合图像方法的定性结果。(a)复制粘贴图像;(b) PB 方法;(c) MPB 方法;(d) PR-GAN 方法;(e) GP-GAN 方法;(f) ED\_org 方法;(g) ED\_sup 方法;(h) ED\_usup 方法

Fig. 12 Qualitative results of proposed method and other mixed image methods. (a) Copy and paste images; (b) PB method; (c) MPB method; (d) PR-GAN method; (e) GP-GAN method; (f) ED\_org method; (g) ED\_sup method; (h) ED\_usup method

度的黑色伪影,有异于合成前的原始无人机模板图像,而且与真实的红外图像不符。

此外,基于梯度的 PB 方法<sup>[21]</sup>和 MPB 方法<sup>[22]</sup>在某些场景中合成的图像的目标灰度值明显过高,这是由于在分割过程中,原始模板图像边缘区域受背景噪声影响,继而在基于梯度不变的合成方法作用下,目标的原始灰度特性发生了改变,特别是当背景亮度较高时,目标灰度值趋于饱和。对比结果表明,所提方法得到的图像避免了上述失真现象,而且具有较高的图像调和度与目标特征一致性,在视觉与 Realism Score 上的结果均好于其他基线方法,这是由于所提方法使用了与其他方法不同的图像合成路径,剔除了在模糊模板图像的分割过程中可能引入的噪声,并将合成后的图像恢复到与原始模板图像相近的特征空间。消融实验结果显示,所提方法与无监督训练方法均起到了积极的作用;相比于 ED-GAN\_org 方法,使用进化-退化图像作为色彩约束图像的合成方法消除了合成图像中的伪影;与添加无监督学习的完整方法相比,ED-GAN\_sup 方法的分数相对较低,而且合成图像的特征一致性较低,合成图像的纹理特征出现差异,这是由于在无监督学习的情况下对网络特征空间进行了微调并达到了域适应的效果。

此外,尽管各方法的真实度评分都接近 0,但均为负值,因此各方法生成的图像特征与真实图像仍有差距,因此图像混合方法与无人机图像仿真方法仍有提升空间。

### 3.4.2 经验一致性损失

使用经验一致性损失<sup>[35]</sup>对 ED-GAN 与其他基

表 4 所提方法与其他图像混合方法的经验一致性损失比较

Table 4 Comparison of empirical consistency loss between proposed method and other image mixing methods

Indicator	ALF	PB	MPB	PR-GAN	GP-GAN	ED_org	ED_sup	ED_usup
$L_{50}$	0.661	0.747	0.865	0.882	0.921	0.903	0.944	0.972
$L_{75}$	0.619	0.710	0.773	0.815	0.902	0.889	0.927	0.956
$L_{F1}$	0.654	0.728	0.694	0.703	0.844	0.802	0.854	0.867

## 4 结 论

本文提出一种基于图像衍生的红外无人机图像仿真方法,针对原始图像中存在背景噪声较大和目标边缘模糊的问题,使用基于图像退化原理的对抗生成网络(ED-GAN)为混合图像提供灰度约束,从而实现图像去模糊和图像复原两个任务,消除图像退化所引入的背景噪声对混合图像的干扰,提高混合图像中无人机目标图像与原始模板图像的特征一

致性。使用 ED-GAN 生成的灰度约束图像和原始目标梯度约束图像对高斯-泊松方程进行联合优化,可以生成具有较高调和度与视觉真实性的仿真图像。对比实验结果表明,与其他基线方法相比,所提方法消除了混合图像中的深色伪影与无人机目标边界的锐利边缘,生成的混合图像的视觉真实度更高。定量实验结果表明,所提方法的真实度指数和经验一致性损失均高于其他基线方法,同时验证了所提方法对于机器学习算法数据增强的有效性。

线方法进行评估和对比,实验中机器学习方法的性能评价指标采用平均准确率(AP)。

实验使用 Yolov3 目标检测模型<sup>[34]</sup>作为机器学习验证模型,并使用合成图像集  $D_B$  和原始数据集  $D_S$  分别训练目标检测模型  $H_O$  和  $H_B$ ,实验中目标分为两类,即有云台无人机和无云台无人机,然后在两数据集的验证集上进行交叉验证。首先分别评估各模型在交并比(IoU)为 0.5 和置信度阈值为 0.75 情况下的检测精确度与召回率,以及模型在交并阈值为 0.50 和 0.75 情况下的平均准确率和  $F_1$  分数,并分别计算出各模型的经验一致性损失  $L_{50}$ 、 $L_{75}$  和  $L_{F1}$ 。各目标检测模型的精确度与召回率(P-R)曲线如图 13 所示。从图 13(a)和图 13(b)可以看到,对于性能越好的检测器,其精确度与召回率曲线越向由真实数据训练的模型  $E_{OS}$  所对应的性能曲线(实线 ORG 曲线)收敛。从图 13(c)和图 13(d)可以看到,所提方法达到了最优效果,与定性实验结果符合。此外,图 13(a)和图 13(b)中的各曲线仍未完全达到实线曲线的性能水平,各方法的经验一致性损失均未达到理想值(值为 1),因此各图像合成方法仍有一定的提升空间。

各方法的经验一致性损失对比结果如表 4 所示,可以看到阿尔法混合(ALF)方法、PB 方法<sup>[21]</sup>和 MPB 方法<sup>[22]</sup>的性能均明显低于其他基于 GAN 的合成方法<sup>[17-18]</sup>;基于 GAN 的合成方法结合了无监督微调的 ED-GAN 方法模型(ED\_usup),为此达到了最优的结果,与定性分析结果一致。同时,ED\_org、ED\_sup 和 ED\_usup 的消融实验结果也验证了色彩约束模块与无监督学习方法的有效性。

致性。使用 ED-GAN 生成的灰度约束图像和原始目标梯度约束图像对高斯-泊松方程进行联合优化,可以生成具有较高调和度与视觉真实性的仿真图像。对比实验结果表明,与其他基线方法相比,所提方法消除了混合图像中的深色伪影与无人机目标边界的锐利边缘,生成的混合图像的视觉真实度更高。定量实验结果表明,所提方法的真实度指数和经验一致性损失均高于其他基线方法,同时验证了所提方法对于机器学习算法数据增强的有效性。

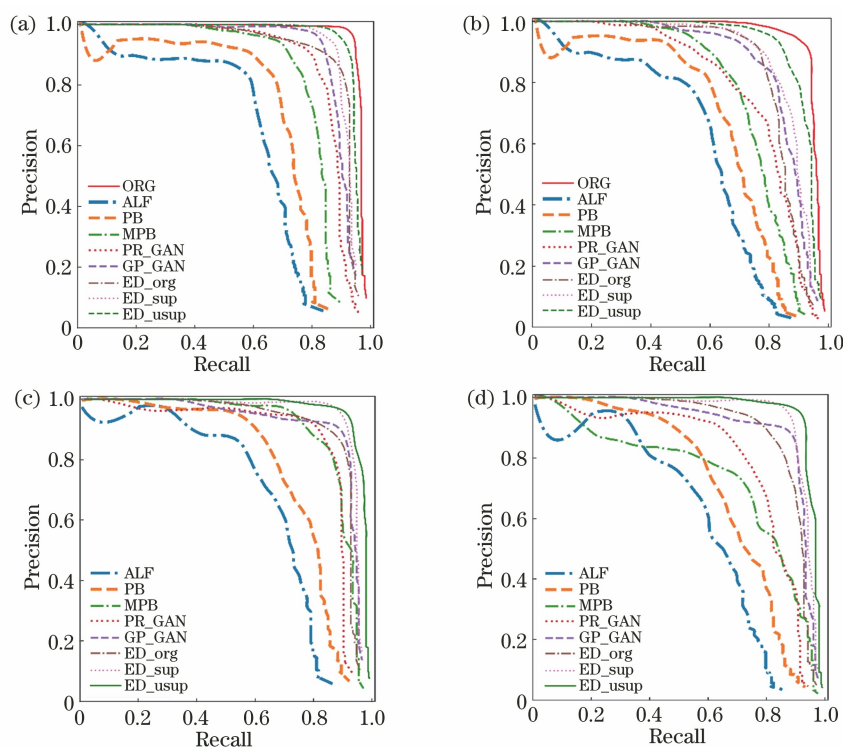


图 13 各检测器模型在不同数据集上的 P-R 曲线。(a) IoU 阈值为 0.50 的情况下  $H_B$  在  $D_S$  中的 P-R 曲线;(b) IoU 阈值为 0.75 的情况下  $H_B$  在  $D_S$  中的 P-R 曲线;(c) IoU 阈值为 0.50 的情况下  $H_O$  在  $D_B$  中的 P-R 曲线;(d) IoU 阈值为 0.75 的情况下  $H_O$  在  $D_B$  中的 P-R 曲线

Fig. 13 P-R curves of each detector model in different datasets. (a) P-R curves of  $H_B$  in  $D_S$  when IoU threshold is 0.50; (b) P-R curves of  $H_B$  in  $D_S$  when IoU threshold is 0.75; (c) P-R curves of  $H_O$  in  $D_B$  when IoU threshold is 0.50; (d) P-R curves of  $H_O$  in  $D_B$  when IoU threshold is 0.75

在本研究中由于原始模板图像全部由人工来获取,为此其类型和姿态不够充分,这限制了仿真图像的广泛性和多样性。因此,在下一阶段的研究中,本课题组计划在成像原理的约束下对基于 GAN 的生成式图像仿真方法进行研究,在严格的生成图像质量标准的约束下,所提方法突破了人工获取原始样本数量和类型的局限,进一步提高仿真图像的多样性和标准性。此外,为了提高反无人机系统中目标检测方法的泛化能力,本课题组计划在图像域适应的角度下对检测方法进行研究,以此提高网络对应用场景与训练数据集中特征分布差异的适应能力,提高开放环境下的检测鲁棒性。

### 参 考 文 献

- [1] Mitchell R, Chen I R. Adaptive intrusion detection of malicious unmanned air vehicles using behavior rule specifications [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2014, 44(5): 593-604.
- [2] Rozantsev A, Lepetit V, Fua P. Detecting flying

objects using a single moving camera [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(5): 879-892.

- [3] Zhang Y, Zhang Y, Shi Z G, et al. Design and training of deep CNN-based fast detector in infrared UAV surveillance system [J]. IEEE Access, 2019, 7: 137365-137377.
- [4] Hui B W, Song Z Y, Fan H Q, et al. Infrared image weak and small aircraft target detection and tracking data set under ground/air background [EB/OL]. (2020-08-17) [2021-06-01]. <https://kns.cnki.net/KXReader/Detail?invoice=FNV22AbGCUCCAszzvntkn8iY4oTa%2FpdLX6whCa52JQI1MultRpB5ZArMHtq8%2FHc12rF9b3PgNOhbwhw118KroeKWw4IuFSJ6xysVIDrGvMeppg7egot5Zw%2FiFlz6er6Xiiivrlkpygh%2FO6VQtIVWt9OQievgQDRwPCskCHPiY%3D&-DBCOD E=CJFD&-FileName=KXGZ202003030&-TABLEName=cjfdlast2020&-nonce=A4FA0D2CD9404CA18F75716F9969CDAB&-uid=&-TIMESTAMP=1637643460781>. 回丙伟, 宋志勇, 范红旗, 等. 地/空背景下红外图像弱小飞机目标检测跟踪数据集 [EB/OL]. (2020-08-17) [2021-06-01]. <https://kns.cnki.net/KXReader/Detail?invoice=FNV22AbGCUCCAszzvntkn8iY4oTa%2FpdLX6whCa52JQI1MultRpB5ZArMHtq8%2FHc12rF9b3PgNOhbwhw118KroeKWw4IuFSJ6xysVIDrGvMeppg7egot5Zw%2FiFlz6er6Xiiivrlkpygh%2FO6VQtIVWt9OQievgQDRwPCskCHPiY%3D&-DBCOD E=CJFD&-FileName=KXGZ202003030&-TABLEName=cjfdlast2020&-nonce=A4FA0D2CD9404CA18F75716F9969CDAB&-uid=&-TIMESTAMP=1637643460781>

- 2FpdLX6whCaI52JQI1MultRpB5ZArMHtq8% 2Fhc12rF9b3PgNOhbwhw118KroeKWw4IuFSJ6xysVIDrGvMeppg7egot5Zw% 2FiFlz6er6Xiiivrlkpygh% 2FO6VQtIVWt9OQievgQDRwPCskCHPiY%3D&:DBCODE=CJFD&.FileName=KXGZ202003030&.TABLEName=cjfdlast2020&.nonce=A4FA0D2CD9404CA18F75716F9969CDAB&.uid=&.TIMESTAMP=1637643460781.
- [5] Liu Y Q, Wan X R, Tang H, et al. Digital television based passive bistatic radar system for drone detection [C] // 2017 IEEE Radar Conference (RadarConf), May 8-12, 2017, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2017: 1493-1497.
- [6] Yi K Y, Kyeong D, Seo K. Deep learning based drone detection and classification [J]. The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, 2019, 68(2): 359-363.
- [7] Du J M, Lu H Z, Hu M F, et al. CNN-based infrared dim small target detection algorithm using target-oriented shallow-deep features and effective small anchor [J]. IET Image Processing, 2021, 15(1): 1-15.
- [8] Liu Y Q, Wan X R, Tang H, et al. Digital television based passive bistatic radar system for drone detection [C] // 2017 IEEE Radar Conference (RadarConf), May 8-12, 2017, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2017: 1493-1497.
- [9] Wang K D, Li S Y, Niu S S, et al. Detection of infrared small targets using feature fusion convolutional network [J]. IEEE Access, 2019, 7: 146081-146092.
- [10] Ma Q, Zhu B, Cheng Z D, et al. Detection and recognition method of fast low-altitude unmanned aerial vehicle based on dual channel [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(12): 1210002.  
马旗, 朱斌, 程正东, 等. 基于双通道的快速低空无人机检测识别方法 [J]. 光学学报, 2019, 39(12): 1210002.
- [11] Liu F, Wu Z W, Yang A Z, et al. Multi-scale feature fusion based adaptive object detection for UAV [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(10): 1015002.  
刘芳, 吴志威, 杨安喆, 等. 基于多尺度特征融合的自适应无人机目标检测 [J]. 光学学报, 2020, 40(10): 1015002.
- [12] Zhao Y, Liu D, Zhao L J. Infrared dim and small target detection based on YOLOv3 in complex environment [J]. Aero Weaponry, 2019, 26(6): 29-34.  
赵琰, 刘荻, 赵凌君. 基于 YOLOv3 的复杂环境红外弱小目标检测 [J]. 航空兵器, 2019, 26(6): 29-34.
- [13] Jia R M, Li T, Liu S J, et al. Infrared simulation based on cascade multi-scale information fusion adversarial network [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(18): 1810001.  
贾瑞明, 李彤, 刘圣杰, 等. 基于级联多尺度信息融合对抗网络的红外仿真 [J]. 光学学报, 2020, 40(18): 1810001.
- [14] Hu H H, Bai T Z, Han Q, et al. Infrared illumination model and infrared scene simulation based on Blinn-Phong model [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(6): 0611003.  
胡海鹤, 白廷柱, 韩强, 等. 基于 Blinn-Phong 模型的红外辐照模型及其红外场景仿真 [J]. 光学学报, 2013, 33(6): 0611003.
- [15] Fang H, Li A H, Pan Y L, et al. Evaluation for infrared scene simulation based on self-learning framework [J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(2): 266-272.  
方浩, 李艾华, 潘玉龙, 等. 基于自学习框架的红外场景仿真效果评价 [J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(2): 266-272.
- [16] Zhang J H, Zhang Y, Shi Z G. Study and modeling of infrared polarization characteristics based on sea scene in long wave band [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2018, 37(5): 586-594.  
张景华, 张焱, 石志广. 基于长波红外的海面场景偏振特性分析与建模 [J]. 红外与毫米波学报, 2018, 37(5): 586-594.
- [17] Zhu J Y, Krähenbühl P, Shechtman E, et al. Learning a discriminative model for the perception of realism in composite images [C] // 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE Press, 2015: 3943-3951.
- [18] Wu H K, Zheng S, Zhang J G, et al. GP-GAN: towards realistic high-resolution image blending [C] // Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia, Nice, France. New York: ACM, 2019: 2487-2495.
- [19] Zhu J Y, Krähenbühl P, Shechtman E, et al. Generative visual manipulation on the natural image manifold [M] // Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2016, 9909: 597-613.
- [20] Uyttendaele M, Eden A, Skeliski R. Eliminating ghosting and exposure artifacts in image mosaics [C] // Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, December 8-14, 2001, Kauai, HI, USA. New York: IEEE Press, 2001: 7177054.
- [21] Pérez P, Gangnet M, Blake A. Poisson image editing

- [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, 22(3): 313-318.
- [22] Szeliski R, Uyttendaele M, Steedly D. Fast Poisson blending using multi-splines [C] // 2011 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), April 8-10, 2011, Pittsburgh, PA, USA. New York: IEEE Press, 2011: 11962825.
- [23] Tanaka M, Kamio R, Okutomi M. Seamless image cloning by a closed form solution of a modified Poisson problem[C]//SIGGRAPH Asia 2012 Posters on-SA12, November 28-December 1, 2012, Singapore, Singapore. New York: ACM Press, 2012: 15.
- [24] Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, Montreal, December 8-13, 2014, QC, Canada. New York: Curran Associates, 2014: 2672-2680.
- [25] Denton E, Chintala S, Szlam A, et al. Deep generative image models using a Laplacian pyramid of adversarial networks [C] // Advances in Neural Information Processing Systems, December 7-12, 2015, Montreal, QC, Canada. New York: Curran Associates, 2015: 1486-1494.
- [26] Arjovsky M, Chintala S, Bottou L. Wasserstein generative adversarial networks [C] // 34th International Conference on Machine Learning, August 6-11, 2017, Sydney, NSW, Australia. Cambridge: PMLR, 2017: 298-321.
- [27] Domingos P. A few useful things to know about machine learning[J]. *Communications of the ACM*, 2012, 55(10): 78-87.
- [28] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//Navab N, Hornegger J, Wells W M, et al. *Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2015, 9351: 234-241.
- [29] Elder J H, Zucker S W. Local scale control for edge detection and blur estimation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(7): 699-716.
- [30] Bae S, Durand F. Defocus magnification [J]. *Computer Graphics Forum*, 2007, 26(3): 571-579.
- [31] Liu Y L, Hu S H. Blind restoration based on detection and segmentation of motion blurred image [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2017, 39(3): 662-667.  
刘艳玲, 胡绍海. 运动模糊图像检测分割盲复原[J]. *系统工程与电子技术*, 2017, 39(3): 662-667.
- [32] Brooks T, Barron J T. Learning to synthesize motion blur[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2019: 6833-6841.
- [33] Frankot R T, Chellappa R. A method for enforcing integrability in shape from shading algorithms [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1988, 10(4): 439-451.
- [34] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. (2018-04-08)[2020-07-16]. <http://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [35] Zhang Y, Zhang Y, Shi Z G, et al. Research on evaluation method of image blending based image simulation[C]//2021 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP), April 9-11, 2021, Xi'an, China. New York: IEEE Press, 2021: 759-764.