

文章编号: 1672-8785(2025)10-0023-16

# 基于生成对抗网络的红外 仿真研究综述

乔立永<sup>1,2</sup> 高 帆<sup>1,2</sup> 靳慧龙<sup>1,2</sup>

(1. 河北师范大学, 河北 石家庄 050024;

2. 河北省信息融合与智能控制重点实验室, 河北 石家庄 050024)

**摘 要:** 生成对抗网络作为一种强大的深度学习模型, 近年来在红外图像仿真领域展示了显著的潜力和应用前景。首先概述了国内外红外仿真技术的发展历程, 接着详细介绍了基于生成对抗网络的红外图像仿真研究的最新进展和主要方法(主要分为利用随机噪声进行红外仿真和利用可见光图像进行红外仿真两种方式), 并针对生成的红外图像的质量评价方法和评价指标展开叙述(其中主要评价方法包括主观评价法和客观评价法), 最后展望了生成对抗网络在红外仿真领域的未来发展趋势。

**关键词:** 生成对抗网络; 红外仿真; 图像质量评估

**中图分类号:** TP391.9; TN219 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2025.10.002

## A Review of Infrared Simulation Research Based on Generative Adversarial Networks

QIAO Li-yong<sup>1,2</sup>, GAO Fan<sup>1,2</sup>, JIN Hui-long<sup>1,2</sup>

(1. Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China;

2. Hebei Provincial Key Laboratory of Information Fusion and Intelligent  
Control, Shijiazhuang 050024, China)

**Abstract:** Generative adversarial network (GAN), as a powerful deep learning model, has demonstrated significant potential and application prospects in the field of infrared image simulation in recent years. This paper first summarizes the development of infrared simulation technology both domestically and internationally. It then details the latest progress and main methods of GAN-based infrared image simulation research, which are mainly divided into two methods: infrared simulation using random noise and infrared simulation using visible light images. It also describes the quality evaluation methods and evaluation indicators of generated infrared images (mainly subjective and objective evaluation methods). Finally, the future development trends of GAN

**收稿日期:** 2025-08-26

**基金项目:** 河北师范大学科研基金资助项目(L2021B31)

**作者简介:** 乔立永(1982-), 男, 博士, 主要从事红外图像处理、模式识别等方面的研究。

E-mail: qiaoly@hebtu.edu.cn

in the field of infrared simulation are prospected.

**Key words:** generative adversarial network; infrared simulation; image quality assessment

## 0 引言

红外图像技术通过探测物体发出的红外辐射,能够在全黑暗或低光条件下获取目标的热特征信息,具有广泛的应用价值。该技术可为军事、安防监控、医疗等多个领域的安全、生产和研究提供重要支持,但红外图像获取存在多种困难<sup>[1]</sup>。

首先,红外辐射波长范围远大于可见光,这对于传感器的材料选择和制造工艺提出了特殊要求。其次,红外图像的获取受环境影响,大气中的水蒸气、二氧化碳等分子会对特定红外波段产生选择性吸收。此外,红外光子能量比可见光弱。为获得足够高的信噪比,通常需要将积分时间延长至可见光成像的 5~10 倍,这又带来了运动模糊等问题。这些因素共同导致专业级红外成像设备的成本居高不下,且野外作业需要配备专业团队和辅助设备,使得大规模数据采集面临巨大挑战。因此,利用计算机的红外图像仿真技术得到了极大的关注<sup>[1]</sup>。

## 1 国内外研究现状

国外红外仿真技术研究可以追溯到 20 世纪中期。最早的红外仿真方法主要依赖于经验模型<sup>[2]</sup>。这些模型基于观察到的现实世界数据和经验法则来预测红外传感器的响应和目标的热特性。随着计算机技术和数学建模能力的提升,红外仿真逐渐转向半经验模型的应用。这些模型结合了物理原理和实验数据来进行预测。例如,Smith J A 等<sup>[2]</sup>在 1981 年通过建立模型和仿真方法来理解和描述植被冠层的热特性及其在生态系统中的功能和影响;1985 年,Ben-Yosef N 等<sup>[3]</sup>对 8~12  $\mu\text{m}$  波段的红外图像进行研究和分析,建立了用于表征自然背景地形的二维模型;1990 年,Curtis J O 等<sup>[4]</sup>通过分析不同时间段内结构元素(如建筑物、地表物体等)在热红外成像中的热特征表现建立了

经验模型;1997 年,Balfor L S 等<sup>[5]</sup>基于半经验模型的方法进行红外仿真,描述了一种生成自然背景辐射场景的新方法。

尽管经验/半经验模型实现起来相对简单,但其精度有限且泛化能力较弱。因此,随着计算机能力的进一步提升和物理理论的发展,第一原理模型开始在红外仿真领域得到广泛运用。这些模型基于物理方程和量子力学原理,通过重新计算物体的光学和热学特性,精确地模拟红外光谱和传感器效应。例如,Gonda T G 等<sup>[6]</sup>在 1986 年提出了并行降阶仿真模型(Parallel Reduced-Order Simulation Model, PRISM);1988 年,Sheffer A D 等<sup>[7]</sup>提出了使用第一原理模型的红外场景图像生成系统;1998 年,Johnson K 等<sup>[8]</sup>提出了多服务光电信号(Multi-Service Electro-optics Signature, MuSES)模型。以上都是基于第一原理模型来计算物体表面的温度,但此阶段的模型仍不太完善。

随着计算机计算能力的逐步增强,国外的研究者以第一原理模型为基础对物体进行建模,再结合“目标-背景-大气-成像系统”体系,逐渐开发出了许多成熟的红外仿真平台,比如美国 MultiGen Paradigm 公司研发的 Vega Prime、法国 OKTAL-SE 公司研发的 SE-Workbench 以及英国 Lockheed Martin 公司开发的 CAMEO-SIM 软件等等<sup>[9]</sup>。

目前,国内的仿真研究主要从三种思路进行展开。第一种思路是基于成熟的红外仿真平台进行进一步的研究和开发。李邦邦<sup>[10]</sup>利用 SE-Workbench 完成了对舰船的静态单视点红外图像仿真,并建立了关于舰船的完备红外图像数据库;蒋立云<sup>[11]</sup>基于 Vega Prime 软件对 F-16 战斗机模型进行了红外仿真,并对其仿真原理进行了研究;林凯等<sup>[12]</sup>基于面向对象的图形渲染引擎(Object-Oriented Graphics Rendering Engine, OGRE),初步实现了一个符合“目标-背景-大气-成像

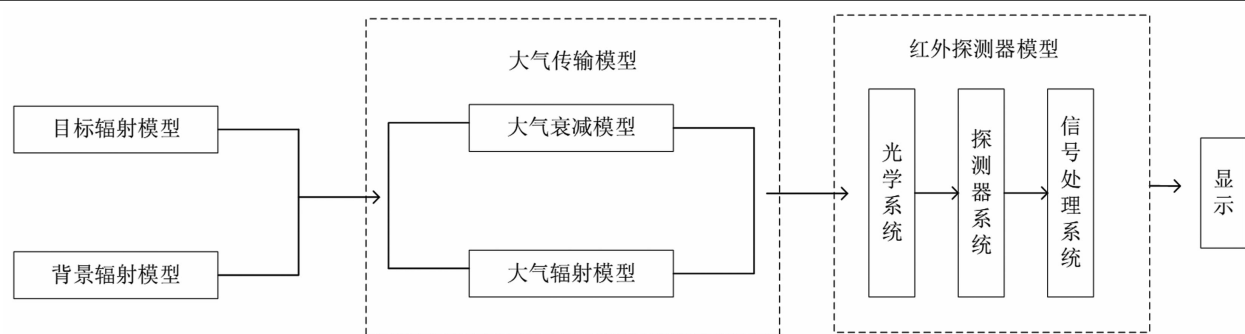


图 1 红外仿真系统图

系统”模型的动态红外场景仿真系统。此外，仍有许多高校基于仿真平台继续研究和开发。

第二种思路是通过传热学规律建立辐射传热模型，再结合大气传输模型和红外探测器模型实现红外仿真技术<sup>[13]</sup>，如图 1 所示。

在利用传热学规律构建模型时，首先需根据仿真对象的特性，选择合适的辐射传热模型；接着依据选定的传热模型建立数学方程描述物体内部和外部的热传递过程；最后求解红外辐射特性并将其转换为灰度图像。宣益民等<sup>[14]</sup>就是利用传热学、气象学和红外物理学等多种原理，综合多种自然条件因素，建立了桥梁的温度场模型，并对桥梁的红外成像进行了深入探索。此外，王章野<sup>[13]</sup>也在传热学的基础上，提出了红外场景绘制的新规则，并建立了大规模城市建筑物的红外仿真模型。

第三种思路则是利用可见光图像衍生成红外图像。目前，由于使用仿真软件的研究成本高且保密性无法满足，而传热学又涉及复杂的数学模型，需要大量的计算资源，因此不少学者提出利用可见光图像衍生成红外图像以减轻研究成本和计算资源等方面的压力。利用可见光图像反演红外图像的过程，实际上就是模拟了红外热像仪输出红外图像的原理。罗晓春等<sup>[15]</sup>基于此开展研究，提出了一种由可见光图像衍生得到红外图像的新方法，即先将可见光图像进行分割，并分别对分割的区域计算温度值，最后由温度值和灰度值的映射关系得到红外图像。

2014 年，Goodfellow I J 等<sup>[16]</sup>首次提出生成对抗网络 (Generative Adversarial Network, GAN)。至今，GAN 网络已经在计算机视觉、自然语言处理和生成模型等领域取得了显著的进展。得益于 GAN 网络在图像风格转换领域的发展，部分研究者已经开始将图到图的转换应用到红外图像的生成当中。因此，本文接下来将综述基于生成对抗网络的红外图像仿真研究的进展和主要方法。

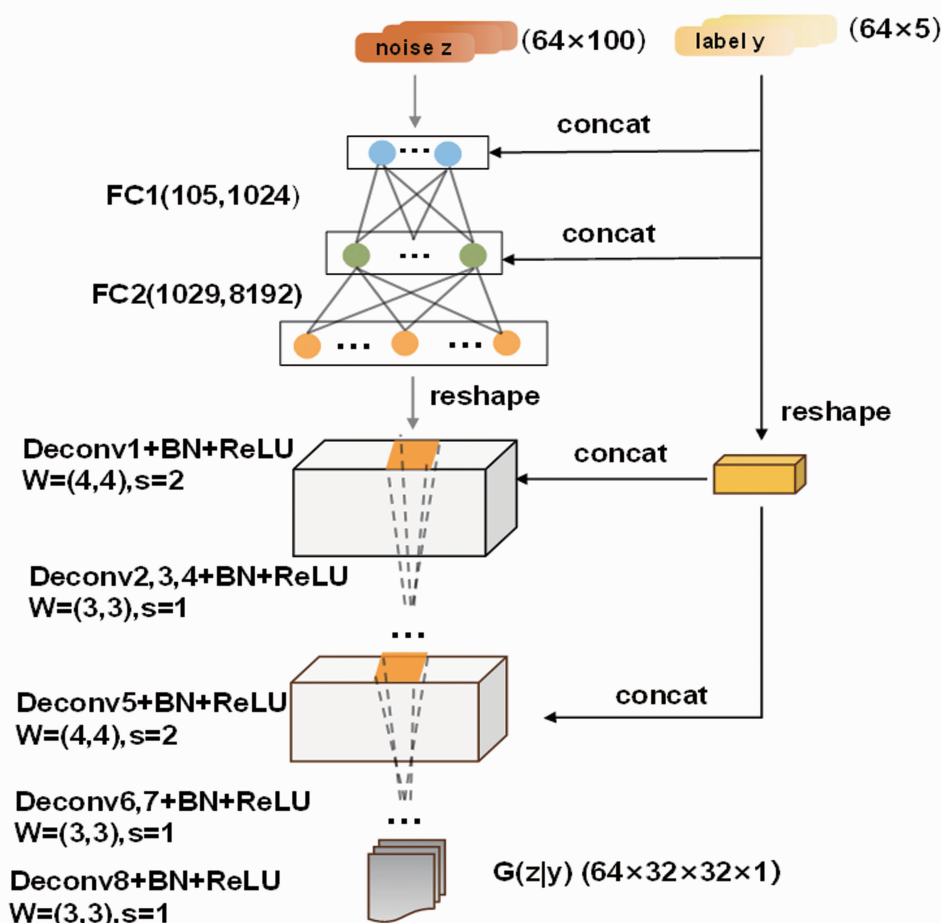
## 2 基于 GAN 的红外仿真算法

基于生成对抗网络生成红外图像的方式有两类<sup>[17]</sup>：一类是由噪声直接生成红外图像；另一类则是通过可见光图像直接转换为红外图像。本文接下来将分别介绍这两类方式的具体实现方法。

### 2.1 基于噪声的红外图像生成

#### 2.1.1 基于 C-DCGAN 的红外图像生成

2019 年，谢江荣等<sup>[18]</sup>提出了一种基于条件深度卷积生成对抗网络 (Conditional Deep Convolutional Generative Adversarial Network, C-DCGAN) 的红外仿真模型。该模型主要在深度卷积生成对抗网络 (Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, DCGAN) 原有结构的基础上进行改进。相较于 DCGAN, C-DCGAN 在生成网络中引入了层级条件嵌入机制，将类别标签信息逐层融合至网络输入，从而增强模型的条件生成能力，使其能够更精准地合成特定目标的红外图像。如图 2 所示，均匀噪声结合类别标签进入生成网络，最终生成  $32 \times 32$  的红外图片<sup>[18]</sup>。

图 2 C-DCGAN 生成网络结构图<sup>[18]</sup>

判别网络与生成网络采用对称式架构设计，其中判别网络的输出层通过激活函数计算输入样本的归属概率，从而实现对抗训练中的二分类判别任务，结构如图 3 所示<sup>[18]</sup>。

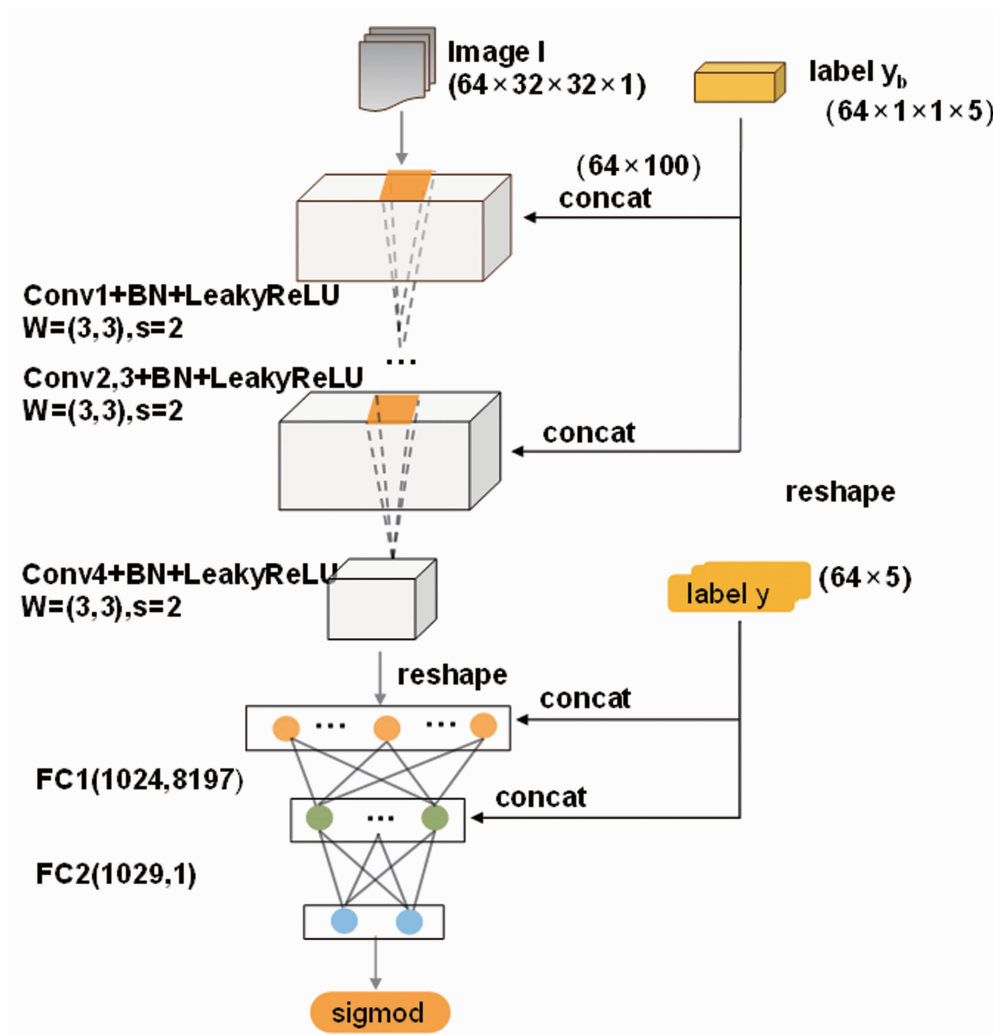
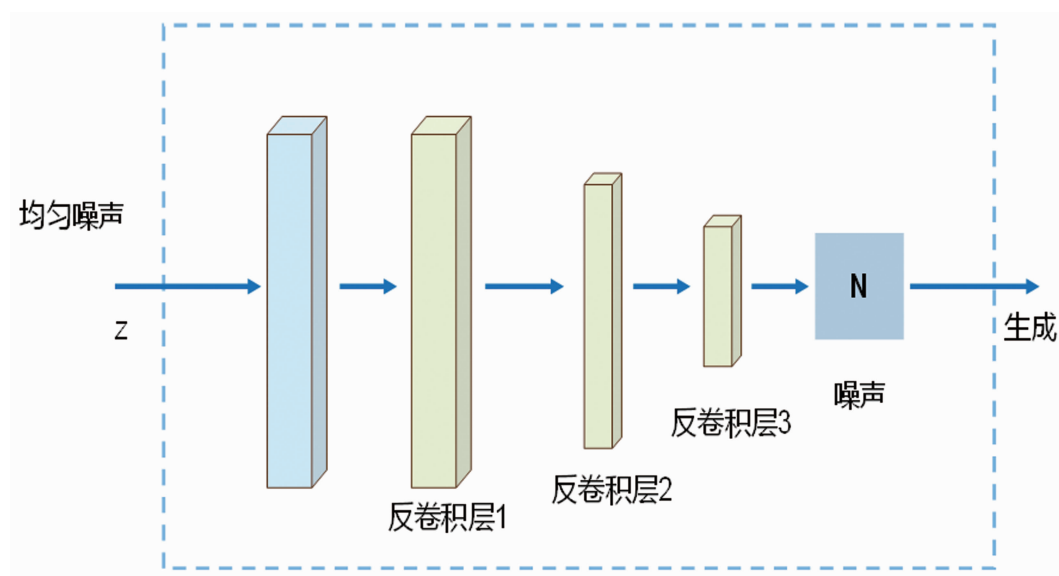
实验分别在 MNIST 标准数据集和自建红外数据集上验证 C-DCGAN 模型的性能。结果表明，在条件标签的引导下，该模型能够准确生成目标类别的图像，且红外数据集的生成结果在纹理特征和结构分布上与真实红外图像具有高度一致性，验证了模型的有效性。

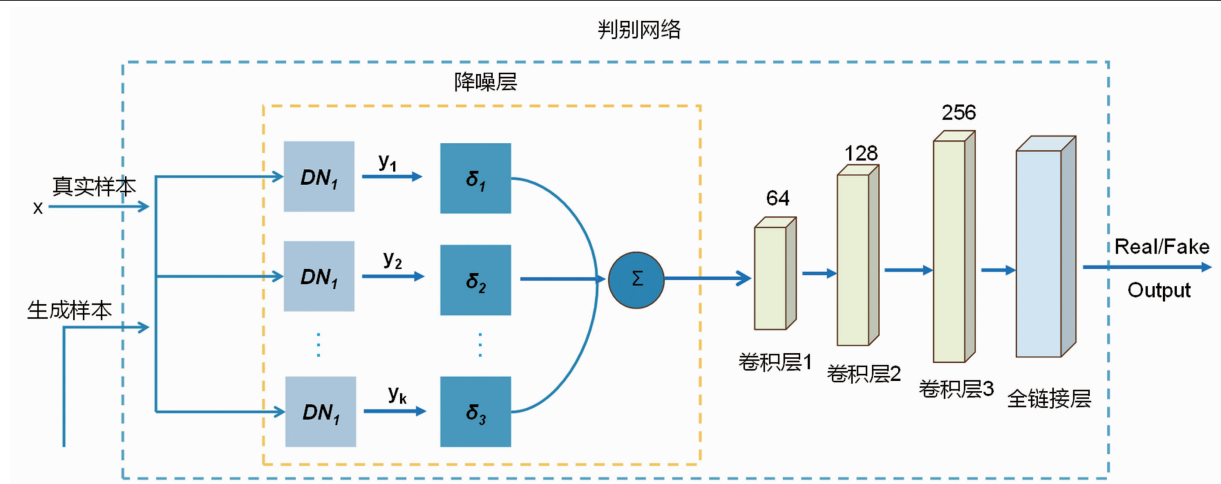
### 2.1.2 基于 IST-WGAN 的红外图像生成

为解决空中红外小目标图像获取率低、质量不高这一难题，李兴海等<sup>[19]</sup>提出了一种深度卷积红外小目标图像生成对抗网络模型(Infrared Aerial Small Target Simulation Model Based on Generative Adversarial Network, IST-WGAN)，在 Wasserstein 生成对抗网络

(WGAN) 基础架构上进行改进，以增强红外图像生成能力。IST-WGAN 模型的生成器输入端引入符合红外数据分布的均匀噪声；判别器前端集成降噪模块。具体而言，生成网络通过全连接层与反卷积层对噪声输入进行逐级特征提取与空间上采样，最终输出带有可控噪声的红外仿真图像。该噪声特性与真实红外成像系统的噪声分布相匹配。主要架构如图 4 所示<sup>[19]</sup>。

生成器输出含噪红外仿真图像，与真实样本共同输入降噪层。该层由  $k$  个并行降噪模块、可学习权重系数和特征融合单元构成。降噪具体流程如下：各降噪模块独立处理输入图像；经自适应权重加权后通过加法器实现特征融合，并输出初步优化图像。降噪层后接三级卷积模块(含激活函数)，最终经全连接层完成特征判别。完整的判别器架构如图 5 所示<sup>[19]</sup>。

图 3 C-DCGAN 判别网络结构图<sup>[18]</sup>图 4 IST-WGAN 的生成网络结构图<sup>[19]</sup>

图 5 IST-WGAN 模型的判别网络结构<sup>[19]</sup>

IST-WGAN 模型在基于 CIFAR-10 数据集格式构建的红外小目标数据集上进行了验证性实验。定量评估与定性分析表明，模型生成的仿真样本在目标结构特征、热辐射分布等关键指标上与真实红外数据具有高度一致性，验证了模型在红外小目标生成任务中的有效性。

### 2.1.3 基于渐进式生成对抗网络的红外图像生成

2021 年，谢晓方等<sup>[20]</sup>基于渐进式生成对抗网络进行改进，实现了通过调整特征向量获得特定角度红外仿真图像的功能。

谢晓方等<sup>[20]</sup>在渐进式生成网络的基础上引入了映射网络和合成网络，以有效地控制最终生成的红外仿真图像。映射网络由 8 个全连接层组成，随机向量通过映射网络转换为一个中间变量，即特征向量。在传统渐进式生成网络中，随机向量作为合成网络的直接输入，导致生成的红外仿真图像具有不可控性，无法直接投入到仿真系统中。因此，改进后的合成网络将经过映射网络可控的特征向量作为输入，并且为了能够更有效地生成红外仿真图像，对合成网络也进行了改进。在合成网络中引入了仿射变换 A 和噪声缩放通道 B，特征向量经过卷积层和仿射变换后与按比例缩放的噪声混合。接着对其进行实例归一化，最终生成特定样式的红外仿真图像，改进后的渐进式生成网络结构如图 6 所示<sup>[20]</sup>。

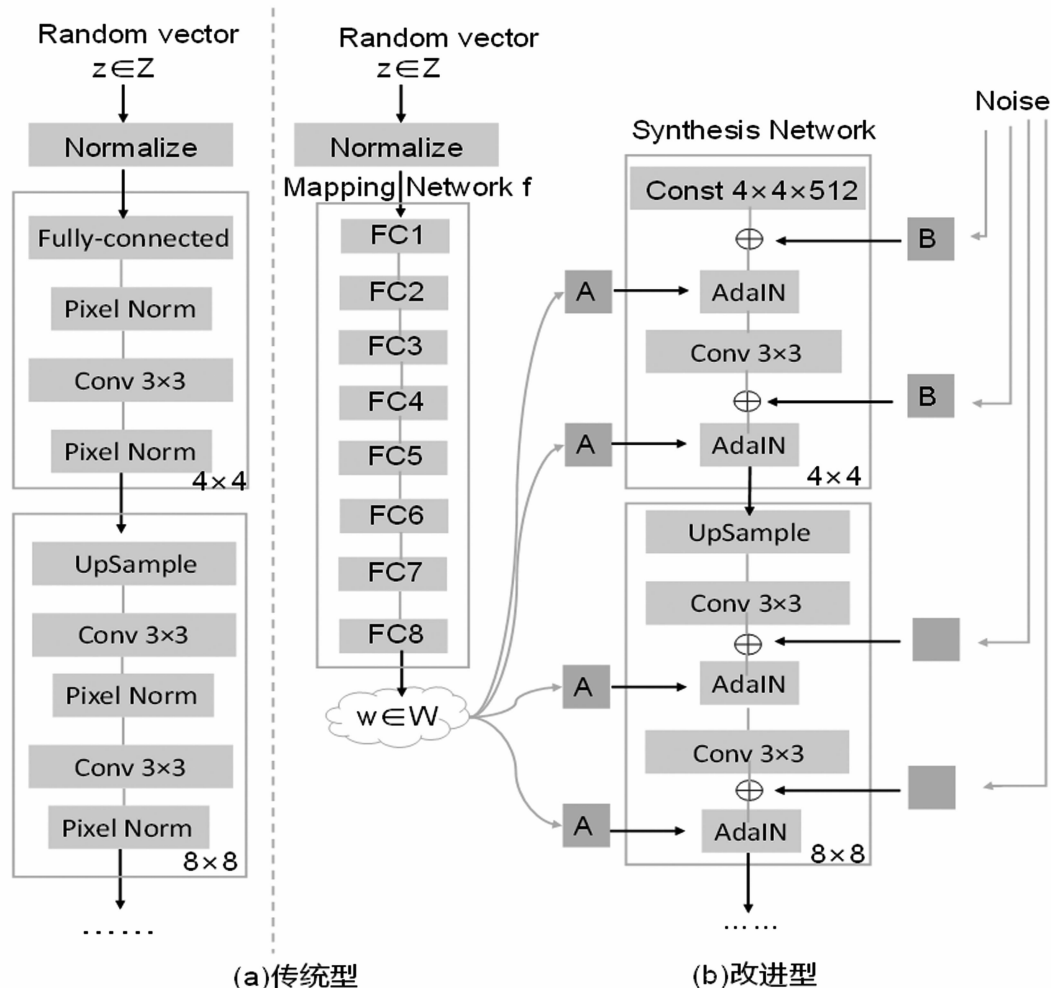
为了实现通过调整特定向量生成不同角度的红外仿真图像的目标，利用 Logistic 回归方法找到特征向量域的单位向量，并以不同幅度的系数对特征向量进行调整后再输入到合成网络。通过仿射变换 A 与噪声通道 B 的协同处理，生成具有视角连续变化的红外仿真图像序列。该方法实现了生成角度与特征向量的显式映射关系。

实验结果表明，改进后的渐进式生成网络展现出卓越的生成性能，其生成的红外仿真图像具有显著提升的视觉质量，且通过特征向量的参数化调控，实现了生成图像在目标角度等属性的连续可控变化。

## 2.2 基于可见光的红外图像生成

### 2.2.1 基于改进 pix2pix 的红外图像生成

基于条件对抗网络的图像到图像翻译 (Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks, pix2pix) 网络<sup>[22]</sup>是一种用于图像转换的深度学习模型架构。2020 年，化彦伶等<sup>[23]</sup>将 pix2pix 模型引入红外仿真领域，通过可见光图像仿真生成了红外图像。该模型采用深度为 5 的用于生物医学图像分割的卷积网络 (Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, U-net)<sup>[24]</sup>和块生成对抗网络 (Patch Generative Adversarial Network, PatchGAN) 作为生成器和判别器。尽管训练完成的网络能够实现可见光-红外图像的跨模态

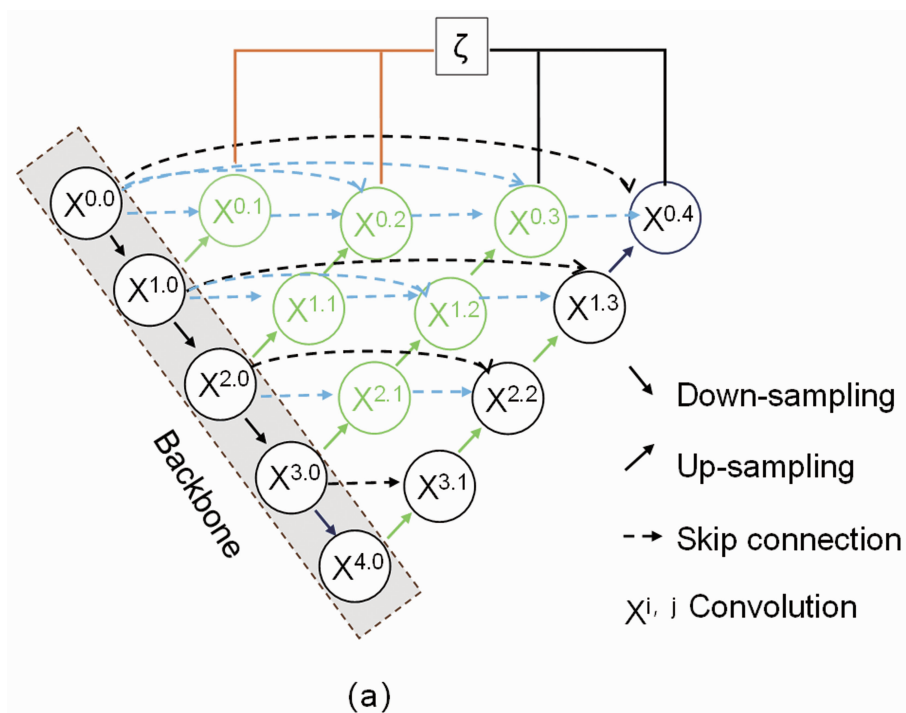
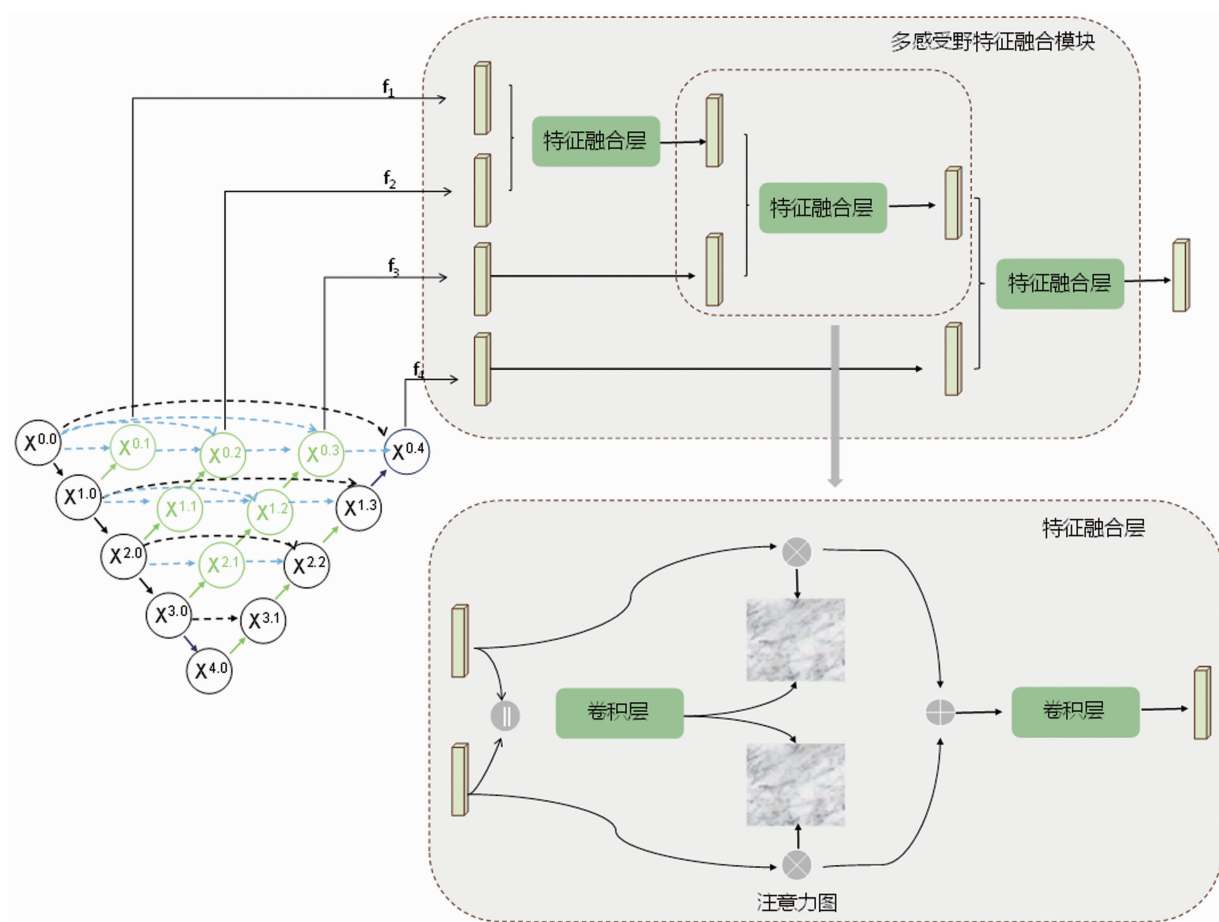
图 6 渐进式生成网络<sup>[20]</sup>

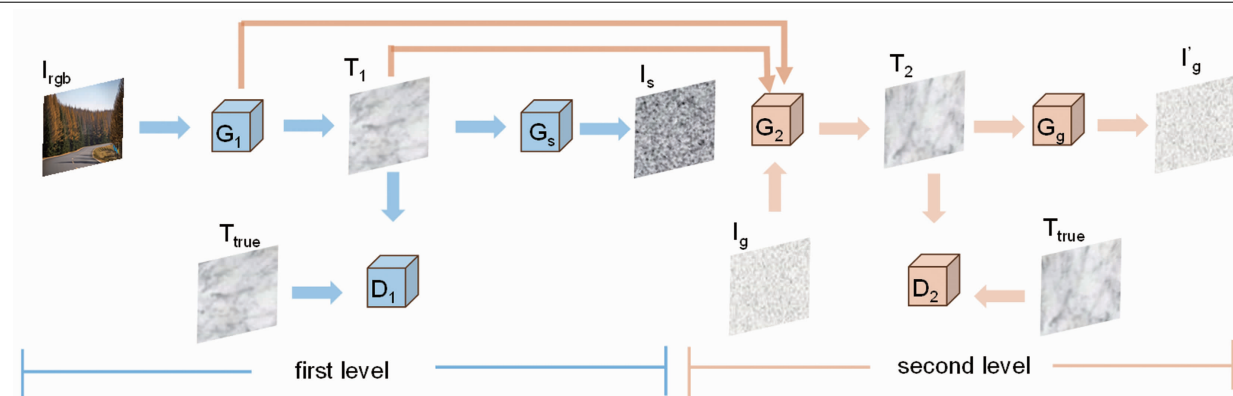
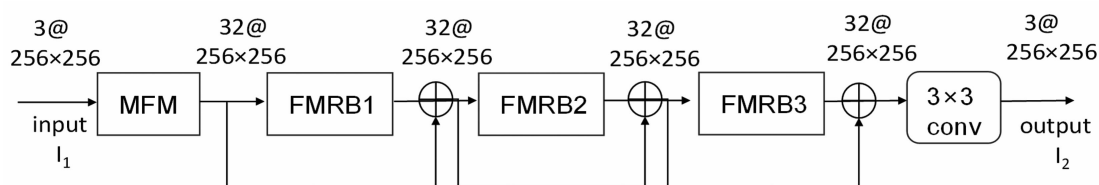
转换, 但生成图像在局部区域存在明显的失真现象。针对这一局限性, 化彦伶等<sup>[23]</sup>提出了基于多感受野特征融合的改进型 pix2pix 网络。该生成方法主要是在 pix2pix 网络基础上引入多感受野特征提取器和多感受野特征融合机制。改进后的红外图像生成网络采用特征融合和细节恢复能力更强的面向医学图像分割的嵌套 U-net 架构 (A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation, U-net++)<sup>[25]</sup>代替 U-net 作为特征提取器, 主要架构如图 7 所示<sup>[25]</sup>。

传统 U-net++ 网络采用简单的算术平均方式融合多尺度特征, 这种线性融合策略难以适应红外图像生成任务中对多感受野特征的差异化需求。近年来, 注意力机制<sup>[26]</sup>在计算机视觉领域展现出显著优势。常见的注意力机制有两种, 分别

是空间注意力机制和通道注意力机制。其中, 空间注意力机制关注图像的不同空间位置, 通过生成空间权重图来增强特定区域的特征; 通道注意力机制通过为每个通道分配不同的权重, 增强特征图中重要通道的表达能力。

虽然 U-net++ 架构能够有效提取多尺度特征, 但传统空间注意力机制和通道注意力机制分别局限于单一维度特征增强, 难以适应多感受野特征的融合需求。为此, 化彦伶团队<sup>[23]</sup>创新性地提出多感受野特征融合机制。该机制采用渐进式融合策略: 即将两个感受野差异较小的特征图通过特征融合层得到一个新的特征图, 然后与差异较大的特征图再次融合, 替代了原 U-net++ 简单的算术平均操作。这种嵌套式融合架构有效保持了各尺度特征的语义一致性, 如图 8 所示<sup>[23]</sup>。

图 7 U-net++网络架构<sup>[25]</sup>图 8 多感受野特征融合机制示意图<sup>[23]</sup>

图 9 级联多尺度信息融合对抗网络<sup>[27]</sup>图 10 生成器  $G_2$  的具体结构<sup>[27]</sup>

对 pix2pix 网络与基于多感受野特征融合的 pix2pix 网络进行对比分析后可知，基于多感受野特征融合的 pix2pix 网络的各项性能指标更优。

### 2.2.2 基于 CMIF-GAN 的红外图像生成

2020 年，贾瑞明等<sup>[27]</sup>创新性地提出了一种级联式生成对抗网络结构(Conditional Multi-Modal Image Fusion Generative Adversarial Network, CMIF-GAN)。该结构采用两级 GAN 网络的串联设计，如图 9 所示<sup>[27]</sup>。

第一级网络包含一个生成对抗网络( $G_1$ )和一个辅助语义分割网络( $G_s$ )，二者均基于 U-net 结构设计。其中，生成网络  $G_1$  负责输出初级红外仿真图像  $T_1$ ，而辅助网络  $G_s$  则对  $T_1$  进行语义分割预测。

第二级网络延续了一级网络的设计，由生成对抗网络  $G_2$  与辅助任务网络组成，其核心功能是对第一级网络输出的红外图像进行细节增强。生成器  $G_2$  创新性地整合了两种特征处理模块：多尺度融合模块(Multi-Scale Fusion Module, MFM)和快速多尺度残差模块(Fast Multi-Scale Residual Block, FMRB)<sup>[28]</sup>，以促进模型更有效地学习复杂的特征表示。生成器

$G_2$  的具体结构如图 10 所示<sup>[27]</sup>。

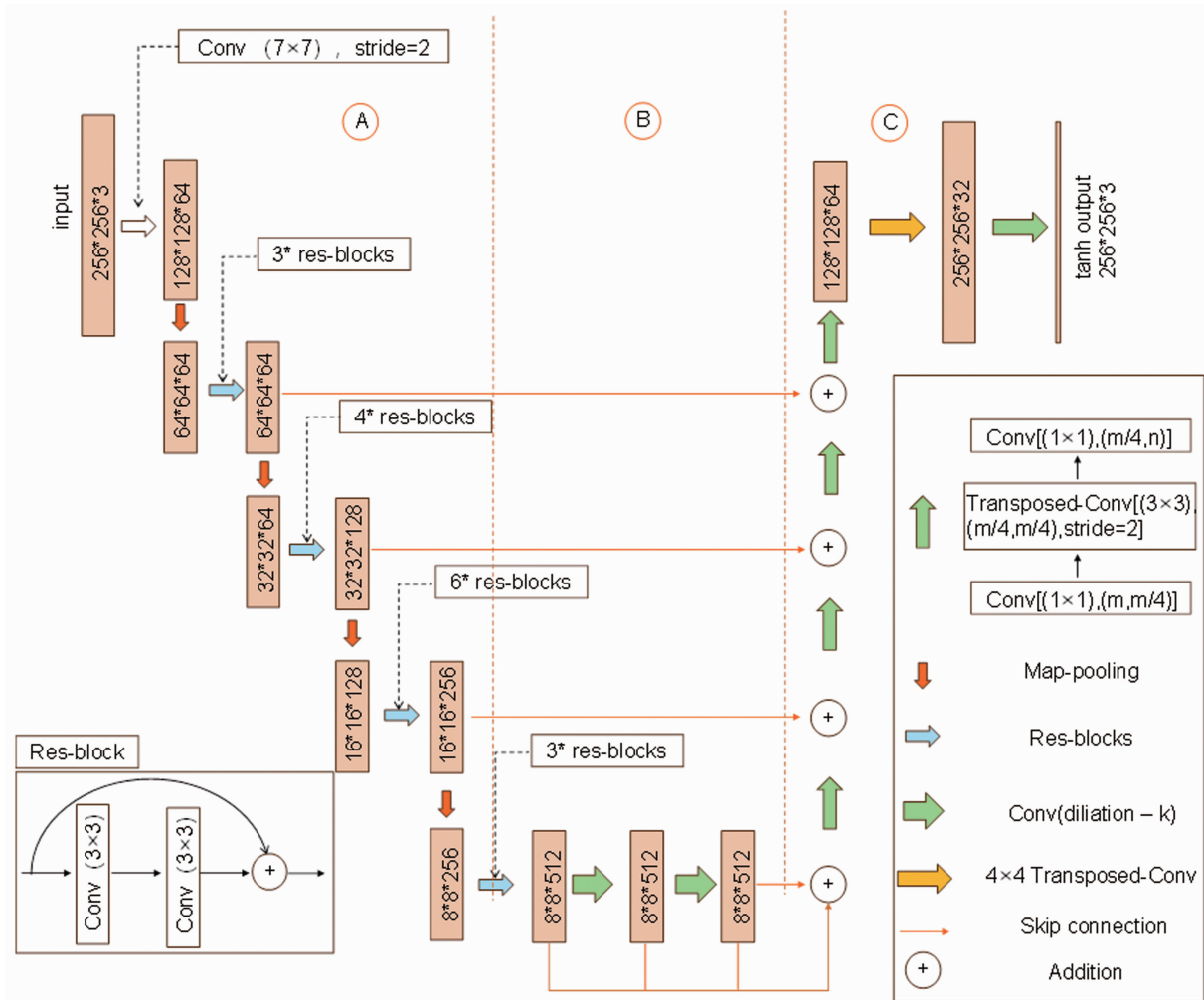
生成器  $G_2$  输出的中间红外图像经由小感受野生成网络  $G_g$  处理生成梯度引导图像(Gradient Induction Vision, GIV)，并反向调控  $G_2$  的参数更新，从而引导生成器  $G_2$  生成纹理细节丰富的最终红外图像。

在多模态行人数据集(Multimodal Pedestrian Dataset, MPD)上的实验表明，CMIF-GAN 模型在可见光-红外图像跨模态预测任务中展现出显著优势。

### 2.2.3 基于 I-GANs 的红外图像生成

2021 年，李冰等<sup>[28]</sup>针对野外红外图像提出了一种基于条件生成对抗网络的红外仿真图像生成网络(Infrared Generative Adversarial Networks, I-GANs)。

I-GANs 网络采用 D-LinkNet<sup>[30]</sup>结构作为生成器。该结构基于 LinkNet 框架进行优化设计，其核心组件分别是编码器、中心部分和解码器。在编码器部分，采用残差网络(Residual Network 34-layer, ResNet34)提取特征。在中心部分，集成膨胀卷积和残差连接来扩大感受野，以更好地捕捉图像中的上下文信息。解码器使用转置卷积逐步恢复分辨率，并通过跳跃

图 11 D-LinkNet 网络示意图<sup>[29]</sup>

连接融合编码器的低级特征与本部分的高级语义特征，进而提高了精度。其具体结构如图 11 所示<sup>[29]</sup>。

I-GANs 网络以 PatchGAN 作为判别器。在自建红外数据上的对比实验表明，I-GANs 网络相较于其他三种主流生成对抗网络展现出显著优势，其对比结果充分验证了 I-GANs 在红外仿真图像生成任务中的可靠性与优越性。

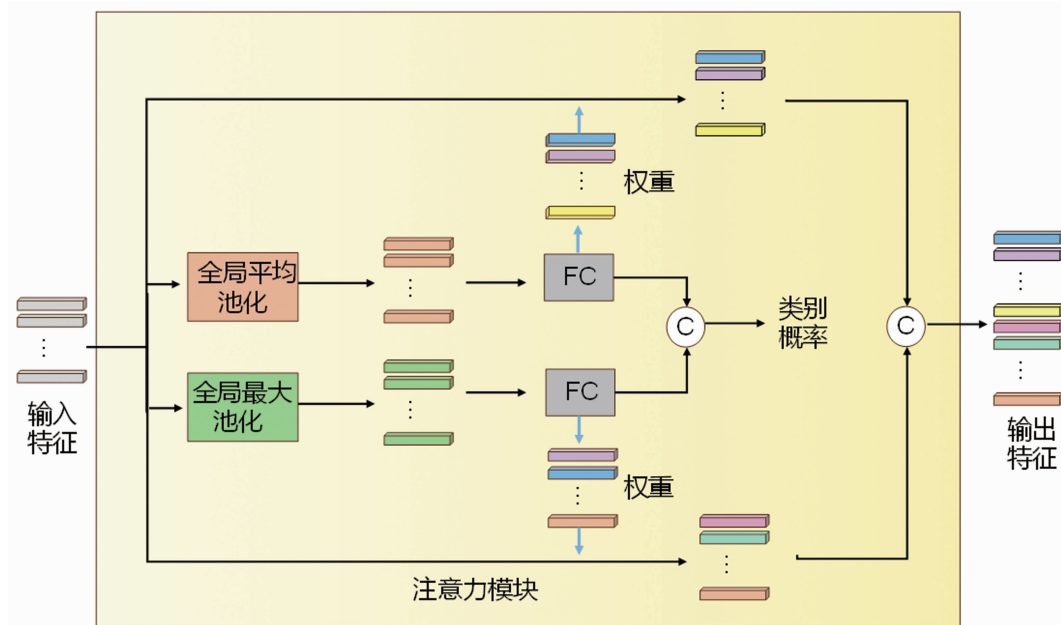
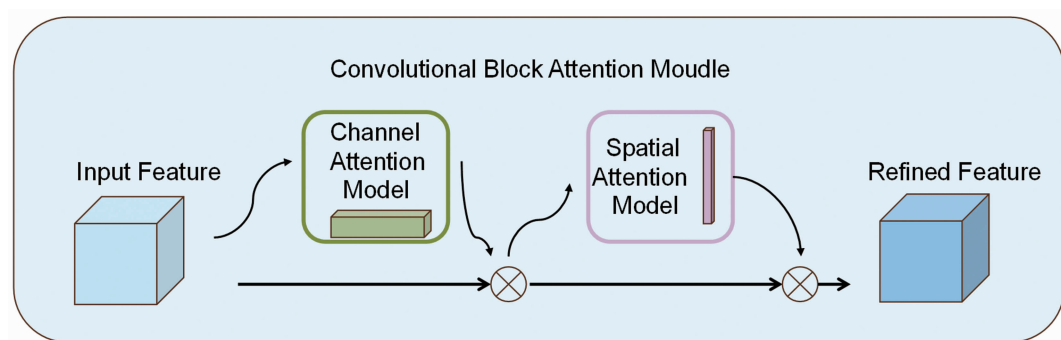
#### 2.2.4 基于 CycleGAN 的红外图像生成

近年来，GANs 在红外仿真领域发展迅猛，但此前已有的研究成果大多需要配对的可见光和红外图像来进行训练和测试。2022 年，徐亦欣等<sup>[31]</sup>将不需要使用配对图像的循环生成对抗网络(Cycle-Consistent Generative Adversarial Network, CycleGAN)<sup>[32]</sup>应用于红外仿真预测，提出了一种利用水上目标可见光图像生

成红外图像的方法。该方法主要采用区域生长算法<sup>[33]</sup>对采集到的原始图像进行分割提取，并剔除杂质以便 CycleGAN 进行训练。由实验结果可知，该方法生成的红外图像真实度较高，是通过可见光仿真红外图像的有效方法。

2023 年，刘红等<sup>[34]</sup>受 CycleGAN 与无监督生成对抗网络(Unsupervised Generative Adversarial Transformation for Image-to-Image Translation, UGATIT)的启发，提出了一种基于对比循环生成注意力网络的红外图像生成算法。该算法在 CycleGAN 的基础上进行改进，在搭建生成器模型时，引入了基于辅助分类器的注意力模块，即改进后的生成器模型包含三个模块：编码模块、注意力模块和解码模块。该注意力模块如图 12 所示<sup>[34]</sup>。

相较于基准生成器模型，加入注意力机制

图 12 注意力模块示意图<sup>[34]</sup>图 13 CBAM 模块示意图<sup>[36]</sup>

的改进模型促使网络更加关注可见光图像与红外图像区分度更大的区域，使其产生更加逼真的图像。同样地，在判别器中也创新性地引入了基于辅助分类器的注意力模块。不同的是，判别器用于判别仿真图像的真实度，并输出其属于真实图像的概率，因此它主要由编码模块、注意力模块和分类模块构成。

此外，鉴于红外仿真数据标注的高成本特性，刘红等<sup>[34]</sup>在训练生成器网络时引入了对比学习策略。该方法通过构建正负样本对，使生成器在潜在空间中学习红外图像的关键特征表示，生成多样的红外图像，提高模型的泛化能力。

在低光照可见光与红外配对 (Low-Light Visible and Infrared Paired, LLVIP) 数据集上的实验表明，改进后的网络在红外图像仿

真任务中展现出显著优势。生成图像在目标热辐射分布、背景噪声模式等关键视觉特征方面与真实红外图像高度吻合。

CycleGAN 在红外仿真领域的成功应用<sup>[31,34]</sup>不仅显著降低了数据准备的成本，还为红外仿真研究提供了强大的工具，极大地扩展了红外图像的应用范围。

此外，Yun K 等<sup>[35]</sup>使用 unity 创建了大量可见光和红外图像，并将其用于对 CycleGAN 的训练。经测试发现，合成数据与 CycleGAN 网络的联合使用能够提高可见光图像到红外图像的转换性能。这一发现可能会使得红外仿真研究迈入下一个阶段。

## 2.2.5 基于改进 GAN 的红外图像生成

2024 年，吕晓勇等<sup>[36]</sup>在 GAN 的基础上再

次作出新的改进,旨在更高效地获得与可见光图像对应的多场景红外仿真图像。

选用 U-net 架构作为改进后生成对抗网络的生成器,同时在判别器设计中,引入卷积注意力模块(Convolutional Block Attention Module, CBAM)替代传统的自注意力机制。如图 13 所示<sup>[36]</sup>,CBAM 模块包含两个级联子模块。

CBAM 是一种基于双路注意力机制的卷积神经网络增强模块,其核心结构包含通道与空间两个维度的特征优化路径。具体而言,特征图进入 CBAM 模块后,通过全局平均池化(Global Average Pooling, GAP)和全局最大池化(Global Max Pooling, GMP)的特征压缩后,在通道维度上拼接 GAP 和 GMP 特征,经过卷积生成空间权重矩阵,最终将输出的特征图拼接得到注意力图,并将其作为后续网络的输入。在后续网络层的作用下,得到仿真图像与真实图像的真实性结果。

吕晓勇等<sup>[36]</sup>参考多个公共数据集组成一个具有复杂场景的数据集来对改进的 GAN 网络进行训练和测试。实验结果表明,与其他基础模型相比,该模型更加优秀,参数量也更少。

### 3 图像评价指标

基于生成对抗网络的红外仿真技术通过对抗训练直接学习可见光-红外图像的跨模态映射关系,突破了传统方法对噪声建模的依赖。因此在评估网络模型时,直接对仿真得到的红外图像进行质量评价可知该模型的优劣<sup>[37]</sup>。针对图像的质量评价,一般从基于可视化的主观评价和基于评价指标的客观评价两方面综合考虑。

#### 3.1 基于可视化的主观评价

基于可视化的主观评价是图像质量评价的重要方法之一。该方法主要通过人的视觉感知来判断图像的质量<sup>[38]</sup>。这种方法相较客观评价更侧重于人的主观反馈。主观评价中常用的两种方式分别是绝对评价和相对评价。

##### 3.1.1 绝对评价

绝对评价是一种独立的质量评价方法,由

评价者根据自己的认识和理解,且在不与其他图像进行比较的前提下,对图像质量进行绝对评价。由于绝对评价不需要其他图像进行对照,因此它操作简单、独立性强。但评分都是由观测者根据个人判断进行打分,很容易受到个人偏好和感知的影响,导致不同观测者对同一图像的质量评价分数忽高忽低,因而此种方法又具有主观性过强的缺点。

##### 3.1.2 相对评价

相对评价是一种基于对比分析的图像质量评价范式,其核心特征在于不依赖原始参考图像,由观测者对同批次样本的横向对比建立质量排序。由于其主要关注图像间的差异,并在对比之下给出判断,因此尽管评价结果也会受到影响,但相较于绝对评价方法来说,更符合实际应用场景的决策需求,评估结果也更具客观性和一致性。

相对地,这种评价方法因涉及多个图像之间的比较,其评价过程更为复杂,评价分析更为详细,评价结果也更为依赖对比图像的质量,所以又具有复杂性和依赖性的缺点。

#### 3.2 基于评价指标的客观评价

图像质量的客观评价方法旨在通过量化的方式对图像进行质量分析,以确保评估结果的一致性和准确性。这种评价方式通过使用标准化的指标来避免主观评价的偏差,并提供一种可重复和可验证的方法来评价图像的质量。根据是否将原始图像作为参考依据,研究人员将客观评价方法分为三类<sup>[39]</sup>:全参考评价、质降参考评价和无参考评价。

当前红外图像质量评价研究主要采用全参考(Full-Reference, FR)评价方法体系。该方法通过量化原始图像和仿真图像在多维特征空间的差异来建立质量评估模型,其核心评价维度包括辐射亮度相似度、结构相似度和内容相似度等。

##### 3.2.1 辐射亮度相似度

基于图像像素统计数据,均方误差(Mean Square Error, MSE)和峰值信噪比(Peak Signal-

to-Noise Ratio, PSNR)是比较常见的两种质量评价方法。其中, MSE 作为基础的全参考图像质量评价指标<sup>[40]</sup>, 通过计算参考图像与待测图像在像素空间的二阶矩差异来评估图像质量:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

式中,  $n$  是样本数量;  $y_i$  是第  $i$  个实际观测值;  $\hat{y}_i$  是第  $i$  个模型预测值。MSE 值越小, 表示图像质量越高, 相似度越好。

PSNR 是基于 MSE 的对数变换量度, 用于将误差度量转换为一种更直观的质量评价结果。其数学表达式为

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \quad (2)$$

式中,  $MAX$  表示图像像素最大值(如 8 位图像为 255);  $MSE$  是均方误差, 表示原始图像与预测图像之间的误差。PSNR 值越大, 表示图像质量越高, 原始图像与预测图像之间的差异越小。通常, PSNR 值在 30 dB 以上时被认为是较高质量的图像, 高于 40 dB 则表示非常接近原图像。

### 3.2.2 结构相似度

2004 年, Wang Z 等<sup>[41]</sup>基于结构信息的概念, 提出了一个新的图像质量评估标准——结构相似度 (Structural Similarity Index, SSIM)。SSIM 通过解构图像的亮度、对比度和结构三个感知维度建立评估模型, 其核心计算公式为

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (3)$$

式中,  $x$  和  $y$  分别表示两幅图像的局部窗口或区域;  $\mu_x$  和  $\mu_y$  分别是图像  $x$  和  $y$  的均值, 即亮度信息;  $\sigma_x^2$  和  $\sigma_y^2$  分别是图像  $x$  和  $y$  的方差, 即对比度信息;  $\sigma_{xy}$  是图像  $x$  和  $y$  的协方差, 即结构信息;  $C_1$  和  $C_2$  是常数。为避免分母为 0, 使用较小的值, 通常设定  $C_1 = (K_1 L)^2$ ,  $C_2 = (K_2 L)^2$ 。其中,  $L$  是图像的动态范围,  $K_1$  和  $K_2$  是常见的小常数, 通常设定为  $K_1 = 0.01$  和  $K_2 = 0.03$ 。

SSIM 值的范围在 0 到 1 之间, 其中 1 表

示两幅图像完全相同。与 PSNR 和 MSE 相比, SSIM 能够更好地捕捉图像中的结构信息以及人眼对图像质量的感知, 因此也被更广泛地用于图像质量评估。

### 3.2.3 内容相似度

图像内容相似度指标能够通过模拟人眼的视觉系统, 更全面地考虑图像的纹理和形状, 使得图像质量评估结果更符合人的主观感受。主要指标包括 Hu 形状不变矩和 Gabor 变换。

Hu 形状不变矩是一组由中心矩通过特定的公式计算出的不变矩, 它们对图像的平移、旋转和缩放具有不变性, 因而用来进行形状匹配和质量评估。常见的 Hu 形状不变矩共有 7 个。但 Hu 形状不变矩对图像的噪声较为敏感, 且 Hu 矩是一种全局特征, 主要关注整体形状的描述, 在处理细节丰富的图像时, 细节信息可能被忽略。因此依据实际情况, 有时可能需要结合其他特征提取方法。

Gabor 变换通过构建符合人类视觉皮层感受野特性的滤波器组来实现图像质量评估。通过 Gabor 滤波器组对图像进行处理, 并提取出有用的特征来进行相应的计算。在利用 Gabor 变换进行质量评价时, 首先使用不同的 Gabor 滤波器对图像进行卷积处理, 接着计算各滤波器输出的特征, 最后通过 Wasserstein 距离计算测试图像与参考图像特征分布的差异。通过对 Gabor 滤波器输出的特征进行分析, 可以有效地评估图像的质量、纹理和结构特征。

### 3.2.4 其他评估方法

除了辐射强度相似度、结构相似度和内容相似度等评价指标之外, 评估图像质量还可以采用其他方法, 比如弗雷切感知距离 (FID)、学习感知图像块相似度 (LPIPS) 等基于神经网络的评估方法。这些方法均可结合使用, 以提供全面的图像质量评估。

## 4 存在的问题和发展趋势

虽然基于生成对抗网络的红外仿真技术已经取得了显著成效, 但目前仍面临一些挑战和问题。

## 4.1 存在的问题

### 4.1.1 数据量不足

生成对抗网络的性能与训练数据的规模和质量呈现强相关性。多数生成对抗网络都需要成对的数据样本进行训练,而红外图像的获取则需考虑成本、标注复杂度等因素。因此,红外图像的各类场景覆盖不足,远低于可见光数据集,导致无法制作出足够数量的有匹配可见光和红外图像样本的数据集。这将会大大影响生成对抗网络的训练和生成结果。

### 4.1.2 算力需求大

生成对抗网络的训练过程面临计算资源挑战。这已成为制约相关研究发展的一个瓶颈问题。具体而言,该问题主要表现在以下两个维度:

(1)硬件配置要求:典型 GAN 模型训练需要配备至少 24 GB 显存的高端 GPU(如 NVIDIA RTX 3090 或 A100);4K 分辨率图像生成任务通常需要多卡并行(4~8 块 GPU)等。

(2)训练时间成本:基础模型(如 GAN)在标准数据集上需 50~100 小时训练周期;高清图像(空间分辨率在  $1024 \times 1024$  以上)生成可能持续 1~2 周。

### 4.1.3 生成图像的质量参差不齐

尽管基于生成对抗网络的红外仿真算法在图像保真度和纹理细节方面显著优于传统仿真方法,但在某些复杂场景下仍存在若干问题,比如生成的图像可能会出现噪声、边缘模糊或失真的现象,影响其在实际应用中的效果。除此之外,生成对抗网络并不能直接生成指定角度的红外图像,难以直接投入系统中使用。若想实现红外仿真图像的可控化生成,仍需继续进行学习和探究。

## 4.2 发展趋势

### 4.2.1 数据增强

针对训练数据不足的问题,传统解决方案主要依赖于有监督的数据增强技术,如图像翻转、平移和噪声添加等基础变换方法。然而,这类方法存在明显的局限性:一方面,它们严

格依赖于精确标注的训练数据;另一方面,红外图像因其特殊的成像机理,标注工作往往需要专业的热成像知识和设备支持,导致标注成本较高。

为突破这一瓶颈,研究者们将目光转向了生成对抗网络这一新兴技术。实验研究表明,GAN 能够通过对抗训练有效学习原始数据的潜在分布特征,进而生成与训练集保持统计一致性的新样本。这种方法不仅摆脱了对标注数据的依赖,还能显著提升数据集的多样性。大量实验结果显示,基于 GAN 的数据增强技术在红外图像数据增强领域具有独特优势和应用潜力。

### 4.2.2 改进网络架构

近年来,生成对抗网络的架构优化已成为提升红外图像生成性能的一个研究方向。针对数据稀缺和生成质量等核心问题,研究者们提出了多项创新性改进方案:在条件生成对抗网络中引入多尺度噪声机制以增强纹理细节表现;采用 CycleGAN 架构突破配对数据不足的瓶颈。这些网络结构的创新不仅显著改善了生成图像的真实性和多样性,更在稳定性和适应性方面取得了重要突破,为红外仿真技术的发展提供了新的技术路径。

## 5 结束语

本文系统分析了基于生成对抗网络的红外仿真技术,其核心实现方式包括通过噪声学习生成和可见光-红外转换两种范式。通过建立主客观相结合的质量评价体系,为技术发展提供了科学的评估基准。尽管取得上述进展,当前技术在训练数据样本量、生成图像真实度和计算资源量等方面仍面临挑战。然而,随着数据增强技术和网络架构创新的不断发展,这些问题正在被逐步攻克。展望未来,生成对抗网络将持续推动红外仿真技术向更高精度、更强实用性的方向发展。

## 参考文献

- [1] 李兴海,臧绍飞,马建伟,等.基于生成对抗网

- 络的空中红外小目标仿真模型 [J]. 火力与指挥控制, 2023, **48**(12): 34–40.
- [2] Smith J A, Ranson K J, Nguyen D, et al. Thermal vegetation canopy model studies [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1981, **11**: 311–326.
- [3] Ben-Yosef N, Wilner K, Simhony S, et al. Measurement and analysis of 2-D infrared natural background [J]. *Applied Optics*, 1985, **24**(14): 2109–2113.
- [4] Curtis J O, Rivera Jr S. Diurnal and seasonal variation of structural element thermal signatures [C]. *SPIE*, 1990, **1311**: 136–145.
- [5] Balfour L S, Bushlin Y. Semi-empirical model-based approach for IR scene simulation [C]. *SPIE*, 1997, **3061**: 616–623.
- [6] Gonda T G, Jones J C, Gerhart G R, et al. PRISM Based Thermal Signature Modeling Simulation [C]. *SPIE*, 1988, **972**: 4–6.
- [7] Sheffer A D, Cathcart J M. Computer generated IR imagery: A first principles modeling approach [C]. *SPIE*, 1988, **933**: 199–206.
- [8] Johnson K, Curran A, Less D, et al. MuSES: A new heat and signature management design tool for virtual prototy [C]. Houghton: 9th Annual Ground Target Modelling & Validation Conference, 1998.
- [9] 周方方, 司斌, 王晖, 等. 红外图像仿真的发展综述 [J]. *航空兵器*, 2013, **20**(2): 29–32.
- [10] 李邦邦. 多视点舰船红外图像仿真与识别 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [11] 蒋立云. 红外成像仿真与图像增强算法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- [12] 林凯, 黄曦. 基于 OGRE 的动态红外外场景仿真研究 [J]. *电子科技*, 2010, **23**(4): 7–10.
- [13] 王章野. 地面目标的红外成像仿真及多光谱成像真实感融合研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2002.
- [14] 宣益民, 洪宇平, 韩玉阁. 桥梁红外热特征分析 [J]. *红外技术*, 2000, **22**(4): 10–14.
- [15] 罗晓春, 孙继银, 刘婧, 等. 利用反演可见光图像的方法实现红外图像的获取 [J]. *红外与激光工程*, 2008, **37**(5): 773–776.
- [16] Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2014, **27**: 1–7.
- [17] 李兴海, 臧绍飞, 马建伟, 等. 基于生成对抗网络的空中红外小目标仿真模型 [J]. 火力与指挥控制, 2023, **48**(12): 34–40.
- [18] 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.
- [19] 李兴海, 臧绍飞, 马建伟, 等. 基于生成对抗网络的空中红外小目标仿真模型 [J]. 火力与指挥控制, 2023, **48**(12): 34–40.
- [20] 谢晓方, 刘厚君, 张龙杰, 等. 基于渐进式生成对抗网络的舰船红外图像仿真 [J]. *激光与红外*, 2021, **51**(4): 471–479.
- [21] Karras T, Aila T, Laine S, et al. Progressive growing of gans for improved quality, stability, and variation [J]. *Arxiv*: 1710.10196, 2017.
- [22] Isola P, Zhu J Y, Zhou T, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks [C]. Honolulu: 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017.
- [23] 化彦伶. 基于生成对抗网络的红外图像生成方法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2020.
- [24] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]. Munich: 8th International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention, 2015.
- [25] Zhou Z, Rahman S M M, Tajbakhsh N, et al. Unet++: A nested u-net architecture for medical image segmentation [C]. Granada: 2018 International Workshop on Deep Learning in Medical Image Analysis, 2018.
- [26] 祁宣豪, 智敏. 图像处理中注意力机制综述 [J]. *计算机科学与探索*, 2024, **18**(2): 345–362.
- [27] 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): 79–88.
- [28] 贾瑞明, 邱桢芝, 崔家礼, 等. 盲去模糊的多尺度编解码深度卷积网络 [J]. *计算机应用*,

- 2019, **39**(9): 2552–2557.
- [29] Li B, Xian Y, Su J, et al. I - GANs for Infrared Image Generation [J]. *Complexity*, 2021, **2021**(1): 6635242.
- [30] Zhou L, Zhang C, Wu M. D-LinkNet: LinkNet with pretrained encoder and dilated convolution for high resolution satellite imagery road extraction [C]. Salt Lake City: 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018.
- [31] 徐亦欣, 胡清平, 熊张, 等. 一种水上目标可见光图像生成红外图像的方法 [J]. *红外技术*, 2022, **44**(9): 929–935.
- [32] Zhu J Y, Park T, Isola P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C]. Venice: 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017.
- [33] Fan J, Zeng G, Body M, et al. Seeded region growing: an extensive and comparative study [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, **26**(8): 1139–1156.
- [34] 刘红. 基于深度学习的红外图像生成及融合算法研究 [D]. 武汉: 武汉工程大学, 2023.
- [35] Yun K, Yu K, Osborne J, et al. Improved visible to IR image transformation using synthetic data augmentation with cycle-consistent adversarial networks [C]. *SPIE*, 2019, **10995**: 1099502.
- [36] Lyu X, Jia T, Liu Y, et al. An improved infrared simulation method based on generative adversarial networks [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2024, **140**: 105424.
- [37] 杨梦迪. 红外仿真图像质量评价方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2023.
- [38] 周景超, 戴汝为, 肖柏华. 图像质量评价研究综述 [J]. *计算机科学*, 2008, **35**(7): 1–4.
- [39] 蒋刚毅, 黄大江, 王旭, 等. 图像质量评价方法研究进展 [J]. *电子与信息学报*, 2010, **32**(1): 219–226.
- [40] 董怡, 金伟其, 黄富元, 等. 红外压缩图像的质量评价研究 [J]. *光学技术*, 2007, **33**(S1): 347–349.
- [41] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(4): 600–612.