DOI: 10. 19650/j. cnki. cjsi. J2412973

IC 器件表面缺陷多光谱图像特征融合检测方法*

黄志海,邓耀华,吴光栋

(广东工业大学 机电工程学院 广州 510006)

摘 要:针对 IC 器件表面轻微缺陷在传统的像素级融合检测中容易被产生的冗余噪声淹没,干扰缺陷特征的提取,且在光照不稳定的复杂检测场景中不能够自适应调节可见光图像与红外图像对缺陷检测任务贡献度的问题,本文提出基于多光谱图像特征融合的 IC 器件表面缺陷检测方法,采用中期融合策略,设计了多光谱图像特征融合模块(MIFF),在 YOLO 框架下建立双路特征提取通道,构建多光谱图像特征融合端对端的 YOLO-MIFF 缺陷检测模型。实验表明,YOLO-MIFF 融合检测比单可见光和单红外图像检测的 *mAP* 分别提高了 24.69%、35.65%,相比于 YOLO-Multiply、YOLO-Concat、YOLO-Add 模型的检测精度分别提高了 9.85%、6.67%、3.44%。

国家标准学科分类代码: 510.80

Multispectral image feature fusion method for detecting surface defects in IC devices

Huang Zhihai, Deng Yaohua, Wu Guangdong

(School of Electromechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: To address the issue where minor surface defects of IC devices are often obscured by redundant noise in traditional pixel-level fusion detection—hindering defect feature extraction—and the challenge of adaptively adjusting the contribution of visible and infrared images in complex detection scenarios with unstable lighting, this paper proposes a surface defect detection method for IC devices based on multispectral image feature fusion. The method employs a mid-fusion strategy to design a Multispectral Image Feature Fusion (MIFF) module and establishes a dual-path feature extraction channel within the YOLO framework. This leads to the development of an end-to-end YOLO-MIFF defect detection model specifically for multispectral image feature fusion. Experimental results demonstrate that the YOLO-MIFF fusion detection model achieves a mean Average Precision (mAP) that is 24.69% and 35.65% higher than that of single visible and single infrared image detection, respectively. Additionally, compared to the YOLO-Multiply, YOLO-Concat, and YOLO-Add models, YOLO-MIFF improves detection accuracy by 9.85%, 6.67%, and 3.44%, respectively.

Keywords: IC device; defect detection; multispectral image; deep learning

0 引 言

IC 器件作为现代电子设备的核心,广泛应用于计算机、通信、汽车电子、工业控制等领域^[1]。随着半导体工艺的不断发展,IC 的集成度和复杂度显著提高,对其质量和可靠性的要求也愈发严格。在 IC 制造过程中,表面

缺陷是影响 IC 性能和可靠性的关键因素之一。表面缺陷包括划痕、凹坑、异物、崩边等^[2],这些缺陷对 IC 器件的使用性能和寿命构成了巨大威胁^[3],缺陷特征表现为低对比度、形状各异等复杂特性及其光照不稳定的检测环境,很难满足 IC 器件高精度的实际检测需求,缺陷漏检率一直高居不下^[4]。

目前在基于机器视觉的工业表面缺陷检测中,国内

收稿日期:2024-06-21 Received Date: 2024-06-21

^{*}基金项目:广东省基础与应用基础研究基金项目(2022B1515120053)、广东省省级科技计划项目(2023A0505050151)、东莞市重点领域研发项目(20221200300042)资助

外学者进行了广泛研究^[5], Chao 等^[6]提出了1种以单 RGB 图像输入的图像特征和多级图像分割的 IC 器件表 面缺陷检测方法。但可见光图像成像质量依赖外部光照 环境,当在光照不稳定的检测环境中,仅仅依赖可见光图 像很难区分缺陷与背景。红外成像可以用于电子工业表 面缺陷检测,张稼等^[7]提出了1种基于线激光锁相热成 像的多通道数字集成芯片表面缺陷检测方法,他将外部 热激励源应用于目标,采用主成分分析法提取缺陷特征, 实现芯片缺陷检测。姜也等[8]将红外热成像检测技术与 深度学习算法相结合,应用于芯片功能测试过程中的芯 片多类型缺陷检测,有效解决了工业高密度集成印刷电 路板组件(printed circuit board assembly, PCBA)板载集成 电路内部故障定位难、效率低的问题。但使用红外热成 像的前提是缺陷与背景存在温度差异,对于温度差异不 明显缺陷在红外成像中常常被淹没。多光谱图像融合进 行表面缺陷检测广泛应用于工业领域。闫号等^[9]提出了 基于深度学习的融合光伏面板可见光与红外图像的缺陷 检测网络,该网络融合了可见光图像和红外图像的互补 信息,有效地提高了光伏面板缺陷检测的鲁棒性。 向江华等[10]提出了1种基于多光谱图像融合的光学元 件表面疵病检测方法,有效地提高了对光学元件疵病的 检测能力。赵春溢等[11]提出并设计了1种基于无人机 图像的缺陷自动化检测系统,通过融合可见光与红外图 像提高了叶片缺陷自动识别的准确性。

在多光谱图像融合检测的领域中,相关学者对图像 融合的时机进行了探索。像素融合检测方法^[12-13]是在进 行检测任务前将多光谱图像进行像素级的融合,在融合 图像中进行检测。这种方法可以最大限度的融合图像信 息,但同时也会保留冗余信息干扰缺陷特征的提取,融合 质量依赖于人为设计的融合规则。特征级融合检测方 法[14-16] 是当下较为新颖的融合检测方法, 是通过两个独 立的特征提取通道提取有效原始特征信息,在特征提取 的过程中进行融合。可见光与红外图像特征级融合策略 主要分为:早期融合、中期融合和后期融合[17]。早期融 合策略是指在特征提取的初始阶段,对可见光与红外图 像浅层特征进行融合,Cao 等^[18]在 YOLO 框架下设计了 多光谱通道特征融合(multispectral channel feature fusion, MCFF)模块,对比采用不同策略时的多光谱融合检测效 果,实验表明中期融合策略优于早、晚期融合策略。后期 融合即为决策融合,是指在特征提取结束时进行多光谱 深层特征图像进行融合,白玉等^[19]提出1种基于决策级 融合的目标检测算法,决策出2种不同图像检测结果的 最优结果。中期融合是介于早期融合和后期融合之间的 1种策略,指在特征提取的中间阶段将来自不同层次多 光谱图像特征进行融合的策略, Roszyk 等^[20]在 YOLO 框 架下分别采用3种不同融合策略进行行人可见光与红外 图像融合检测,实验表明当采用中期融合策略时,融合检测性能最优。

上述文献表明,单可见光图像或者单红外图像难以 同时表征不同类型的缺陷,甚至淹没了部分弱缺陷。针 对 IC 器件表面轻微缺陷在传统的像素级融合检测中容 易被产生的冗余噪声淹没,干扰缺陷特征的提取,且在光 照不稳定的复杂检测场景中不能够自适应调节可见光图 像与红外图像对缺陷检测任务贡献度的问题,本文面向 IC 器件表面缺陷在不同光谱下的表现出易于检测的互 补特性,提出基于多光谱图像特征融合检测方法,该方法 是在 YOLO 框架下设计双路特征提取通道,设计多光谱 图像特征融合模块(multispectral image feature fusion module, MIFF),融入多尺度特征融合网络,以构建端到端 的 YOLO-MIFF 缺陷检测模型。

1 多光谱图像特征融合的 IC 器件表面缺陷 检测模型框架

本文提出的基于 IC 器件表面多光谱图像特征融合的缺陷检测方法框架如图 1 所示。

首先将 YOLOv8s 的主干特征提取网络复制一份,构 建 IC 器件表面缺陷可见光图像和红外图像的双路特征 提取网络,提取可见光图像和红外图像的多尺度特征,将 提取到的对应尺度特征图送入 MIFF 模块进行多光谱图 像特征融合,在 MIFF 模块中,通过特征权重模块提取可 见光图像和红外图像特征融合权重进行加权融合得到多 尺度异源融合特征,再建立图像特征融合金字塔,融合多 尺度异源融合特征,以增强对多尺度缺陷的检测性能,最 后通过 3 个 YOLO 预测头分别负责预测 3 种不同尺度的 缺陷,从而构建 YOLO 框架下基于 IC 器件表面缺陷多光 谱图像特征融合的缺陷检测模型(YOLO-MIFF)。

1.1 主干特征提取模块设计

主干特征提取模块(backbone)用于提取图像特征, YOLOv8s^[21]将 YOLOv5^[22]中的 CSP 模块替换为轻量级 C2f 模块,通过密集残差结构增强特征表达能力,在尾部 使用 SPPF 网络增加感受野并捕获场景中不同层次的特 征信息。

C2f模块借鉴了 ResNet 以及 ELAN 的思想,参考了 Densnet 网络增加了更多的跳跃连接,其结构如图 2 所 示,先通过 CBS 卷积层拓展通道数,再进行 Split 操作,丰 富特征信息的同时减少了计算量;主干部分通过叠加 n 个 Bottleneck 模块逐步加深网络,增强特征提取能力;分 支部分保留输入层通道的通道数不变,并与主干部分特 征进行通道拼接融合,进一步丰富了网络的信息表达能 力。相比于 YOLOv5 使用的 C3 模块,C2f 模块在卷积层 和全连接层之间构建了 1 个更为平滑的转换机制,不仅





Fig. 1 Principle framework of defect detection method using IC device surface image feature fusion



Fig. 2 C2f structure

有助于参数在不同层之间的共享,还提高了模型的效率, 使其在处理复杂任务时更加高效。同时,C2f 模块的引 人也增强了模型的泛化能力,使其在面对不同场景和数 据分布时都能表现出良好的性能。

SPPF 网络结构如图 3 所示,其是在 YOLOv5 中的 SPP 结构上进行优化,将 SPP 结构中卷积核大小为 5×5、 9×9 和 13×13 的最大池化层改为了 3 个卷积核大小为 5×5 的最大池化层,与使用多个不同尺度的卷积核相比, 多个小的卷积核进行串联大大减少了网络的参数,提高 了网络的计算速度。

1.2 多光谱特征融合模块设计

为充分融合可见光图像与红外图像的互补信息,在



Fig. 3 SPPF structure

特征相加、特征相乘、特征拼接等特征融合原理的基础 上,设计 MIFF 模块,其结构如图 4 所示,该模块包含两个 特征权重生成模块 M_{VS} 和 M_{IR} ,其中 M_{IR} 为红外图像特征 F_{IR} 权重生成模块, M_{VS} 为可见光图像特征 F_{VS} 权重生成 模块,利用这两个特征权重生成模块实现自适应调节 F_{IR} 和 F_{VS} 对检测结果的贡献度。特征权重生成模块由 1 个 1×1 卷积层和 1 个 Softmax 归一化层组成,将 F_{IR} 和 F_{VS} 分别拆分成 C_1 到 C_n 的特征向量,其中 n 为 F_{IR} 和 F_{VS} 的 通道数量,在 M_{IR} 中,红外图像特征向量 C_1 到 C_n 通过 1×1 卷积层处理后得到权重 Q_{IR} ;在 M_{VS} 中,可见光图像 特征向量 C_1 到 C_n 通过 1×1 卷积层处理后得到权重 Q_{VS} ,将红外图像特征 F_{IR} 、可见光图像特征 F_{VS} 分别与 Q_{IR} 、 Q_{VS} 进行逐像素相乘加权,加权后的特征再通过 Softmax 激活函数得到归一化权重 S_{IR} 和 S_{VS} ,Softmax 激 活函数在 M_{IR} 和 M_{VS} 中的计算过程分别为:

$$\boldsymbol{S}_{IR} = \frac{e^{F_{IR} \times \boldsymbol{Q}_{IR}}}{e^{F_{IR} \times \boldsymbol{Q}_{IR}} + e^{F_{VS} \times \boldsymbol{Q}_{VS}}}$$
(1)

$$S_{VS} = \frac{e^{F_{VS} \times Q_{VS}}}{e^{F_{IR} \times Q_{IR}} + e^{F_{VS} \times Q_{VS}}}$$
(2)

其中, $Q_{IR} \in \mathbf{R}^{1 \times H \times W}$ 为红外图像特征权重, $Q_{VS} \in \mathbf{R}^{1} \times H \times W$ 为可见光图像特征权重。



图 4 多光谱图像特征融合模块

Fig. 4 Multispectral image feature fusion module

归一化后的权重 S_{IR} 、 S_{VS} 分别与红外图像特征 F_{IR} 、可见光图像特征 F_{VS} 进行逐元素相乘自适应加权,得到输出特征 Y_{IR} 和 Y_{VS} ,即:

$$\boldsymbol{Y}_{IR} = \boldsymbol{S}_{IR} \odot \boldsymbol{F}_{IR} \tag{3}$$

$$\boldsymbol{Y}_{VS} = \boldsymbol{S}_{VS} \odot \boldsymbol{F}_{VS} \tag{4}$$

在得到加权后的特征 Y_{IR} 、 Y_{VS} 后,进行逐像素相加得 到融合后的特征 Y_{IR} + Y_{VS} ,实现可见光图像特征和红外图 像特征融合。然而,使用 Softmax 函数对权重进行处理 时,由于其指数化和归一化特性,可能导致信息损失,尤 其当权重差异较大时,较小权重被显著压缩,影响模型对 权重差异的感知。为弥补这一信息损失,本文引入 MaxPool 层进行跳跃连接。通过 MaxPool 层处理原始可 见光图像特征 F_{VS} 与红外图像特征 F_{IR} ,提取关键信息, 并将其与融合特征 Y_{IR} + Y_{VS} 进行特征通道拼接,得到最 终的融合特征 F_{MO} 这一方法不仅充分利用了原始特征 的信息,还增强了模型对多光谱图像特征的综合利用能 力,从而提高了模型的性能。则通过这一过程得到最终 融合特征 F_{M} 的表达式为:

$$\boldsymbol{F}_{M} = concat(\boldsymbol{Y}_{IR} + \boldsymbol{Y}_{VS}, MaxPool(\boldsymbol{F}_{IR}), MaxPool(\boldsymbol{F}_{VS}))$$
(5)

式中:concat()表示特征通道拼接操作;MaxPool()表示 池化操作。

1.3 多尺度特征融合模块设计

Neck 为颈部的多尺度特征融合模块,其结构如图 5 所示,主要用于融合多尺度图像特征,延续了 YOLOv5 中 的 FPN+PAN 思想,在此基础上加入了 C2f 模块,通过残 差结构用更多的分支来进行跳跃连接,丰富了梯度流信 息,同时对 Backbone 输出的不同尺度的特征图进行融 合,将浅层信息与深层特征聚合起来,提高对不同尺度目 标的检测性能。



图 5 多尺度特征融合网络结构 Fig. 5 Multi-scale feature fusion network architecture

1.4 YOLO-Head 模块设计

YOLO-Head 为预测模块,其结构如图6所示,采用解 耦头结构,分为分类和定位预测端,以缓解分类和定位任 务之间的冲突。采用 Anchor-Free 框架有助于提高检测 性能,尤其在检测长宽不规则的目标时表现更为优异。



2 实验分析

2.1 数据集与实验相关参数设置

在搭建的 IC 器件表面缺陷检测多光谱视觉平台上

采集图像数据,平台具体结构如图7所示。



图 7 IC 器件表面缺陷检测多光谱视觉平台 Fig. 7 Multispectral vision platform for surface defect detection of IC devices

该平台主要由可调节可见光源、可调节相机支架、带 微距镜头的 K20 红外热成像仪与 OPT-CC1-M050-GG1 型的面阵相机组成。

在进行图像采集时,将热激励源最高输出温度设置 为40℃,先用热激励源对 IC 器件表面加热 1~2 s,将 IC 器件表面温度控制在其正常工作温度 70℃以下,再在实 验台下采集如图 8 所示的 IC 器件的可见光-红外图 像对。







为了更好的验证本文所提基于多光谱图像特征融合的 IC 器件表面缺陷检测方法的性能,本文采用文献[23]的配准方法对可见光图像与红外图像进行配准,对可见光-红外图像对采用翻转、旋转、亮度增强等数据增强操作,亮度增强操作用来模拟不同的光照条件如图9所示。通过上述数据增强操作将数据集扩充到1200对。



Fig. 9 Data enhancement

以本文提出的 YOLO 框架下多光谱图像特征融合的 缺陷检测模型(YOLO-MIFF)为实验组,单可见光图像检 测模型(YOLOv8s-VS)和单红外图像检测模型 (YOLOv8s-IR)作为对照组,验证基于多光谱图像特征融 合检测方法的有效性。对特征相加(add)、特征拼接 (concat)、特征相乘(multiply)等特征融合方法进行消融 实验。模型训练相关参数如表1所示。

表 1 多光谱图像特征融合对比实验模型相关参数设置 Table 1 Parameter configuration for the multispectral

image feature fusion comparison experimental model

| 模型参数名称 | 参数内容 |
|--------------------|------------------------|
| 训练次数(epochs) | 500 |
| 学习率(learning rate) | Cos |
| 优化器(optimizer) | Adam |
| 单次训练批数(batchsize) | 8 |
| 学习步数(steps) | 150 |
| 损失函数(criterion) | VFL LOSS+CIOU LOSS+DFL |
| 工作核数(workers) | 4 |

用于 YOLO-MIFF 模型有效性验证的实验模型设置 如下表 2 所示,其具体说明如下:

1)YOLOv8s-VS:该方法是将单可见光图像输入到 YOLOv8s模型中进行检测,将其作为验证多光谱图像特 征融合检测的对照组。

2) YOLOv8s-IR:该方法是将单红外图像输入到 YOLOv8s模型中进行检测,将其作为验证多光谱图像特 征融合检测的对照组。

3)YOLO-Concat:该方法是在YOLO框架下建立双特 征提取通道,特征融合方式为特征通道直接拼接,将其作 为验证 MIFF 特征融合模块有效性对照组。

4) YOLO-Multiply:该方法是在 YOLO 框架下建立双 特征提取通道,特征融合方式为特征图对应元素直接相 乘,将其作为验证 MIFF 特征融合模块有效性的对照组。

5) YOLO-Add:该方法是在 YOLO 框架下建立双特征 提取通道,特征融合方式为特征图对应元素直接相加,将 其作为验证 MIFF 特征融合模块有效性的对照组。

6) YOLO-MIFF:该方法为本文所提的 YOLO 框架下 多光谱图像特征融合检测方法,将其作为验证多光谱图 像特征融合检测有效性和 MIFF 特征融合模块有效性的 实验组。

表 2 基于多光谱图像特征融合的对比实验设置

Table 2 Experimental setup for comparison based on multispectral image feature fusion

| 模型名称 - | 特征融合方式 | | | | | |
|---------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--|--|
| | Concat | Multiply | Add | MIFF | | |
| YOLOv8s-VS | - | - | - | - | | |
| YOLOv8s-IR | - | - | - | - | | |
| YOLO-Concat | \checkmark | - | - | - | | |
| YOLO-Multiply | - | \checkmark | - | - | | |
| YOLO-Add | - | - | \checkmark | - | | |
| YOLO-MIFF | - | - | - | \checkmark | | |

2.2 评价指标

本文选用目标检测模型常用的 *P-R* 曲线,平均精度 (average precision, *AP*),均值平均精度 (mean average precision, *mAP*)等指标^[24-25]对缺陷检测结果进行客观 评价。

平均精度和均值平均精度由精确率(precision,P)和

召回率(recall, R) 计算得到的, 那么 P 和 R 的计算公式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{6}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

其中,TP 表示某种缺陷样本可被模型正确识别为该 种缺陷类别;FP 表示非缺陷类样本被判断为任何1种缺 陷类;FN 则表示某种缺陷类样本被错误识别为其他缺陷 类或无缺陷类。

*AP*表示对某一类缺陷样本的检测精确率与召回率 所构成的 *P-R*曲线的积分, *P-R*曲线越靠近右上角, *AP* 值越大, *AP* 计算公式为:

$$AP = \int_{0}^{t} P(R) dR \tag{8}$$

式中:R为召回率;P(R)表示 P-R曲线函数。

*AP*通常用于单个类别的检测性能评估,本文有4种缺陷类别,因此,还需计算各类缺陷检测的*mAP*,*mAP*计算公式为:

$$mAP = \frac{I}{C_{all}} \sum_{c=1}^{C_{all}} AP_c$$
(9)

式中: C_{all} 为缺陷类别总数量; AP_c 表示模型对类别 c 进行 检测的 AP 值。

2.3 实验流程介绍

本文实验流程设计如图 10 所示。本文实验在 Window10 系统上使用编程语言 Python3.6 完成,硬件环 境为 NVIDIA GTX 3080 GPU,并使用 Pytorch 深度学习 框架。



图 10 IC 器件表面缺陷检测实验流程

Fig. 10 Experimental flow of surface defect detection for IC devices

2.4 实验结果分析

1)多光谱图像特征融合检测实验结果分析

在验证基于多光谱图像特征融合检测方法的有效性 实验中,选取单可见光图像检测方法(YOLOv8s-VS)和单 红外图像检测方法(YOLOv8s-IR)作为对照组,本文提出 的多光谱图像特征融合检测方法(YOLO-MIFF)作为实验组进行实验。在数据集上测试得到各类缺陷的 P-R 曲线如图 11 所示,本文所提的 YOLO-MIFF 融合检测方法在4类缺陷上的 P-R 曲线均优于 YOLOv8s-VS 和 YOLOv8s-IR 的单一图像检测方法。



Fig. 11 *P-R* curves of four kinds of defects in different detection networks

在4类缺陷在不同检测方法中的检测结果中,设定 IOU=0.5,每类缺陷的 AP 和 mAP 的结果如表 3 所示,在 YOLOv8s-VS 检测中,划痕和凹坑的 AP 分别为 76.88%, 71.13%,远远高于崩边和异物缺陷,这是因为可见光图 像中包含细节纹理信息,划痕和凹坑缺陷在可见光图像 中更好的呈现出来;在 YOLOv8s-IR 检测中,崩边和异物 缺陷的 AP 分别为 60.42%,92.19%,这是因为崩边和异 物缺陷在热激励下有着不同的热传导率,在红外热成像 仪下与背景表现出明显的差异,在 YOLO-MIFF 检测中, 4 类缺陷的 mAP 为 89.49%,明显高于 YOLOv8s-VS 的 64.80% 和 YOLOv8s-IR 的 53.84%,表明本文所提方法能 够有效提取轻微缺陷的可见光与红外图像原始信息,自 适应地融合了可见光和红外图像的互补信息,从而以应 对光照条件不稳定的复杂检测环境,有效地提高了缺陷 检测精度。

表 3 缺陷检测结果

| Table | 3 | Defect | detection | recults |
|-------|---|--------|-----------|---------|
| Table | 3 | Defect | uelection | results |

| 检测方法 | 划痕 AP | 崩边 AP | 凹坑 AP | 异物 AP | mAP@ 0.5 |
|------------|---------|----------|---------|---------|----------|
| YOLOv8s-VS | 0.768 8 | 0.5543 | 0.711 3 | 0.5576 | 0.648 0 |
| YOLOv8s-IR | 0.3014 | 0.604 2 | 0.326 2 | 0.9219 | 0.538 4 |
| YOLO-MIFF | 0.8870 | 0. 898 9 | 0.862 5 | 0.931 0 | 0. 894 9 |

2)多光谱图像特征融合模块消融实验结果分析

为验证本文所提出的多光谱图像特征融合模块的有效性,采用YOLO-Multiply、YOLO-Concat和YOLO-Add模型作为对照组,本文所提的YOLO-MIFF模型作为实验组进行实验,图12为4类缺陷在不同模型中测试的P-R曲线,在对4类缺陷的检测中,本文所提的YOLO-MIFF的P-R曲线均优于其他3种融合检测模型,表明本文所设







计的 MIFF 模块能够更有效的自适应融合可见光图像与 红外图像的互补信息,以提高缺陷检测精度。

各类缺陷检测的 AP 和 mAP 值如表 4 所示, YOLO-Multiply 的 mAP 为 79.64%, YOLO-Concat 的 mAP 为 82.82%, YOLO-Add 的 mAP 为 86.05%, YOLO-MIFF 的 mAP 为 89.49%。表明本文所提的 YOLO-MIFF 检测方法 的平均检测精度高于其他 3 种融合检测方法,相比于 YOLO-Concat、YOLO-Add 和 YOLO-Multiply 检测模型, YOLO-MIFF 模型能够根据可见光图像与红外图像之间不 同的相关性进行线性加权,一方面增强了轻微缺陷特征的 提取,另一方面更加的突出了缺陷特征,从而提高了模型 在缺陷轻微、光照条件不稳定的场景中的缺陷检测性能。

| | 表 | 4 | 缺陷 | [≦] 检测结果 | Ę |
|-------|---|----|------|-------------------|---------|
| Table | 4 | De | fect | detection | results |

| YOLO-MIFF | 0.8870 | 0.8989 | 0.862 5 | 0.931 0 | 0.8949 |
|--------------|---------|---------|---------|---------|----------|
| YOLO-Add | 0.8527 | 0.872 0 | 0.8074 | 0.9097 | 0.8605 |
| YOLO-Concat | 0.8139 | 0.846 5 | 0.762 8 | 0.8897 | 0.828 2 |
| OLO-Multiply | 0.798 0 | 0.8379 | 0.753 8 | 0.796 2 | 0.7964 |
| 检测方法 | 划痕 AP | 崩边 AP | 凹坑 AP | 异物 AP | mAP@ 0.5 |
| | | | | | |

3 结 论

本文针对像素级融合检测的方式容易产生冗余噪 声和丢失原始的缺陷特征信息,从而淹没或者干扰轻 微缺陷特征的提取,且在光照不稳定的检测场景下不 能自适应调整可见光图像和红外图像对缺陷检测任务 贡献度的问题,提出了基于多光谱图像特征融合的 IC 器件表面缺陷检测方法,该方法在采用中期融合策略, 在 YOLO 框架下建立双路特征提取通道,嵌入多光谱 图像特征融合模块和特征金字塔,构建 YOLO 框架下 多光谱图像特征融合的缺陷检测模型。实验表明, YOLO-MIFF 融合检测比单可见光和单红外图像检测的 mAP 分别提高了 24.69%、35.65%,相比于 YOLO-Multiply、YOLO-Concat、YOLO-Add 模型的检测精度分 别提高了 9.85%、6.67%、3.44%。综上,本文所提多 光谱图像特征融合检测方法有效提高了 IC 器件表面缺 陷检测的精度。然而本文只进行了4类缺陷进行检 测,但实际生产中可能远远不止4类缺陷,因此以后续 的工作中可以在保证缺陷检测精度的前提下,优化算

法检测速度,提高模型检测的泛化能力等方面进行 研究。

参考文献

- WANG SH, WANG H Y, YANG F, et al. Attentionbased deep learning for chip-surface-defect detection [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 121(3/4):1957-1971.
- [2] ARYAN P, SAMPATH S, SOHN H. An overview of non-destructive testing methods for integrated circuit packaging inspection [J]. Sensors, 2018, 18 (7): 18071981.
- [3] LI Y, SRINATH P K M, GOYAL D. A review of failure analysis methods for advanced 3D microelectronic packages [J]. Journal of Electronic Materials, 2016, 45(1):116-124.
- ZANG H Y, SU H, SHI P. Chip appearance inspection method for high-precision SMT equipment [J]. Machines, 2021, 9(2):9020034.
- [5] 吴一全,赵朗月,苑玉彬,等. 基于机器视觉的 PCB 缺 陷检测算法研究现状及展望[J]. 仪器仪表学报, 2022,43(8):1-17.

WU Y Q, ZHAO L Y, YUAN Y B, et al. Research status and the prospect of PCB defect detection algorithm based on machine vision [J]. Chinese Journal of Instrument, 2022,43(8):1-17.

- [6] CHAO Y, DAI M, CHEN K, et al. A novel gravitational search algorithm for multilevel image segmentation and its application on semiconductor packages vision inspection[J]. Optik, 2016, 127(14):5770-5782.
- [7] 张稼,陆兴华,祝振宇. 多通道数字集成芯片缺陷的线 激光锁相热成像检测[J]. 激光杂志,2022,43(8):76-80.

ZHANG J, LU X H, ZHU ZH Y. Line laser lock-in thermal imaging detection of defects in multi-channel digital integrated chips[J]. Laser Journal, 2022,43(8): 76-80.

 [8] 姜也,黄一凡,熊美明,等. PCBA 板载 DDR 芯片焊点 缺陷检测研究[J]. 仪器仪表学报,2023,44(2):
 129-137.
 JIANG Y, HUANG Y F, XIONG M M, et al. Research

on solder bump defect detection of DDR chip on PCBA[J]. Chinese Journal of Instrument, 2023,44(2): 129-137.

[9] 闫号,戴佳佳,龚小溪,等. 基于多源图像融合的光伏 面板缺陷检测[J]. 红外技术,2023,45(5):488-497.
YAN H, DAI J J, GONG X X, et al. Defect detection of photovoltaic panel based on multisource image fusion[J]. Infrared Technology, 2023,45(5):488-497.

- [10] 向江华,刘缠牢. 基于多光谱图像融合的光学表面疵 病检测[J]. 电子测量技术,2022,45(3):131-135.
 XIANG J H, LIU CH L. Optical surface defect detection based on multispectral image fusion [J]. Electronic Measurement Technology, 2022,45(3):131-135.
- [11] 赵春溢,郭洪涛,郭涛,等. 一种风机叶片图像采集及 缺陷检测系统[J]. 红外技术,2020,42(12):1203-1210.
 ZHAO CH Y, GUO H T, GUO T, et al. Defect detection system based on UAV images for wind turbine blades[J]. Infrared Technology, 2020,42(12):1203-1210.
- [12] SONG H K, LIU ZH, DU H, et al. Depth-aware salient object detection and segmentation via multiscale discriminative saliency fusion and bootstrap learning[J].
 IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(9): 4204-4216.
- [13] 郑欣悦,赖际舟,吕品,等. 基于红外视觉/激光雷达融合的目标识别与定位方法[J]. 导航定位与授时, 2021,8(3):34-41.
 ZHENG X Y, LAI J ZH, LYU P, et al. Object detection and positioning method based on infrared vision/LiDAR fusion[J]. Navigation, Positioning and Timing, 2021, 8(3):34-41.
- [14] 康硕,柯臻铮,王璇,等. 基于红外和可见光图像融合的铺丝缺陷检测方法[J]. 航空学报,2022,43(3): 564-576.
 KANG SH, KE ZH ZH, WANG X, et al. Detection method of defects in automatic fiber placement based on fusion of infrared and visible images [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022,43(3):564-576.
- [15] LIU D, ZHOU D M, NIE R C, et al. Infrared and visible image fusion based on convolutional neural network model and saliency detection via hybrid l₀-l₁ layer decomposition [J]. Journal of Electronic Imaging, 2018, 27(6):063036.
- [16] 马旗,朱斌,程正东,等. 基于双通道的快速低空无人机检测识别方法[J]. 光学学报,2019,39(12): 97-107.

MA Q, ZHU B, CHENG ZH D, et al. Detection and recognition method of fast low-altitude unmanned aerial vehicle based on dual channel [J]. Acta Optica, 2019, 39(12):97-107.

 [17] 孙颖,侯志强,杨晨,等. 基于双模态融合网络的目标 检测算法[J]. 光子学报,2023,52(1):203-215.
 SUN Y, HOU ZH Q, YANG CH, et al. Object detection algorithm based on dual-modal fusion network[J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52(1):203-215.

- [18] CAO ZH W, YANG H H, ZHAO J, et al. Attention fusion for one-stage multispectral pedestrian detection[J]. Sensors, 2021, 21(12):21124184.
- [19] 白玉,侯志强,刘晓义,等. 基于可见光图像和红外图 像决策级融合的目标检测算法[J]. 空军工程大学学 报(自然科学版),2020,21(6):53-59,100.
 BAI Y, HOU ZH Q, LIU X Y, et al. A target detection algorithm based on decision-level fusion of visible light and infrared images[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2020,21(6):53-59,100.
- [20] ROSZYK K, NOWICKI M R, SKRZYPCZY ŃSKI P. Adopting the YOLOv4 architecture for low-latency multispectral pedestrian detection in autonomous driving[J]. Sensors, 2022, 22(3):22031082.
- [21] HUSSAIN M. YOLO-v1 to YOLO-v8, the rise of YOLO and its complementary nature toward digital manufacturing and industrial defect detection [J]. Machines, 2023, 11(7):11070677.
- [22] 高嘉,刘涛,王显峰,等. TWRD-Net:1种用于曳引钢
 丝绳缺陷的实时检测网络算法[J]. 仪器仪表学报,
 2023,44(6):223-235.
 GAO J, LIU T, WANG X F, et al. TWRD-NET:A real-

time detection network algorithm for traction wire rope defects [J]. Chinese Journal of Instrument, 2023, 44(6):223-235.

- [23] 邓耀华,黄志海. 多光谱图像融合的 IC 器件表面缺陷 检测[J]. 光学精密工程,2024,32(5):740-751.
 DENG Y H, HUANG ZH H. Multispectral image fusion method for surface defect detection of IC devices [J].
 Optical Precision Engineering, 2024,32(5):740-751.
- [24] 刘桂雄,闫奕樸,邢星奥.视觉表面缺陷无监督学习检测方法研究进展[J].中国测试,2024,50(3):1-12.
 LIU G X, YAN Y P, XING X AO. Research progress on unsupervised learning detection methods for visual surface defects[J]. China Measurement, 2024,50(3):1-12.

[25] 刘传洋,吴一全,刘景景.基于视觉的输电线路金具锈
 蚀缺陷检测方法研究进展[J].仪器仪表学报,2024,
 45(3):286-305.
 LIU CH Y, WU Y Q, LIU J J. Research progress of

vision-based rust defect detection methods for metal fittings in transmission lines [J]. Chinese Journal of Instrument, 2024,45(3):286-305.

作者简介



黄志海,2024年于广东工业大学获得硕 士学位,主要研究方向为机器视觉与图像 处理。

E-mail: 2112101013@ mail2. gdu. cn

Huang Zhihai received his M. Sc. degree

in 2024 from Guangdong University of Technology. His main research interests include machine vision, image processing, and related areas.



邓耀华(通信作者),2012年于华南理 工大学获得博士学位,现为广东工业大学机 电工程学院教授,主要研究方向为智能视觉 传感,图像处理。

E-mail: dengyaohua@gdut.edu.cn

DengYaohua (Corresponding author) received his Ph. D. degree in Mechanical and Electrical Engineering (2012) from South China University of Technology. Now he is a Professor in the School of Mechanical and Electrical Engineering at Guangdong University of Technology. His main research interests include intelligent visual sensing, image processing, and related fields.



吴光栋,现为广东工业大学研究生,主 要研究方向为机器视觉与图像处理。 E-mail: 2112301171@mail2.gdu.cn

Wu Guangdong is currently a M. Sc. candidate at Guangdong University of Technology. His main research interests include

machine vision, image processing, and related areas.