

基于改进 Inception-ResNet-v2 的 PCB 缺陷检测

孙 灿, 邓小颖, 李 扬, 朱金荣

(扬州大学物理科学与技术学院, 江苏 扬州 225000)

摘 要: 文中提出一种基于卷积神经网络的 PCB 板缺陷检测算法, 能够有效识别和分类常见的电路板缺陷。该方法进行图像预处理, 对缺陷图像与参考图像采取图像配准和差分得出感兴趣区域, 经过数据扩张汇总成数据集。通过对部分结构针对性添加 SE 模块来改进 Inception-ResNet-v2 模型, 将 Leaky ReLU 作为激活函数。文中模型在测试集上对缺陷分类的正确率提升到了 96.43%, 提升了至少 3%。

关键词: 卷积神经网络; 图像预处理; 数据扩张; Inception-ResNet-v2 模型; 缺陷检测

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A

PCB defect detection based on improved Inception-ResNet-v2

SUN Can, DENG Xiao-ying, LI Yang, ZHU Jin-rong

(School of Physical Science & Technology, Yangzhou University, Yangzhou 225000, Jiangsu Province, China)

Abstract: A PCB board defect detection algorithm is proposed based on convolutional neural network, which can effectively identify and classify common defects. Image preprocessing is performed, then image registration and segmentation between the defect image and the reference image is taken to obtain the areas of interest. Data expansion is adopted to aggregate images into a data set. The Inception-ResNet-v2 model is improved by adding the SE Blocks to part of the structure. Leaky ReLU is used as the activation function. The accuracy rate of the model on the test set for defect classification has been increased to 96.43%, which is at least 3%.

Key words: convolutional neural network; image preprocessing; data expansion; Inception-ResNet-v2 model; defect detection

0 引言

如今印刷电路板 (printed circuit board, PCB) 的缺陷检测已成为电路板生产的重要一环, 传统的检测方法一般是采用电气特性检测和人工目视检测, 这两种方法已经沿用多年, 但缺点明显, 需耗费大量的人力物力, 且工人会视觉疲劳, 已达不到未来自动化发展的需求。随着电路板的革新速度加快, 市场需求量也逐年增加, 因此需要更加精准、快速、低成本的缺陷检测方法。

王栋等^[1]将参照图像先进行形态学处理提取边缘图像, 比较测试图像和参照图像的直方图峰值判断缺陷类别。陈寿宏等^[2]先利用方向梯度直方图 (HOG) 对待检测的焊点图像提取形状纹理等

特征。使用支持向量机 (SVM) 并选择合适的核函数进行初步分类, 对误检焊点采用 HOG + SVM 多分类算法进行二次分类。李云峰^[3]等对图像采取图像处理, 分析了缺陷边缘邻域的梯度方向信息, 构建特征向量送入 SVM 进行分类。王玉萍^[4]等对参考图像使用边缘检测算子提取特征, 与待测缺陷图像匹配得出缺陷区域。Liu^[5]等提取了图像中感兴趣区域的几何、纹理、颜色等特征进行图像分类。

收稿日期: 2020-05-08

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (11304271)

作者简介: 孙灿 (1996-), 男, 硕士研究生, 研究方向为深度学习, 图像处理。

1 方法概述

如今深度学习已经扩展到各个领域,尤其是计算机视觉方向,针对上述检测方法的局限性,本文提出一种基于 Inception-ResNet-v2 模型^[6]改进,结合 Squeeze-and-Excitation(SE) 模块^[7]的卷积神经网络模型来提取 PCB 深度特征的缺陷检测方法,同时与经典的卷积神经网络 Resnet34 来比较识别效果。首先,将收集到的 PCB 缺陷图片组成数据集进行图像预处理,图像预处理模块分类 4 个步骤,依次进行图像增强、图像降噪、图像配准和阈值分割。将完成预处理的图像和完整的参考图像进行图像差分,切割提取包含缺陷的感兴趣区域(ROI)。由于随着卷积神经网络的深度增加,对数据集的大小要求也越来越高,在此,送入卷积神经网络之前需要先进行数据扩张操作,得到最终数据集。最终送入改进后的卷积神经网络模型,开展训练优化和测试。

2 图像预处理

由于环境因素使得拍摄到的图像和参考图像之间有较大的差距,需要进行图像增强,由于工业相机采集到的是 BGR 三通道的图像,为了方便后续的计算,先将图像进行灰度变换转变为一个通道的灰度图像,接着采用直方图均衡化方法增加其对比度。其次,光照带来的噪声会对后续的操作产生非常大的影响,为了减少误差,这里使用均值滤波^[8]来降低噪声。紧接着需要进行图像配准^[9],采取的算法是加速鲁棒特征(SURF),其原理为提取待测图和参考图中的特征点,计算两者的相对的角度和缩放,进行转换校正使得两张图像重合,以备后续的差分处理。最后将对待测图像进行阈值分割,本文所使用的 OTSU^[10]阈值法主要原理是根据输入图像的灰度直方图求得最佳阈值,以达到前景区域和背景区域的平均灰度值差异最大化,区间差异最小化,降低背景带来的负面影响。

3 深度学习训练

3.1 数据集

本文将采用异或方法对拍摄图像和参考图像进行图像差分操作。差分后的图像仅包含缺陷区域和部分细小噪声,为了消除这部分噪声,采用形态学处理^[11],先腐蚀后膨胀。腐蚀和膨胀所采用的结构元尺寸均为 3×3 。最后得出的图像将其切割成像素 64×64 大小且仅包含缺陷部位的 ROI 区域,汇集成数据集。本文使用的 PCB 图片来自工业生产线,由于深度卷积神经网络需要庞大的数据集去训练,为了减少模型过拟合带来的误差,因此需要对已有数

据集采取数据扩张,这里运用常见的旋转、平移、镜像等仿射变换来实现。如图 1 所示,原数据集包含缺孔、蚀刻缺口(鼠咬)、开路、毛刺、短路、多铜、针孔和孔位偏移这 8 种缺陷类型,每种缺陷有 240 张图片,共计 1920 张图片,经过数据扩张之后最终得到包含 7680 张图片的数据集,并将其按比例 4:1 随机分为训练集与测试集。

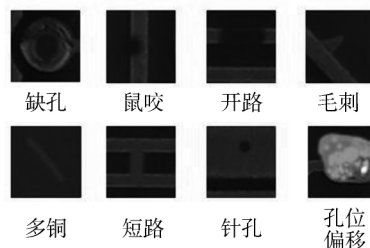


图 1 缺陷区域样例

3.2 改进的 Inception-ResNet-v2 模型

AlexNet^[12]、GoogLeNet^[13] 分别获得了 2012 年和 2014 年 ILSVRC(ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition) 冠军。随后的 Inception 系列网络在 GoogLeNet 基础上进行优化,十分有效的提升了分类准确率。

如图 2 所示,本文针对原始 Inception-ResNet-v2^[6]网络结构进行了改进,其主要包含 Stem、Inception-ResNet、结合 SE-Block 的 Inception-ResNet、Reduction 等部分。由于 Inception 结构大量的使用卷积分解,将初始版本的 7×7 和 5×5 较大的卷积核分解为 7×1 , 1×7 , 3×1 , 1×3 , 不仅增加了网络深度,而且加速网络。ResNet 的残差结构^[14]在保证网络深度的同时,使得网络不易产生梯度消失的问题。SE-Block 是 SENet 中提出的嵌入结构,创造性的使用各通道权重再衡量的方式来提高分类正确率,因此本文提出将 Squeeze-and-Excitation(SE) block 接入部分 Inception-ResNet 中以此进行特征图的权重标定,并且把激活函数由原本的 ReLU 替换为 Leaky ReLU,在尽可能少增加计算量前提下,提升网络泛化能力。最后一层为 Softmax 层,输出大小却决于具体问题,本文 PCB 缺陷种类为 8 种,这里设置为 8。

3.2.1 结合 SE-Block 的 Inception-ResNet 模块

如图 3 所示,左图为未添加 SE-Block 的 Inception-ResNet 模块,右图为添加 SE-Block 的 SE-Inception-ResNet 模块。Squeeze-and-Excitation(SE) block 主要由两部分构成, Squeeze 和 Excitation。其中 Squeeze 操作是一个全局平均池化,将从经过 Incep-

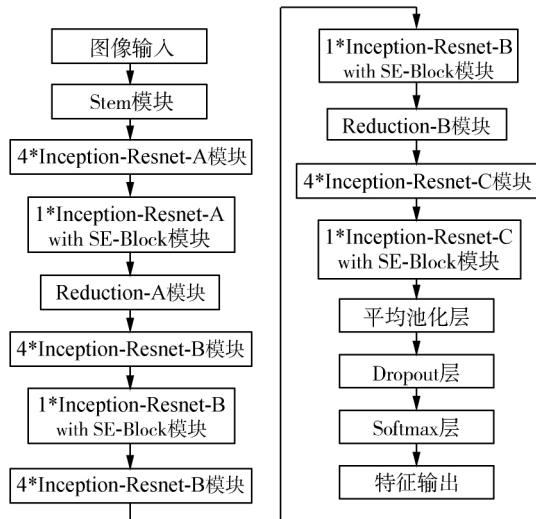


图2 改进的 Inception-ResNet-v2 模型示意图

tion 模块的特征图提取全局信息。接着是 Excitation 操作,如式(1)所示,全局平均池化的结果 x 通过一个全连接层 FC, W_1 相当于一个可学习的缩放参数,减少通道数量来降低计算量,再经过一个非线性层 θ ,激活函数为 ReLU,继续送入一个全连接层学习缩放参数 W_2 ,使得通道数恢复到 Squeeze 操作之后的数量,之后再通过一个 Sigmoid 非线性层 σ 来得到每个通道的权重。两个全连层融合了各通道的特征图参数信息,经过激活函数后,学习到不同特征图的具体权重,显著降低弱特征的权重,增大有效特征的权重。最后将通过 SE-Block 的特征图和通过 Inception 模块的特征图融合叠加。由于应在性能优化和模型复杂度增加的之间达到良好的平衡,本文的 SE-block 分别与每五个 Inception 中最后一个 Inception 结合,目的是提升效果的同时尽可能减少计算量增加带来的负担。

$$M = \sigma(W_2 \theta(W_1 x)) \quad (1)$$

3.2.2 激活函数的选取

如式(2)所示, $f(\cdot)$ 为激活函数, x_j^l 为第 l 层的第 j 个输入, y_j^l 为输出。使用激活函数之前,图像经过偏置和权重的线性组合最终输出也是线性的,而激活函数会将输出转变为非线性结果,正是由这样的非线性函数叠加融合,让网络获得了强大的非线性拟合能力。如图4所示,本文选择 Leaky ReLU 函数作为网络模型的激活函数,相较 ReLU 函数将负值设为零,神经元容易发生不可逆的死亡,Leaky ReLU 保留了负值的输入 $y = ax$,其中 a 为非零较小的固定参数,避免了因输入为负时梯度为零而无法更新权重的问题,优化了局部特征提取,确保了损失函数的收敛。

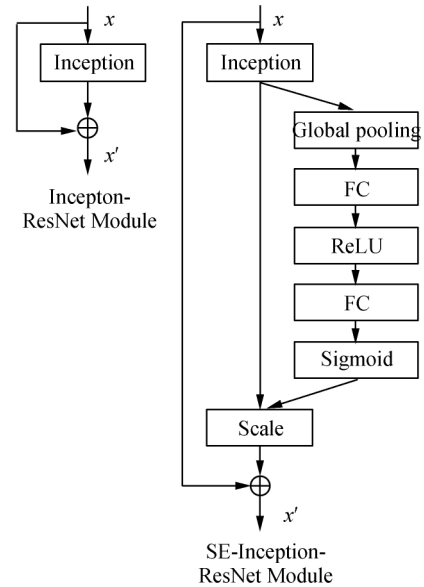


图3 Inception-ResNet 模块(左), SE-Inception-ResNet 模块(右)

$$y_j^l = f(x_j^l) \quad (2)$$

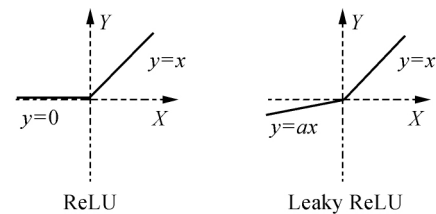


图4 激活函数的对比

3.3 实验对比分析

本文采用了 ResNet-34^[14] 和 Inception-ResNet-v2 卷积神经网络作比较 PCB 缺陷识别结果。在模型训练时,批量尺寸(Batch size)设为 64,将学习率设置为 0.001,采用随机梯度下降(SGD)方法结合动量 Momentum, momentum 设置为 0.9, Epoch 数量设置为 20,每一个 epoch 迭代一遍训练集。训练结果如图5所示,ResNet-34 在迭代 5 个 epoch 左右趋于收敛,训练准确率达到 93.11%,Inception-ResNet-v2 与 ResNet 比较准确率小幅提升了 1.36%,表明了多尺度卷积结构分解带来的拟合能力增加优势,而在添加了 SE-Block 之后,改进后的模型对较弱特征的权重降低,从而获取到的有效特征信息增多,最终训练准确率明显提升到 97.28%。

不同模型经过训练后在本文测试集上的识别正确率如表1所示,ResNet-34 模型与 Inception-ResNet-v2 模型相比,同样具有残差模块,但 Inception 结构的多通道卷积带来的感受野增大的优点可以体现出来,准确率小幅提升,在 SE-block 的选择性添加在部分 Inception 结构中,使得识别总正确率较好

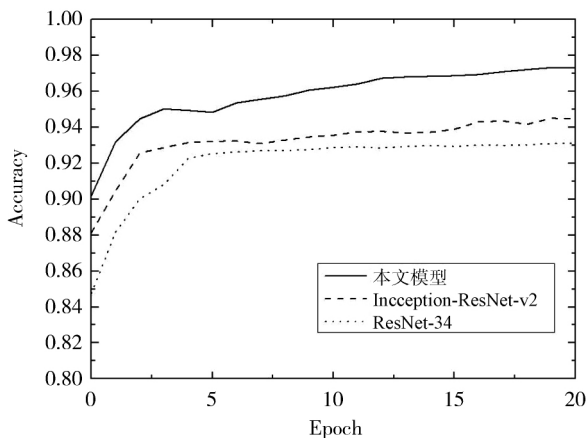


图5 网络训练准确率

的提升到了 96.43% ,提升了至少 3% ,且相对于训练准确率有略微下降 ,说明过拟合程度轻 ,证实了本文深度模型的可行性。

表1 不同模型的识别正确率

使用方法	ResNet-34	Inception-ResNet-v2	本文模型
缺孔	0.9375	0.9479	0.9791
鼠咬	0.9271	0.9323	0.9635
开路	0.9427	0.9115	0.9688
毛刺	0.8958	0.9219	0.9479
多铜	0.9167	0.9531	0.9688
短路	0.9218	0.9375	0.9583
针孔	0.9479	0.9635	0.9843
孔位偏移	0.8854	0.8906	0.9427
总正确率	0.9219	0.9323	0.9643

3.4 检测结果

本文所使用的深度学习框架为 PyTorch ,CPU 为 Intel Core i5-8400 @ 2.80GHz ,训练时用的 GPU 为 GTX 1080Ti。如图 6 所示 PCB 例图中的缺陷也都被正确检测 ,实验证明本文的方法适用于 PCB 缺陷识别与检测。采用相对复杂的网络结构可以提取更多高层次特征 ,拟合能力增强 ,但在部分图像中 ,由于缺陷区域较小且形状相近 ,数据集小的局限性 ,导致模型不能完全正确分类 ,准确率有待后续工作提升。

4 结束语

本文提出了基于深度卷积神经网络的 PCB 缺陷检测分类方法 ,结合图像预处理算法 ,再经过图像配准和差分操作提取缺陷区域 ,汇总数据集送入优化后的网络训练 ,最终在测试集上得到较高的 96.43% 分类正确率。相较于经典卷积神经网络 ,本文提出的 Inception-ResNet-v2 改进模型能够对提取到的特征加权 ,降低无用参数的影响 ,对 PCB 缺陷

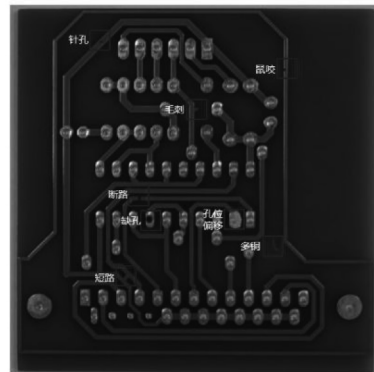


图6 检测结果例图

的拟合能力增强 ,将抽象特征按照特性分类更为准确。

参考文献:

- [1] 王栋 ,解则晓. 基于形态学的 PCB 缺陷快速检测技术 [J]. 计算机科学 ,2016 ,43(S1) :184 -186 ,225.
- [2] 陈寿宏 ,赵爽 ,马峻 ,等. 基于多特征的 SVM 多分类 PCB 焊点缺陷检测方法 [J]. 激光杂志 ,2019 ,40(6) :21 -26.
- [3] 李云峰 ,李晟阳. 基于梯度方向信息熵的印刷电路板缺陷检测 [J]. 中国机械工程 ,2017 ,28(6) :695 -701.
- [4] 王玉萍 ,郭峰林. 基于机器视觉的 PCB 板缺陷检测系统关键技术研究 [J]. 科技通报 ,2017 ,33(1) :101 -105.
- [5] Liu M ,Zhang L ,Liu Y ,et al. Recognizing semantic correlation in image-text weibo via feature space mapping [J]. Comput Vis Image Understand ,2017 ,163:58 -66.
- [6] 何欣颖 ,吴黎明 ,郑耿哲 ,等. 基于 Inception-ResNet-v2 的乳腺癌辅助诊断方法 [J]. 自动化与信息工程 ,2020 ,41(1) :16 -21.
- [7] 李慕锴 ,张涛 ,崔文楠. 基于 YOLOv3 的红外行人小目标检测技术研究 [J]. 红外技术 ,2020 ,42(2) :176 -181.
- [8] 乔闹生. 印制电路板缺陷图像边缘检测 [J]. 光子学报 ,2016 ,45(4) :123 -129.
- [9] 李真 ,马丽 ,高敬礼. 基于深度学习的焊缝缺陷 X 射线图像分类方法 [J]. 信息技术 ,2019 ,43(8) :49 -52.
- [10] Zhang F ,Qiao N ,Li J. A PCB photoelectric image edge information detection method [J]. Optik ,2017 ,144:642 -646.
- [11] Alam F ,Rahman S U ,Ullah S ,et al. Medical image registration in image guided surgery: issues ,challenges and research opportunities [J]. Biocybernetics and Biomedical Engineering ,2018 ,38:71 -89.
- [12] Krizhevsky A ,Sutskever I ,Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [J]. Adv. Neural Inf. Process. Syst. ,2012 ,1:1097 -1105.
- [13] Szegedy C ,Liu W. Going Deeper with Convolutions [J]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,2015:1 -9.
- [14] He K ,Zhang X ,Ren S ,et al. Deep residual learning for image recognition [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,2016:770 -778.

责任编辑:丁玥