

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2024.10.017

邹佳岐, 周胜灵, 祝诗平, 等. 基于深度学习的太赫兹去卷积图像超分辨率重建 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2024, 46(10): 200-211.

基于深度学习的太赫兹去卷积图像超分辨率重建

邹佳岐, 周胜灵, 祝诗平, 李博鑫,
唐茂杰, 张越, 刘寅峰

西南大学 工程技术学院, 重庆 400715

摘要: 太赫兹光谱成像技术不仅能获取检测对象在三维图像空间中的几何信息, 同时也能提取其在太赫兹波段的光谱信息, 因此该技术已在众多领域表现出巨大的应用潜力。但由于技术设备结构复杂, 成本较高, 且太赫兹波长较长导致其成像空间分辨率较低, 边缘细节模糊, 如何在现有设备基础上提高太赫兹成像分辨率成为目前亟需解决的关键问题。针对该问题, 以 STC89C51 单片机为检测对象, 利用太赫兹时域光谱数据, 结合深度学习, 实现了太赫兹光谱成像的超分辨率重建。试验采用太赫兹时域光谱检测系统对样品进行逐点扫描, 指定 0.738 THz 进行频域成像, 通过构建点扩散函数对太赫兹图像去卷积增强, 并确定以光束穿透深度 $z=2$ mm 的去卷积太赫兹图像作为参考图像。考虑太赫兹图像实际采集过程中可能受到多种复杂噪声的影响, 通过双三次插值降采样(BI)、高斯模糊下采样(BD)、双三次插值下采样+高斯白噪声(BN)与高斯模糊下采样+高斯白噪声(DN)4 种不同的降采样方式模拟太赫兹降质图像。采用 Real-ESRGAN 深度学习方法对降质图像进行超分辨率重建, 同时与 SRResNet、EDSR、SRGAN、ESRGAN 方法的重建结果进行对比。采用峰值信噪比、结构相似性以及主观平均得分 3 种评价指标对重建结果进行评价。评价结果表明: Real-ESRGAN 的 BI、BD、BN、DN 4 种降质图像的超分辨率重建效果的各项指标表现均优于其他算法, 实现了对芯片特征信息的增强和图像成像精度的提高, 为太赫兹图像超分辨率重建技术提供了一种新的优化思路。

关键词: 太赫兹光谱; 点扩散函数; 图像处理; 深度学习;
超分辨率

中图分类号: TH744

文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号: 1673-9868(2024)10-0200-12



Terahertz Enhanced Image Super-Resolution Reconstruction Based on Deep Learning

ZOU Jiaqi, ZHOU Shengling, ZHU Shiping, LI Boxin,
TANG Maojie, ZHANG Yue, LIU Yinfeng

College of Engineering and Technology, Southwest University, Chongqing 400715, China

收稿日期: 2023-12-03

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(62005227, 31771670); 重庆市自然科学基金面上项目(cstc2020jcyj-msxmX0300).

作者简介: 邹佳岐, 硕士研究生, 主要从事太赫兹光谱研究。

通信作者: 周胜灵, 博士, 副教授。

Abstract: Terahertz spectral imaging technology can obtain the geometric information of the detected object in three-dimensional image space and spectral information in the terahertz band as well, so it has shown huge application potential in many fields. But terahertz spectroscopy equipment has a complex structure and high cost, moreover, due to the long terahertz wavelength, its imaging spatial resolution is low and edge details are blurry, how to improve the resolution of terahertz imaging based on existing equipment has become a key issue that urgently needs to be solved. To address these problems, this paper, taking the STC89C51 microcontroller as the detection object, used terahertz time-domain spectral data and combined with deep learning to achieve super-resolution reconstruction of terahertz spectral imaging. In the experiment a terahertz time domain spectral detection system was used to scan the samples point by point and 0.738 THz was set for frequency domain imaging. The point spread function was established to enhance the terahertz image by deconvolution, and the deconvolution terahertz image with beam penetration depth $z = 2$ mm was determined to be the reference image. Considering that the actual acquisition process of terahertz images can be affected by various complex noises, this paper simulated degraded terahertz images by four different down-sampling methods including bicubic interpolation downsampling (BI), Gaussian fuzzy downsampling (BD), bicubic interpolation downsampling + Gaussian white noise (BN), and Gaussian fuzzy downsampling + Gaussian white noise (DN). Five deep learning methods such as SR-ResNet, EDSR, SRGAN, ESRGAN, and Real-ESRGAN were used to perform super-resolution reconstruction of degraded images, and compare and analyze the reconstruction results. The reconstruction results were evaluated based on three indicators: peak signal-to-noise ratio, structural similarity, and average subjective score. According to the experiment, the super-resolution reconstruction effect of the degraded images generated by BI, BD, BN and DN outperformed other algorithms in the performance of each index when running on the Real-ESRGAN. This approach enhances the chip feature information and improves the accuracy of image imaging, providing a new optimization perspective for terahertz image super-resolution reconstruction technology.

Key words: terahertz spectroscopy; point spread function; image processing; deep learning; super-resolution

作为太赫兹时域光谱检测系统 (THz-TDS) 的新兴成像技术, 太赫兹 (Terahertz, THz) 成像技术近年来受到越来越多的关注. THz 波频率介于 0.1~10 THz 之间, 有极强的穿透能力, 对非极性材料的探测能力使其在透射成像上能近似达到 X 射线扫描的效果, 并且 THz 释放的能量很小, 不会对人体产生有害的光致电离, 比 X 射线更加安全, 因此在缺陷检测、安全检测、医学检测等领域有着巨大的应用价值^[1-3].

THz 波长为 0.03~3 mm, 相比于光波和红外波波长较长, 受到衍射影响较大, 导致 THz 图像普遍存在分辨率低、边缘模糊等问题^[4]. 为了提高图像质量, 研究者最初将目光放在优化 THz 硬件设备上^[5], 花费大量人力物力但收效甚微. 如今随着图像处理技术的逐渐成熟, 国内外学者研究重心偏向利用算法来提高图像分辨率, 成本降低的同时取得了有效的成果^[6-8]. 图像的超分辨率 (Super-resolution, SR) 重建主要分为 3 种方法, 分别是基于插值的方法、基于重构的方法与基于学习的方法^[9-10]. 基于插值的方法主要有线性插值法和非线性插值法. 线性插值法包括最近邻插值、双线性插值与双三次插值 3 种, 线性插值法直接通过算法拟合, 实现方式较为简单, 但重建出来的效果也是最差的. 相较而言, 非线性插值法在 SR 重建上更具实用性. 郭佑东等^[11]将梯度变换的方法应用于经过插值的 THz 图像 SR 重建, 提高了图像质量并避免了由图像灰度剧烈变化导致的振铃现象, 但非线性插值法存在计算复杂度较高, 计算速度较慢, 灵活性较弱的问题. 基于重构的方法主要是频域法和空域法, 能够将不同场景的低分辨率图像信息进行融合得出较好的结果, 计算速度有所提升且有较高的灵活度. 雷茂等^[12]对凸集投影 (Projections onto Convex Sets, POCS) 算法进行改进并用于 THz 图像, 峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 较原本 POCS 算

法提升了 1.02 dB, 获得了质量更好的图像, 但重构法的重建效果受限于放大倍数并且需要多张低分辨率图像重构, 实现条件较为复杂。

基于学习方法的超分辨率重建目前已被广泛应用于光学、电子学等领域。基于学习的方法分为浅层学习和深度学习 2 种^[13], 目前 THz 图像超分领域广泛使用深度学习的方法, 主要采用基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)和生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)2 种网络结构。CNN 网络主要通过对大量低分辨率图像进行特征提取、非线性映射和重构来学习到高分辨率图像的映射函数, 进而利用映射函数进行 SR 重建。卢贺洋等^[14]在 CNN 网络基础上对残差网络进行改进, 加深网络结构, 在 THz 人体安检图像上取得了较好的超分辨率结果。CNN 网络进行 SR 重建工作大都以获得更高的 PSNR 值为导向, 认为 PSNR 值越高表示图像重建的效果越好, 导致模型生成的图像过于强调低频信息的重建, 损失掉了高频细节信息, 实际得到的 SR 图片观感上的提升较弱。Ledig 等^[15]提出了 SRGAN 模型, 首次将生成对抗网络用在了 SR 问题上, 利用生成器和判别器进行对抗训练, 得到低分辨率图片到高分辨率图片的映射函数, 根据训练模型对导入的低分辨率图像进行预测并重建出高分辨率图像, 实现了观感上的明显提升, 更符合图像 SR 的实际需求。

现有的 THz 图像 SR 方法多侧重于在网络结构上的改进^[16-17], 而忽略 THz 光谱采集过程中存在的环境噪声、复杂系统噪声等干扰问题, 如双三次插值降采样所得到的训练模型用于 THz 图像时往往达不到预期质量的提升。针对上述问题, 本文对采用单一频率成像的 THz 图像展开研究, 引入 Real-ESRGAN 模型^[18], 对含不同干扰信号影响的 THz 低分辨率图像展开 SR 重建研究, 分析初始输入不同干扰信号图像对不同 SR 模型结果的影响, 同时验证该模型在 THz 图像 SR 领域的潜在价值。本文中 THz 成像、图像增强、SR 重建及评价的简要流程如图 1 所示。

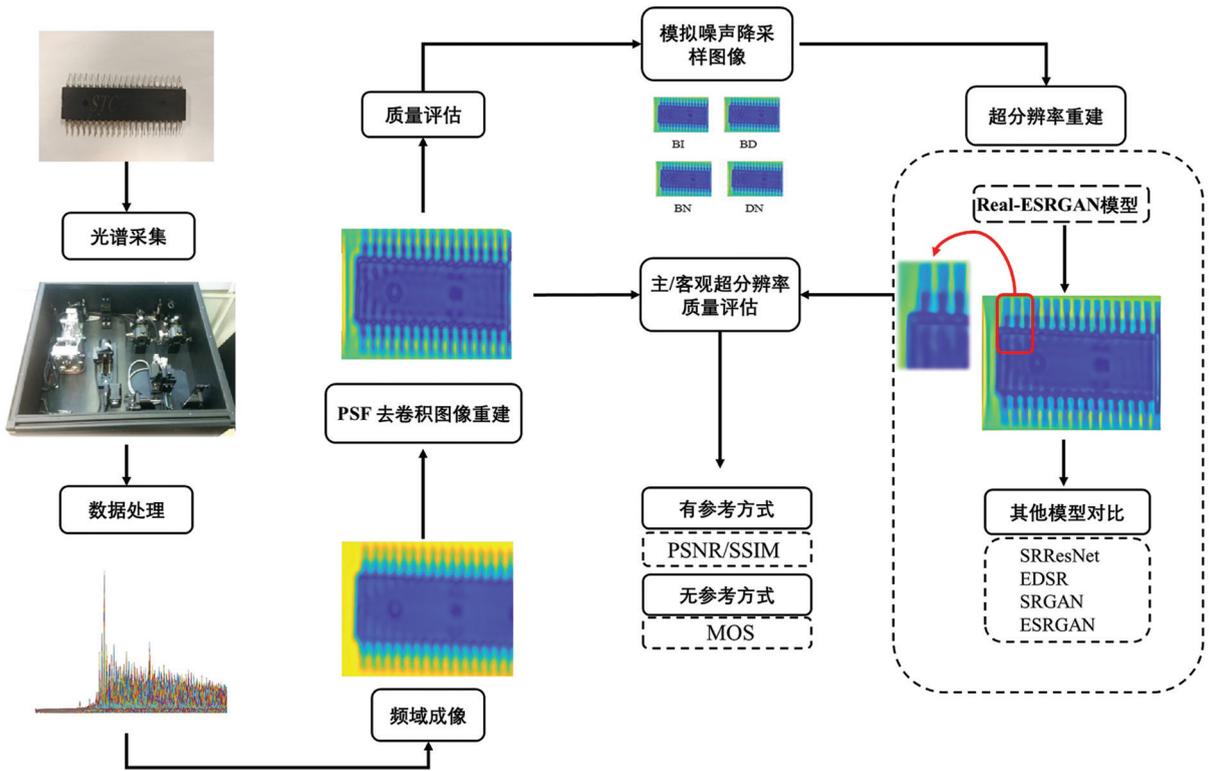


图 1 THz 成像、图像增强、SR 重建及评价流程图

1 太赫兹光谱数据获取及图像增强

1.1 试验设备

本次试验选择美国 API 公司推出的 T-Ray 5000 太赫兹时域光谱检测系统, 设备原理图如图 2 所示。

该系统采用光电导天线产生和探测 THz 波, 发射器和探测器之间的光程约为 30.8 cm; 采用钛蓝宝石激光器作为超短脉冲发射光源, 所产生的飞秒激光中心波长为 1 064 nm, 输出脉宽为 80 fs, 重复频率为 100 MHz, 输出功率为 20 mW, 可支持 80 ps 的时间扫描范围, 时间分辨率为 0.1 ps, 有效频谱范围为 0.05~3.5 THz, 频谱分辨率为 12.5 GHz. 二维扫描移动台平面最大可支持 30 cm 扫描范围, 扫描步长最小为 0.1 mm.

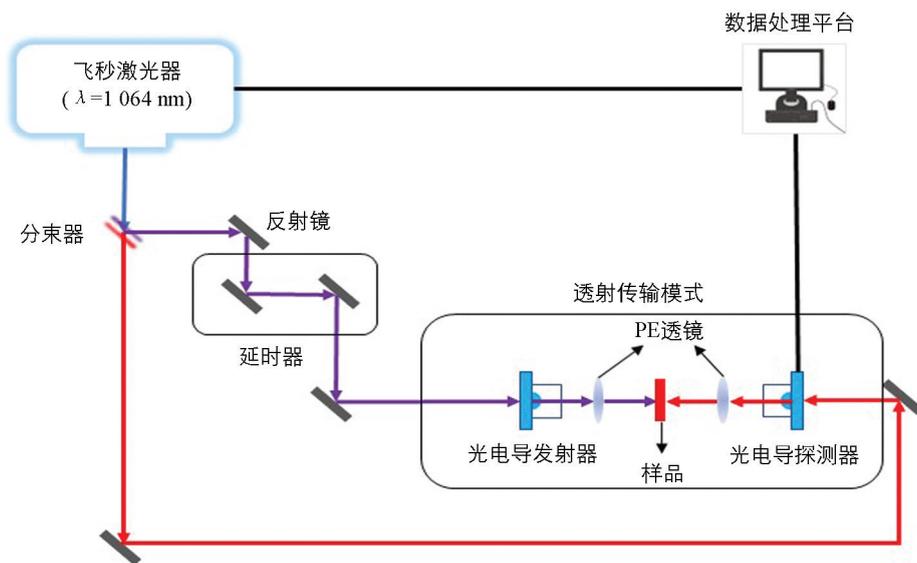
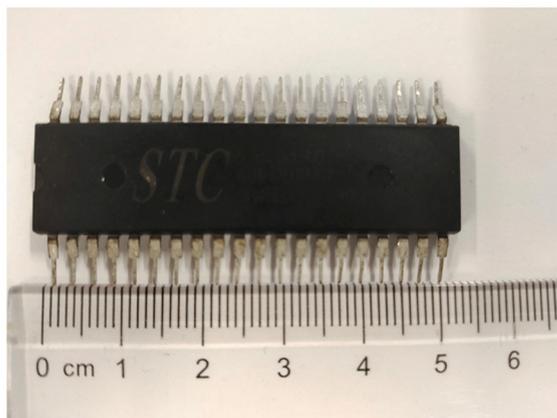


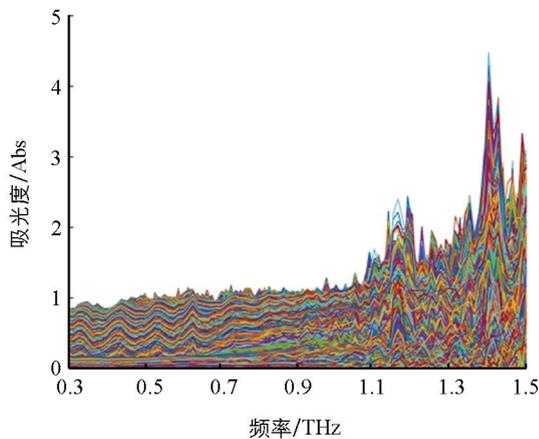
图 2 T-Ray 5000 设备原理图

1.2 试验及数据处理

试验待测样品选择 STC89C51 单片机的内部电子封装芯片, 如图 3a 所示. 将样品置于二维扫描平台进行透射成像, 扫描步长为 0.25 mm, 扫描速度为 50 mm/s. 试验选择在超净间进行, 保证外界环境的温度恒定, 湿度相对较低, 减少试验环境对 THz 设备扫描结果的影响. 由于时域信号同时携带较多噪声信号, 成像效果较差, 无法有效表示样品特征, 故选择在频域上对样品进行成像. 通过傅里叶变换得到样品的频域光谱数据集, 为判断频域最优成像区间, 综合光谱预处理方法结果, 选择 SG 平滑去噪和 airPLS 基线校正进行预处理, 如图 3b 所示. 综合分析光谱数据, 去掉明显含噪区间后初步选择成像区间在 0.3~1.0 THz 内.



a. 电子封装芯片样品



b. 预处理后的频谱图

图 3 样品及频谱数据

分别选择 4 个不同频段进行成像对比, 观察成像效果, 图 4 给出 0.4 THz, 0.613 THz, 0.738 THz, 0.988 THz 4 个频段的频域成像结果. 在 0.4 THz 频率成像后的图片中只能观察到大致样品轮廓, 无法

看到内部细节,不具备参考价值. 0.613 THz 频率成像后出现了样品内部结构,但仍然无法看清外部引脚轮廓. 0.988 THz 频率成像后可以看到较清晰的外部引脚轮廓,但内部引线结构被大量噪声覆盖难以观测,容易造成后续 SR 重建工作被错误信号干扰. 相比较之下,0.738 THz 频率成像后同时兼顾了成像细节和信噪比的平衡,综合对比后选择 0.738 THz 作为成像频率.

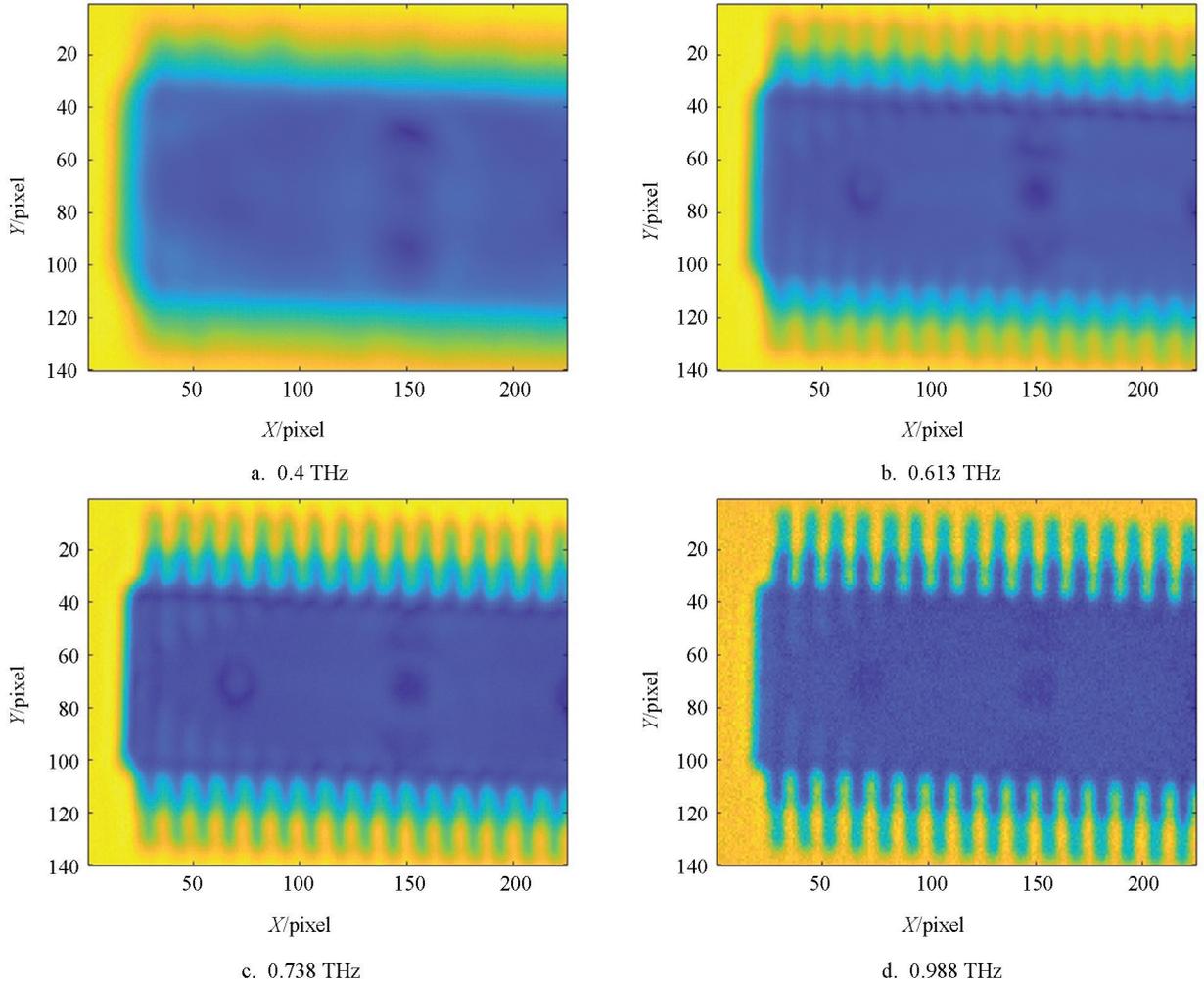


图 4 不同频率 THz 信号成像

1.3 THz 图像增强

1.3.1 构建点扩散函数

直接采用频域信息进行 THz 成像的效果受到系统和环境造成的噪声干扰,不利于后续 SR 重建对比分析. 已知 THz 光束随着频率降低其发散程度更大、分辨率更低,故高频率的 THz 波的可携带的样品信息更丰富,但由于高频率 THz 波更容易被样品吸收,因此高频 THz 波可穿透深度和信噪比会更低,导致样品 THz 图像被大量噪声覆盖. 研究表明,THz 光束具备高斯光束的特性,可利用高斯点扩散函数(Point Spread Function, PSF)对其进行去卷积图像恢复^[19-20],故先采用 THz 图像增强算法对频域图像进行重建,滤除掉信号中包含的噪声.

THz 成像系统对样品扫描成像的过程可以近似看作成像系统的 PSF 函数和样品函数进行卷积得到的结果,该过程可由下式表示:

$$s(x, y) = P(x, y) \times o(x, y) + n \quad (1)$$

式中: $s(x, y)$ 为 THz 系统输出的结果; $P(x, y)$ 为成像系统的 PSF 函数; $o(x, y)$ 为样品真实图像; n 为扫描过程环境和设备导致的噪声. 获得样品真实图像的过程就是一个去卷积的过程,由下式表示:

$$o(x, y) = \text{deconv}(s(x, y), P(x, y)) \quad (2)$$

THz 系统的 PSF 模型函数可由下式表示:

$$P(z, f) = I_{\text{ref}}(0, z, f) \exp\left(-2\alpha - 2\rho^2 / \left(\frac{0.565}{\sqrt{2\ln 2}} \frac{k}{NA} \frac{c}{f} \sqrt{1 + \left(\frac{2\ln 2}{c\pi} \left(\frac{NA}{0.565k}\right)^2 f z\right)^2}\right)\right) \quad (3)$$

式中: k 由截断比和辐照度决定; NA 为系统数值孔径; f 为 THz 波某一频率; c 为真空光速; α 为样品的吸收系数; ρ 为光斑半径。

增强后的图像质量直接受 PSF 函数的影响。通过构建不同光束穿透深度 z 的 PSF 函数, 可得到不同的 THz 增强图像, 结合高斯光束理论和去卷积算法对样品 THz 图像进行增强。本文所选样品厚度为 3 mm, 共构建了 6 个不同深度 z 的 PSF 函数进行对比分析, 结果如图 5 所示。

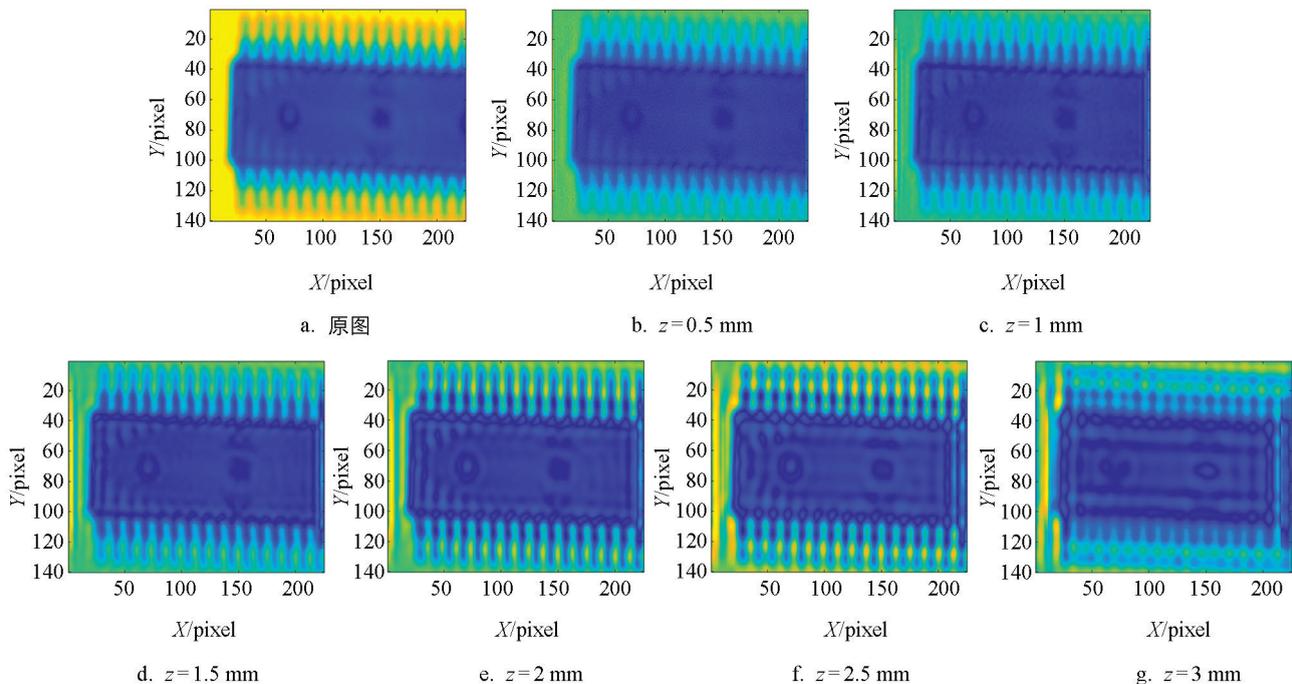


图 5 不同光束穿透深度 PSF 去卷积增强图像

初步对比图像质量, 可发现当 z 的深度设置为 2 mm 时, 图像的效果较好, 芯片引脚及内部引线显示更加清晰; 当 z 的深度设置为 2.5 mm 时, 图像效果较好但出现了少量伪影; 其余深度下发生了特征显示不明显 ($z < 2$ mm) 和图像失真较严重 ($z > 2.5$ mm) 等情况。

1.3.2 图像质量客观分析

客观评价标准选用像素点个数乘以步长来计算引脚宽度和引脚间距以及内部引线间距, 通过与被测样品的实际引脚间距和宽度进行比较, 结果越接近真实值则表示图像质量越好。

如图 6 所示, 取光束穿透深度 $z = 2$ mm 图像和原图像的部分像素点进行放大对比, 分析图像细节显示能力。

测量样品外部引脚间距为 1 mm, 引脚宽度为 2 mm (图 6)。每个像素点间距为系统扫描步长 0.25 mm, 原始图像计算得引脚间距为 2.25 mm, 引脚宽度为 3 mm。增强图像计算得引脚间距为 1.75 mm, 引脚宽度为 2.5 mm。分析结果可知通过构造 THz 系统的 PSF 函数去卷积之后的图像具有更强的细节显示能力, 更接近实际样品状态。

2 深度学习 SR 重建理论

由于高分辨率 THz 图像采集时间过长且受限于 THz 设备硬件条件无法做到真正的高分辨率, 短时间采集的 THz 图像分辨率太低无法清晰表征样品细节, 因此考虑通过 SR 深度学习算法直接从低分辨率

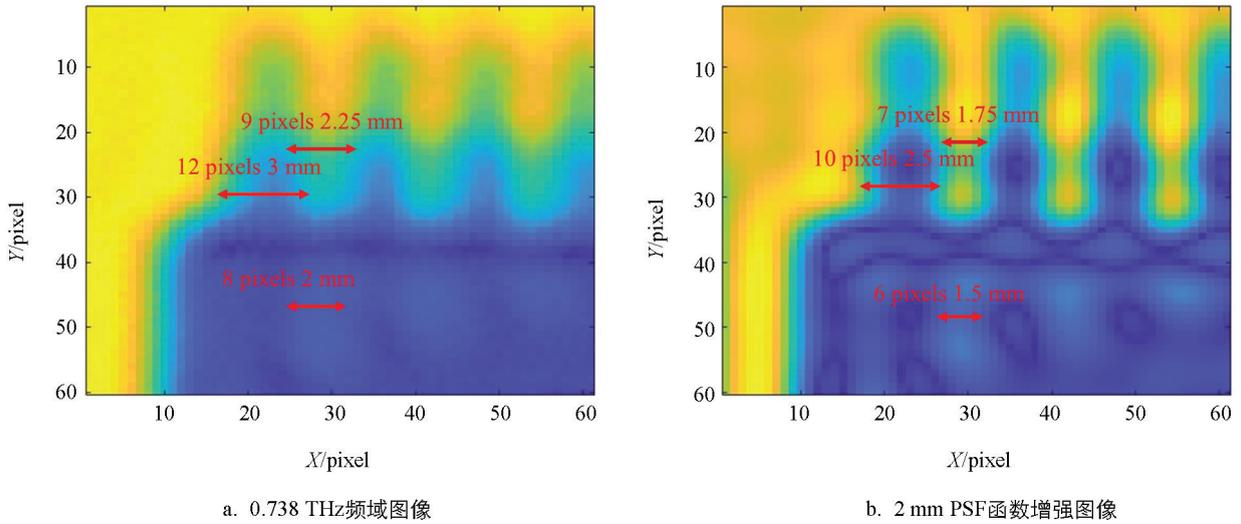


图 6 去卷积细节对比

THz 图像上重建出高分辨率的图像, 本文采用一种 Real-ESRGAN 网络模型对 THz 图像进行 SR 重建.

2.1 生成对抗网络

GAN 网络主要由 2 部分组成, 分别是生成器 G (Generator) 和判别器 D (Discriminator), G 网络生成随机噪声图片作为判别器的输入, D 网络负责判别生成器输入的图片是实际输入图像还是生成器产生的伪造图像.

GAN 模型的目标函数如下式所示:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (4)$$

在上式中, G 网络最终是希望 $D(G(z))$ 能够趋近于 1, D 网络最终是希望 $D(x)$ 趋近于 1, 生成器和判别器互相反馈结果. 二者在训练过程中不断“对抗”, 通过固定一方的值去更新另一方网络的参数, 使得双方参数不断迭代变化, 从而使生成器产生的图片与真实图片之间的差异达到最小.

2.2 SRGAN 网络

SRGAN 网络是在深度残差网络 (Residual Network, ResNet) 基础上进行改进的网络, 将 GAN 网络运用到超分辨率上, 同样由生成网络和判别网络 2 部分组成, 生成网络使用 SRResNet 网络, 其目的是重建出超分之后的图像, 判别网络与 GAN 类似, 其目的是判断图片真假. 过去的 SR 问题都是基于 MSE 的损失函数, 造成高频信息丢失从而观感提升不明显, 因此研究者提出了损失感知函数 (Perceptual Loss Function), 可由下式表示为:

$$l^{\text{SR}} = l_X^{\text{SR}} + 10^{-3} l_{\text{Gen}}^{\text{SR}} + 2 \times 10^{-8} l_{\text{TV}}^{\text{SR}} \quad (5)$$

上式包括 3 个部分, 第 1 部分 (l_X^{SR}) 为内容损失, 第 2 部分 ($10^{-3} l_{\text{Gen}}^{\text{SR}}$) 为对抗损失, 第 3 部分 ($2 \times 10^{-8} l_{\text{TV}}^{\text{SR}}$) 为正则化损失. 将内容损失函数替换为 VGG (Visual Geometry Group) 网络, 表示为下式:

$$l_{\text{VGG}/i,j}^{\text{SR}} = \frac{1}{W_{i,j} H_{i,j}} \sum_{x=1}^{W_{i,j}} \sum_{y=1}^{H_{i,j}} (\mathcal{O}_{i,j}(I^{\text{HR}})_{x,y} - \mathcal{O}_{i,j}(G_{\theta G}(I^{\text{LR}}))_{x,y})^2 \quad (6)$$

式中: $\mathcal{O}_{i,j}$ 表示 VGG 网络 j 层卷积后与 i 层最大池化层前的 feature map 输出; $W_{i,j} H_{i,j}$ 表示 feature map 张数.

2.3 Real-ESRGAN 网络

相比于 SRGAN 网络, Real-ESRGAN 网络主要进行了以下几个方面的改进:

1) 提出了一个数据高阶退化的过程来获取更接近真实图片的低质量图像. 不同于传统的依靠插值法直接得到 LR 图像, 该算法模拟了更加符合真实世界噪声影响下得到的 LR 图像过程, 通过除污 (Blur)、添加噪声 (Noise)、下采样 (Downsampling)、JPEG 压缩对 HR 图片进行处理生成 LR 图片, 将 LR 图片输

入到生成器中获得更高分辨率的 SR 图片, 最后通过判别器对 SR 图片进行判别来确定图像质量好坏. LR 图片获取过程如图 7 所示.

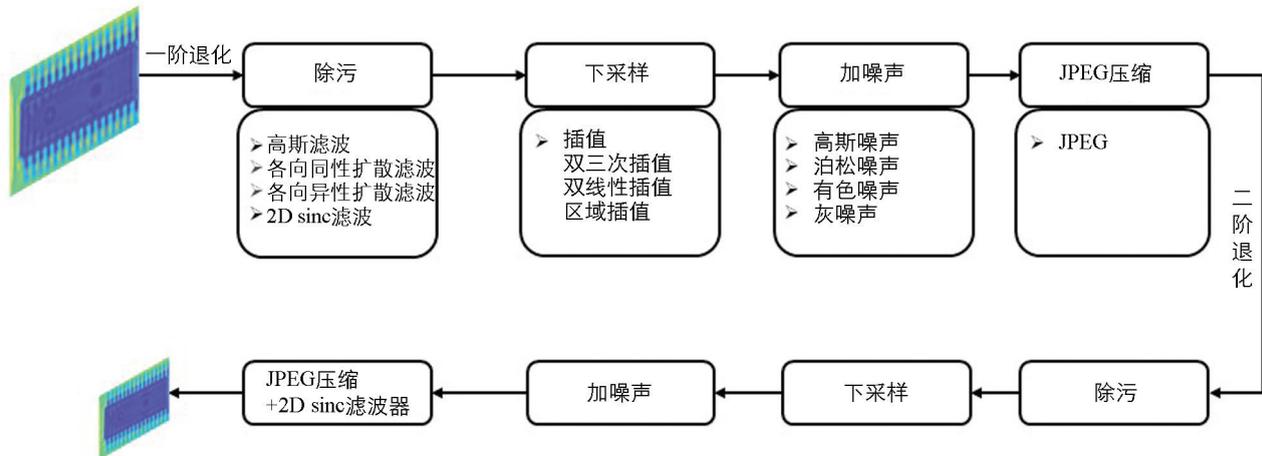


图 7 LR 图像获取流程图

2) 在生成器网络结构上, 采用了 RRDB(Residual-in-Residual Dense Block)作为新的主干网络, 可以获得输入图片更加深入的结构. 该网络删除了 SRGAN 中的 BN (Batch Normalization)层, 提高模型泛化能力并且使用了残差缩放减少伪影. 生成器网络结构如图 8 所示.

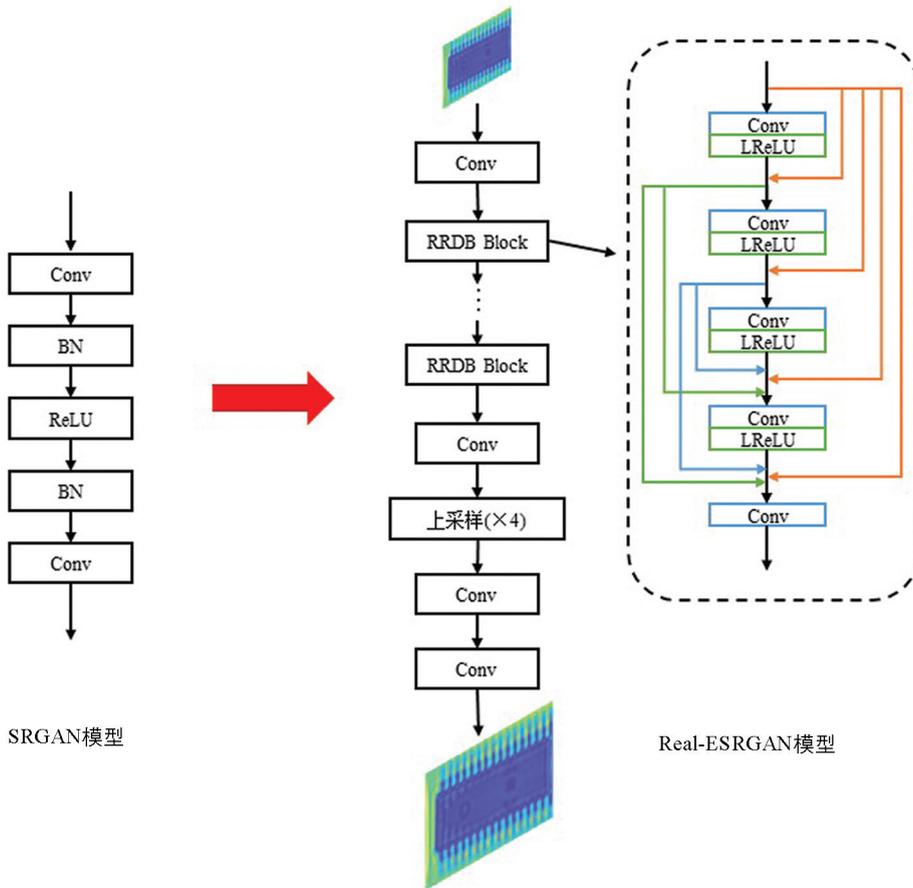


图 8 生成器网络结构优化图

3) 将判别器改为使用具有更强鉴别能力的 U-Net 代替 VGG 网络加强对图像细节的对抗学习, 并引入谱归一化方法来缓和训练不稳定的情况. 判别器网络结构如图 9 所示.

3 结果与分析

3.1 评价指标

采用客观评价指标验证图像重建质量, 客观评价标准选用有参考图像和无参考图像 2 种方式验证, 有参考图像质量评价选择峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM) 作为综合评价指标来评价图像重建效果, 参考图像选择 2 mm 穿透深度构建的 PSF 增强函数重建图像, 将 SR 重建结果与参考图像进行对比计算出 PSNR 和 SSIM 值。

PSNR 的计算由下式表示:

$$V_{\text{PSNR}} = 10 \times \lg \frac{(2^n - 1)^2}{E_{\text{MSE}}} \quad (7)$$

式中: E_{MSE} 为均方误差 MSE 的值, 由下式表示:

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W [X(i, j) - Y(i, j)]^2 \quad (8)$$

式中: X 为 SR 重建之后的图像; Y 为原始参考图像; H 为图像高度; W 为图像宽度; n 为像素的 bit 数。

PSNR 值越大图像失真越小。

SSIM 的计算由下式表示:

$$V_{\text{SSIM}} = \frac{(2\mu_a\mu_b + C_1)(2\sigma_a\sigma_b + C_2)}{(\mu_a^2 + \mu_b^2 + C_1)(\sigma_a^2 + \sigma_b^2 + C_2)} \quad (9)$$

式中: μ_a 为重建图像的均值; μ_b 为参考图像的均值; σ 为标准差; C_1 和 C_2 为 2 个经验常数。SSIM 取值范围为 0~1, 结果越接近 1, 则两张图片越相似。

无参考质量评价选择平均主观得分 (Mean Opinion Score, MOS)^[21] 作为视觉主观感受综合评价指标来评价图像重建效果, 采用在 221 张 YouTube UGC Dataset 截图上打分作为评分模型, 评分范围为 0~1, 分数越高代表图像美学质量越好, 越符合视觉感受的提升。

3.2 THz 图像 SR 重建结果分析

由于受到 THz 激光源条件约束, 逐点扫描得到的 THz 图像分辨率难以提升, 当想要获取样品细节信息时, 往往精确度不高, 因此, 本文采用 Real-ESRGAN 方法对 THz 增强图像进行 4 倍放大超分辨率重建, 采用 DF2K 数据集进行模型训练。SR 结果如图 10 所示, 在不添加人为干扰的情况下, 对原始的 THz 增强图像所得到的 SR 图像进行测试, 客观评价指标显示, 其 PSNR 值为 26.886 dB, SSIM 值为 0.913 5, MOS 值为 0.643 6。观察成像结果, 初始图像分辨率为 225×140 , 像素点间距为 0.25 mm, 放大后的图像分辨率为 900×560 , 像素点间距为 0.062 5 mm, 将原图与 SR 图像进行对比分析, SR 之后的图像引脚间距和引脚宽度更接近实际样品信息, 且内部沉孔显示更加清晰, 更有利于分析样品内部信息, 证明了该超分辨率方法在 THz 图像处理上的有效性。

3.3 降采样图像 SR 重建结果分析

为验证本文引用算法在含噪 THz 图像 SR 重建任务中的有效性, 分别使用了 SRResNet、EDSR 2 个 CNN 模型和 SRGAN、ESRGAN 2 个 GAN 模型与 Real-ESRGAN 统一进行对比, 均采用在公开数据集训练得到的预训练模型进行超分重建任务。

选取光束穿透深度 $z = 2$ mm 去卷积图像作为参考图像。由于 THz 系统成像质量可近似为受到高斯模

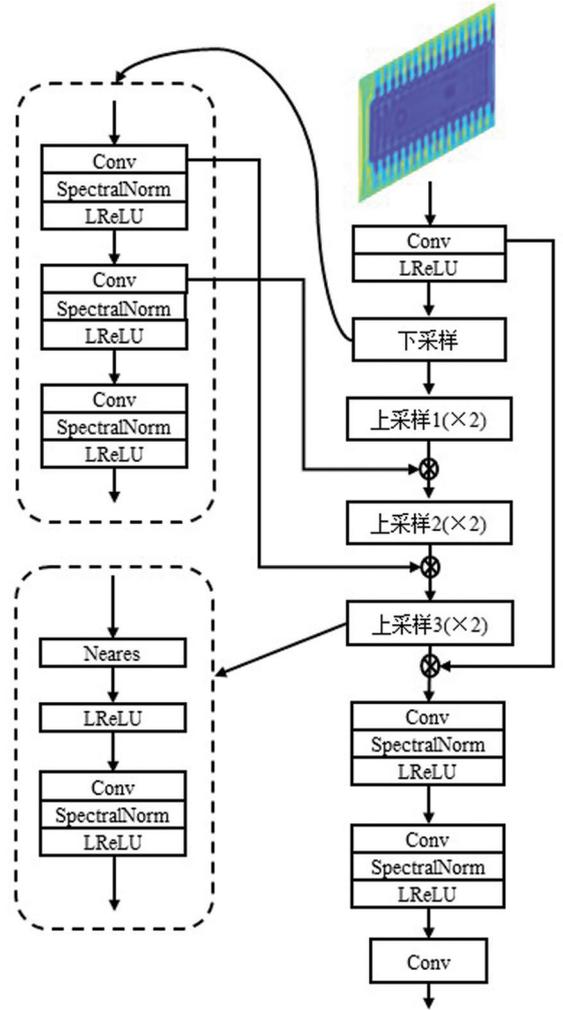
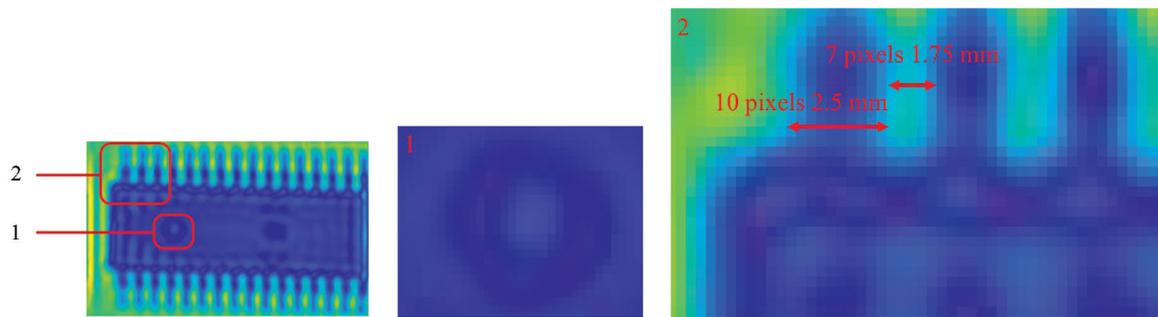
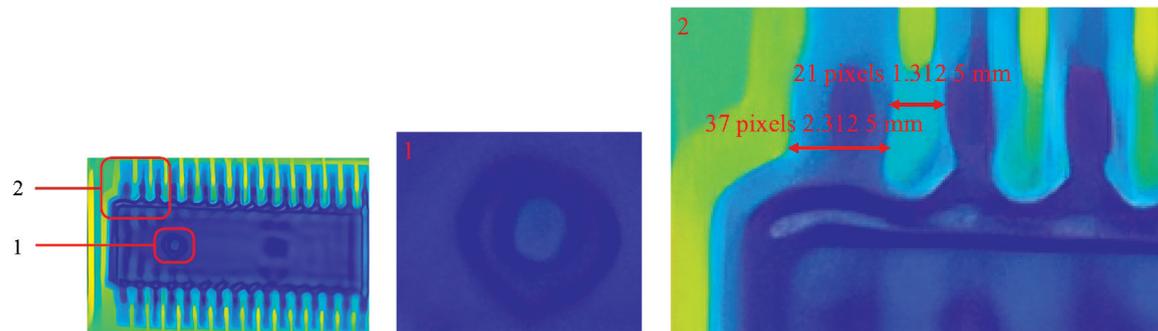


图 9 带谱归一化的 U-Net 网络结构



a. 分辨率225×140的图像



b. 分辨率900×560的图像

图 10 超分辨率细节对比

糊及高斯噪声影响,为了模拟符合自然情况下采集的低分辨率 THz 图片,分别采用双三次插值降采样(BI)、高斯模糊下采样(BD)、双三次插值下采样+高斯白噪声(BN)、高斯模糊下采样+高斯白噪声(DN) 4 种方法在 Matlab 软件上对参考图像进行四分之一缩小后得到输入 LR 图像,再通过 5 种 SR 重建方法对 LR 图像进行 4 倍放大,结果如图 11 所示. 观察外部封装引脚显示情况,模型面对不同程度的干扰信号,Real-ESRGAN 结构得到的图像相对于其他结构在边缘清晰度上有所提升,虽然在引脚部位发现仍然存在虚影,但模糊程度有了一定的降低,且平滑噪声效果更强,图片模糊程度相比于其他算法明显减少,整体观感更贴近实际参考图像.

重建图像综合评分指标计算结果如表 1 所示. 以 3.2 节评价结果为参考,在进行 BI、BD、BN、DN 4 种降采样方式处理后,Real-ESRGAN 方法进行 SR 处理后的 THz 图像各方面评价指标有所下降,但是对比其他 4 种 SR 算法在降采样处理之后的 THz 图像 SR 重建结果,Real-ESRGAN 方法的 PSNR、SSIM、MOS 3 个指标值均优于其他算法. 在有参考图像质量评价结果中,随着不同程度干扰信号的加入,Real-ESRGAN 在其影响下的稳定性也优于其他网络结构,PSNR 值变化范围仅在 0.8 dB 左右,其他模型变化范围均在 1.2 dB 左右. SSIM 值变化范围仅在 0.02 左右,其他模型变化范围均在 0.13 左右. 同时综合观察结果可以发现,对深度学习的 SR 重建任务影响最大的干扰信号方式为高斯模糊下采样方式,其次为高斯白噪声方式.

表 1 降采样图像重建结果评价

重建方法	BI 降采样			BD 降采样			BN 降采样			DN 降采样		
	PSNR/ dB	SSIM	MOS									
SRGAN	23.035	0.760 6	0.490 6	22.606	0.748 0	0.470 2	23.031	0.760 3	0.494 0	21.439	0.578 7	0.520 7
SRResNet	23.346	0.776 4	0.420 3	22.851	0.763 8	0.430 2	23.331	0.776 1	0.419 2	22.077	0.637 7	0.450 7
ESRGAN	23.308	0.774 0	0.466 8	22.862	0.764 0	0.454 3	23.181	0.765 5	0.463 9	21.266	0.560 3	0.491 0
EDSR	23.382	0.777 5	0.425 6	22.909	0.765 5	0.430 8	23.368	0.777 2	0.426 9	22.079	0.635 8	0.466 9
Real-ESRGAN	24.815	0.815 2	0.609 9	24.007	0.803 9	0.621 6	24.778	0.814 8	0.606 5	24.092	0.792 7	0.553 6

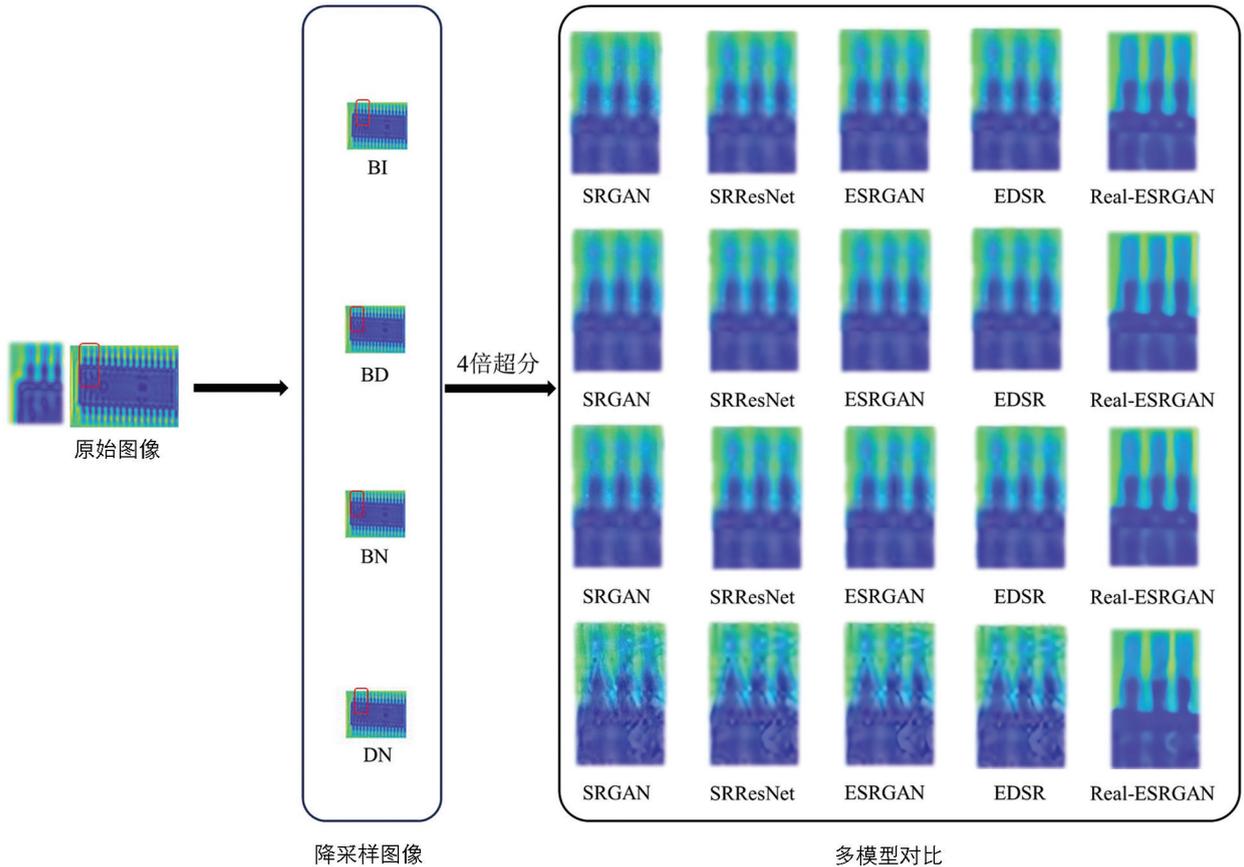


图 11 THz 图像不同算法 SR 重建对比结果图

4 结论

本文结合 THz 图像去卷积算法对样品的 THz 图像进行了图像增强, 重构出 THz 扫描图像内部结构, 滤除了高频 THz 波成像结果中的噪声, 显示了更加丰富的内部细节. 基于此增强的 THz 图像, 采用 Real-ESRGAN 算法对其进行 4 倍 SR 重建, 将 THz 图像的分辨率从 225×140 放大到 900×560 , 增强了图像细节显示能力, 实现了较低采样点的个数构建高分辨率的 THz 图像. 同时通过试验对比, 结合 PSNR、SSIM、MOS 3 个指标验证了 Real-ESRGAN 算法对 THz 图像质量提升的有效性. 对 THz 增强后的图像探索了不同干扰信号对 SR 任务的影响, 试验结果表明, 针对实际情况中通常会受到多方面噪声干扰采集到的 THz 图像, Real-ESRGAN 所提出的高阶退化模型可以更有效地应对这一问题, 也为后续 THz 图像 SR 重建技术提供了一种新的优化思路.

参考文献:

- [1] HU J, YANG L, QIAO P, et al. Research on Internal Defect Detection of Epoxy Glass Fiber Composites Based on Terahertz Imaging Technology [J]. *Infrared Physics and Technology*, 2023, 133: 104816.
- [2] BAUER M, HUSSUNG R, MATHEIS C, et al. Fast FMCW Terahertz Imaging for In-Process Defect Detection in Press Sleeves for the Paper Industry and Image Evaluation with a Machine Learning Approach [J]. *Sensors*, 2021, 21(19): 6569.
- [3] IM K H, KIM S K, JUNG J A, et al. NDE Terahertz Wave Techniques for Measurement of Defect Detection on Composite Panels of Honeycomb Sandwiches [J]. *Electronics*, 2020, 9(9): 1360.
- [4] WANG Y, QI F, ZHANG Z X, et al. Super-Resolution Reconstruction Algorithm for Terahertz Imaging below Diffraction Limit [J]. *Chinese Physics B*, 2023, 32(3): 038702.
- [5] 卢旭阳, 毛军发, 吴林晟, 等. 太赫兹射频器件与集成技术研究 [J]. *太赫兹科学与电子信息学报*, 2023, 21(4):

393-436.

- [6] WANG Y, QI F, WANG J K. Terahertz Image Super-Resolution Based on a Complex Convolutional Neural Network [J]. *Optics Letters*, 2021, 46(13): 3123-3126.
- [7] YANG X W, ZHANG D H, WANG Z M, et al. Super-Resolution Reconstruction of Terahertz Images Based on a Deep-Learning Network with a Residual Channel Attention Mechanism [J]. *Applied Optics*, 2022, 61(12): 3363-3370.
- [8] 唐鑫, 邹佳岐, 祝诗平, 等. 基于太赫兹成像技术的茶叶基质表面多菌灵农残分布与检测分析 [J]. *西南大学学报(自然科学版)*, 2024, 46(6): 176-185.
- [9] 张思言, 杜周南, 任一心, 等. 一种双三次插值实时超分辨率 VLSI 设计 [J]. *西南大学学报(自然科学版)*, 2024, 46(4): 202-212.
- [10] 钟梦圆, 姜麟. 超分辨率图像重建算法综述 [J]. *计算机科学与探索*, 2022, 16(5): 972-990.
- [11] 郭佑东, 凌福日, 姚建铨. 基于梯度变换的太赫兹图像超分辨率重建 [J]. *激光技术*, 2020, 44(3): 271-277.
- [12] 雷茂, 郭锋, 秦明伟. 基于改进 POCS 算法的太赫兹图像超分辨率重建 [J]. *传感器与微系统*, 2022, 41(3): 122-125.
- [13] HAN T, ZHAO L, WANG C. Research on Super-Resolution Image Based on Deep Learning [J]. *International Journal of Advanced Network, Monitoring and Controls*, 2023, 8(1): 58-65.
- [14] 卢贺洋, 苏胜君, 袁明辉, 等. 太赫兹图像的超分辨率重建 [J]. *红外技术*, 2019, 41(1): 59-63.
- [15] LEDIG C, THEIS L, HUSZÁR F, et al. Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA, IEEE, 2017: 105-114.
- [16] 刘竞博, 毛淇, 朱云龙. 基于太赫兹图像融合与深度学习的芯片缺陷检测方法 [J]. *信息与控制*, 2023, 52(3): 302-312.
- [17] FAN L, ZENG Y, YANG Q, et al. Fast and High-Quality 3-D Terahertz Super-Resolution Imaging Using Lightweight SR-CNN [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(19): 3800.
- [18] WANG X T, XIE L B, DONG C, et al. Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data [C] // 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). Montreal, BC, Canada. IEEE, 2021: 1905-1914.
- [19] AHI K, SHAHBAZMOHAMADI S, ASADIZANJANI N. Quality Control and Authentication of Packaged Integrated Circuits Using Enhanced-Spatial-Resolution Terahertz Time-Domain Spectroscopy and Imaging [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2018, 104: 274-284.
- [20] XIE B. The THz Image Resolution Enhancement Algorithm Based on PSF [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2023, 42(2): 193-196.
- [21] WEN S G, WANG J L. A Strong Baseline for Image and Video Quality Assessment [EB/OL]. (2021-11-13) [2023-11-18]. <http://arxiv.org/abs/2111.07104>.

责任编辑 柳剑
崔玉洁