

文章编号: 2095-4980(2023)02-0143-07

## 基于对抗生成网络的太赫兹安检图像分割算法

杨墨轩<sup>a,b,c,d</sup>, 赵源萌<sup>\*a,b,c,d</sup>, 朱凤霞<sup>a,b,c,d</sup>, 刘昊鑫<sup>a,b,c,d</sup>, 张存林<sup>a,b,c,d</sup>

(首都师范大学 a.太赫兹光电子学教育部重点实验室; b.太赫兹波谱与成像北京市重点实验室;  
c.北京成像理论与技术高精尖创新中心; d.物理系, 北京 100048)

**摘要:** 为解决太赫兹成像分辨率低, 危险品边缘模糊, 无法有效对危险品进行分割的问题, 提出一种基于对抗式生成网络与多头注意力机制的新型网络架构, 并用于太赫兹安检图像智能分割。通过学习深层鉴别器的特征图优化生成器, 获得更加真实的生成图像; 引入多头注意力机制提升模型对危险品特征的识别能力。分割太赫兹安检图像的大量实验结果表明, 相较于传统卷积神经网络, 提出的对抗生成网络在相同深度下具有更好的泛化能力; 多头注意力机制的引入强化了模型对危险品特征的学习, 在未知危险品类别的情况下同样拥有较好的效果, 其交并比(IOU)指标相较 ResNet-50 提高 9.6%, 相较 ResNet-18 提高 21.3%, 相较 U-Net 提高 12.3%。本文研究有利于图像分割算法更准确、高效地处理太赫兹安检图像, 有助于拓宽太赫兹智能安检系统的进一步应用。

**关键词:** 太赫兹; 图像分割; 深度学习

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2022208

## Terahertz image segmentation for security inspection based on Generative Adversarial Network

YANG Moxuan<sup>a,b,c,d</sup>, ZHAO Yuanmeng<sup>\*a,b,c,d</sup>, ZHU Fengxia<sup>a,b,c,d</sup>, LIU Haoxin<sup>a,b,c,d</sup>, ZHANG Cunlin<sup>a,b,c,d</sup>

(a.Key Laboratory of Terahertz Optoelectronics, Ministry of Education; b.Beijing Key Laboratory for Terahertz Spectroscopy and Imaging;  
c.Beijing Advanced Innovation Center for Imaging Theory and Technology; d.Department of Physics, Capital Normal University, Beijing 100048, China)

**Abstract:** In this paper, a different network architecture is proposed for intelligent segmentation of THz security inspection images based on Generative Adversarial Network(GAN) and multi-head attention mechanism. The algorithm is prone to address the problems of low-resolution THz images, blurred edges of dangerous goods, and inability to segment dangerous goods efficiently. More realistic images are obtained by studying the feature map of the deep discriminator. The multi-head attention mechanism is introduced to improve the recognition ability of the model to the characteristics of dangerous goods. A large number of experimental results of segmentation of terahertz security inspection images show that the proposed GAN has better generalization ability at the same depth than the traditional Convolution Neural Networks(CNN). The introduction of multi-head attention mechanism strengthens the model's learning of the characteristics of dangerous goods, which also has a good effect in the case of unknown dangerous goods category. The Intersection Over Union(IOU) index is 9.6% higher than that of RestNet-50, 21.3% higher than that of RestNet-18, and 12.3% higher than that of U-Net. The research is conducive to image segmentation algorithms for more accurate and efficient processing of THz security images, which broadens further applications of THz intelligent security systems.

**Keywords:** terahertz; image segmentation; deep learning

太赫兹波对很多非金属、非极性物质有良好的穿透性, 而且其光谱能量很低, 不会电离损伤生物组织。基

收稿日期: 2022-10-15; 修回日期: 2023-01-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61875140; 19530012003)

\*通信作者: 赵源萌 email:zhao.yuanmeng@cnu.edu.cn

于太赫兹波可以对物体无损透视的特性,太赫兹成像技术在国防军事、公共安全、航天遥感、无损检测等领域有较广泛应用<sup>[1-4]</sup>。然而,该项技术受太赫兹辐射强度、太赫兹相机成像传感器尺寸、太赫兹波波长和复杂的成像环境限制,其成像质量与目标分辨能力等方面仍有待提高。

在太赫兹安检领域,危险品分割的准确率决定了安检仪的性能与可靠性。近些年来,图像分割算法受到国内外众多学者的广泛研究。徐华晟提出一种基于最大二维熵的被动式太赫兹安检目标分割算法<sup>[5]</sup>,设计了一种待检区域自生成的算法,实现对重点检测区域的自动覆盖;同时,引入二维熵的概念,实现对待检测区域内的隐蔽目标的轮廓分割。王葛提出一种基于改进更快速的区域卷积神经网络(Faster R-CNN)算法的太赫兹安检图像识别算法<sup>[6]</sup>,对太赫兹安检图像进行超分辨重建以及线性变化阈值处理,使图像细节纹理特征更清晰,并滤去了大量的背景噪声,使图像的对比度得到增强,对网络中非极大值抑制算法存在的不足进行了改进,获得更加准确的实验结果。王宇彤提出一种进化算法优化区域生长的太赫兹全息图像分割法<sup>[7]</sup>,利用遗传算法和差分进化算法进行阈值寻优以限制区域生长,提出的差分进化算法在速度和寻优能力上均优于遗传算法。石钊提出一种基于DeepLabv3+网络改进的太赫兹图像分割算法<sup>[8]</sup>。通过修改空间金字塔池化模块聚合多尺度特征信息,使用深度可分离卷积提高网络运行效率,引入挤压激励(Squeeze-and-Excitation, SE)注意力机制提升网络对重要特征的注意力,获得了较好的分割精确度、实时性和高效性。刘明提出一种基于条件生成对抗网络的图像分割算法<sup>[9]</sup>。在生成器网络中使用可分离的卷积结构代替传统卷积结构,并加入残差结构增强网络对图像细节的获取能力,最后使用形态学相关算法对分割后的舌体图像进一步处理优化,获得了分割效果显著的实验模型。由于对抗式生成网络包含鉴别器与生成器2个结构,梯度更新信息来自鉴别器,有效避免了生成器过拟合的情况,不同结构的模型组合可以更好地提取多种图像特征信息,有效减少噪声的影响,有利于提升图像分割的准确率。

常规光学图像分割技术在面对复杂成像环境与低分辨力的太赫兹图像时,由于信息量的丢失以及噪声对图像质量的影响,经常无法有效地对危险品进行分割。基于大量数据学习的深度学习模型可以分割多种已知类别的危险品。卷积神经网络图像分割有效利用卷积的平移不变性,模型对不同角度的人体安检图像建立不同的映射;同时引入注意力机制<sup>[10]</sup>,使模型能够在多层特征图(feature map)中更准确高效地提取危险品特征,从而使生成器生成更准确的危险品标记图像。基于上述相关研究,本文提出一种由对抗式生成网络与多头注意力机制构成的新型网络架构,用于太赫兹安检图像的智能分割,得到处理结果图像,进而从复杂度、准确率、泛化能力等方面与主流架构的分割结果进行比较。由实验结果可知,多头注意力机制能够有效增强网络对太赫兹图像的特征提取,提高生成器的分割准确率。

## 1 算法流程设计

本文提出一种基于对抗生成网络的太赫兹智能安检图像分割算法模型,生成器利用鉴别器学习处理过的标签信息更新自身参数,通过对抗式的更新方式避免梯度消失,算法总流程为:

- 1) 太赫兹图像输入生成器生成假图像;
- 2) 鉴别器接收真实掩码与假图像,输出鉴别矩阵;
- 3) 根据鉴别矩阵与鉴别器输出的特征图结果更新生成器参数;
- 4) 根据鉴别矩阵结果更新鉴别器参数

算法流程设计如图1所示。

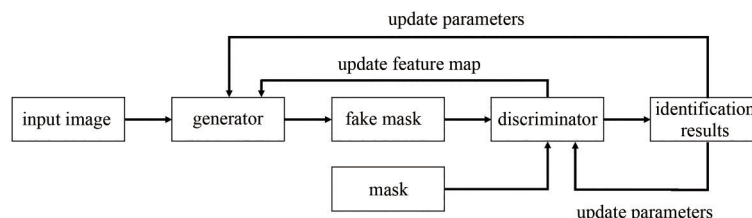


Fig.1 Calculation process

图1 算法流程图

## 2 基于对抗生成的图像分割模型

### 2.1 模型设计与架构

根据 Goodfellow 提出的对抗式生成网络架构<sup>[11]</sup>,为达到准确分割太赫兹安检图像的效果,本文模型主要采用

1 个生成器与 1 个鉴别器组成网络架构，如图 2 和图 3 所示。生成器生成假图像，鉴别器鉴别图像真伪。其中，生成器的更新信息完全由鉴别器提供，鉴别器提取太赫兹图像的关键点特征图，由此不断更新生成器，直到生成器优化至鉴别器无法分辨真实掩码图像与假图像。在对抗式网络中，鉴别器分辨图像真假的正确性，加之图像特征提取的质量，直接决定生成器的输出能否向更加接近真实的方向不断优化。

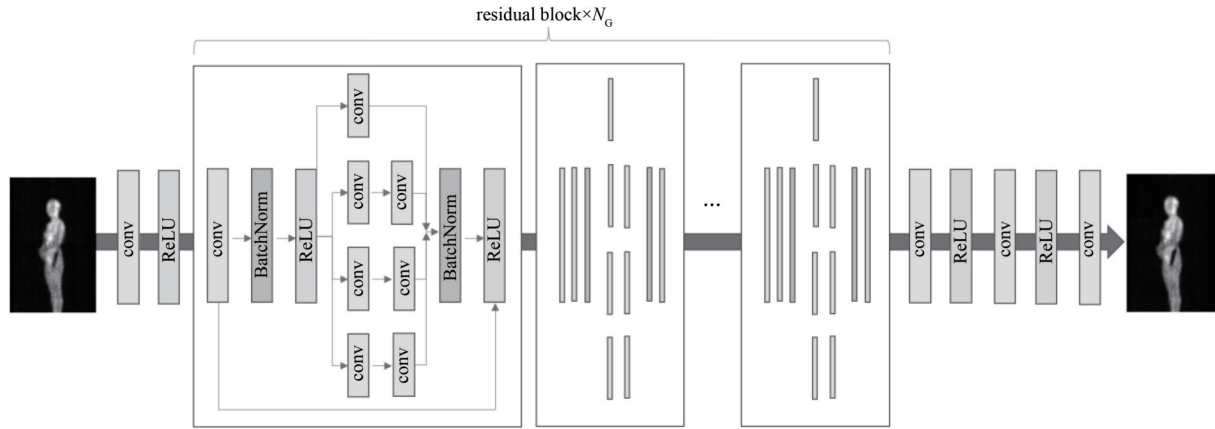


Fig.2 Architecture of generator model  
图 2 生成器模型架构

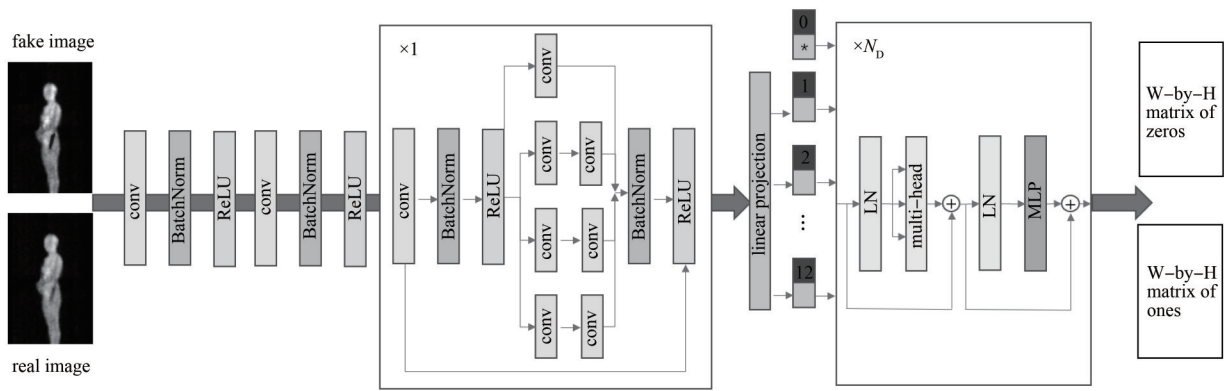


Fig.3 Architecture of discriminator model  
图 3 鉴别器模型架构

### 2.2 对抗生成网络

本文使用的生成器架构由多个残差块(residual blocks)组成，每个残差块内包含一组并行卷积(parallel convolution)来增加网络深度。同时，不同卷积尺寸的 4 路并行设计，能使残差块在相同尺寸的感受野(receptive field)中提取到更为丰富的图像特征。太赫兹智能安检图像中的危险品周围常出现不同尺寸的正常物品干扰，常规卷积结构在有限的感受野中无法准确区分二者。本文引入 Inception 结构<sup>[12]</sup>，在增加网络深度的同时，考虑到模型宽度的优化，使本文模型在太赫兹安检图像分割领域获得显著效果。

太赫兹成像系统的分辨力受传感器与工作波长的限制，经常无法复现图像的边缘及细节信息。基于对抗式生成网络的方法可依靠少量样本的学习实现计算成像，不同于先进行图像超分辨再进行图像分割处理的解决方案，在训练时，对抗生成网络(GAN)在合成高分辨力图像时经过鉴别器的判断，从而生成更加真实的超分辨图像。直接利用预训练好的超分辨力网络进行处理，会出现过拟合情况，导致部分由于系统噪声引入的杂点放大，使图像错误信息增加。

本文方法的最终目标是训练一个生成函数  $G$ ，根据输入的太赫兹图像  $I_n$ ，输出对应的危险品分割图像。将生成器前馈卷积神经网络的参数表示为  $G_{\theta G}$ ，其中  $\theta G = \{W_{1:L}; b_{1:L}\}$  表示网络的第  $L$  层的权重和偏置。通过特定的  $l_G$  损失函数进行优化学习，得到对应的  $I_n^f$ ，通过式(1)优化  $\theta G$ ，使结果更加接近真实标签  $I_n^{Mask}$ 。

$$\hat{\theta G} = \arg \min_{\theta G} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N l_G(G_{\theta G}(I_n), I_n^{map}) \quad (1)$$

为使生成器更好地欺骗鉴别器，通过对抗不断优化参数，生成准确的太赫兹分割图像，本文设计了一种特殊的损失函数( $I_{\text{BCE}}$ )，连接生成器与鉴别器的深层网络特征，作为多种参数的加权损失函数，在保证图像质量的前提下，避免对抗式网络梯度过快消失。通过式(2)对鉴别器进行优化，使鉴别器精确区分真实标签与生成的假图像。

$$\hat{\theta}D = \arg \min_{\theta D} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N I_{\text{BCE}}(I_n^{\text{Mask}}, 1) + I_{\text{BCE}}(G_{\theta G}(I_n), 0) \quad (2)$$

其中，生成器使用了残差块的设计，Inception中包含4个 $1 \times 1$ 的卷积块，2个 $3 \times 3$ 的卷积块，以及1个 $5 \times 5$ 的卷积块，通过不同尺寸的卷积核保证生成器在相同感受野中获得更多尺寸图像信息，对图像进行归一化处理，最后利用ReLU函数进行激活。

### 2.3 注意力机制

传统对抗式网络利用卷积网络提取图像特征图，再利用全连接层对特征图进行判断生成判别矩阵，其全连接层的数量直接决定了判别矩阵的精确度。由于全连接层的计算复杂度高，需要大量计算资源和硬件支持，导致不能无限增加网络深度。本文将注意力机制与卷积网络相结合，首先，将经过压缩的特征图按块进行区分，将每一个特征块转化为向量形式并拼接在一起；然后，增加一个随机初始值的向量作为输出；最后，为按顺序排列的向量组增加位置信息<sup>[13]</sup>。卷积网络图像拥有对图像信息位置判断的感受野，而注意力机制则有所不同，它通过先验位置信息可让模型对邻域信息有更好的表征。通过3个独立的全连接层，为 $k, q, v$ 向量赋予不同的初始值，分别记为 $kW_i^k, qW_i^q, vW_i^v$ 。

$$\dots \text{MultiHead}(k, q, v) = \text{Concat}(\text{head}_1, \text{head}_2, \dots, \text{head}_h) \quad (3)$$

$$\text{head}_i = \text{Attention}(kW_i^k, qW_i^q, vW_i^v) \quad (4)$$

$$\text{Attention}(k, q, v) = \text{Softmax}\left(\frac{kq^T}{\sqrt{D_h}}\right)v \quad (5)$$

式中： $k$ 为查询矩阵； $q$ 为目标关注内容； $v$ 为特征价值矩阵； $D_h$ 为比例因子，用 $D_h$ 防止过大的点积通过Softmax映射后导致梯度消失。由于提取的向量包含多个子图像特征块，本文使用式(3)和式(4)计算特征图中符合标记区域的图像特征向量。鉴别器中的注意力机制模块计算流程包括1个多头注意力机制层、1个多层感知机(Multi Layer Perceptron, MLP)层、2个线性归一化层(Linear Normalization, LN)与残差信息进行连接，将单个注意力机制的输出叠加作为模块的真实输出，其中注意力机制基本原理如图4所示。

### 2.4 损失函数

损失函数的设置直接影响生成器能否向正确方向更新参数，以生成更加真实的太赫兹分割图像。本文基于Ledig等提出的超分辨率生成对抗网络(Super-Resolution Generative Adversarial Network, SRGAN)中的损失函数进行进一步优化设计<sup>[14]</sup>。传统损失函数利用均方误差(Mean Square Error, MSE)，见式(6)，MSE损失函数优化生成器会使生成器图像完全向真实标签的方向进行优化，此方法在训练时能表现出惊人的优化速度，可快速向真实标签方向进行收敛。然而，基于MSE的优化方式在测试集上表现不佳，生成器的损失如果直接来源于真实标签则同传统架构相同，只能通过增加网络的深度与宽度，试图学习到更多的特征信息。本文使用如式(7)所示的损失函数更新生成器，通过鉴别器内学习到的特征图来更新生成器，而不是让生成器直接学习标签信息。这样的梯度更新方式保证了生成器更新所需的所有信息完全来自于鉴别器，从而保证了生成器在面对不同种类的测试数据都能表现出优秀的泛化能力。

$$I_{\text{MSE}} = \frac{1}{R^2WH} \sum_{x=1}^{RW} \sum_{y=1}^{RH} (I_{x,y}^{\text{Mask}} - G_{\theta G}(I_n)_{x,y})^2 \quad (6)$$

$$I_{G\theta} = \frac{1}{W_{i,j}H_{i,j}} \sum_{x=1}^{W_{i,j}} (D_{\theta_{i,j}}(I_{x,y}^{\text{Mask}}) - D_{\theta_{i,j}}(G_{\theta}(I_n)_{x,y}))^2 \quad (7)$$

式中： $R$ 为图像通道数； $W$ 为图像宽度； $H$ 为图像高度； $RW$ 为图像通道数与宽度的乘积； $RH$ 为图像通道数与高度的乘积； $D_{\theta_{i,j}}$ 为经过 $i$ 个Inception层与 $j$ 个注意力机制层后鉴别器的权重与偏置参数 $\theta$ 。本文中鉴别器使用交叉

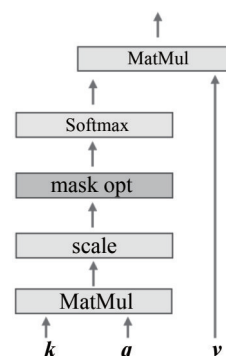


Fig.4 Diagram of attention mechanism  
图4 注意力机制示意图

熵(Binary Cross Entropy, BCE)损失函数, 如式(8)所示, 使  $D_\theta(I^{\text{Mask}})$  鉴别器输入真实标签的输出为全 1 矩阵, 使  $D_\theta(G_{\theta G}(I_n))$  鉴别器输入假图像的输出为全 0 矩阵, 交叉熵函数可以有效地使模型对二分类问题保持梯度。

$$l_{\text{BCE}} = \sum_{i=1}^N -y_i \ln(x_i) \quad (8)$$

本文使用 2 种损失函数的加权和来更新生成器, 见式(9)。

$$l_G = A l_{G\theta} - B \sum_{i=1}^N \ln(G_{\theta G}(I_n)) \quad (9)$$

式中  $[A, B]$  为加权重。生成器进行更新的依据是鉴别器学习到的特征图, 以及生成器生成的假图像能否“欺骗”鉴别器。通过学习来自鉴别器的特征图, 生成器更容易骗过鉴别器促进模型对抗学习。实验表明, 如果生成器和鉴别器一方过于强大, 会容易出现另一方的梯度消失, 因此将鉴别器提取的特征图传入生成器并进行优化, 能有效地保持两模型实力相近, 维持对抗式更新的趋势。

### 3 太赫兹图像分割实验

#### 3.1 分割质量的客观评价

本文采用交并比(IOU)指标衡量模型在分割问题上的性能, 如式(10)所示。IOU 评价指标通过真实标记部分与预测部分之间的相似性进行评价。

$$IOU = \frac{TP}{FP + TP + FN} \quad (10)$$

式中:  $TP$  为图像真阳性区域;  $FP$  为图像假阳性区域;  $FN$  为图像假阴性区域。IOU 评价指标直观地表征了预测区域与真实标记区域的交并比, 当预测区域与真实标记区域严格重合时, IOU 最大, 值为 1; 完全不相关时, 值为 0。IOU 评价指标具有良好的惩罚性, 当预测区域与真实标记区域偏离越大时, 惩罚也会随之变大。

#### 3.2 太赫兹图像分割实验

本文使用被动式太赫兹相机进行成像, 图像分辨力为  $350 \times 600$ , 通过数据增强处理后组成数据集 22 000 张, 测试集 1 000 张, 生成器中残差块最大通道数为 512, 鉴别器中通过全连接层输入注意力机制块的向量长度为 1 024。为测试不同模型在本文所使用的太赫兹图像数据集上的分割表现, 以 ResNet-18<sup>[15]</sup>, ResNet-50<sup>[15]</sup>, U-Net<sup>[16]</sup> 作为对照组进行实验, 实验结果多次测量取平均值, 如图 5 所示。ResNet-18 与 ResNet-50 类传统深层卷积网络随着网络深度的增加, 可以学习到更多的特征细节信息, 利用残差连接可实现更深的网络架构, 但随着图像特征图的减少, 在小尺寸的感受野内卷积无法学习到更多的信息。本文使用对抗生成式网络不直接从标签中学习图像特征, 同时基于注意力机制的引入使模型能更准确地提取目标物特征, 有效地避免了过早陷入局部最优解的困境。

针对本文中所使用的卷积块与注意力机制块数量的选取实验结果如图 6 所示, 由于模型具有 2 个网络对抗式更新, 准确率也呈现振荡式波动。实验对比了多层感知机(MLP)结构与  $N=3, 5, 10$  时的模型性能。实验表明, 模型深度不断增加, 鉴别器能提取更多的图像特征, 同时生成器能生成更加真实的图像。但注意力机制中的全连接层与 Inception 中包含的 7 个卷积块计算成本较高, 实验发现, 在更大的数据样本下, 注意力机制层的增加能带来明显的收益, 但在少量数据样本下注意力机制层的性能相较于 MLP 模型提升不明显。本文实验分别对比  $GAN_{\text{MLP}}$ <sup>[11]</sup>,  $GAN_{N3}$ ,  $GAN_{N5}$ ,  $GAN_{N10}$  在不同训练样本数量下的鉴别

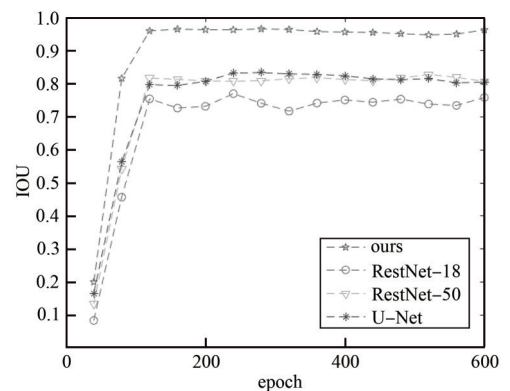


Fig.5 Performance comparison chart of different models  
图 5 不同模型性能对比图

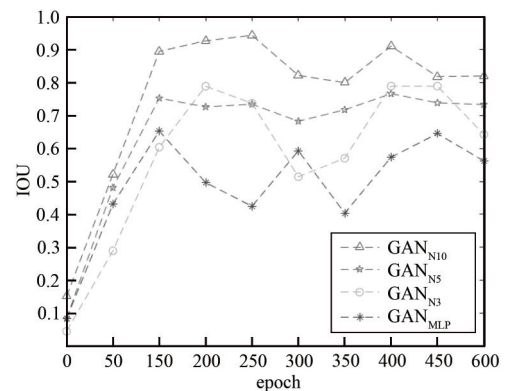


Fig.6 Comparison chart of network performance at different depths  
图 6 不同深度网络性能对比图

能力, 为了保证实验公平, 冻结所有卷积层(convolution layer)参数, 只更新全连接层与注意力机制层的参数。实验结果如表 1 所示, 为不同训练数据集大小时鉴别器分辨真实图像与假图像的正确率, 实验结果表明, MLP 架构在少量训练集下表现出较为优秀的性能, 浅层注意力机制层在少量数据集下无法有效提取图像特征, 随着训练集数量的增加, MLP 层性能逐渐饱和, 注意力机制层提取能力依旧持续增加。基于注意力机制的高效鉴别器可以有效保持其与生成器的对抗更新, 有助于获得更加精确的太赫兹分割图像。表 2 首行为不同网络的客观评价指标(为大量测试数据的平均值), 实验结果表明, 增加网络深度与宽度能对图像分割质量有较为明显的提升, 同时对抗生成网络生成的假图像在不直接学习标签信息和不适用均方误差作为损失函数的情况下, 生成的结果依旧能向真实图像方向优化, 此特性有利于采用本文网络完成其他下游任务。基于 IOU 分割质量评价指标, 本文提出的模型相较 ResNet-50 提高 9.6%, 相较 ResNet-18 提高 21.3%, 相较 U-Net 提高 12.3%。本文实验对比了 ResNet-18, ResNet-50, U-Net, GAN-MLP 4 种算法与本文提出模型的效果, 如图 7 所示。随着网络深度的增加, 卷积网络对目标危险品的感知不断增加, 但依旧无法准确地分割目标物与背景的边缘部分。MLP 结构由于没有感受野的特性, 在危险品边缘上的表现不及卷积网络。本文提出的模型在注意力机制中增加了位置信息, 有效解决了感受野问题, 获得了更好的分割效果。

表 1 鉴别器在不同训练集的正确率对比表(单位:%)

Table 1 Discriminator accuracy in different training sets(unit:%)

	1K	5K	10K	15K	20K	25K	30K
GAN <sub>MLP</sub>	47.6	53.6	60.2	64.3	65.4	66.3	68.1
GAN <sub>N3</sub>	43.1	48.5	54.6	65.4	75.3	81.1	83.6
GAN <sub>N5</sub>	46.7	51.4	58.3	68.9	81.1	85.2	88.4
GAN <sub>N10</sub>	48.3	54.3	62.5	74.9	87.2	92.6	94.8

表 2 图像客观评价指标

Table 2 Objective evaluation indexes of the images

	ResNet-18	ResNet-50	U-Net	GAN <sub>MLP</sub>	GAN <sub>N3</sub>	GAN <sub>N5</sub>	GAN <sub>N10</sub>
IOU	0.75	0.83	0.81	0.56	0.66	0.74	0.91
MSE	0.0713	0.048 4	0.031 6	0.120 1	0.091 4	0.072 9	0.020 8
accuracy	0.79	0.85	0.87	0.64	0.72	0.79	0.96

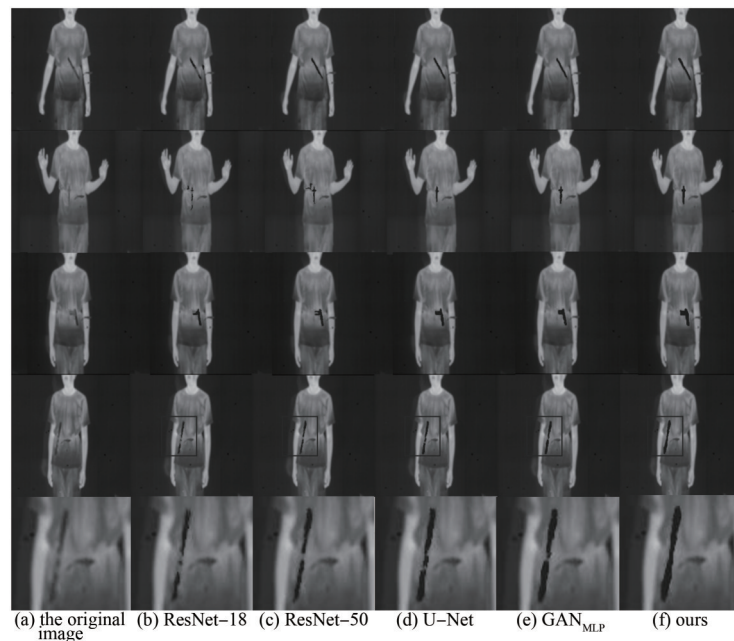


Fig. 7 Comparison of terahertz image segmentation effects

图 7 太赫兹图像分割效果对比图

## 4 结论

针对太赫兹安检成像分辨率较低、危险品边缘模糊、无法有效对危险品进行分割的问题, 提出一种结合注意力机制与对抗式生成网络的主体网络架构。在生成器不直接学习任何来源于标签信息, 只利用来自鉴别器处理过的特征图与鉴别器给出的鉴别矩阵进行网络参数更新的前提下, 相较于传统卷积网络, 本文网络架构的 IOU 指标相较 ResNet-50 提高 9.6%, 相较 ResNet-18 提高 21.3%, 相较 U-Net 提高 12.3%。实验结果表明, 作为太

赫兹图像处理问题的主干网络，基于对抗式的网络架构特征学习能力强，利用其特征图带有的信息，可在解决检测、分类等下游问题时达到更佳效果。本文研究有利于低分辨力下的太赫兹安检图像的精确分割，改善了分割准确率与边缘信息的提取质量，对提高太赫兹实时安检系统的实用性起到较重要的作用。

#### 参考文献：

- [ 1 ] 赵国忠. 太赫兹科学技术研究的新进展[J]. 国外电子测量技术, 2014,33(2):1-6,20. (ZHAO Guozhong. Progress on terahertz science and technology[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2014,33(2):1-6,20.)
- [ 2 ] HU B B, NUSS M C. Imaging with terahertz waves[J]. Optics Letters, 1995,20(16):1716-1718.
- [ 3 ] XU J M, CHEN L, ZANG X F, et al. Triple-channel terahertz filter based on mode coupling of cavities resonance system[J]. Applied Physics Letters, 2013,103(16):161116.
- [ 4 ] 姚建铨. 太赫兹技术及其应用[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2010,22(6):703-707. (YAO Jianquan. Introduction of THz-wave and its applications[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition), 2010,22(6):703-707.)
- [ 5 ] 徐华晟, 李超, 方广有. 基于最大二维熵的被动式太赫兹安检目标分割[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2021,19(4):660-665. (XU Huasheng, LI Chao, FANG Guangyou. Concealed object segmentation based on maximum two-dimensional entropy for passive terahertz security[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2021,19(4):660-665.)
- [ 6 ] 王葛, 朱艳, 沈韬, 等. 基于改进 Faster R-CNN 算法的太赫兹安检图像识别检测[J]. 太原理工大学学报, 2021,52(2):292-299. (WANG Ge, ZHU Yan, SHEN Tao, et al. Recognition and detection of terahertz security images based on an improved Faster R-CNN network algorithm[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2021,52(2):292-299.)
- [ 7 ] 王宇彤, 李琦. 进化算法优化区域生长的太赫兹全息再现图像分割[J]. 中国激光, 2020,47(8):311-321. (WANG Yutong, LI Qi. Terahertz holographic reconstructed image segmentation based on optimized region growth by evolutionary algorithm[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020,47(8):311-321.)
- [ 8 ] 石钊, 黄文准. 基于 DeepLabv3+ 网络改进的太赫兹图像分割算法[J]. 信息技术与信息化, 2022(7):98-101. (SHI Chuan, HUANG Wenzhun. An improved terahertz image segmentation algorithm based on DeepLabv3+ Network[J]. Information Technology and Informatization, 2022(7):98-101.)
- [ 9 ] 刘明, 王亚刚. 基于条件生成对抗网络的舌体图像分割[J]. 计算机与数字工程, 2021,49(6):1218-1223. (LIU Ming, WANG Yagang. Tongue image segmentation based on conditional generative adversarial network[J]. Computer & Digital Engineering, 2021,49(6):1218-1223.)
- [ 10 ] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale [C]// International Conference on Learning Representations. New Orleans:[s.n.], 2021:1-22.
- [ 11 ] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]// Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, Canada: MIT Press, 2014:2672-2680.
- [ 12 ] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y Q, et al. Going deeper with convolutions[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Boston, USA: IEEE, 2015:1-9.
- [ 13 ] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017,22(7):139-147.
- [ 14 ] LEDIG C, THEIS L, HUSZAR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Honolulu, USA: IEEE, 2017:105-114.
- [ 15 ] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Munich:[s.n.], 2015:234-241.
- [ 16 ] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016:770-778.

#### 作者简介：

杨墨轩(1999-), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为太赫兹成像、光场成像、计算机视觉. email: yang.ymx@qq.com.

朱凤霞(1996-), 女, 在读硕士研究生, 主要研究方向为太赫兹无损检测、太赫兹成像、图像处理.

张存林(1961-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为太赫兹及红外波谱成像.

赵源萌(1981-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为光电成像、太赫兹成像、图像处理.

刘昊鑫(1998-), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为光电技术及图像重建.