

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202501003

基于改进 StarGAN 网络的多时段红外图像反演算法

廖语诗, 苏娟, 马得草
(火箭军工程大学, 陕西 西安 710025)

摘 要: 针对不同时段红外图像成像灰度差异较大的问题, 提出了一种基于改进 StarGAN 网络的多时段红外图像反演算法。该算法基于 StarGAN 网络对多个图像域之间的映射关系进行统一建模, 并结合标签信息约束和选取相应的转换关系, 实现从可见光图像到多时段红外图像的反演; 其次, 在损失函数中添加风格损失, 以丰富生成红外图像的纹理细节, 提高图像的整体质量。在自制的可见光/红外数据集上的测试结果表明, 改进算法能够生成结构更加清晰、纹理细节更加丰富的多时段红外图像。与同类算法 Pix2pix 和 CycleGAN 相比, 所提算法的 FID (Fréchet Inception Distance) 分别减小了约 41% 和 23%, KID (Kernel Inception Distance) 分别减小了约 82% 和 40%, 表明基于该算法生成的图像与真实红外图像之间具有更高的相似度, 生成图像的质量也更好。同时, 基于所提算法生成图像的灰度相关匹配准确率也得到了较大提升, 验证了所提算法的有效性。

关键词: 多时段红外图像反演; 生成对抗网络; StarGAN; 风格损失

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

开放科学标识码(OSID):

文章编号: 2097-2741(2025)01-021-10



听语音
与作者互动
聊科研

Improved StarGAN-based Multi-period Infrared Image Inversion Algorithm

LIAO Yushi, SU Juan, MA Decao

(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

ABSTRACT: To address the significant differences in the grayscales of infrared images in different periods, a multi-period infrared image inversion algorithm based on an improved StarGAN was proposed. First, the algorithm conducted a unified modeling of the mapping relationship between multiple image domains based on StarGAN. The inversion from visible light images to multi-period infrared images was realized by constraining and selecting the corresponding conversion relationships through label information. Style loss was added to the loss function to enrich the texture details of the generated image. Accordingly, the overall quality of the generated image was improved. Test results on a self-made visible light/infrared data set showed that the pro-

收稿日期: 2024-10-14

第一作者: 廖语诗 (2002—), 女, 硕士研究生, 主要从事基于深度学习的图像处理研究。E-mail: 1643965838@qq.com

引用格式: 廖语诗, 苏娟, 马得草. 基于改进 StarGAN 网络的多时段红外图像反演算法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39 (1): 21-30. LIAO Yushi, SU Juan, MA Decao. Improved StarGAN-based multi-period infrared image inversion algorithm[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39 (1): 21-30.

posed algorithm can generate multi-period infrared images with clearer structure and richer texture details. Compared to those of similar algorithms Pix2pix and CycleGAN, the Fréchet Inception Distance and Kernel Inception Distance of the proposed algorithm is reduced by approximately 41% and 23% and 82% and 40% respectively. Therefore, the images generated by the proposed algorithm has higher similarities with real infrared images and are of better quality. The grayscale correlation matching accuracy of the images generated by the proposed algorithm is significantly improved, which verifies the effectiveness of the proposed algorithm.

KEYWORDS: multi-period infrared image inversion; generative adversarial network; Star-GAN; style loss

景象匹配在红外制导、立体视觉和导航定位等方面运用广泛。在红外制导中,通常采用可见光图像与红外图像进行匹配,然而由于红外图像的灰度信息无法发挥作用,所以两者的匹配效果并不理想。红外图像反演利用可见光图像生成相对应的红外图像,将异源匹配转换为同源匹配,可以有效提高匹配的效率和质量。因此,红外图像反演在解决异源匹配问题上具有重要意义。

当前,传统的红外图像生成方法通常利用红外特性建模得到红外仿真图,如红外热力图计算模型 TTIM (TACOM Thermal Image Model)。但传统方法存在大量耗时操作,导致人力成本提高、计算效率降低。

近年来,关于生成对抗网络 (Generative Adversarial Network, GAN)^[1]的研究与日俱增。生成对抗网络包含生成网络和判别网络,2种网络通过交替训练相互博弈,直至生成网络生成的图像让判别网络难辨真假时,则表明 GAN 已经达到预期效果。基于 GAN 的图到图变换为红外图像生成打开了新思路。2018 年,朱军^[2]提出 StableGAN 模型,实现了 2 个固定图像域之间异谱段红外图像的转换。2019 年,谢江荣等^[3]提出了一种能生成预期类别的简单红外目标图像 C-DCGAN 模型。2020 年, Qian 等^[4]提出了基于 Pix2pix 框架的稀疏生成模型,将可见光图像转换为红外图像。而后,学者们在异源图像转换方面进行了许多改进和创新^[5-7]。相较于传统红外特性建模方法,基于 GAN 的图像生成方法存在较大优势,能够使生成效率提高、人力成本降低。

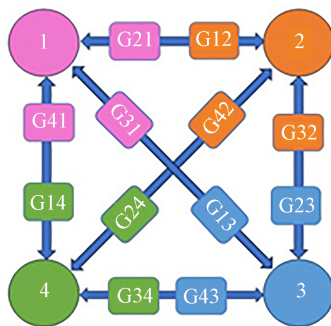
但上述基于 GAN 的研究工作均为图像域的一对一转换,对可见光图像到多时段红外图像转换的研究相对较少。虽然条件生成对抗网络 Pix2pix^[8]和循环生成对抗网络 CycleGAN^[9]在可见光/红外图像数据集上进行训练后,生成的红外图

像能取得较好的反演效果,但观察大多数据集可知,一天不同时段内的红外图像灰度变化有较大差异。所以,当要求上述生成对抗网络生成不同时段红外图像时,需要重新训练数据集,导致反演效率大大降低。

针对上述问题,本文采用由 Choi 等^[10]提出的 StarGAN 网络,该网络能对多个图像域进行统一建模,同时学习多域之间的关系并相互转换,能够显著提高生成图像的效率。通过改进该网络框架,能够实现多时段红外图像的反演。同时,调整网络中的损失函数,可以进一步改善生成图像的纹理细节,提高生成红外图像的质量。

1 IR-StarGAN 算法

在传统的域迁移中,网络在 2 个不同的域之间相互进行特征提取,这导致在转换多个域时,需要对多个一对一的转换模型进行训练,如图 1 (a) 所示。经计算,模型数量随域数量的增加将以二次方形式进行增长,计算和存储成本显著增加。对此,Choi 等提出了 StarGAN 网络框架,该模型能用一个生成器同时学习多个域之间的映射,从而实现多域之间的转换,大幅减少了计算和存储成本。StarGAN 网络结构整体呈星形,如图 1 (b) 所示。



(a) 跨域模型

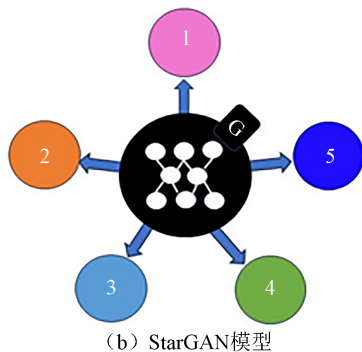


图 1 跨域模型与 StarGAN 模型对比

Fig. 1 Comparison between cross-domain and StarGAN models

根据上述 2 种模型, 多时段红外图像的反演也可被分为 2 种实现途径, 如图 2 所示。图 2 (a) 为可见光图像通过多个一对一模型生成 3 个不同时段的红外图像。以 CycleGAN 网络为例, 每个模型需要 2 个生成器完成转换, 较 StarGAN 网络容易实现, 但模型数量的增加将占用大量存储空间。图 2 (b) 是使用 StarGAN 网络模型对多个图像域进行统一建模, 实现多个图像域之间的转换, 用 1 个生成器即可完成红外图像反演任务, 显著降低了计算和存储成本。

StarGAN 网络能够在多个图像域之间相互转换, 其转换关系的数量是图像域总个数的排列组合。假设有 n 种类别的图像域, 则其可产生的转换关系有 $C_n^2 \times 2$ 种。而红外反演实际上只需要可见光图像转换到多个时段的红外图像, 所以直接使

用 StarGAN 网络会产生大量冗余的转换关系, 不利于后续的网络训练。针对上述问题, 本文提出一种改进的 StarGAN 网络, 即 IR-StarGAN (Infrared-StarGAN), 通过在 StarGAN 网络模型架构中增加时段标签信息, 以指定图像域的转换方向, 从而对多种转换关系进行约束和提取, 以实现多时段的红外图像反演, 其实现方式如图 3 所示。

此时, 生成器的输入除了图片之外, 还有将图像经过独热编码 (One-Hot Coding) 生成的标签信息, 该标签通过一位有效编码形成, 其包含的图像域信息能确保网络实现多个图像域之间的转换。为保证产生的编码标签和图像在同时输入到生成器时能保持在同一维度, 首先对一维的独热编码进行拓展, 使其成为具有三维数据结构的独热特征图; 其次, 还需要对输入图像和标签信息进行深度连接的融合操作。

生成网络在接收到可见光图像和标签信息后, 生成 3 个时段的红外图像。将生成的红外图像和真实红外图像同时放入判别网络中, 可判断出生成图像的时段和真假。

1.1 生成网络

IR-StarGAN 中的生成网络与原 StarGAN 网络一致。生成网络的输入为 3 通道的可见光图像与标签信息的串联, 二者直接进行通道维度的叠加, 输出为 3 通道的红外图像, 生成网络的结构如图 4 所示。

生成网络是由 CycleGAN 网络的生成器改动

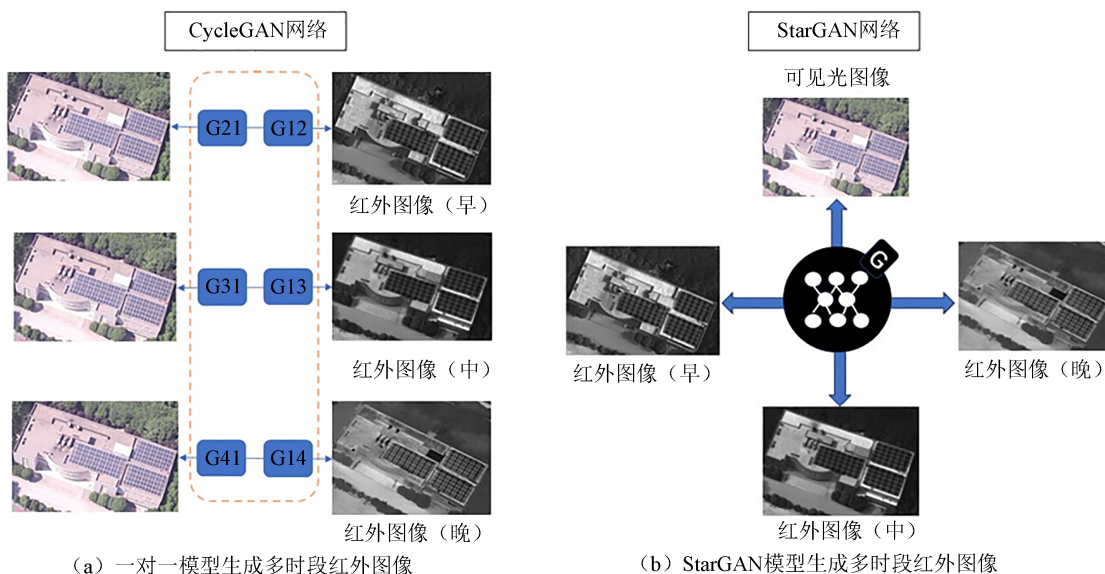


图 2 多时段红外图像反演的 2 种实现途径

Fig. 2 Two methods of multi-period infrared image inversion

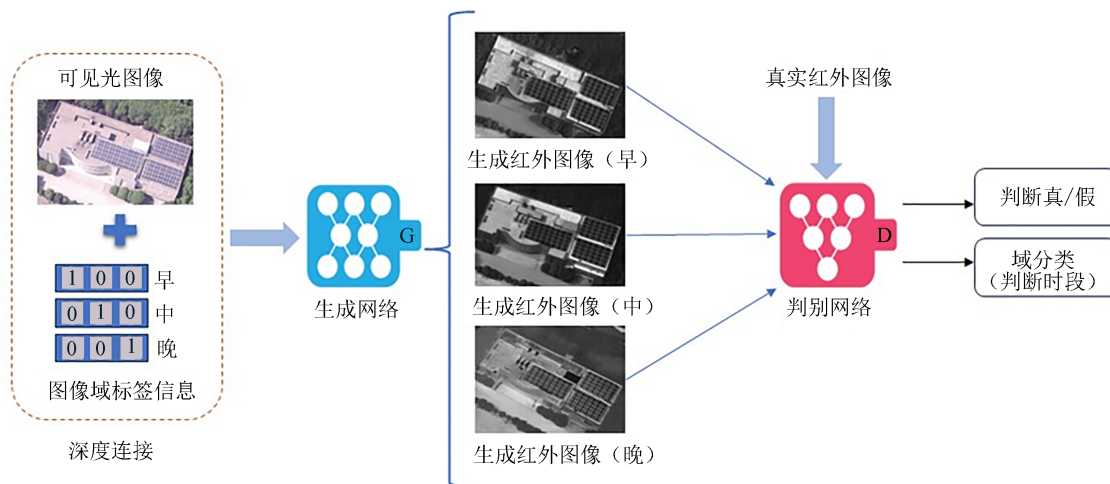


图 3 基于 IR-StarGAN 的多时段红外图像反演过程

Fig. 3 IR-StarGAN-based multi-period infrared image inversion process

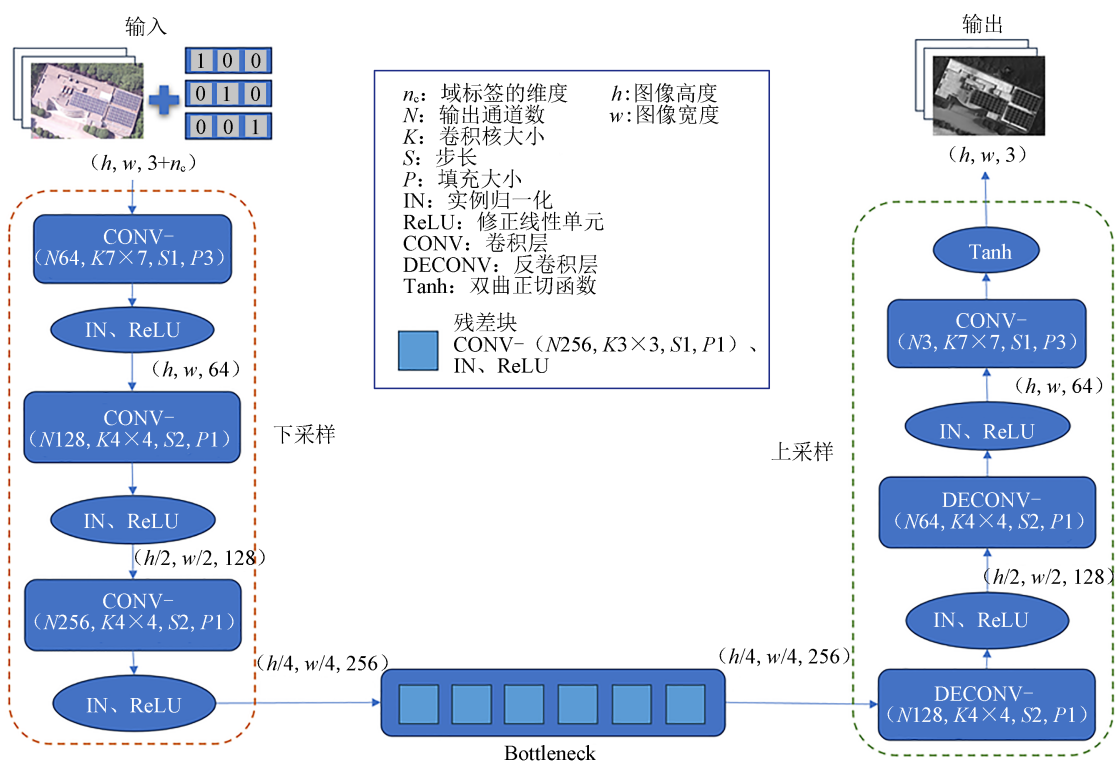


图 4 IR-StarGAN 的生成网络结构

Fig. 4 Generative network structure of IR-StarGAN

而来, 包含 2 个步幅为 2 的卷积层 (用于下采样)、6 个残差块和 2 个步幅为 2 的转置卷积层 (用于上采样)。输入的串联信息通过步长为 1 和 2 的卷积进行下采样, 完成特征提取后, 再经过 Bottleneck 结构^[11], 即 6 个残差块 (Residual Block), 来减少参数量, 从而降低计算成本。最后, 通过上采样模块, 重建出 3 通道的红外图像。

除最后的输出层外, 所有层中都使用了实例归一化 (Instance Normalization, IN)^[12] 加速模型

收敛, 保持每个图像实例之间的独立性, 并且在激活层中均使用 ReLU 函数。

生成网络中主要使用了 7×7 和 4×4 的卷积核, 残差块为 3×3 的卷积核, 步长为 1, 填充为 1, 下采样与上采样对称排列。

1.2 对抗网络

对抗网络的输入是生成网络输出的红外图像, 输出分为 2 部分, 分别为判别生成图像的真假和对生成图像进行域分类, 其结构如图 5 所示。

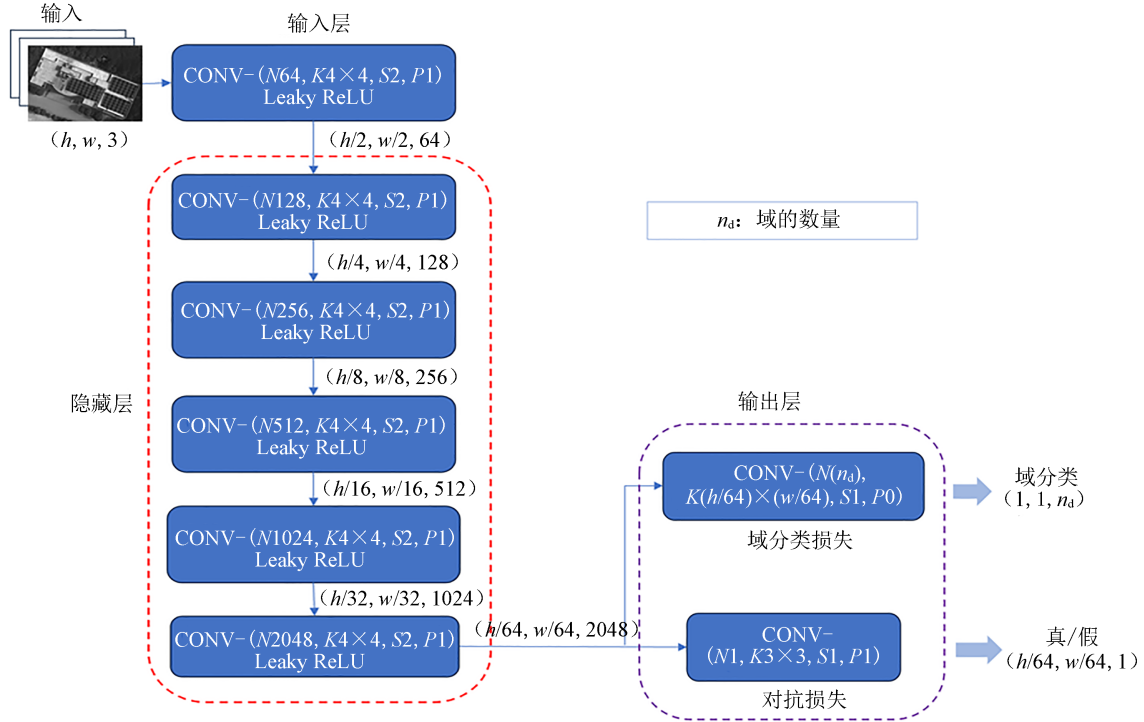


图 5 IR-StarGAN 的对抗网络结构

Fig. 5 Adversarial network structure of IR-StarGAN

该网络共包含 3 个层, 即输入层 (Input Layer)、隐藏层 (Hidden Layer) 和输出层 (Output Layer)。

为使生成红外图像的时段与标签信息相对应, 对抗网络在输出时分为 2 个分支。其中一个分支输出数量为 1 的特征图, 用于评价生成图像的真实性, 并且使用 PatchGAN^[13] 来保持生成图像的高分辨率和高细节; 另一个分支输出数量为 n_d 的特征图, 是图像进行域分类的结果。输出层的 2 个分支会产生 2 种损失, 即域分类损失和对抗损失。域分类损失用于实现图像域之间的准确转换, 对抗损失用于保证生成图像的真实性。

在生成网络中使用了 IN, 但在判别网络中没有使用。在判别器网络的输入层和隐藏层中, 均使用了负斜率为 0.01 的 Leaky ReLU 激活函数。

1.3 损失函数

本文算法的损失函数包含 4 部分, 即对抗损失、重构损失、域分类损失和风格损失。判别器和生成器的损失函数可表示为

$$\begin{aligned} L_D &= -L_{adv} + \lambda_{cls} L_{cls}^r \\ L_G &= L_{adv} + \lambda_{cls} L_{cls}^f + \lambda_{rec} L_{rec} + \lambda_{style} L_{style} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: L_{adv} 为对抗损失; L_{cls}^r 、 L_{cls}^f 分别为判别器和生成器的域分类损失; L_{rec} 为重构损失; L_{style} 为风格损失。 λ_{cls} 、 λ_{rec} 、 λ_{style} 为权重系数, 用于控制域

分类损失、重构损失和风格损失的比例。

其中, 前 3 种损失与 StarGAN 网络的损失一致, 其定义式为

$$L_{adv} = E_x [\log D_r(x)] + E_{x,c} [\log (1 - D_r(G(x, c)))]$$

$$L_{rec} = E_{x,c,c'} [\|x - G(G(x, c), c')\|_1]$$

$$L_{cls}^r = E_{x,c'} [-\log D_{cls}(c'|x)]$$

$$L_{cls}^f = E_{x,c} [-\log D_{cls}(c|G(x, c))]$$

式中: $E()$ 为期望值; x 为输入可见光图像; c 为目标域标签; c' 为原始域标签; $D_r(x)$ 为判别器判断输入图像是否真实的概率; $G(x, c)$ 为生成器生成的目标域图像; $G(G(x, c), c')$ 为生成器输入生成图像和原始域标签重构后的原始图像; $D_{cls}(c'|x)$ 为真实图像在原始域标签上的概率; $D_{cls}(c|G(x, c))$ 为生成图像在目标域标签上的概率。

为提高红外反演生成图像的质量, 在总损失函数中加入风格损失, 从而丰富图像生成的纹理细节。风格损失通过描述原图像与风格迁移后图像在纹理上的差异, 来衡量二者的特征信息是否具有 consistency, 其定义式为

$$L_{style} = E_{x,c} [\| \text{Gram}_l(G(x, c)) - \text{Gram}_l(x) \|_2]$$

式中: $\text{Gram}_l()$ 为 VGG-19 网络的第 l 个网络层输出图像特征对应的 Gram 矩阵; $\| \cdot \|_2$ 为欧几里得

范数。

2 数据集与预处理

本文选择3栋不同的建筑物作为目标进行数据集的制作,目标与周围环境具有较大的红外特性差异,且在场景中具有一定的占比,具体建筑如图6所示。图像采集过程使用大疆无人机飞行器,搭载云台包含热成像相机、广角相机和变焦相机,可同时拍摄可见光图像和红外图像。

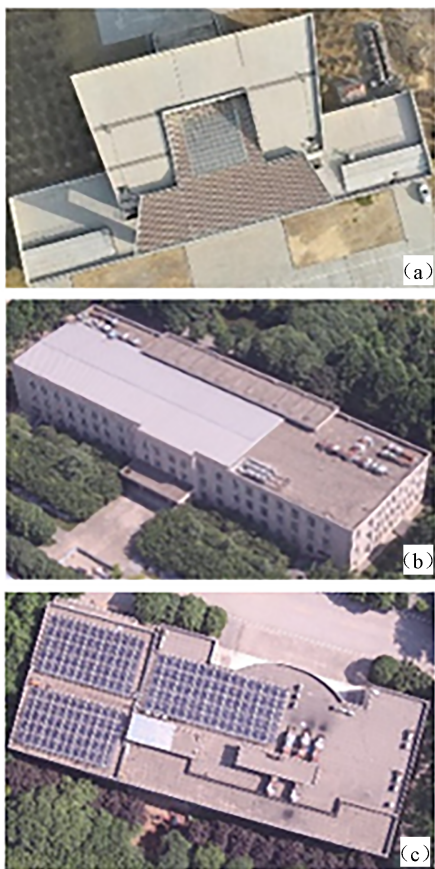


图 6 3 栋建筑物示例

Fig. 6 Images of three buildings

选择一天内的3个时间段分别进行拍摄,即9:00~10:00、14:00~15:00、21:00~22:00。根据红外成像原理,同一目标在这3个时间段内的红外图像具有非常明显的灰度差异。由于红外成像受天气影响较大,因此图像采集包含了雾天和晴天2种情况,以增加样本的多样性。通过数据采集,获取了多对拍摄角度一致的可见光图像和红外图像。

为全面评估所提出的网络框架,将其与Pix2pix、CycleGAN 2种代表性方法进行比较。

由于Pix2pix必须在配准的数据集上进行训练和测试,而CycleGAN和IR-StarGAN适用于配准和未配准2种情况下的可见光/红外图像数据集,所以在制作数据集时仅对图6(a)的图像数据进行配准。同时,为避免背景信息对训练产生干扰,对图像统一进行裁剪,仅保留目标建筑。最后处理得到的可见光/红外图像对如图7所示。

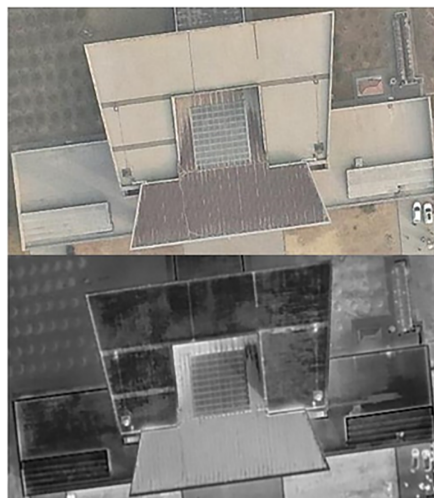


图 7 可见光/红外图像对

Fig. 7 Visible light/infrared images pair

制备好的数据集总计2 374张图像,可见光图像和红外图像各1 187张,其中红外图像的数据分布如表1所示。

表 1 红外图像数据分布

Tab. 1 Data distribution of infrared images

拍摄的建筑物	早上时段 图像数量/张	下午时段 图像数量/张	晚上时段 图像数量/张	是否配准
图6(a)	264	140	140	是
图6(b)	87	94	125	否
图6(c)	81	122	134	否

从自制数据集中选取可见光和红外图像各80%作为训练集,剩余的20%作为测试集。对于IR-StarGAN网络,需要在数据集中选取早上、下午和晚上3个时段的红外图像以及同一个时段的可见光图像,避免因不同时段的光线不同而对训练产生干扰。

在对比3种网络生成图像的质量时,网络选用配准后的图像数据。在主观评价IR-StarGAN网络反演效果时,加入未配准的图像数据,验证该算法是否同样适用于未配准图像数据的情况。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

实验硬件平台包括 Intel (R) i9-9820X CPU、TITAN RTX GPU 和 128 GB 存储器。此外, 实验过程中使用 Ubuntu16.04 操作系统和 Python3.6 语言的 Pytorch 框架。

3.2 基于 IR-StarGAN 网络的多时段红外图像反演质量评估

3.2.1 图像质量评价指标

为准确衡量生成红外图像的质量, 对比不同方法生成图像的效果, 本实验将采用 FID (Fréchet Inception Distance) [14] 和 KID (Kernel Inception Distance) [15] 评价指标对生成图像进行定量评估。

FID 通过计算真实图像和生成图像的特征向量之间的距离, 即两者之间的相似度, 来评估生成图像的质量, 表达式 [14] 为

$$\text{FID}((\mu_r, C_r), (\mu_g, C_g)) = \|\mu_r - \mu_g\|_2^2 + \text{Tr}(C_r + C_g - 2(C_r C_g)^{1/2})$$

式中: μ_r 、 C_r 分别为真实图像的特征均值和特征协方差; μ_g 、 C_g 分别为生成图像的特征均值和特征协方差; $\text{Tr}()$ 为求协方差矩阵迹的函数。

KID 是通过计算 Inception 特征之间最大平均差异 (Maximum Mean Discrepancy, MMD) 的平

方, 来衡量 2 组样本之间的平均差异, MMD 表达式 [15] 为

$$\text{MMD}^2(X, Y) = \frac{1}{m(m-1)} \sum_{i \neq j}^m k(x_i, x_j) + \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i \neq j}^n k(y_i, y_j) - \frac{2}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n k(x_i, y_j)$$

式中: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 、 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 为从 2 个概率测度中分别提取的样本; $k()$ 为正定核函数。

FID、KID 的值越小, 生成图像的质量越好, 表明生成图像更相似于原图像。

3.2.2 生成红外图像的质量评估

为验证本文算法的红外反演效果, 在制备好的数据集上进行检测实验, 结果如图 8 所示。

由图 8 可知, IR-StarGAN 算法可以有效学习到不同时段、不同材质的红外图像目标的灰度值差异。例如图中第二行的屋顶包含 2 种材质, 在下午和晚上两者灰度对比明显, 而在早上两者的灰度值较为相似。对比各时段的生成图像与真实红外图像, 可观察到图像生成的效果较好, 轮廓清晰, 细节也较为完整, 但存在部分边缘模糊和微小细节丢失的现象。

在客观评价上, 将本文算法与 2 种条件生成网络算法 (Pix2pix、CycleGAN) 在自制可见光/红外数据集上进行检测, 采用 FID 和 KID 指标对生成图像进行评估, 结果如表 2 所示。

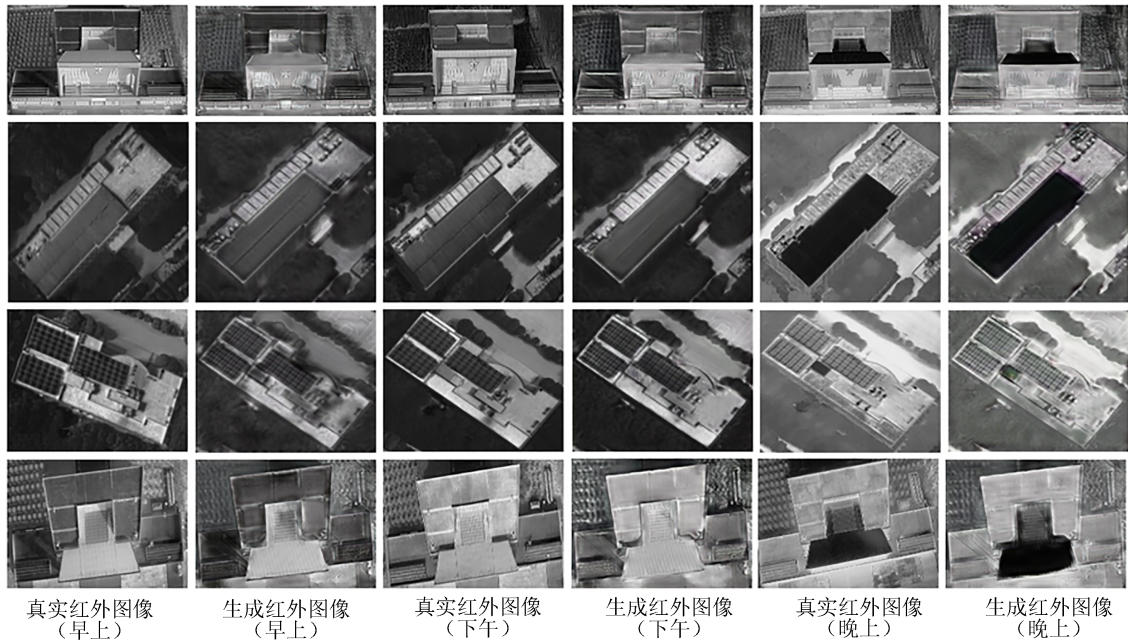


图 8 IR-StarGAN 网络生成的多时段红外图像

Fig. 8 Infrared images generated by IR-StarGAN at different periods of a day

表 2 对比 3 种网络生成图像质量的量化指标
Tab. 2 Comparison of quantitative indicators of images generated by three networks

算法	FID	KID
Pix2pix	423.464 5	0.456 1
CycleGAN	324.145 2	0.137 4
IR-StarGAN	250.180 0	0.082 7

从表 2 可知，IR-StarGAN 网络生成图像与真实图像之间的 FID、KID 均低于其他两种网络，说明生成图像与真实红外图像相似度更高，生成图像的质量更好，验证了本文算法学习多时段红外图像不同特性和反演多时段红外图像的可行性。

3.2.3 基于灰度相关匹配的生成红外图像质量评估

为验证基于 IR-StarGAN 网络的红外图像反演在红外制导应用中的优势，使用 Python 软件中 OpenCV 库的模板匹配函数^[16]，对实验结果进行灰度相关匹配实验。

在图像匹配中，事前获取的图像称为基准图，

在匹配过程中在线或实时获取的图像称为实时图。生成的红外图像经裁剪后为红外基准图，也是匹配时的目标模板，真实红外图像为红外实时图。将红外基准图和红外实时图进行模板匹配，得到相似度最高的位置，即可认为是目标所在位置。

图 9 是基于 3 种网络生成的红外图像的灰度相关匹配结果。可以看出，IR-StarGAN 网络的基准图与实时图的匹配效果最佳，目标在实时图中能完全匹配；其他 2 种网络由于生成图像与真实图像的灰度值差异较大、灰度变化生成不准确，导致匹配框不能准确定位于目标模板所在位置，匹配效果较差。

为客观评价匹配效果，将测试集图像进行灰度相关匹配，计算各图像裁剪框起始点和匹配框起始点坐标间的欧式距离作为匹配误差，选用所有图像对匹配误差的均值作为比较参数。欧式距离的均值越小，匹配效果越好，生成的红外图像越接近于真实红外图像。经计算，Pix2pix、CycleGAN 和 IR-StarGAN 的欧式距离均值分别为 26.377 5、24.013 7 和 2.618 0。计算结果同样证明，

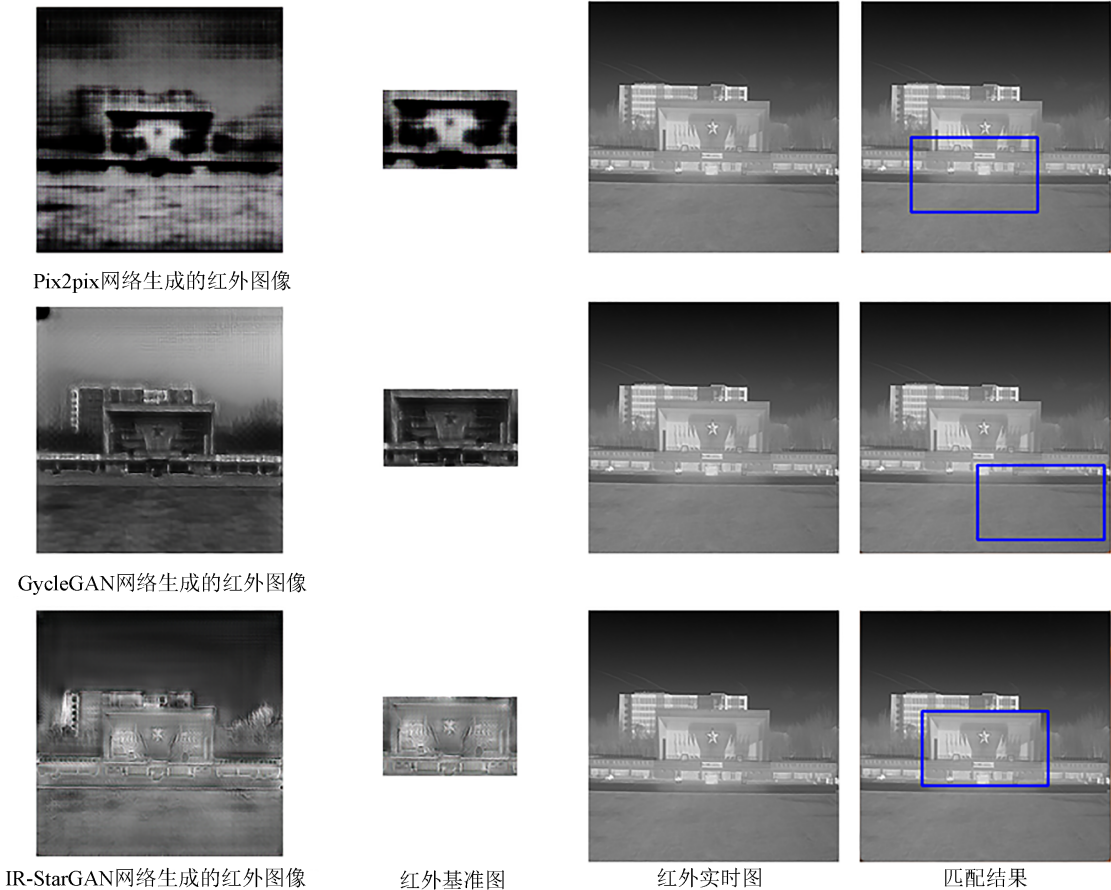


图 9 3 种网络生成图像的灰度相关匹配结果

Fig. 9 Grayscale correlation matching results of images generated by three networks

IR-StarGAN 网络匹配效果最佳, 其次为 CycleGAN 网络, Pix2pix 网络匹配效果最差。

4 结论

本文针对不同时段下红外图像灰度差异较大的问题, 提出了一种基于改进 StarGAN 网络的多时段红外图像反演算法。该算法能够对生成网络中的多种学习转换关系进行选取; 在损失函数中添加风格损失, 增强了生成图像的纹理细节, 使生成的红外图像更贴近于真实红外图像。

在自制的可见光/红外数据集上的测试结果显示, IR-StarGAN 网络生成的红外图像相较于生成对抗网络 Pix2pix 和 CycleGAN 生成的图像, FID 分别减小了约 41% 和 23%, KID 分别减小了约 82% 和 40%。同时, 通过灰度相关匹配实验, 验证了 IR-StarGAN 网络生成的红外图像具有最佳的匹配效果, 从而证明了本文算法的先进性。在未来工作中, 将进一步研究目标在其他环境条件下的红外图像反演效果, 通过综合考虑红外辐射特性等多种影响因素, 不断提高算法在不同条件和不同环境下的红外图像反演质量。

参考文献

- [1] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144.
- [2] 朱军. 基于 StableGAN 的异谱段红外图像变换方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2018: 44-48.
ZHU J. Research on the infrared image transform method in different spectral sections based on StableGAN[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2018: 44-48.
- [3] 谢江荣, 李范鸣, 卫红, 等. 基于生成对抗式神经网络的红外目标仿真方法[J]. 光学学报, 2019, 39(3): 150-156.
XIE J R, LI F M, WEI H, et al. Infrared target simulation method based on generative adversarial neural networks[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(3): 150-156.
- [4] QIAN X Y, ZHANG M, ZHANG F. Sparse GANs for thermal infrared image generation from optical image[J]. IEEE Access, 2020, 8: 180124-180132.
- [5] 李冰, 鲜勇, 张大巧. 基于条件生成对抗网络的红外图像生成算法[J]. 光子学报, 2021, 50(11): 240-254.
- [6] LI B, XIAN Y, ZHANG D Q. Infrared image generation algorithm based on conditional generation adversarial networks[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(11): 240-254.
- [7] 潘敏婷, 方云升, 陈寰, 等. 基于 GAN 网络的红外图像生成技术[J]. 飞控与探测, 2021, 4(4): 1-6.
PAN M T, FANG Y S, CHAN H, et al. GAN based technology of infrared image generation[J]. Flight Control & Detection, 2021, 4(4): 1-6.
- [8] 马得草, 鲜勇, 苏娟, 等. 基于改进的条件生成对抗网络的可见光红外图像转换算法[J]. 光子学报, 2023, 52(4): 240-254.
- [9] MA D C, XIAN Y, SU J, et al. Visible-to-infrared image translation based on an improved conditional generative adversarial nets[J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52(4): 240-254.
- [10] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T H, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 5967-5976.
- [11] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 2242-2251.
- [12] CHOI Y, CHOI M, KIM M, et al. StarGAN: Unified generative adversarial networks for multi-domain image-to-image translation[C]//2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 8789-8797.
- [13] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [14] ULYANOV D, VEDALDI A, LEMPITSKY V. Instance normalization: The missing ingredient for fast stylization[EB/OL]. (2017-11-06) [2024-08-17]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1607.08022>.
- [15] LI C, WAND M. Precomputed real-time texture synthesis with markovian generative adversarial networks[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 702-716.
- [16] HEUSEL M, RAMSAUER H, UNTERTHINER T, et al. GANs trained by a two time-scale up-

date rule converge to a local Nash equilibrium[EB/OL].(2018-01-12) [2024-08-17]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.08500>.

[15] BIŃKOWSKI M, SUTHERLAND D J, ARBEL M, et al. Demystifying MMD GANs [EB/OL]. (2021-01-14)[2024-08-17]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1801.01401>.

[16] LAGHRIB A, EZZAKI M, EL RHABI M, et al. Simultaneous deconvolution and denoising using a second order variational approach applied to image super resolution[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2018, 168: 50-63.

(编辑：刘建民)

向专家致谢

2024年,《火箭军工程大学学报》的审稿专家以其专业精神,耐心细致地对评审稿件提出科学、合理的意见与建议,为提升稿件的学术质量与写作水平,促进期刊建设与发展奠定了扎实的基础。为此,特向一年中所有参与稿件审阅的专家(以姓氏笔画为序排列)致以最诚挚的谢意!

于传强	王 飞	王玉玲	王正元	王兆强	王国亮	王金涛	王沿朝	王学仁	王顺宏
王 涛	王焕春	韦素媛	方晓峰	孔祥玉	叶 霞	司小胜	毕 松	吕晓猛	朱丰超
朱晓菲	伍 明	刘小方	刘卫东	刘志刚	刘志浩	刘洁瑜	刘 顾	许剑锋	孙振生
阳能军	苏 娟	杜 娟	李义红	李向阳	李江华	李 茸	李 剑	李勇翔	李艳玲
李晓军	李 敏	李翔宇	李新三	杨小冈	杨正伟	杨东方	杨志勇	杨 波	杨 剑
杨 萍	何玉杰	何 兵	何祯鑫	余志勇	汪 波	沈 涛	张有智	张志利	张建勋
张 辉	张 鑫	陈 兴	陈桂明	陈 菁	周兰伟	周永涛	周召发	周志杰	郑建飞
赵久奋	赵军阳	赵建伟	赵选科	赵晓枫	赵 鹏	胡雪垚	侯传勋	俞坤东	姚青旭
姚俊萍	秦伟伟	秦忠宝	秦 晋	袁晓静	贾维敏	贾 瑛	徐东辉	高成强	高 旻
高 晶	郭文普	郭君斌	席建祥	崔智高	董三强	辜弘杨	景慧丽	程洪杰	舒健生
慕晓冬	慕晓刚	蔡光斌	蔡 伟	蔡星会	蔡艳平	管文良	鲜 勇	廖守亿	霍勇刚
戴民强	魏一苇								

在此,特别感谢王涛、张德志教授等对“毁伤机理与效能评估”,蔡幸福、霍勇刚、郝琛、聂保杰教授等对“辐射防护”,李爱华、崔智高教授等对“复杂视频监控场景图像分析与数据挖掘”专题的策划组织!同时,诚挚邀请各位专家学者为期刊专题做进一步指导,对期刊创新发展提出宝贵的意见和建议。

《火箭军工程大学学报》编辑部

二〇二五年一月