



基于深度学习的工业PCBA缺陷检测技术研究

高乐乐

目 录



CONTENTS

01

研究背景与意义

02

研究内容及技术路线

03

基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

04

基于目标检测的 PCBA 涂覆异物检测

05

总结与展望

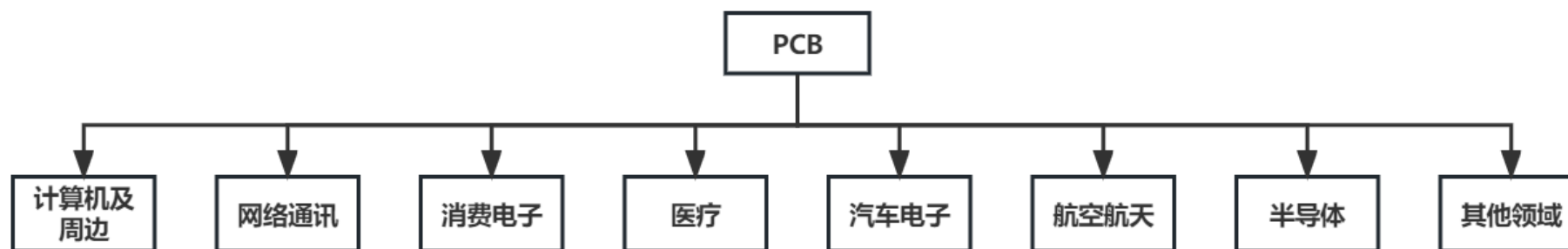


01

研究背景与意义

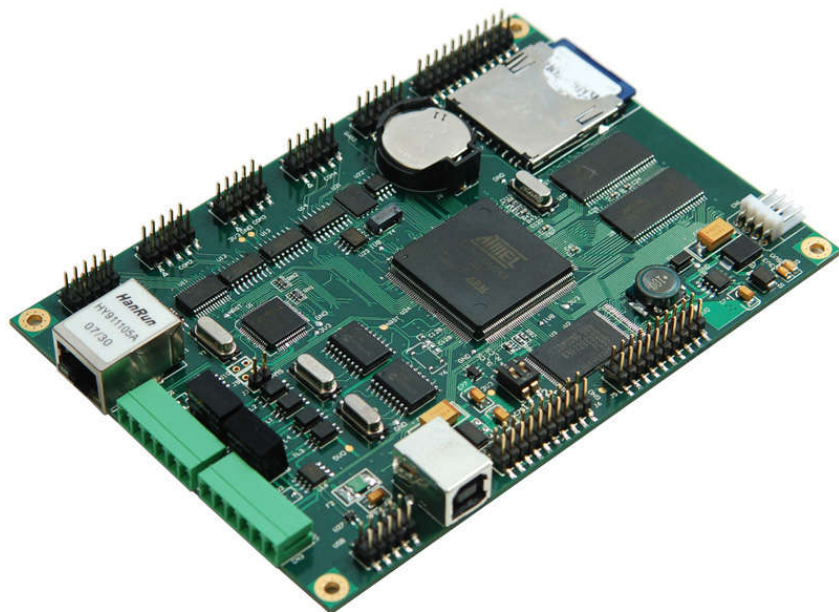
01 选题背景与意义

随着电子产品的快速发展，智能产品如笔记本电脑、手机等不断更新迭代，其需求量和生产量越来越高。我国电子产品生产正朝着高集成度、高性能、高产出的方向发展，研发不断深化，技术不断升级。作为电子产品的基础组成部分，PCB(Printed Circuit Board) 又叫印刷电路板，是电子元器件的支撑体，也是一种工业混合制品、工艺材料包含导体、绝缘基材，可用于各类电子元器件的插装和贴片，其生产制造日益为企业所重视。



PCB 下游产业链

01 选题背景与意义



- 随着电子工业的快速发展，各种新技术的出现，对印刷电路板的需求量也在迅速增长。并且 PCB 越来越多应用于自动驾驶、航空航天等高精尖产业，对高质量的 PCB 需求越来越大。PCB 的批量制造是一个非常复杂的工艺，每个工艺环节都会引起 PCB 表面的断路、短路、漏孔等缺陷，这些缺陷将严重影响到最终的电子器件的使用与安全。因此，研究在实际生产中如何高效、实时检测 PCB 缺陷，成为业内的迫切需求。

01 选题背景与意义



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

目前 PCB 普遍采用的缺陷检测方法

利用一定的工具通过肉眼观察 PCB 电路板是否存在缺陷。

优点：操作简单，检测费用较低。

缺点：误差高，不能适应 PCB 向小型化、高精度方向发展的生产需要。

人工检测

通过 PCB 探针接触待测物两端，对待测物进行电气数值测量。

优点：检测速度快，准确度高。

缺点：检测能力有限，较少有缺陷类型可供检测；且容易造成产品的机械损伤，增加了设备的造价。

电气检测

利用机器视觉算法来检测 PCBA 存在的缺陷。

优点：检测速度快，准确度高。

缺点：检测设备昂贵，维护成本高。

自动光学检测AOI



02

研究内容及技术路线

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

为了保护 PCBA 电路板及其相关设备不会受到环境的侵蚀，在生产过程中，涂覆工艺是一个必不可少的工序。通过涂覆工艺，能够有效地保护电路板免受湿气、漏电、震动、粉尘和盐雾的侵害，从而进一步提高其可信度和安全系数，并延长其使用寿命。

在 PCBA 的缺陷检测中，错件漏件检测和涂覆异物检测是两个重要环节，由于涂覆后无法更改插件元件的位置，因此错件漏件检测必须在涂覆之前完成。



涂覆工艺后的 PCB 板

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

在 PCBA 的缺陷检测中，错件漏件检测和涂覆异物检测是两个重要环节。由于涂覆后无法更改插件元件的位置，因此错件漏件检测需在涂覆之前完成。板卡进入涂覆工艺前和涂覆过程中可能会掉落异物，异物的出现会影响产品的长期可靠性，其中有导电路径短路，裸露区域腐蚀等，也有因温度改变，冲击或振动而导致涂覆层破裂等，因此需要进行涂覆异物检测。

为了解决上述两种问题，本文提出了一种特征对比的方法用于错件漏件检测。同时，对于涂覆异物的检测采用目标检测的方法进行分析。



03

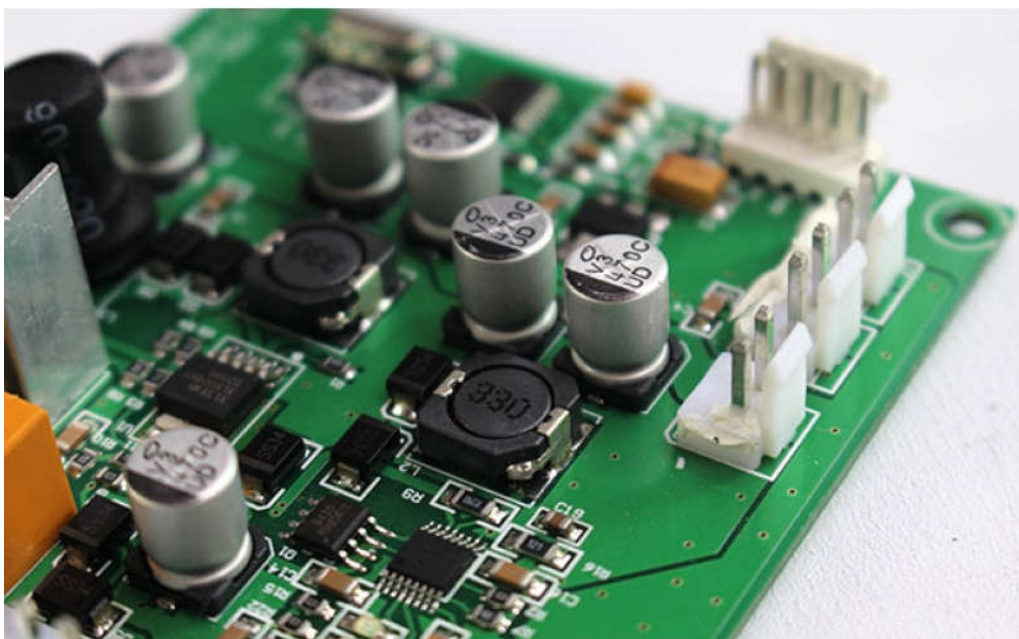
基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

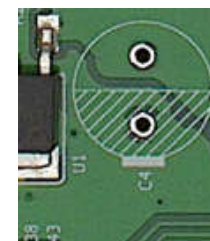
PCBA 错漏件病害



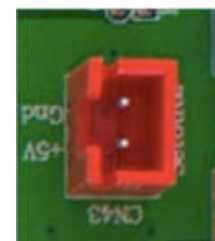
插件电路板



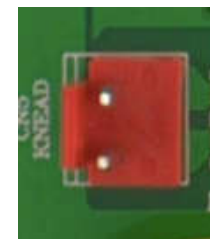
正确插件



漏件



正确插件



错件

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY



数据集介绍

在本文中，选取某公司现场采集的数据集作为基础数据集，包含了各个检测部位的元件图以及漏件图，用于实验的数据集包含 89 类，总共 12114 张图片，且每种缺陷的数量较为均衡。

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

FaceNet算法原理

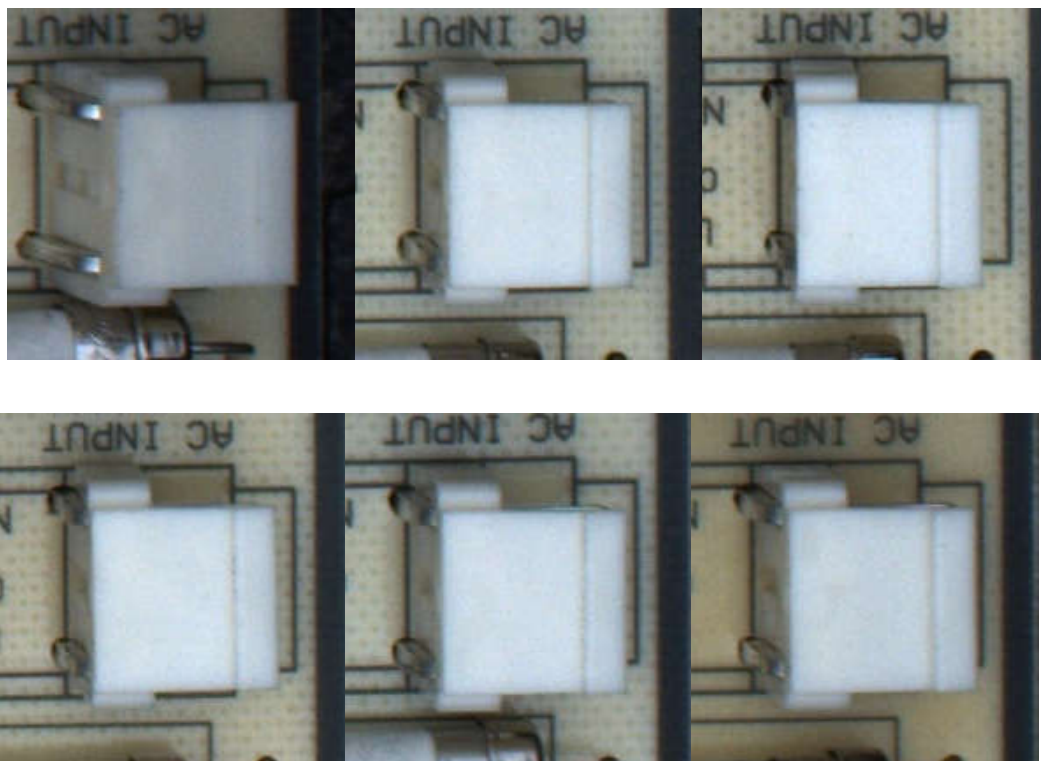
FaceNet 是由 Google 于 2015 年提出的，该模型以 Inception-ResNetV1 为主干特征提取网络，用于训练不同角度、光照、姿势下的面部特征模型。最后经过深度神经网络将人脸图像映射到 128 维欧氏特征空间中，通过对两幅人脸图像之间的特征向量进行求解，当之间的特征间距低于分类判断阈值时，则可判断为同一人。



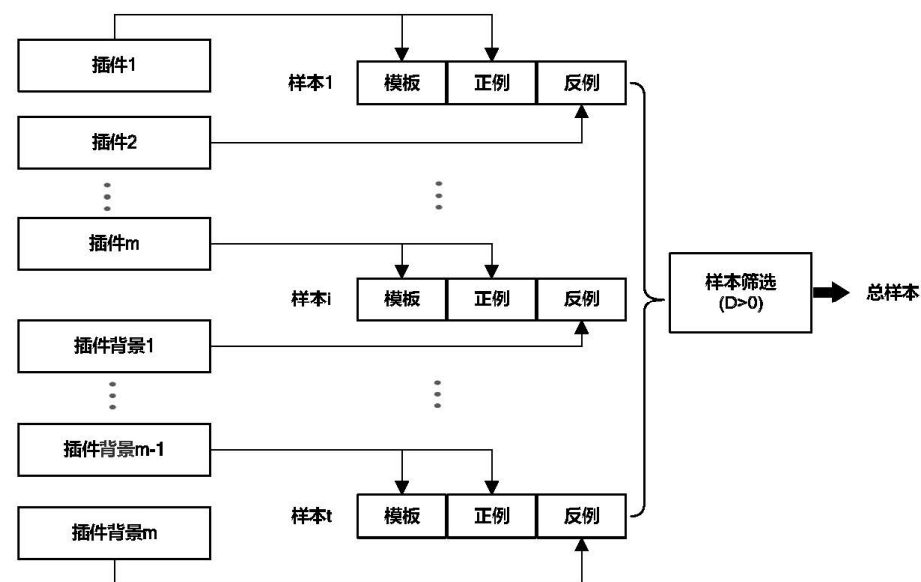
03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY



同一检测位置存在差异的图像



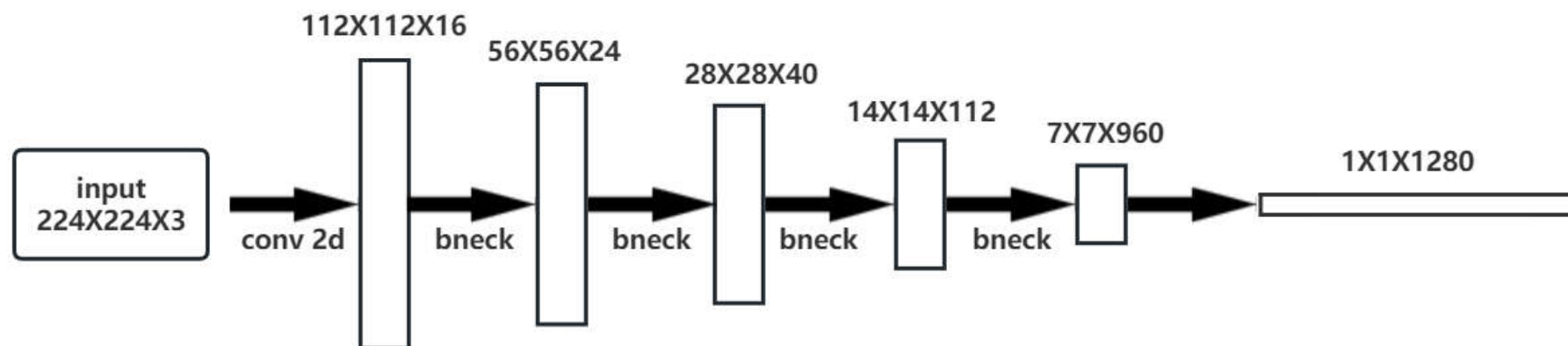
错件漏件三元组样本生成规则

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

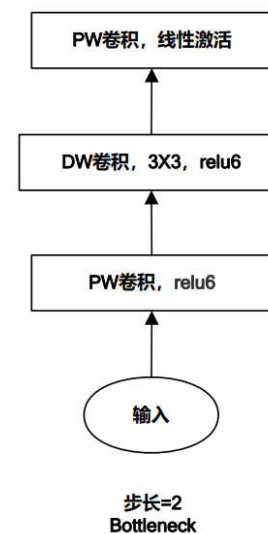
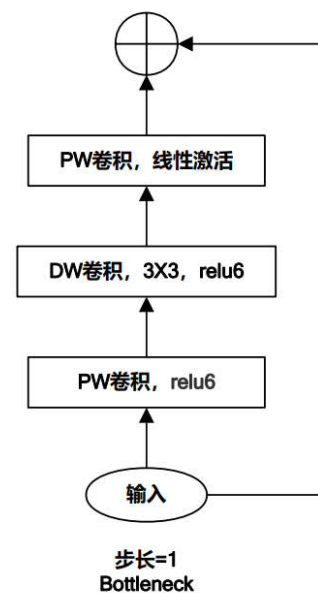
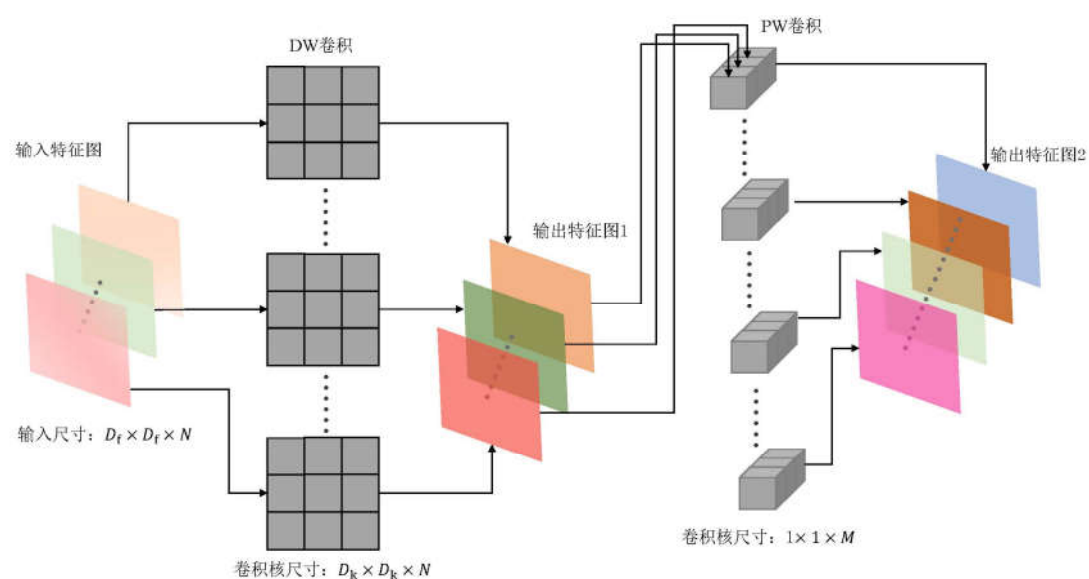
特征提取模块



MobileNetV3 是谷歌团队于 2019 年开发的 MobileNet 系列，继承 MobileNetV1 版本深度可分离卷积与 V2 版本逆残差和线性瓶颈结构，网络整体更加高效和可靠。

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

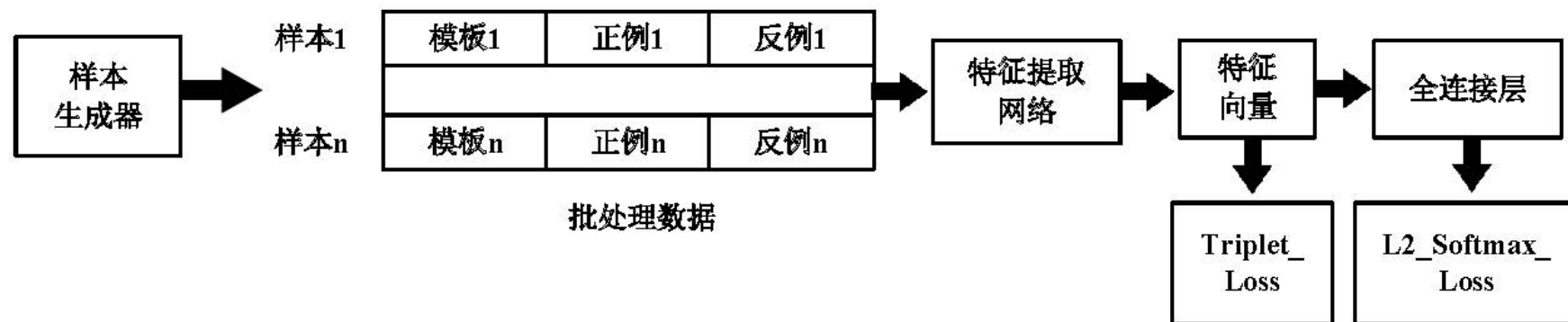
特征提取模块



03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

联合损失函数

三元组的损失函数自身难以收敛，若用欧氏距离来划分，随着分类数量的增加，会使训练收敛变慢，且不够稳定。在网络特征提取模块后增加了两层全连接层，加入 softmax 分类层，使用交叉熵损失函数，并将其加入三元损失函数中考虑特征分布与分类准确率之间的关系。这样就能够加大类间差距，缩短类内差距，使模型处于联合损失函数最优状态，从而进一步提高模型表征能力，并加快收敛进程。



改进 FaceNet 的插件漏件检测模型架构

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

联合损失函数

(1) Triplet_Loss

$$L = \sum_i^N [\|f(x_i^a) - f(x_i^p)\|_2^2 - \|f(x_i^a) - f(x_i^n)\|_2^2] + \alpha$$

(2) L2_Softmax_Loss

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log \frac{e^{w_{y_i}^T f(x_i) + b_{y_i}}}{\sum_{j=1}^C e^{w_j^T f(x_i) + b_j}} \\ \text{subject to} \quad & \|f(x_i)\|_2 = \alpha, \forall_i = 1, 2, \dots, M, \end{aligned}$$

联合损失函数

$$\begin{aligned} \text{Loss} &= \text{Triplet_Loss} + \text{L2_Softmax_Loss} \\ &= \sum_{i=1}^N [\|f(x_i^a) - f(x_i^p)\|_2^2 - \|f(x_i^a) - f(x_i^n)\|_2^2 + \alpha] \\ &\quad - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log \frac{e^{w_{y_i}^T f(x_i) + b_{y_i}}}{\sum_{j=1}^C e^{w_j^T f(x_i) + b_j}} \end{aligned}$$

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



模型评价指标

为了全面客观评价缺陷检测模型的性能，本研究使用分类领域常用的准确率（Accuracy）、精确率（Precision）、召回率（Recall）、F1_score 指标来衡量评估，这四种指标是分类任务中最基本的评价指标。

真实情况	预测结果	
	正例 (Positives)	反例 (Negatives)
正例 (True)	TP(真正例)	FN(假反例)
反例 (False)	FP(假正例)	TN(真反例)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1_score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

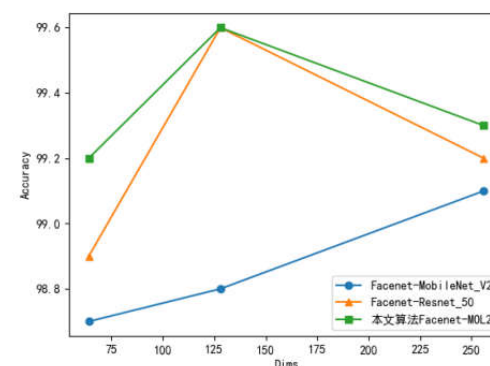
03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



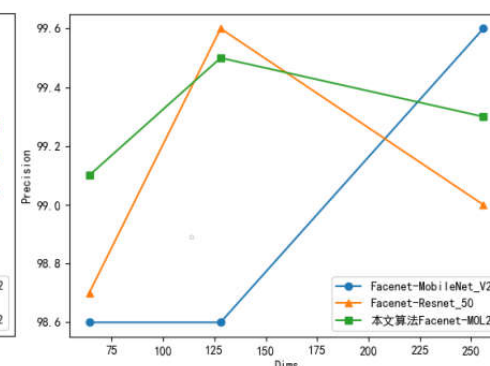
西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

结果与分析

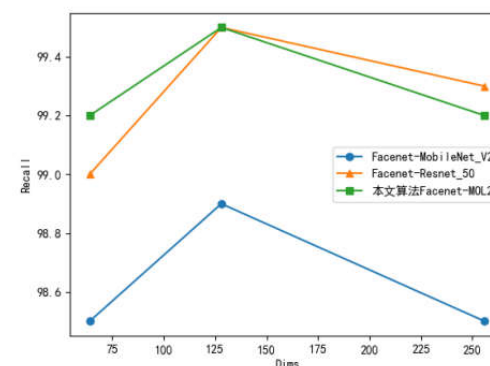
模型	Dims	Accuracy/%	Precision/%	Recall/%	F1_score/%	单张图片
						检测时间/ms
Facenet-MobileNet_V2	64	98.7	98.6	98.5	98.6	4
	128	98.8	98.6	98.9	98.8	5
	256	99.1	99.6	98.5	99.0	5
Facenet-Resnet_50	64	98.9	98.7	99.0	98.9	10
	128	99.6	99.6	99.5	99.6	10
	256	99.2	99.0	99.3	99.2	11
本文算法 Facenet-MOL2	64	99.2	99.1	99.2	99.1	4
	128	99.6	99.5	99.5	99.5	4
	256	99.3	99.3	99.2	99.3	5



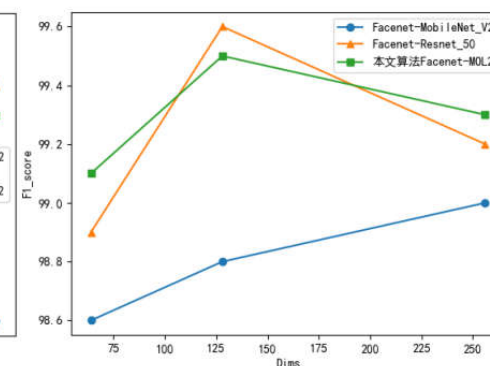
(a) Accuracy 结果图



(b) Precision 结果图



(c) Recall 结果图



(d) F1_score 结果图

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

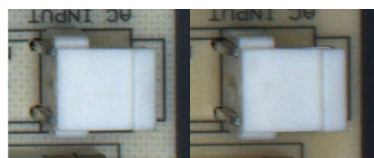
结果与分析

模型	Accuracy/%	Precision/%	Recall/%	F1_score/%	单张图片检测时间/ms
Facenet-MobileNet_V2	98.8	98.6	98.9	98.8	5
Facenet-Resnet_50	99.6	99.6	99.5	99.6	10
本文算法 Facenet-MOL2	99.6	99.5	99.5	99.5	4

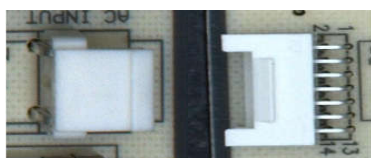
MobileNetV3 主干模型的识别检测平均耗时仅为 4 毫秒，并且在改进损失函数后，在输出特征向量为 128 维度时具有较高的准确率（99.6%）、查准率（99.5%）和查全率（99.5%），其 F1_score 值只低于 ResNet50 网络 0.1%，但检测速度是 ResNet50 网络推理速度的两倍。本文算法 Facenet-MOL2 具有较高的识别准确率和较小的模型参数量，具备显著的优势，更适合用于工业场景下的错件漏件检测。

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

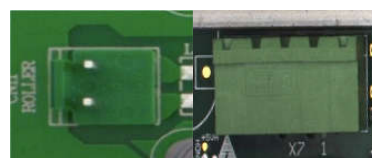
结果展示



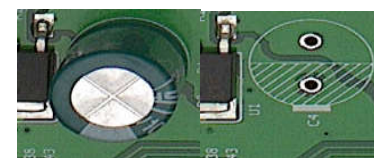
Output:OK



Output:NG



Output:NG



Output:NG



Output:OK



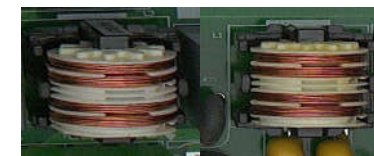
Output:NG



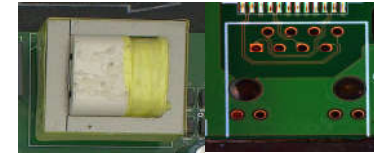
Output:NG



Output:OK



Output:OK



Output:NG



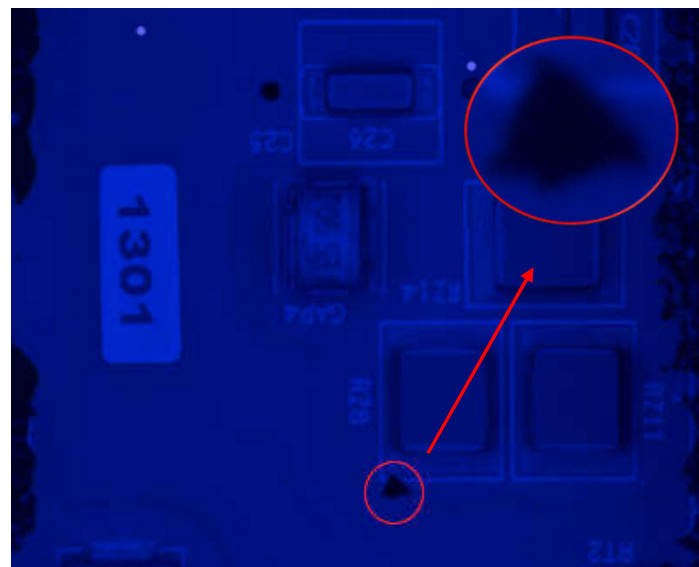
04

基于目标检测的 PCBA涂覆异物检测

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

数据集

在涂覆胶水中掺入紫外线荧光剂后，使用紫外光照射 PCB 板卡后，板卡会呈现蓝紫色，此时涂覆层上的异物也会变得更加明显，便于后续的缺陷检查。



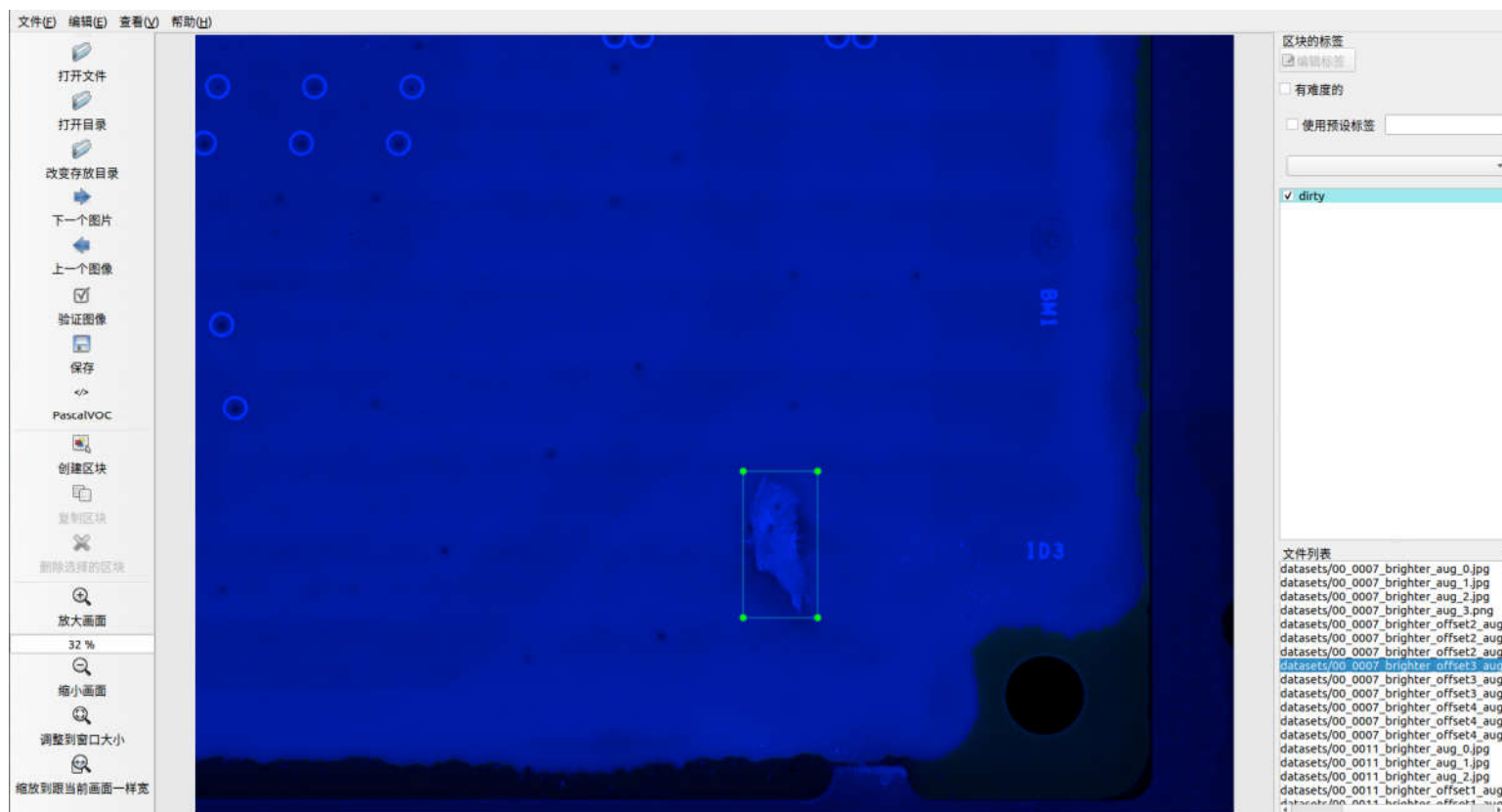
涂覆异物示意图 (图中红色圈中区域为异物)

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

数据标注



03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

数据增强



(a) 目标图



(b) 背景图



(c) 目标图贴至背景图上

泊松融合

泊松融合方法可以根据梯度来调节风格，使得目标图像与背景图像很好地融入，并且能保持像素的梯度信息。这种融合方法，是在拉普拉斯算子的基础上将其转换为一个梯度域问题，可以获得一个完美的无边界的图像融合。

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

数据增强

1

将背景图片中对应位置处的像素替换为目标图片中的像素，并求取目标图像散度。

2

基于泊松方程，采用散度和目标图片中最周边处对应像素的数值对方程进行迭代求解，获得目标图片的融合像素数值。

3

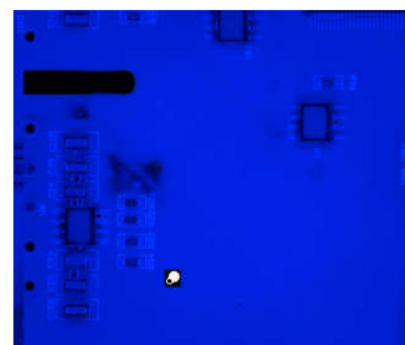
将获取的目标图片融合像素值代入背景图片目标位置像素值，获取最终融合整体图片。



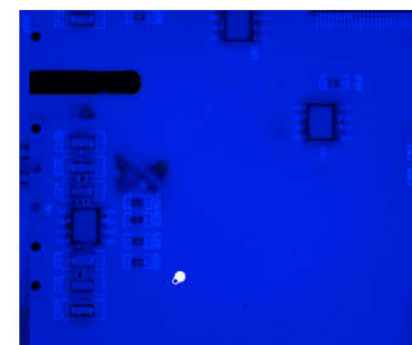
(a) 正常贴图



(b) 泊松融合



(c) 正常贴图



(d) 泊松融合

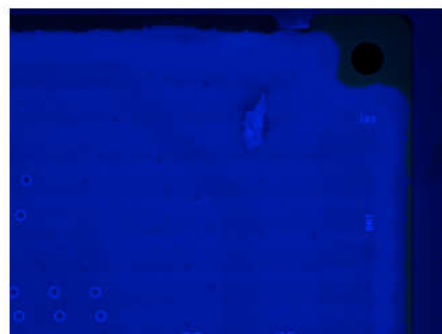
使用泊松融合前后对比图

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

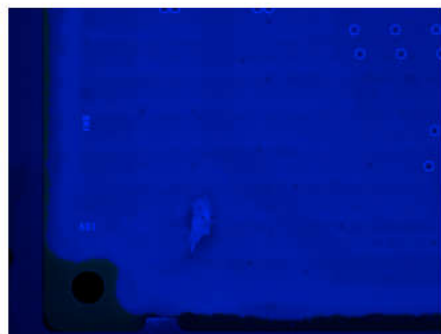
数据增强



(a) 原图



(b) 上下翻转



(c) 水平翻转



(d) 随机偏移

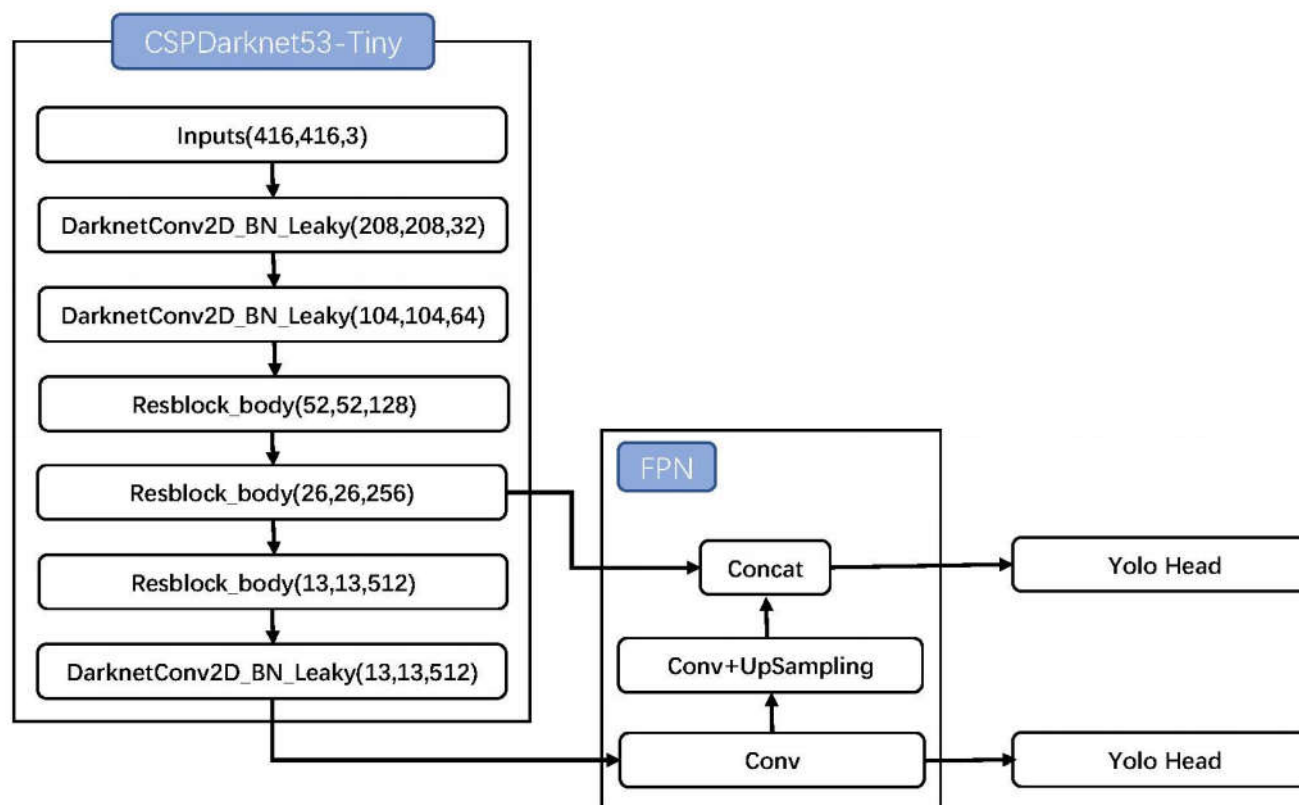
在本文中，我们采用了数据生成和数据扩增的方式扩充现有的异物数据集。经过数据增强，得到了一个包含 12185 张图片的扩充数据集，用于训练本文的模型。

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

YOLOv4-tiny 网络

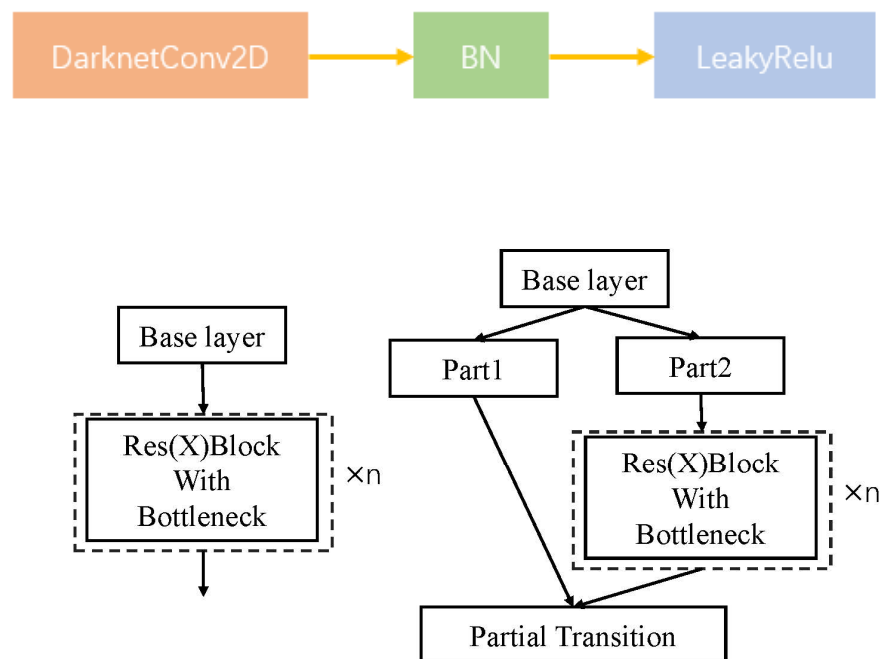
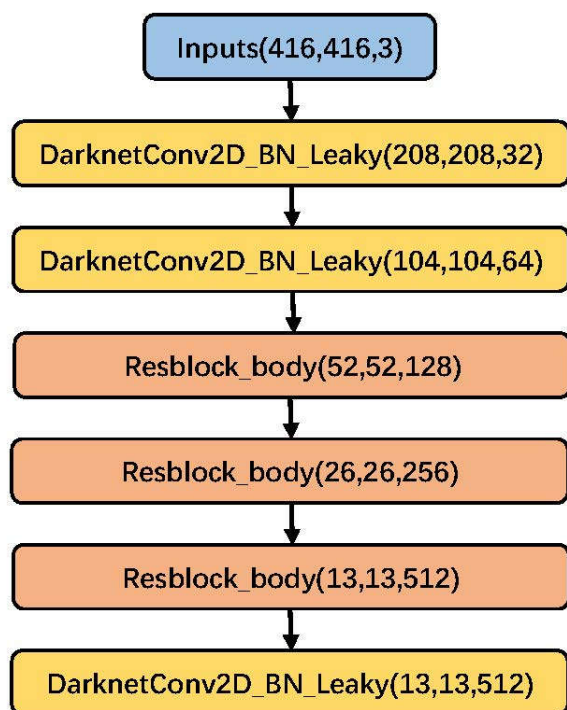


03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



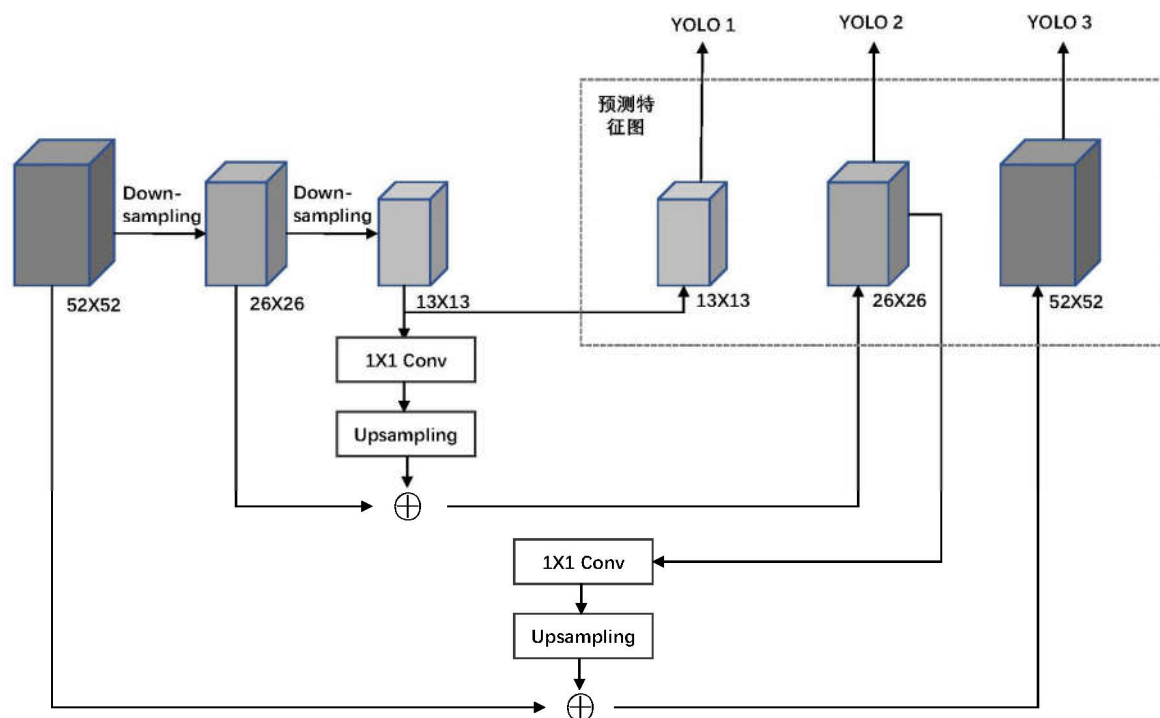
西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

主干特征提取网络



03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

预测网络

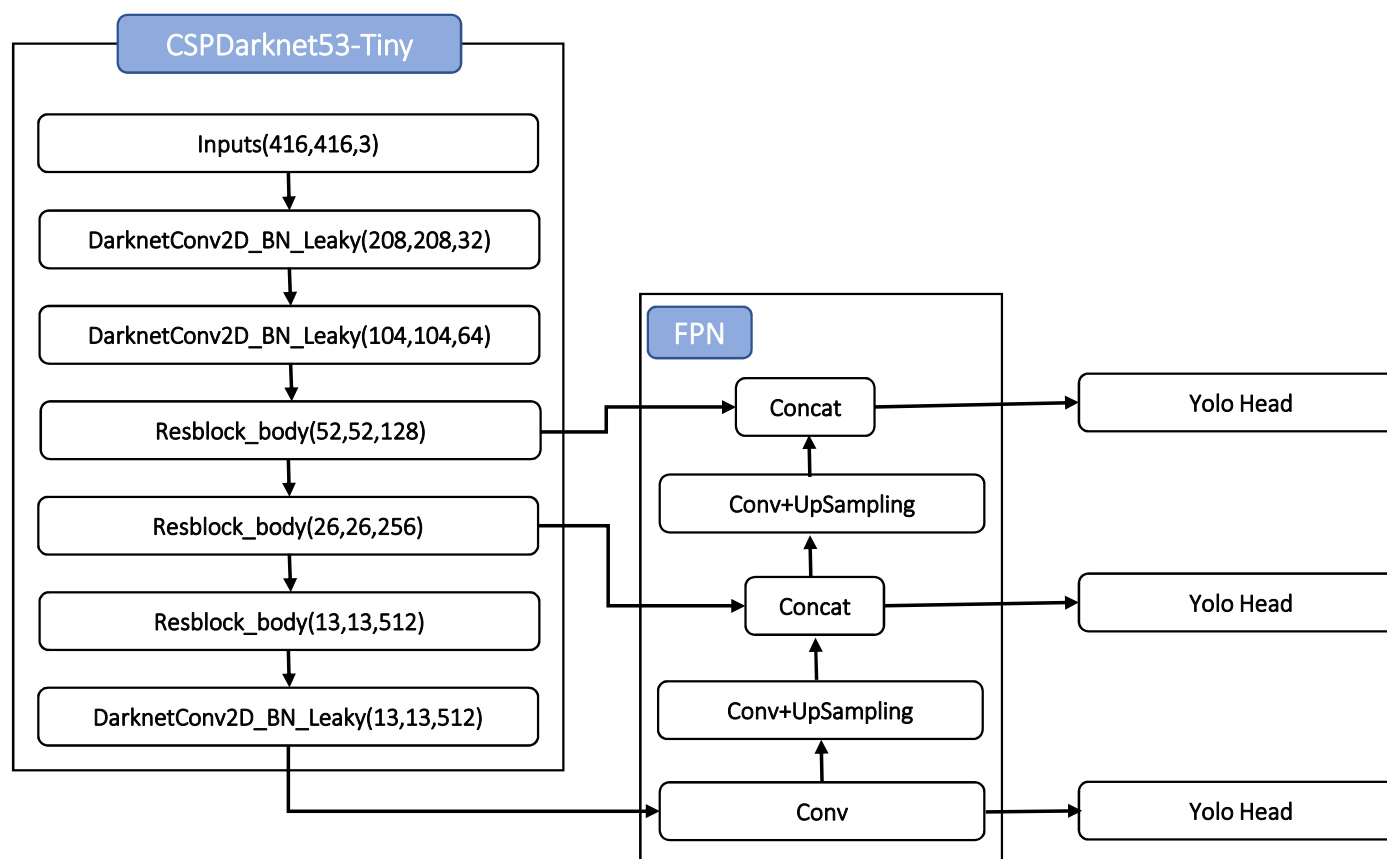


通过考虑异物特性的微小特点，在 YOLOv4-tiny 预测网络的基础上增加了一个预测尺度，用于提高小目标和模糊缺陷的检测精度，增加了 52×52 特征层提高网络对目标尺度的适应检测功能。

03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

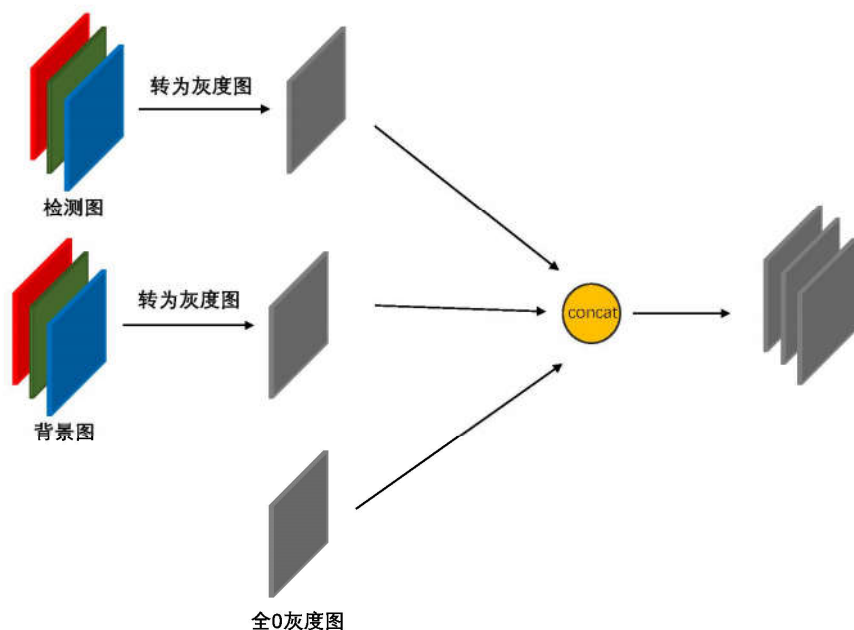


涂覆异物检测网络

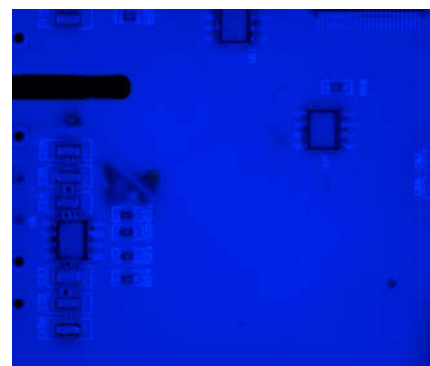


03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

基于 Concatenate 改进的数据输入方式



本文提出了一种新的数据输入形式，该方法融合了背景建模和深度学习思想，将背景图像加入到网络的输入中，以帮助网络寻找被检测图像中的异物目标。这种方法能够在很小的训练数据量下训练出对各种场景具有泛化性的模型。



03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

实验环境与超参设置

CPU	Intel(R) Core(TM) i7-10700 CPU @ 2.90GHz
显卡	NVIDIA GeForce GTX 1660 SUPER
操作系统	Ubuntu 20.04
深度学习框架	Darknet
Python 版本	3.6.10
Cudnn	Cudnn 8.4.1
CUDA	Cuda11.2

名称	参数
Batchsize	64
Subdivisions	8
momentum	0.9
decay	0.0005
max_iteration	2000
learning_rate	0.00261
policy	steps
num-workers	4
Random	True

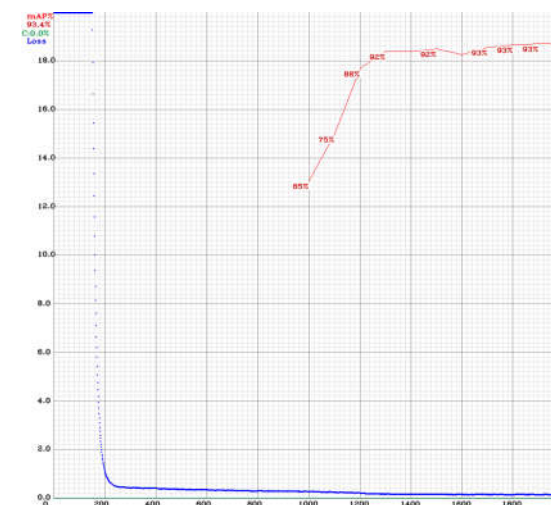
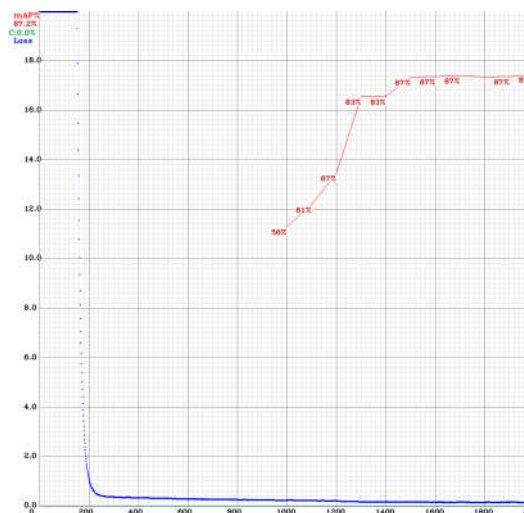
03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

结果分析

网络模型	模型参数数量/million	weights	mAP/%	FPS
YOLOv3	61.52	234.69MB	90.3	58
YOLOv3-tiny	8.66	31.38MB	86.9	226
YOLOv4	63.94	243.90MB	91.6	42
YOLOv4-tiny	5.87	22.41MB	87.3	256
本文算法 YOLOv4-tiny-3l	6.12	23.31MB	89.5	245
本文算法 YOLOv4-tiny-3l + 改进输入方式	6.12	23.31MB	93.4	245

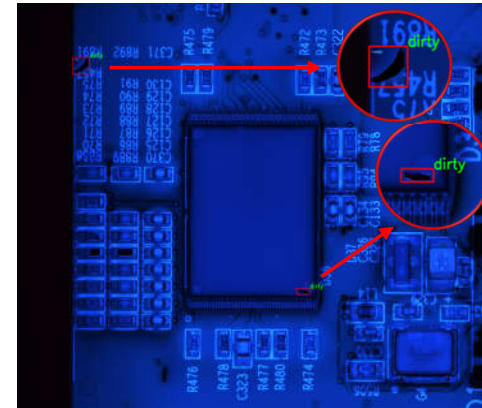
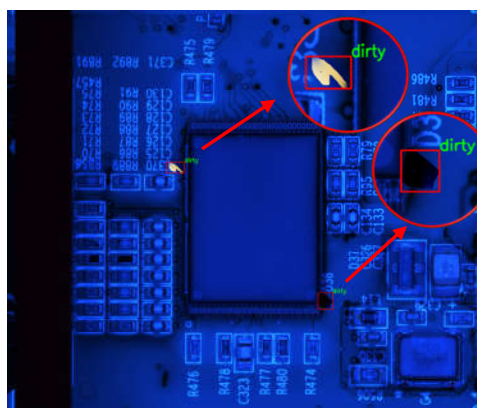
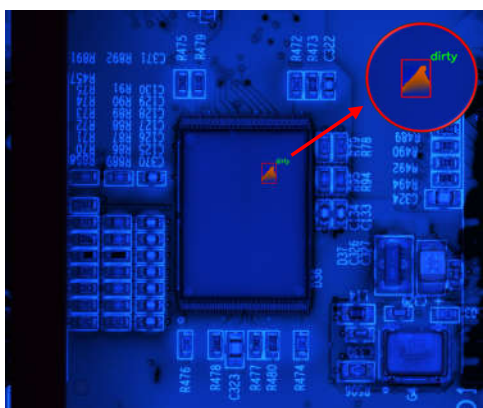
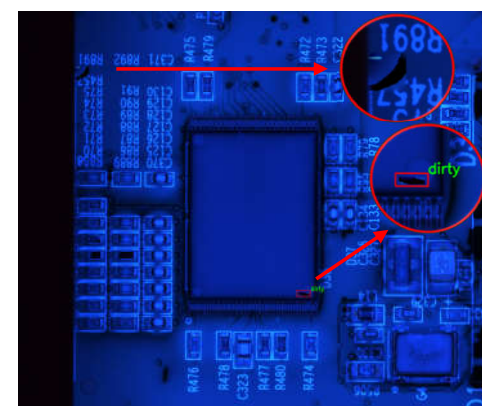
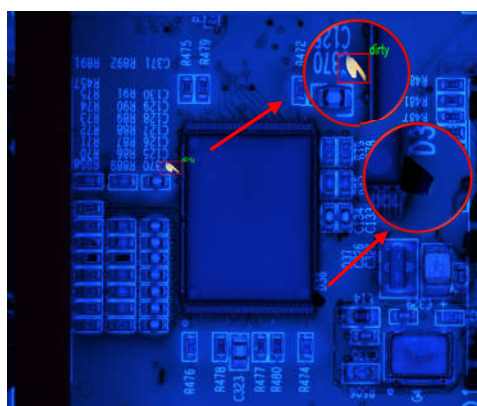


03 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

结果展示





05

总结与展望



总结

01 基于特征对比的 PCBA 错件漏件检测

介绍 PCBA 错件漏件病害与数据集构建，基于 FaceNet 网络构建错件漏件分类检测网络 Facenet-MOL2。

- ✓ 基于工业检测实时性要求，提升检测速度，替换 FaceNet 特征提取的主干网络为 MobileNetV3，并改进了 FaceNet 网络模型损失函数，使用本文提出的联合损失函数。适合用于工业场景下的错件漏件检测。

02 基于目标检测的 PCBA 涂覆异物检测

选取 YOLOv4-tiny-3l 算法进行 PCBA 缺陷识别，对数据输入形式进行改进。

- ✓ 分析涂覆数据集中的缺陷特征，采用 Poisson 融合和传统的数据增强方法，对原数据集进行扩充。
- ✓ 针对 PCBA 检测对实时性的要求，选取 YOLOv4-tiny-3l 算法进行 PCBA 缺陷识别。利用背景建模的思想与深度学习结合，对数据输入形式进行改进，满足 PCB 实际检测需求。



展望

01 样本生成

针对少样本的 PCBA 缺陷检测。在现实工业应用场景下，有的缺陷样本极难收集，但又需求大量数据，后续可以从样本生成方向入手改进。

02 检测速度

随着 PCB 产量的不断提高，仍需提高检测速度，确保检测效率。

03 多领域跨界研究

近年来，已在 NLP 中得到了广泛应用的 Transformer 技术已被广泛地运用到物体检测中，跨界研究成为一种趋势，可以作为后续研究的方向。