

基于太赫兹图像融合与深度学习的芯片缺陷检测方法

刘竞博^{1,2}, 毛 淇¹, 朱云龙³

1. 顺德职业技术学院能源与汽车工程学院, 广东 佛山 528300;

2. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094;

3. 复旦大学智能机器人研究院, 上海 200433

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(62101534); 广东省基础与应用基础研究基金(2022A1515140107, 2020A1515110146);
广东省普通高校重点领域专项(2022ZDZC1078); 广东省普通高校创新团队项目(2022KCXTD066)

通信作者: 朱云龙, zyl@fudan.edu.cn 收稿/录用/修回: 2022-04-11/2022-07-18/2022-08-15

摘要

由于太赫兹(THz)时域光谱技术能够有效获取半导体芯片内部结构的时域和频域信息,从而为半导体芯片产品内部结构成像和缺陷检测提供了可能。但由于单一频点的太赫兹图像特征表达能力不足,无法直接应用于工业领域。为此,充分利用不同频点的太赫兹光谱数据所蕴含的芯片不同特征信息,并开展图像融合方法的研究,采用多尺度变换将图像分离为低频和高频分量,并对低频分量和全通分量分别采用基于稀疏表示的融合算法和多尺度变换进行融合,建立了多尺度变换和稀疏表示的图像融合框架和重构算法,实现了对芯片特征信息的增强和图像成像精度的提高。同时,针对半导体芯片内部缺陷在线实时检测网络训练过拟合、效率低以及工业图像具有稀疏性、缺陷不明显等问题,通过构建半导体芯片缺陷检测数据集,研究了小样本状态下轻量级神经网络缺陷检测模型(LiCNN),并优化模型参数,实现精简的参数规模,实验验证LiCNN对小样本数据集缺陷检测的有效性,从而为半导体芯片内部缺陷的无损检测和质量控制提供理论方法指导。

关键词

半导体芯片
缺陷检测
太赫兹时域光谱
融合算法
轻量级神经网络缺陷检测模型
中图法分类号: TP18
文献标识码: A

Defect Detection Method for Integrated Circuits Based on Terahertz Image Fusion and Deep Learning

LIU Jingbo^{1,2}, MAO Qi¹, ZHU Yunlong³

1. School of Energy and Automotive Engineering, Shunde Polytechnic, Foshan 528300, China;

2. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

3. Academy for Engineering & Technology, Fudan University, Shanghai 200433, China

Abstract

Terahertz (THz) time-domain spectral technology can effectively obtain time and frequency domain information of internal IC structure and detect internal defects. However, it cannot be directly applied in industries because the single frequency images lack the ability of feature expression. Making full use of different characteristics of the chip contained in terahertz spectral data, we propose a fusion algorithm based on sparse representation and multi-scale decomposition that can fuse the low and all-pass frequency component separated from the multi-scale transform. Our

Keywords

semiconductor IC;
defect detection;
Terahertz (THz) time domain
spectral imaging;
fusion algorithm;
LiCNN

findings show that the proposed algorithm effectively enhances the characteristics and improves the resolution of THz images. Moreover, we construct a semiconductor IC dataset and proposes lateral inhibition in a convolutional neural network (LiCNN) according to the IC characteristics of sparsity, non-obvious defect, and low defect probability. The optimized LiCNN achieves simplified parameters, and the validity of defect detection using LiCNN is verified in a small sample dataset. Our proposed method provides IC defect detection techniques for nondestructive testing and quality control.

0 引言

在半导体芯片制造和封装过程的各个环节中, 芯片封装不可避免地会出现各种缺陷, 而这些缺陷将严重影响半导体元器件和集成电路的性能和运行效率, 并且直接影响电子产品的寿命和运行稳定性, 严重的缺陷会导致大量产品被召回, 造成重大经济损失。这就要求在整个芯片制造封装过程中, 需要对每一道工序进行质量检测与品质管控, 避免出现大规模有缺陷的残次品^[1]。因此, 提高半导体芯片产品缺陷检测精度, 对于提高产品生产效率、降低生产成本具有重要的学术价值和实际应用价值。

目前, 半导体芯片检测方法主要分为接触式检测和非接触式检测。基于电气测试、边界扫描和功能测试的接触式检测方法通常用于检测半导体芯片内部的短路或开路情况。非接触式检测方法通过特定的技术方式获取芯片的结构信息, 现阶段常见的非接触式检测方法主要有: 光学视觉、X-ray、扫描电镜检测等。然而, 现有的缺陷检测技术均无法对半导体芯片内部金属和非金属缺陷进行高效无损检测, 如芯片衬底裂纹^[2]、内部电路污损、封装材料内部及衬底空隙^[3]、孔洞等缺陷^[4], 并且难以确定芯片内部缺陷的位置和原因。

太赫兹时域光谱技术 (Terahertz time-domain spectral imaging, THz-TDS) 能够获取半导体芯片内部结构的时域和频域信息, 对被检测样品进行成像检测, 包括样本结构、内部金属及非金属缺陷, 为半导体芯片产品内部缺陷实时在线检测提供了可能^[5]。在 THz-TDS 系统中, 由于实验环境造成的激光器抖动和被测样品中表面和介质的不均匀, 导致探测器接收的光谱信号受到不同程度的噪声污染, 造成不同信号的微小差异被噪声淹没, 导致光谱信号分辨率较差和太赫兹图像分辨率较低。

与此同时, 工业产品表面发生缺陷的概率较

低, 且图像采集或信号采集过程中的产品异常信息并不明显^[6], 传统的工业产品表面缺陷的外观取决于图像采集系统的设置和场景条件, 如捕获的图像通常包含严重的非均匀照明、相机噪声和运动模糊^[7]。深度卷积神经网络 (CNN) 模型通常包含大量网络参数, 需要大量训练样本和计算资源, 即使使用 GPU 加速运行仍然不适合工业产品实时检测任务。同时, 研究人员难以利用有限的数据集训练一个很复杂的神经网络模型^[8]。

以上这些问题对半导体芯片 THz-TDS 内部质量检测造成非常大的阻碍。近年来, 针对如何提高半导体芯片太赫兹图像分辨率和缺陷检测精度, 引起了研究人员的广泛关注。

在提高太赫兹图像分辨率方面, 太赫兹近场成像利用消逝波获得亚波长太赫兹超分辨率图像, 但是从物体到透镜的距离必须是几纳米的量级。CHERNOMYRDIN 等将数值孔径为 0.8 的大孔径非球面太赫兹透镜用于高分辨率太赫兹成像^[9], 并开发了一种固体浸没的太赫兹成像方法^[10], 获得了亚波长分辨率。NGUYEN 将中尺度介质立方体置于连续波太赫兹成像系统的聚焦成像点, 以提高太赫兹成像的分辨率^[11]。

AHI 认为太赫兹成像过程是目标函数和点扩散函数 (PSF) 的卷积, 利用 PSF 对原始图像进行卷积获得复原的半导体芯片太赫兹图像, 实现区分假冒伪劣半导体芯片^[12]。NING 首次利用点扩散函数对大肠癌变组织太赫兹图像进行超分辨率重建^[13]。刘拓提出基于稀疏正则化的太赫兹图像复原方法, 能够有效减弱瑞利散射引起的模糊效应^[14]。

但是, 太赫兹波对不同材料有独特敏感性, 不同频点数据重构的图像包含了不同细节特征信息, 单一频点太赫兹图像的特征表达能力不足。XIANG 等采用高光谱与激光雷达数据融合框架, 使用形态成分分析方法提升光谱数据中的纹理特征和激光雷达数据中的高度特征^[15]。LI 提出基于多尺度变换

和范数优化的红外和可见光图像融合算法,构建包含对比度保真度和稀疏约束的损失函数,并利用优化损失函数获得突出目标和保留有效细节信息的融合图像^[16]。目前,虽然各种图像融合算法被不断提出,但是由于太赫兹图像具有模糊、噪声和稀疏性,这些算法在融合半导体芯片太赫兹图像细节特征存在一定局限性,无法有效融合于半导体芯片太赫兹图像。

在提高深度学习缺陷检测精度方面,受深度学习模式识别的启发,研究人员尝试采用 CNN 来解决产品表面缺陷的分类问题,替代了先前手工制作样本特征,直接从大量样本中学习缺陷的相关特征。YI 等在带钢表面缺陷识别中使用缺陷图像作为 CNN 的输入,缺陷类别作为输出,对 7 类带钢表面缺陷进行检测分类^[17]。REN 等将预训练图像块获得的特征构建分类器,再将训练好的分类器对输入图像进行表面缺陷检测^[18]。FU 等提出强调低层特征训练的 CNN 模型,在包含严重不均匀照明、相机噪声和运动模糊的钢铁表面缺陷多样性增强测试数据集上实现高精度识别^[19]。在实际应用中,通常很难利用有限的数据集训练一个很复杂的神经网络模型,从而严重影响检测结果的精度和模型的泛化能力,极大地限制了 CNN 应用于工业生产现场实时在线缺陷检测。

为此,针对半导体芯片太赫兹图像特征表达不足和小样本状态下半导体芯片内部缺陷无法高效检测的问题,本文提出基于多尺度变换和稀疏表示的图像融合算法和芯片缺陷检测 LiCNN 模型,为半导体芯片内部缺陷检测 and 产品质量控制提供有效的方法和技术手段。

1 太赫兹时域光谱成像

1.1 THz 成像系统构成与系统参数

太赫兹波是指频率在 0.1 THz ~ 10 THz 范围内的电磁波,可容易透过非金属材料和非极性材料,如陶瓷材料、有机材料等。由于太赫兹波具有穿透性、安全性、指纹谱等特性^[20],并且检测精度高,已在药品成分鉴定^[21]、食品监测^[22]、医学组织成像^[23]、安检成像^[24]、货物安全检查^[25]等方面得到了应用。

经典的太赫兹时域光谱成像如图 1 所示,在该系统中将激光器释放出的飞秒激光脉冲输入分光器

后,被分为二束大小相等的光脉冲光束,一束为泵浦光,用于产生太赫兹脉冲信号,并与被测样品发生相互作用后进入探测器;另一束为探测光,用来检测太赫兹脉冲的瞬时电场强度变化,通过两束脉冲实现时域信号的采集。

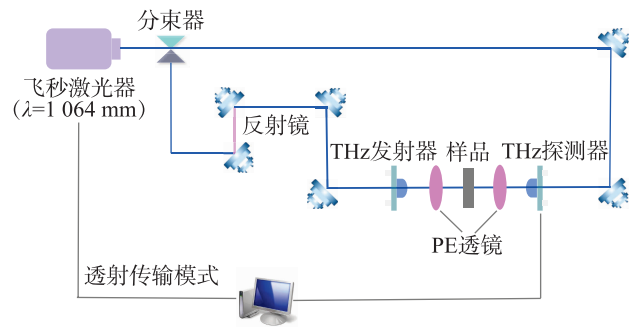


图 1 太赫兹时域光谱系统工作原理图

Fig.1 Working principle diagram of the THz time domain spectral imaging system

时域光谱太赫兹图像模式是最常见的太赫兹图像重构的方法,通过对采集到的时域光谱离散数据信号进行数据分析,并获取相关的被测样品的光学参数,实现图像重构。不同的图像重构模式呈现出样品信号的不同特征。本文成像实验采用太赫兹时域光谱系统 T-Ray 5000。其主要组成部分有:太赫兹光电发射元件、飞秒激光器、光电导检测元件和光学延时器件等。

在本系统(图 2)中,飞秒激光脉冲中心波长为 1 064 nm,脉冲宽度为 80 fs,重复发射频率为 100 MHz,激光输出功率为 20 mW,时间扫描范围为 80 ps,时间分辨率为 0.1 ps,其有效频谱宽度为 0.05 THz ~ 3.5 THz,频谱分辨率为 12.5 GHz。系统对样品采用太赫兹光束逐点光栅扫描。光谱带宽为 0.01 THz ~ 5 THz,信噪比大于 60 dB。THz-TDS 系

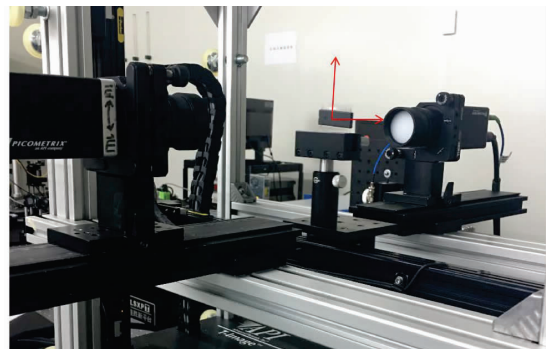


图 2 太赫兹时域光谱系统光谱实物图

Fig.2 Physical diagram of the THz time domain spectral imaging system

统探测器捕获每个数据像素的光谱信息, 并记录太赫兹光束穿过芯片后太赫兹脉冲信号的强度。

1.2 THz 图像复原模型

在太赫兹光谱成像过程中, 太赫兹波束对目标经过二维机械扫描后所获得的太赫兹图像被看作是对 PSF 模型与实际目标图像进行卷积。通过 PSF 对太赫兹图像进行反卷积便可获得实际的目标图

$$o(x, y, z) = i(x, y, z) * \text{PSF}^{-1}(x, y, z) \quad (1)$$

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

其中, $o(x, y, z)$ 代表太赫兹图像, k 是由截止比和辐照度决定的, NA 代表太赫兹系统的数值孔径, f 代表太赫兹波束的频率, c 代表光照的速度, α 代表介质样品的吸收系数, ρ 代表光斑半径。

图 3(a)~3(f) 分别为合格芯片#1 和缺陷芯片#2 在不同频率利用式(1)复原的太赫兹图像。如图 3(a) 所示, 在频率 0.9 THz 处复原的图像中, 芯片外部引脚特征较为明显, 可以观测出芯片外部引脚的形状和数量, 但是芯片内部结构的整体对比度较差, 无法分辨出芯片封装引线的位置和封装结构沉孔的形状。

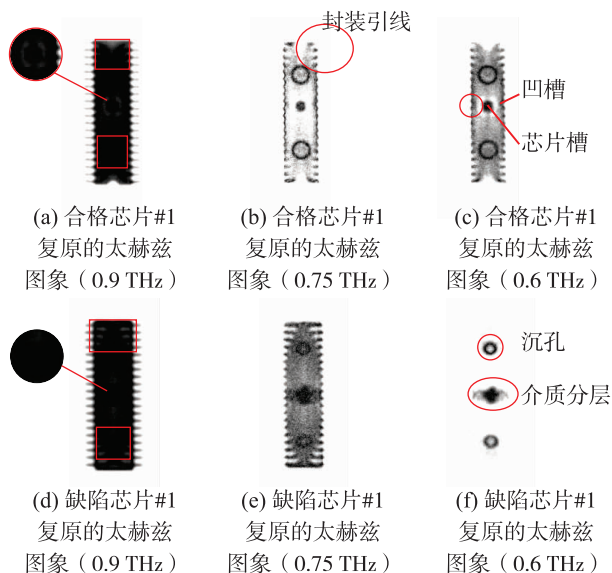


图 3 合格和缺陷芯片在频率处 0.9 THz、0.75 THz 和 0.6 THz 处复原的太赫兹图像

Fig.3 Reconstructed THz images of the qualified IC at 0.9 THz 0.75 THz 0.6 THz and the defective IC at 0.9 THz 0.75 THz 0.6 THz

如图 3(b) 所示, 在频率 0.6 THz 处复原的图像中, 芯片内部封装引线和中间的裸片槽形状较为清晰, 但是芯片外部引脚特征已丢失。如图 3(c) 所

示, 在频率 0.75 THz 处复原的图像中, 芯片封装内部的沉孔和芯片槽形状特征明显, 而且能够观测到芯片内部封装引线靠近裸片的位置, 但是芯片外部引脚特征无法获取。如图 3(e) 所示, 在频率 0.6 THz 处重构的图像中, 缺陷芯片内部封装引线和芯片封装介质分层缺陷形状较为清晰, 但是芯片外部引脚特征已丢失。缺陷芯片封装内部的沉孔和封装介质分层缺陷大小特征明显, 能够判断芯片缺陷产生的位置和原因, 同样芯片外部引脚特征和内部封装引线特征无法观测, 不同频点的半导体芯片太赫兹图像表达的特征不同。

2 基于多尺度变换和稀疏表示的图像融合算法

2.1 图像融合框架与算法

针对小波融合算法造成图像边缘信息和部分细节丢失, 以及稀疏表示融合算法容易造成图像灰度不连续和细节模糊等的不足, 提出一种基于多尺度变换和稀疏表示的图像融合框架。该融合框架采用多尺度变换将图像分离为低频和高频分量, 采用基于稀疏表示的融合算法对低通带进行融合, 全通带采用多尺度小波分解进行融合, 并采用“最大绝对值”融合规则, 算法流程图如图 4 所示。

为验证基于多尺度变换和稀疏表示融合算法的有效性, 常见的多尺度图像融合算法拉普拉斯金字塔(LP)、低通金字塔比(RP)、双树复小波变换(DTCWT)和曲线变换(CVT), 即采用基于稀疏表示的融合算法对低通带进行融合, 全通带采用多尺度小波分解进行融合, 并采用“最大绝对值”融合规则, 算法流程如下:

1) 使用多尺度变换处理 2 个源图像 A 和 B 。值得注意的是, 高通图像和低通图像只是相对表达。图像以 280×108 尺寸为例, 高通带和低通带图像分别表示为 $\{H_{A1}, H_{A2}, H_{A3}, L_{A4}\}$, 尺寸分别为

140 × 54, 70 × 28, 36 × 14 和 18 × 7。

2) 使用稀疏表示融合低通带图像。 L_{A4} 和 L_{B4} 被转换为低通向量 L_{A4} 和 L_{B4} 向量。例如, L_{A4} 可以表示为 $L_{A4} \approx D\alpha_{A4}$ ($\alpha_{A4} \in \mathbb{R}^m$), α_{A4} 是未知的稀疏系数向量, D 是未定义的字典。稀疏系数向量 α_{A4} 和 α_{B4} 遵循最大 L_1 融合规则获得最终的融合稀疏系数向量 α_M 。融合稀疏向量 G 是通过计算 $G \approx D\alpha_M$ 得到。融合稀疏向量 G 被转换为低通融合矩阵。稀疏向量和融合矩阵的尺寸分别为 1×126 和 18×7 。

3) 将 H_{Ai} 与 H_{Bi} 、 L_{A4} 和 L_{B4} 进行绝对值最大策略融合, 得到全通融合矩阵 $[E(1) \ E(2) \ E(3) \ E(4)]$, 采用滑窗尺寸为 3×3 。

4) 通过低通融合矩阵 M 和全通融合矩阵 $E(i)$ 得到最终融合图像。重构公式为 $M(i) = (MT(i) + 1 \times 10^{-6}) * E(i)$, 其中 $MT(i)$ 为 M 的展开矩阵。对融合后的全通带和低通带进行相应的复原加权, 并对其结果进行图像重构, 最终获得融合图像。该算法可以融合多张源图像。

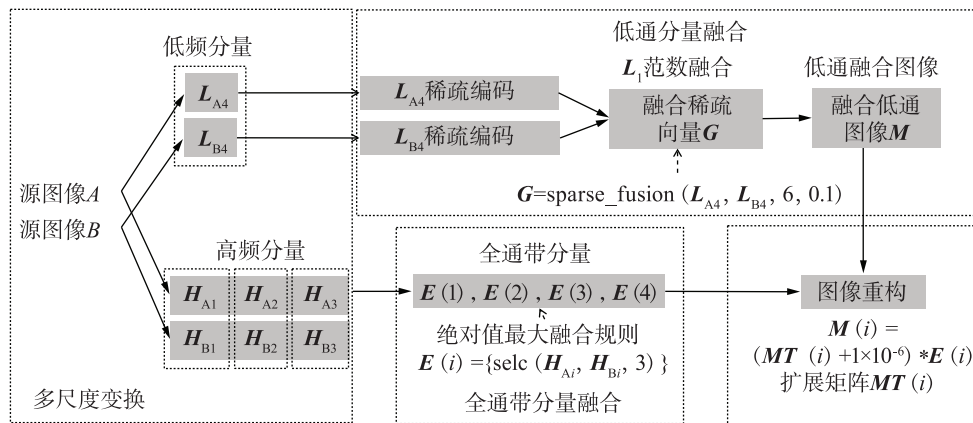


图4 基于多尺度变换和稀疏表示的原理图

Fig.4 Schematic diagram of the fusion method based on multiscale transform (MST) and sparse representation (SR)

2.2 实验数据分析

在本实验中, 以合格的半导体芯片和缺陷的半导体芯片样本为例, 使用不同频点的太赫兹半导体芯片图像数据验证基于多尺度变换和稀疏表示的基本融合框架在图像特征融合应用的有效性。

为了准确评价图像融合算法的性能, 对每种多尺度变换算法和不同的分解层次使用了4种客观指标来进行评价。一般情况下, 由于分解等级与融合的来源图像大小有关, 故将分解等级设为4。由于融合使用的太赫兹源图像尺寸并不是很大, 所以设置多尺度变换的分解层数从1层依次增加到4层, 比较上述4种变换下不同尺度分解层数的最佳实验结果。在不同的多尺度分解算法和SR融合算法下, 得到了性能最好的融合算法, 并以MST-SR-x形式给出了相应的多尺度变换类型和分解层次。如RP-SR-3表示低通金字塔比与SR结合的算法, 多尺度分解等级为3。

采用“绝对值最大”规则将源图像块的高通带合并为 3×3 窗口。本实验采用文[26]报道的K-SVD算法的稀疏编码训练后的统一字典。根据文[27]报道的相关结果, 本文将图像滤波设置为[1,

4, 6, 4, 1]/16。将稀疏重建允许误差的值设为0.1。采用最大绝对规则提取融合高频空间信息, 源图像图像块尺寸设置为 8×8 , 相邻两个源图像块之间的重叠像素数设置为6。

a) RP-SR

图5分别是合格芯片#1和缺陷芯片#2采用不同的RP-SR算法融合后的太赫兹图像。从不同融合算法RP法、SR法和RP-SR法在芯片#1和缺陷

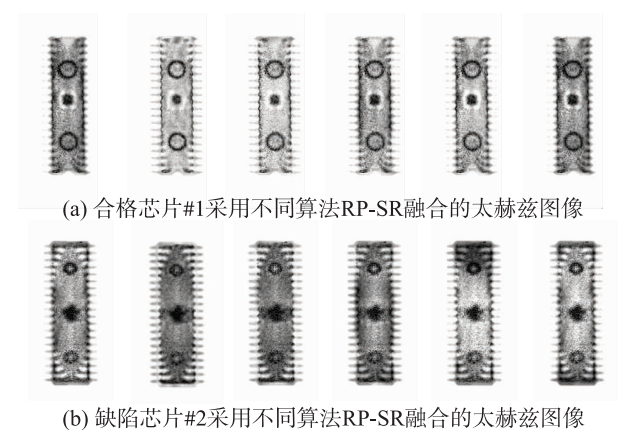


图5 RP、SR和RP-SR算法获得的融合结果

Fig.5 Image fusion results from RP, SR and RP-SR

芯片#2 数据上的融合结果得知, 融合图像中引入了大量噪声, 并且图像清晰度和对比度严重下降。实验证实, RP-SR 算法应用于太赫兹半导体芯片图像融合任务是不明智的选择。

b) CVT-SR

图 6 分别为合格芯片#1 和缺陷芯片#2 采用不同的 CVT-SR 算法融合后的太赫兹图像。从对应的结果可以看出, CVT-SR 融合图像结果图像对比度处理不理想, 并且融合结果图像质量严重下降, 比如芯片外部管脚和内部封装引线不清晰。因此, CVT-SR 算法处理半导体芯片太赫兹图像融合的任务并不理想。

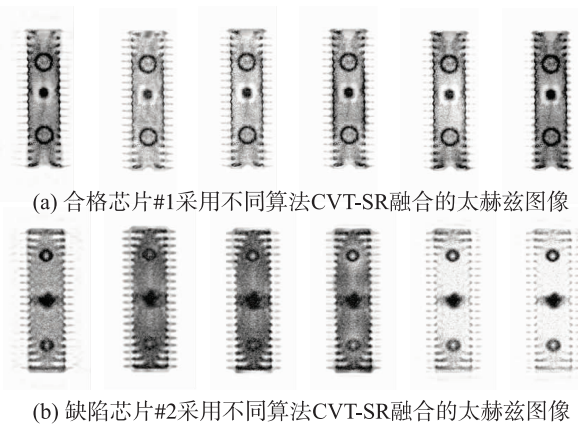


图 6 CVT、SR 和 CVT-SR 算法获得的融合结果
Fig.6 Image fusion results from CVT, SR and CVT-SR

c) LP-SR

不同融合算法 LP 法、SR 法和 LP-SR 法在芯片#1 和芯片#2 数据上的融合结果, 如图 7(a) 和 7(b) 分别是合格芯片#1 和缺陷芯片#2 采用不同的 LP-SR 算法融合后的太赫兹图像。如图 7(a), 在平衡整个图像对比度和去噪方面, LP 分解层数为两层

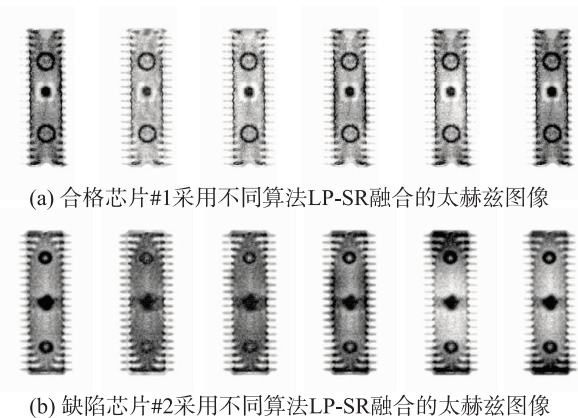


图 7 LP、SR 和 LP-SR 算法获得的融合结果
Fig.7 Image fusion results from LP, SR and LP-SR

LP-SR-2 算法的融合性能是最优的, LP-SR-2 算法融合的图像在尽可能保证了芯片#1 外部管脚尺寸和形态下, 充分保留了芯片内部特征形态和边缘特征信息。如图 7(b), 采用 LP-SR-2 算法融合的芯片#2 图像中, 外部管脚出现较为严重的黑色阴影, 这是由于 LP 分解层数不够导致提取特征细节不够充分。

d) DTCWT-SR

图 8(a) 和 8(b) 分别为合格芯片#1 和缺陷芯片#2 采用不同的 DTCWT-SR 算法融合后的太赫兹图像。DTCWT 算法的融合结果显示对比度低, 芯片#1 中间位置和整体图像亮度不够协调。图 8(a) 可以看出, SR 算法的融合结果显示对比度低, 芯片#1 融合图像出现特征细节模糊和灰度不连续效应。随着 DTCWT 分解层数增加, 芯片#1 融合图像表现出优异的特征细节分辨率和对比度。图 8(b) 可以看出, DTCWT 算法的融合结果显示对比度差, 如芯片#2 的外部管脚特征模糊不清。SR 算法的融合结果显示对比度低, 芯片#2 融合图像出现较强的灰度不连续效应, 导致芯片外部管脚边缘特征模糊。

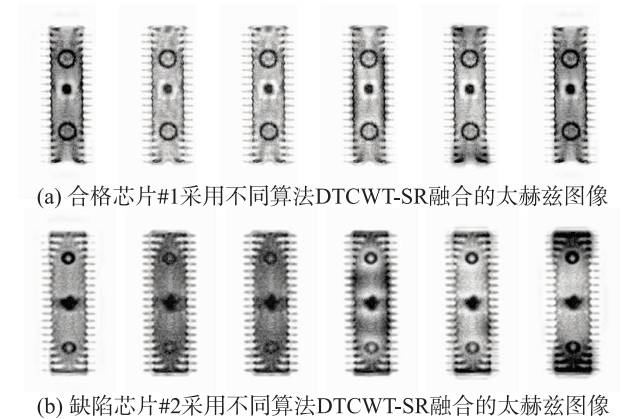


图 8 DTCWT、SR 和 DTCWT-SR 算法获得的融合结果
Fig.8 Image fusion results from DTCWT, SR and DTCWT-SR

相对于其他 LP、RP 和 CVT 与 SR 结合的融合算法, 融合图像显示 DTCWT-SR- x 算法表现出优异的特征细节提取和图像对比度增加的能力。DTCWT-SR-3 和 DTCWT-SR-4 在对比度、细节和灰度一致性方面都能取得更好的融合效果, 并且对于处理半导体芯片太赫兹图像融合任务性能更有优势。

e) 综合比较

上述实验中, 对 RP、CVT、LP 和 DTCWT 这 4 种流行的多尺度变换进行了从 1 ~ 4 的不同层次的分解。图 9 分别为合格芯片#1 和缺陷芯片#2 采用 LP-SR-2、DTCWT-SR-3、DTCWT-SR-4 算法融合后

的太赫兹图像。从视觉上看, DTCWT-SR-3 算法在提取图像特征信息和捕捉纹理微小变化方面具有良好的性能。图像融合的结果清晰地显示了半导体芯片#1 的内部细节。对缺陷半导体芯片内部缺陷的形状和位置也能够精确的定位。

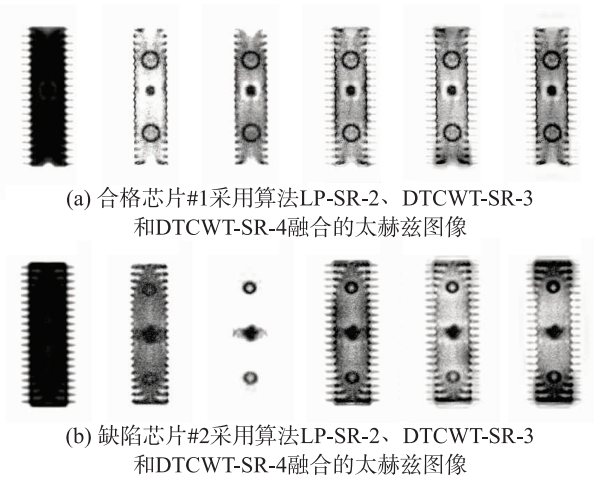


图9 LP-SR-2、DTCWT-SR-3 和 DTCWT-SR-4 算法获得的融合结果

Fig.9 Image fusion results from LP-SR-2, DTCWT-SR-3 and DTCWT-SR-4

为了进一步验证所提出的融合算法的有效性,对上述3种融合策略进行了综合比较。表1分别列出了不同融合算法 LP-SR-2、DTCWT-SR-3 和 DTCWT-SR-4 算法获得融合图像的客观评价指标,并进行综合比较。其中,标准差(SD)主要用于测量图像的整体对比度;熵(EN)主要用于测量图像的信息量。平均梯度(AG)是图像梯度图上所有像素的平均值,对图像中细节和纹理变化的微小对比反差有效表示,图像的平均梯度值越高,图像的纹理层次越丰富,细节变化越多,图像看起来就越清晰。图像的空间频率(SF)反映了图像在空间域的活跃程度,如果图像空间频率越大,反映出地图像质量越好。

融合后的太赫兹芯片图像结果可以看出, DTCWT-SR-4 融合后的 SD 和 EN 指标数值比 LP-SR-2 高很多,说明 DTCWT-SR-4 算法有非常强的平衡图像对比度和细节特征信息提取能力。相反, LP-SR-2 融合后的 AG 和 SF 指标数值比 DTCWT-SR-4 高很多,说明 LP-SR-2 比 DTCWT-SR-4 有更加优异的表现图像纹理微小变化的能力。

表1 LP-SR-2、DTCWT-SR-3 和 DTCWT-SR-4 融合算法客观评价指标
Tab.1 Objective assessment of the LP-SR-2, DTCWT-SR-3 and DTCWT-SR-4 methods

序号	指标	0.9 THz	0.75 THz	0.6 THz	LP-SR-2	DTCWT-SR-3	DTCWT-SR-4
#1	SD	101.87	41.02	53.82	57.40	60.49	81.97
	EN	3.75	2.31	3.04	3.87	4.42	5.15
	AG	5.31	7.66	6.83	15.46	14.58	13.38
	SF	16.25	26.02	21.04	41.95	39.91	35.20
#2	SD	104.68	69.59	29.40	73.95	71.34	72.40
	EN	4.20	3.47	1.02	4.55	4.98	5.69
	AG	5.71	8.93	1.67	16.52	16.25	14.66
	SF	16.48	24.71	9.87	39.77	37.63	38.93

DTCWT-SR-4 算法的 SD 和 EN 值最好,其中 AG 和 SF 值小于其他两种融合算法所获得的结果。而 LP-SR-2 法则相反, AG 和 SF 值最佳,但是 SD 和 EN 值小于其他两种融合算法。LP-SR-2 算法提取图像细节和捕捉纹理微小变化的能力较强,但提高图像对比度的能力较弱。在捕捉图像纹理细节微小变化方面, DTCWT-SR-3 算法优于 DTCWT-SR-4 算法。但是在图像质量方面, DTCWT-SR-4 又比 DTCWT-SR-3 优秀。

结果表明, DTCWT-SR-3 保留了更多的细节和纹理信息,能够在算法鲁棒性、图像整体对比度、

提取图像特征信息、图像质量和捕捉图像纹理微小变化的能力之间取得平衡。这种融合算法在提高太赫兹半导体芯片图像的分辨率方面有很大的潜力。该融合算法不仅提高了太赫兹半导体芯片图像的分辨率,而且适用于固体、化学、生物系统和人体安全筛查等其他场景。

3 基于深度学习的半导体缺陷检测算法

3.1 建立芯片缺陷检测数据集

本文选用了 46 个合格半导体芯片和 82 个缺陷半导体芯片进行太赫兹成像。首先,对采集到的原

始 THz 时域数据进行快速傅里叶变换, 并利用重构融合模型生成 0.3 THz ~ 1 THz 范围内不同频点的芯片太赫兹图像。再对获得的图像采用图像融合算法进行增强, 将增强后的图像包括 1 184 张合格的芯片太赫兹图像正样本和 2 144 张缺陷芯片太赫兹图像负样本。该数据集涵盖了芯片的内部分层开裂、封装衬底材料分层、封装结构的开裂、焊点疲劳退化、封装内部电路损坏及引线键合故障等芯片缺陷特征的太赫兹融合图像。

考虑到采集的数据集数据有限, 为了避免网络训练过程中出现过拟合, 本文对现有训练样本进行了扩容, 得到最终的芯片缺陷检测数据集, 包括 4 736 张芯片图像正样本和 8576 张芯片图像负样本。

3.2 芯片缺陷检测 LiCNN 模型

由于半导体产品的缺陷往往是非常细微甚至与正样品高度相似, 同时, 工业生产现场对实时缺陷检测速率要求较高, 而深度 CNN 模型包含大量需要耗时训练的参数。当使用小数据集进行训练时, 结构不匹配的模型会导致过拟合, 从而无法实现芯片内部缺陷的实时监测要求。

为了解决上述问题, 提出了一种轻量级的芯片缺陷检测 LiCNN 模型, 以实现更快更准确的缺陷检测。本文搭建的卷积网络模型包括一个输入层、5 个连续卷积池化结构 (Conv1 ~ Conv5)、2 个全连接层 (fully connected layer, FC) 和一个输出层, 如图 10 所示。

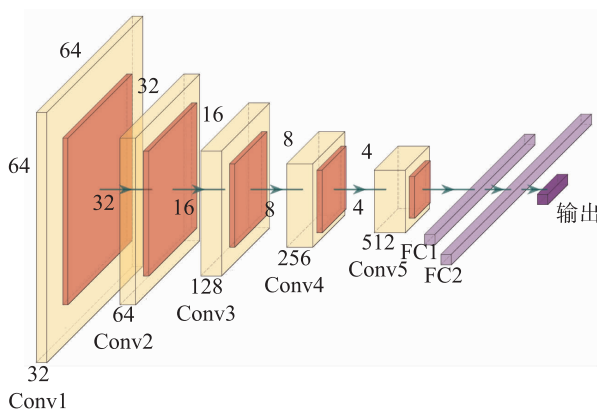


图 10 LiCNN 结构

Fig.10 LiCNN structure

3.3 结果分析

为了验证提出的 LiCNN 模型在检测半导体芯片缺陷的准确性, 将半导体芯片太赫兹图像组成的数据集随机平均分为训练集和测试集, 分别对不同参数的 LiCNN 模型进行训练和测试。在训练中将

学习率调整为 0.000 5, patch 大小和 epoch 的值分别调整为 32 和 200。选择 ReLU 函数作为激活函数, 并采用梯度下降法对神经网络 CNN 模型进行训练。

1) 不同参数的 LiCNN 结构测试结果

表 2 列出了 LiCNN 所有卷积和池化层的尺寸。FC1 是第 1 层全连接层, FC2 是第 2 层全连接层。卷积 ($3 \times 3 \times 32$) 意味着每个卷积过滤器都有 32 个 3×3 的卷积核, 其中 32 表示前一层中的卷积核数量。在 LiCNN 模型中应用了零填充方法来防止尺寸损失。CNN- $i-j$ 表示 FC1 层有 i 个神经元, FC2 层有 j 个神经元。例如, CNN-256 表示只有一个全连接层 FC1 有 256 个神经元。分别训练和测试不同参数的 LiCNN 模型共 10 次, 并记录测试结果及其最大值、最小值、平均值和标准差值, 对各个模型的训练测试结果进行分析讨论。

表 2 LiCNN 的卷积层配置

Tab.2 Convolutional layer configurations of LiCNN

卷积层	LiCNN 结构
L_1	卷积 ($3 \times 3 \times 32$)
L_2	卷积 ($3 \times 3 \times 64$)
L_3	卷积 ($3 \times 3 \times 128$)
L_4	卷积 ($3 \times 3 \times 256$)
L_5	卷积 ($3 \times 3 \times 512$)

表 3 是不同参数的一层全连接层的 LiCNN 模型的检测结果。CNN-512 训练后的测试结果平均精度为 99.53%, 略好于 CNN-256 的测试结果 99.50%。CNN-512 训练测试的标准差结果为 0.005 2, 这明显低于 CNN-256 的相应标准差结果 0.006 5。这些 CNN 模型的预测结果用“抛物线”拟合, 这表明 CNN-512 在所有提出的 CNN 模型中, 只有一个 FC 层的模型达到了最佳平均精度的峰值。

表 3 一个 FC 层的 LiCNN 模型检测结果

Tab.3 Test results of LiCNN outcomes with one FC layer

单位: %

模型	最大值	最小值	平均值	标准偏差
CNN-128	100	97.11	99.41	0.009 6
CNN-256	100	98.31	99.50	0.006 5
CNN-512	100	98.43	99.53	0.005 2
CNN-102 4	100	97.83	99.33	0.008 1
CNN-256 0	100	97.66	99.34	0.007 8

表 4 是 2 层全连接层的 LiCNN 模型的检测结

果。CNN-512- i 模型的预测准确率结果有明显的增加,其中 CNN-512-128 是最优的 LiCNN 模型,其训练的结果是最佳平均精度 99.96% 和标准差 0.000 8。

表 4 2 个 FC 的 LiCNN 模型检测结果

Tab.4 Test results of LiCNN outcomes with two FC layers

模型	最大值	最小值	平均值	标准偏差
CNN-512	100	98.43	99.53	0.005 2
CNN-512-64	100	98.91	99.77	0.003 8
CNN-512-128	100	98.95	99.96	0.000 8
CNN-512-256	100	99.69	99.95	0.001 1
CNN-512-512	100	99.16	99.81	0.003 0

2) 不同丢弃率测试结果

基于太赫兹图像半导体芯片缺陷数据集,通过改变 LiCNN 模型 CNN-512-128 中每一层池化层或

全连接层的丢弃率来训练优化神经网络。研究发现,在网络模型中最后的池化层中应用丢弃率能够产生最优的网络性能。将 CNN-512-128 中最后的池化层设置为不同的丢弃率进行训练。

图 11 分别为不同丢弃率下训练测试的数据拟合结果,其中丢弃率 p 分别为 0.8、0.5 和 0.25 时,以及训练无丢弃。如图 11(a) 所示,虽然没有丢弃率的最大池化层比其他具有正丢弃率的方法收敛速度更快,但是 LiCNN 模型泛化效果较差,测试精度曲线偏离训练精度曲线。从实验结果得知,在 CNN-512-128 模型中设置最后的池化层丢弃率为 $p=0.25$ 时,训练测试结果可以得到 LiCNN 模型最好的拟合度,在 LiCNN 最后的池化层中加入丢弃率因子不仅提高了模型的泛化能力,还获得了更好的预测准确率。

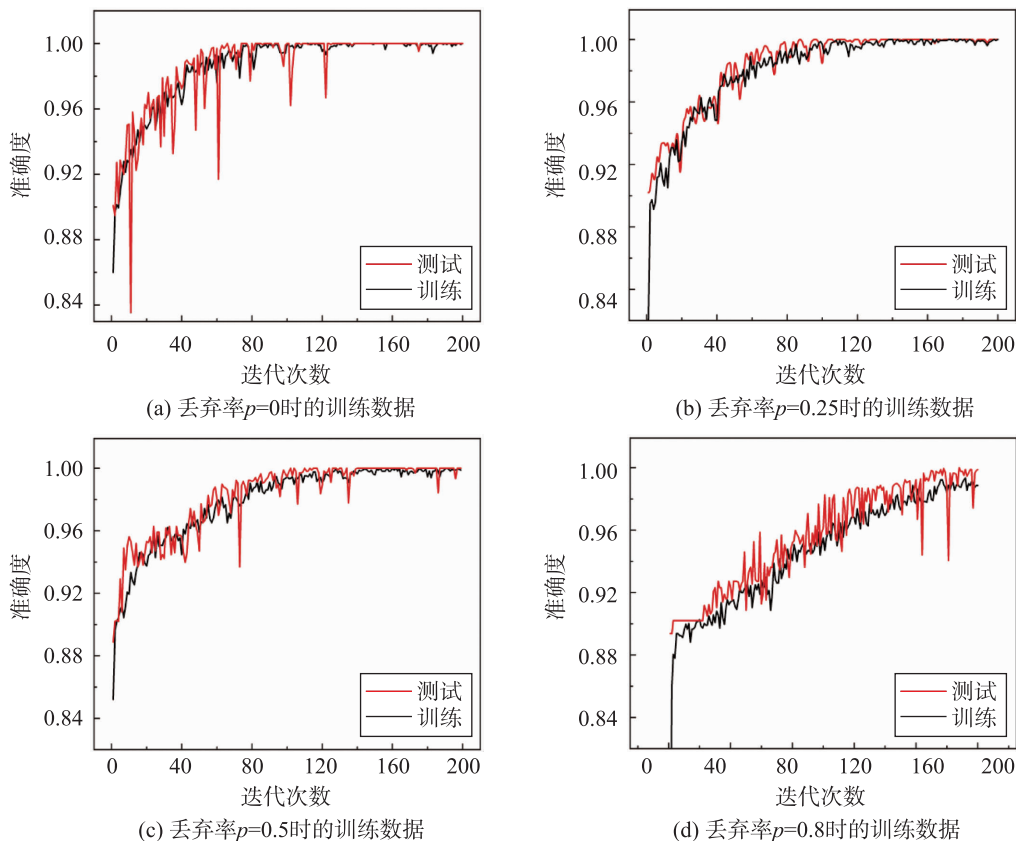


图 11 LiCNN 丢弃率为 0, 0.25, 0.5, 0.8 的训练测试数据拟合结果

Fig.11 LiCNN training and testing accuracy under different dropout rates as 0, 0.25, 0.5, 0.8

3) 其他方法比较

表 5 显示了 LiCNN 与其他经典方法比较的结果,网络层越复杂,网络训练损失越大,相应的训练时间越长,但是模型检测准确率没有太明显的改善。

在工业生产中,产品的缺陷特征非常细微,并且与产品图像相邻非缺陷部分高度相似,这对深度学习样本特征提取和模型训练带来了一定的难度,而复杂的卷积神经网络模型包含的卷积和全连接层数较多,后层网络极容易将前层网络提取的浅层特

征抛弃掉,又或者层数较浅的后层网络没有完全提取出缺陷的主要特征,最终对模型的识别精度造成严重影响。比较这些网络,通过这些网络训练的平均准确率几乎是相同的,越复杂的网络训练所花费时间越长。对比结果表明,通过训练 LiCNN 的平均训练损失和所需的处理时间最少,更适合于半导体芯片太赫兹成像数据集的缺陷检测。

表 5 LiCNN 与其他方法比较结果
Tab.5 LiCNN compared with other methods

模型	平均准确率 /%	平均训练损失	运行时间 /min
CNN-512-128	99.96	0.005 7	2.07
VGG8	99.96	0.008 6	3.44
VGG13	99.93	0.008 1	5.07
VGG16	99.96	0.007 6	8.09

4 结论

由于太赫兹时域光谱技术能够有效获取半导体芯片内部结构的时域和频域信息,从而为半导体芯片产品内部结构成像和缺陷检测提供了可能。本文探索应用太赫兹时域光谱技术对半导体芯片内部金属和非金属缺陷进行高效无损检测。但由于单一频点的太赫兹图像特征表达能力不足,无法直接应用于工业领域。为此,本文充分利用不同频点的太赫兹光谱数据所蕴含的芯片不同特征信息,并开展图

像融合方法的研究,采用多尺度变换将图像分离为低频和高频分量,并对低频分量和全通分量分别采用基于稀疏表示的融合算法和多尺度变换进行融合,并采用“最大绝对值”融合规则,研究最优的多尺度变化和分解层数,建立了多尺度变换和稀疏表示的图像融合算法,实现了对芯片特征信息的增强和图像成像精度的提高。

同时,针对半导体芯片内部缺陷在线实时检测网络训练过拟合、效率低以及工业图像具有稀疏性、缺陷不明显等问题,通过构建半导体芯片缺陷检测数据集,研究小样本状态下基于深度学习的半导体芯片缺陷检测算法,提出了适用于半导体芯片缺陷检测模型 LiCNN,并对模型参数进行优化,实现更精简的网络结构和参数规模,提升了网络对于小样本数据的处理能力和模型的检测性能。实验结果表明,在太赫兹图像半导体芯片缺陷检测任务中,LiCNN 模型获得优于其他网络模型获得的结果。

由于太赫兹时域光谱技术在工业领域的应用刚刚兴起,太赫兹技术检测半导体芯片内部缺陷还存在着大量未知的困难需要去探索。在不同工况条件下,芯片缺陷的特征类型各不相同,本文所使用的芯片样本数据集规模较小,芯片缺陷种类不够丰富,深度学习缺陷检测需要大量不同种类的缺陷训练数据集,以保证网络模型的泛化性,因此,需要完善并扩充缺陷数据样本,以提升网络模型的性能。

参考文献

- [1] AUM P K, BRANDSHAFT R. Controlling plasma charge damage in advanced semiconductor manufacturing. Challenge of small feature size device, large chip size, and large wafer size[J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 1998, 45(3): 722-730.
- [2] WANG Z, GAO J, FLOWERS G T, et al. The impact of connection failure of bonding wire on signal transmission in radio frequency circuits[J/OL]. IEEE Transactions on Components, Packaging, and Manufacturing Technology, 2020 [2021-10-10]. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9178778&tag=1>. DOI: 10.1109/TCPMT.2020.3019803.
- [3] ZHANG Y L, GUO N, DU H, et al. Automated defect recognition of C-SAM images in IC packaging using support vector machines[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2005, 25(11/12): 1191-1196.
- [4] GHOLIZADEH S. A review of non-destructive testing methods of composite materials[J]. Procedia Structural Integrity, 2016, 1: 50-57.
- [5] AHI K. Mathematical modeling of THz point spread function and simulation of THz imaging systems[J]. IEEE Transactions on Terahertz Science and Technology, 2017, 7(6): 747-754.
- [6] WEN L, LI X, GAO L, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(7): 5990-5998.
- [7] DO V T, CHONG U P. Signal model-based fault detection and diagnosis for induction motors using features of vibration signal in two-dimension domain[J]. Strojinski Vestnik, 2011, 57(9): 655-666.
- [8] SHAO S, MCALEER S, YAN R, et al. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(4): 2446-2455.
- [9] CHERNOMYRDIN N V, SCHADKO A O, LEBEDEV S P, et al. Solid immersion terahertz imaging with sub-wavelength resolution[J/OL]. Applied Physics Letters, 2017 [2022-05-18]. <https://kd.nsf.gov/achievement-system/isisn/detail>

- sPage/94e2c609e00c1f17b6456d0842162b9b. DOI: 10.1063/1.4984952.
- [10] CHERNOMYRDIN N V, KUCHERYAVENKO A S, KOLONTAEVA G S, et al. Reflection-mode continuous-wave 0.15 λ -resolution terahertz solid immersion microscopy of soft biological tissues[J]. *Applied Physics Letters*, 2018, 113(11): 111101–111102.
- [11] NGUYEN P H H, HISATAKE S, MININ O V, et al. Enhancement of spatial resolution of terahertz imaging systems based on terajet generation by dielectric cube[J/OL]. *APL Photonics*, 2017, 2(5) [2021–10–09]. <https://aip.scitation.org/doi/10.1063/1.4983114>.
- [12] 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/OL]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2018 [2022–06–02]. https://xueshu.baidu.com/usercenter/paper/show?paperid=0befe8c63a1757bda121123912704168&site=xueshu_se. DOI: 10.1016/j.optlaseng.2017.07.007.
- [13] NING W, QI F, LIU Z, et al. Resolution enhancement in terahertz imaging via deconvolution[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 65116–65121.
- [14] 刘拓, 王洪金, 何赞泽, 等. 基于盲去卷积算法的太赫兹时域光谱图像处理[J]. *无损检测*, 2020, 42(5): 28–33.
LIU T, WANG H J, HE Y Z, et al. Terahertz time-domain spectral image processing method based on blind deconvolution algorithm[J]. *Nondestructive Testing*, 2020, 42(5): 28–33.
- [15] XIANG X, LI J, PLAZA A. A. Fusion of hyperspectral and LiDAR data using morphological component analysis[C]//2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 3575–3578.
- [16] LI G, LIN Y, QU X. An infrared and visible image fusion method based on multi-scale transformation and norm optimization[J/OL]. *Information Fusion*, 2021 [2022–02–15]. <https://blog.csdn.net/u012183541/article/details/128935256>. DOI: 10.1016/j.inffus.2021.02.008.
- [17] YI L, LI G, JIANG M. An end-to-end steel strip surface defects recognition system based on convolutional neural networks[J/OL]. *Steel Research International*, 2017 [2022–03–12]. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/srin.201600068>. DOI: 10.1002/srin.201600068.
- [18] REN R, HUNG T, TAN K C. A generic deep-learning-based approach for automated surface inspection[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2018, 48(3): 929–940.
- [19] FU G, SUN P, ZHU W, et al. A deep-learning-based approach for fast and robust steel surface defects classification[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2019, 121: 397–405.
- [20] KEENAN E, WRIGHT R G, MULLIGAN R, et al. Terahertz and laser imaging for printed circuit board failure detection[J]. *IEEE Autotestcon*, 2003: 564–569.
- [21] ZHANG Z, CAI Q, XUE J, et al. Co-crystal formation of antibiotic nitrofurantoin drug and melamine co-former based on a vibrational spectroscopic Study[J]. *Pharmaceutics*, 2019, 11(2): 56–58.
- [22] CHEN X, SUN Q, STANTCHEV R I, et al. Objective and efficient terahertz signal denoising by transfer function reconstruction[J]. *APL Photonics*, 2020, 5(5): 2968–2970.
- [23] TAYLOR Z D, GARRITANO J, SUNG S, et al. THz and mm-wave sensing of corneal tissue water content: In vivo sensing and imaging results[J]. *IEEE Transactions on Terahertz Science & Technology*, 2015, 5(2): 184–196.
- [24] MAISSEN C, CHEN S, NIKULINA E, et al. Probes for ultrasensitive THz nanoscopy[J]. *ACS Photonics*, 2019, 6(5): 1279–1288.
- [25] CORSI C, SIZOV F. THz and security applications[J/OL]. *THz and Security Applications. Series: NATO Science for Peace and Security Series B: Physics and Biophysics*, 2014 [2022–03–15]. <http://link.springer.com/978-94-017-8828-1>. DOI: 10.1007/978-94-017-8828-1.
- [26] YU L, LIU S, WANG Z. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. *Information Fusion*, 2015, 24: 147–164.
- [27] ELAD M, YAVNEH I. A plurality of sparse representations is better than the sparsest one alone[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2009, 55(10): 4701–4714.

作者简介

刘竞博(1988–), 男, 博士。研究领域为基于太赫兹的半导体芯片缺陷检测算法和新型器件。

毛 淇(1988–), 女, 博士。研究领域为基于太赫兹成像和深度学习的半导体芯片缺陷检测算法。

朱云龙(1967–), 男, 博士, 教授。研究领域为群体智能理论与优化决策方法, 全印制电子技术与智能控制技术。