



引用格式:邓仕超,张延儒,高兴宇,等.基于残差神经网络的转子焊点图像检测方法[J].科学技术与工程,2020,20(19):7793-7797
Deng Shichao, Zhang Yanru, Gao Xingyu, et al. Rotor solder joint image detection method based on residual neural network[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(19): 7793-7797

基于残差神经网络的转子焊点图像检测方法

邓仕超,张延儒,高兴宇,刘平,黄海兰,杨家欣

(桂林电子科技大学广西制造系统与先进制造技术重点实验室,桂林 541004)

摘 要 针对微型电机转子焊点检测费时费力且准确率低的问题,提出一种基于残差神经网络的转子焊点检测方法。首先运用网络预训练的方法加速网络训练,提高模型准确率;然后在网络中引入批量归一化,避免出现梯度消失;最后对图像进行数据增强,减少过拟合现象。实验表明,与 K 最近邻(KNN)等经典算法相比,该算法在测试集上的准确率达到 91.5%,与工人检测的速度相比提高了 3.5 倍,具有很好的识别效果。

关键词 转子焊点;残差神经网络;预训练;批量归一化

中图分类号 TP391.41; **文献标志码** A

Rotor Solder Joint Image Detection Method Based on Residual Neural Network

DENG Shi-chao, ZHANG Yan-ru, GAO Xing-yu, LIU Ping, HUANG Hai-lan, YANG Jia-xin

(Guangxi's Key Laboratory of Manufacturing Systems and Advanced Manufacturing Technology,
Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

[Abstract] Aiming at the problem of time-consuming, laborious and low accuracy of micro motor rotor solder joint detection, a residual neural network based rotor solder joint detection method was proposed. Firstly, the pre-training method was used to accelerate the network training and improve the accuracy of the model. Secondly, batch normalization was introduced into the network to avoid the disappearance of gradient. Finally, the date set for the network was expanded to reduce the over-fitting by using date-augmentation technology. Experiments show that, compared with classical algorithms such as K -nearest neighbor (KNN), the accuracy of this algorithm is 91.5% on test set. It is 3.5 times faster than the speed of workers' detection, indicating a good recognition effect.

[Key words] rotor solder joint; residual neural; network pre-training; batch normalization

微型电机转子是微型电机中旋转的部分,电流通过转子线圈产生交变磁场,将电能转换为机械能,是微型电机的核心零件。转子焊点是连接转子线圈和电极的重要结点,位于电极的尾端,用于连通线圈和电极之间的回路,它的检测质量严重影响着转子的性能。由于焊点非常微小,肉眼无法分辨焊点的优劣。传统的焊点质量检测采取的是光学放大和人眼结合的检测方法,依靠有经验的工人凭借长期积累的经验来判断焊点的好坏。不仅工人的培训需要花费大量的时间和金钱,而且人工检测效率低,存在主观性,对生产效率和产品质量有着严重影响,长时间的工作也会对工作人员的身心健康造成巨大伤害。

随着图像处理技术和机器学习技术的发展,越来越多的研究人员运用相关技术针对焊点检测问

题做出了一些研究。比如:刘美菊等^[1]提出了改进的 K -近邻算法将电路板焊点检测的准确率提高到了 96%;吴福培等^[2]利用单目视觉三维检测的方法使印制电路板(PCB)焊点的测量精度达到了 0.12 mm;谢达奇等^[3]针对汽车车身焊点检测提出了 MeanShift 聚类圆拟合算法,检测精度达到了 95%;陈寿宏等^[4]为提高 PCB 板中元器件焊点的缺陷检测正确率,提出了多特征向量的支持向量机的分类方法,准确率达到 98.46%;钱佳等^[5]提出了模糊 C 均值聚类与松弛约束支持向量机联用的识别方法,对人工焊点缺陷识别具有很好的效果。虽然上述研究人员对焊点检测都有深入的研究,取得了不错的研究成果,但是都是针对 PCB 焊点或者人工焊点检测,少有学者针对微型电机转子焊点检测做相关的研究。

收稿日期:2019-10-07; 修订日期:2019-11-14

基金项目:桂林市科学研究与技术开发计划重点研发项目(20180104-7);桂林电子科技大学研究生教育创新计划(2019YCX006)

第一作者:邓仕超(1973—),男,汉族,广西梧州人,博士,副研究员。研究方向:图像处理和图像识别。E-mail:dsc@guet.edu.com。

转子焊点图像属于非常复杂的图像,不同种类的缺陷相似度非常高,极其难以分辨,人工设计的特征描述比较依赖个人经验,主观意识对转子焊点的特征描述影响较大,分类器的自适应能力不强,其分类检测效果很难保证^[6]。针对以上问题,本文利用大量数据,提出了基于残差神经网络的焊点检测方法,实现焊点图像的分类,并取得了较好的效果。

1 介绍残差神经网络

1.1 残差神经网络

残差网络模型(ResNet)是目前最主流的深度学习神经网络之一,它于2015年被He等^[7]所提出,同年在ImageNet比赛的分类识别任务上获得了冠军,因为强大的分类识别性能,通常应用在图像检测、图像分割、目标跟踪等领域^[8]。ResNet用到了两种映射方法:一种是恒等映射(identity mapping),另外一种残差映射(residual mapping),如图1所示。恒等映射即图1中那条折线,直接将输入作为输出的一部分,它可以使得网络随着深度增加而不会出现退化现象;残差映射为图1中经过卷积函数conv、激活函数relu得到的输出 $f(x)$ 那部分结构,它会在不引入额外参数和计算复杂度的情况下,将残差块中的数层映射拟合成另一个映射。 $h(x)$ 为整个残差网络模型的输出,这样就可以保证在不出现退化的情况下,模型依旧保留深层网络的高性能。

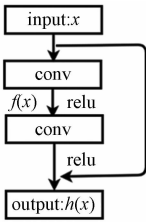


图1 ResNet映射图
Fig.1 ResNet mapping

1.2 模型结构

ResNet50 总共包含了50层,将网络中的50层主要分成5部分,分别是conv1、conv2_x、conv3_x、conv4_x、conv5_x。其结构如图2所示。conv1是由 $7 \times 7 \times 64$ (长 $\times$ 宽 $\times$ 输出通道),步长为2的卷积操作组成的,经过conv1这部分卷积操作之后特征图的长宽由原来的224缩小为112,通道数变成了64通道。conv2_x是由一个复合结构组成,首先是一个 3×3 ,步长为2的最大值池化,接着是3个相同的卷积结构块构建而成,这个结构块是由 $1 \times 1 \times 64, 3 \times 3 \times 64, 1 \times 1 \times 256$ 三个卷积核组成,卷积操

做之后,特征图长宽缩小为56。conv3_x则是直接由4个相同的卷积结构块构成,每个结构块包含 $1 \times 1 \times 128, 3 \times 3 \times 128, 1 \times 1 \times 512$ 三个卷积核,这一步将conv3_x的56缩小为28。conv4_x的结构与conv3_x相似,该结构是由6个相同的卷积结构块组成,每个结构块的三个卷积核分别是 $1 \times 1 \times 256, 3 \times 3 \times 256, 1 \times 1 \times 1024$,特征图大小又减小了一半。conv5_x是在前面几层的基础上,增加了卷积核的个数,这一部分是由3个相同的卷积结构块构成的,每个结构块是由 $1 \times 1 \times 512$ 卷积, $3 \times 3 \times 512$ 卷积, $1 \times 1 \times 2048$ 卷积组成,特征图变成了7。最后一层是分类层,由三部分组成,首先是一个全局平均池化,接着是一个输出通道为4的全连接层,随后是一个softmax层。

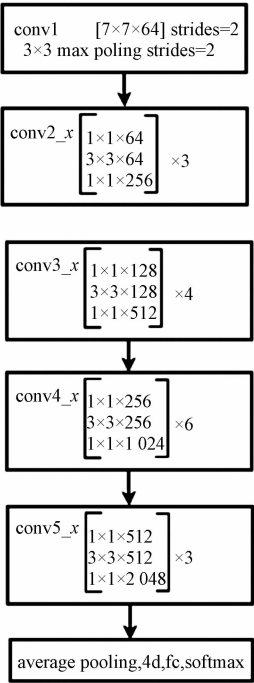


图2 ResNet50 模型结构图
Fig.2 ResNet50 model structure diagram

1.3 模型预训练

残差神经网络模型的训练需要大量的标记数据和强大的运算能力^[9],直接用转子焊点图像重新训练,需要制作大量数据集,这需要花费大量的训练时间,造成时间和精力浪费。适当的网络预训练可以加速模型的收敛,减少训练的时间和提高模型识别率。ImageNet拥有千万级的数据量,共有约 2×10^4 个物体类别,训练出来的模型具有很好的抗干扰能力和泛化能力,因而可将ImageNet训练的网络模型迁移到转子焊点图像上,再提取高维深度特征进行识别,提高模型的识别准确率。利用ImageNet数据集对ResNet网络模型进行预训练,选择

的超参数如表 1 所示。

将预训练模型的全连接层修改为 4 分类,将预训练模型的权重参数导入 ResNet 网络模型,冻结前 10 层的权重参数,将转子焊点数据集导入网络中,进行迭代训练,得到新的适合转子焊点检的网络模型,将待检测的焊点图像输入新的模型中,提取焊点特征,最后的到分类结果。模型预训练结构图如图 3 所示。

表 1 超参数选择

Table 1 Parameter selection

超参数	大小
开始的学习率	0.000 1
动量	0.9
权值衰减	0.000 5
学习策略	Inv
Gamma 值	0.001
Power 值	0.75
最大迭代次数	10 000

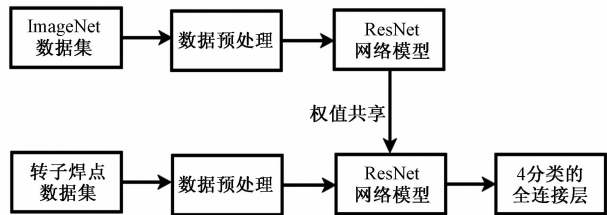


图 3 模型预训练结构图

Fig. 3 Pre-training model structure diagram

1.4 批量归一化

残差神经网络训练是一个复杂的过程,不断的前向传播、反向传播和更新迭代,由于 ResNet 网络层数比较深,前几层的微小变化,会在后面几层逐渐放大,甚至于在最后形成梯度弥散,严重的影响网络的训练速度和检测效果。因此,在卷积层之后,激活函数之前对特征图进行适当批量归一化,可以减少特征图的变换范围,减少计算量,加速网络的训练速度,避免梯度弥散和提高模型整体的识别性能。批量归一化的步骤如下。

- (1)输入批量数据 $x_1,x_2,\cdots,x_m$ 。
- (2)求批量平均值 $a:a = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i$ 。
- (3)求批量方差 $b^2:b^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - a)^2$ 。
- (4)求批量数据归一化 $\bar{x_i}:\bar{x_i} = \frac{x_i - a}{\sqrt{b^2 + c}}$ 。
- (5)求尺度变换参数 $\gamma,\beta:\bar{y_i} = \gamma \bar{x_i} + \beta$ 。
- 其中, m 是批量数据的长度; c 是一个极小的常数。

2 实验分析与结果

2.1 数据准备

转子焊点位于微型电机的上端,在整个微型电机中占据很小的区域,转子焊点形态多样,肉眼极难分辨,待检测转子的焊点高为 2.2 mm、宽为 1.7 mm,如图 4 所示。

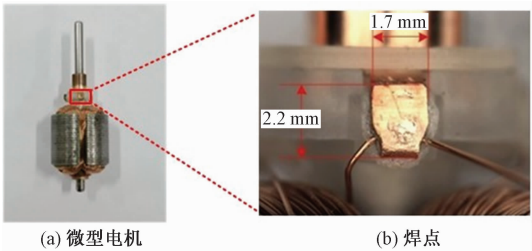


图 4 焊点图像

Fig. 4 Solder joint image

转子焊点类别主要分为焊点闭合异常、焊点下垂、焊点歪斜和焊点正常共四类,通过一段时间采集到了 51 个焊点异常数据,119 个焊点下垂数据,76 个焊点歪斜数据和 154 个焊点正常的数据。显然 400 个数据对于残差神经网络来说是不够的,数据集过少,且每个类别数据不均衡,模型很容易出现过拟合现象,并且识别率不会太高,因此对数据集进行数据增强是必要的。通过对原始图像进行旋转、改变亮度、双边滤波、增加噪声、剪裁等方式,以焊点闭合异常为例,如图 5 所示,将各类数据集扩增至 300,使数据集基本满足要求,并使各类数据均衡。将数据集分为的 4/5 作为训练集,1/5 作为测试集。

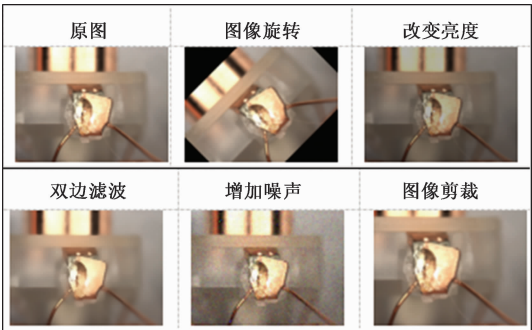


图 5 数据增强图

Fig. 5 Data enhancement image

2.2 实验对比与分析

模型的性能通过分类准确率表示,分类准确率是指正确分类的样本数与总样本(正确分类样本数与错误分类样本数之和)之比,其数学表达式为

$$P = \frac{\sum x_i}{\sum x_i + \sum y_j}$$
 (1)

式(1)中: P 为分类准确率; x_i 为正确分类的样本; y_j 为错误分类的样本。

为了检验本文方法的性能,选择了广泛使用的先进算法来跟本文方法进行对比。在传统机器学习算法领域选择了 K 近邻算法 (K -nearest neighbor, KNN)^[10] 和支持向量机算法 (support vector machines, SVM)^[11], 然后在深度学习领域比较了 LeNet^[12] 和 AlexNet 两个经典模型算法, 实验结果如表 2 所示。

表 2 算法分类正确率对比
Table 2 Comparison of algorithm classification accuracy

算法	训练集准确率/%	测试集准确率/%
KNN	65.3	64.6
SVM	68.8	69.8
LeNet	74.2	74.8
AlexNet	80.9	82.1
ResNet50	89.7	91.5

由表 2 的实验数据可以看出, ResNet50 在训练集上的准确率为 89.7%, 在测试集上的准确率为 91.5%; KNN 聚类算法在训练集的确率为 65.3%, 在测试集的准确率为 64.6%, 该算法的效果和 ResNet50 相差甚远; SVM 分类算法在训练集上的分类准确率为 68.8%, 测试集上的准确率为 69.8%, 这个分类算法相比 KNN 聚类算法略有提升, 但和本文算法的分类准确率相比还存在差距; LeNet 模型在训练集上的准确率达到 74.2%, 测试集上的准确率为 74.8%, 这个效果相对于最开始的算法已经有大幅度的提升, 因为该模型首次运用卷积-池化-全连接层的结构来提升模型的分类准确率; 另外一个经典神经网络模型 AlexNet 在训练集上的分类准确率为 80.9%, 测试集上的准确率为 82.1%, 得益于该模型将网络变的很宽很深并使用 ReLU 函数代替 sigmoid 函数, 减少梯度弥散问题, 但依然未能超过本文算法的分类正确率。

最后将本文算法部署在检测设备上, 如图 6 所示, 该设备包括传送机构、夹取机构、拍照和图像处理系统, 将本文算法与现场工人的识别效果做对比, 如表 3 所示。

表 3 人工检测与算法检测对比
Table 3 Comparison between manual detection and algorithm detection

类别	样本个数	正确分类个数	正确率/%	花费时间	休息次数
人工检测	100	97	97	15 min 32 s	1
算法检测	100	91	91	4 min 27 s	0

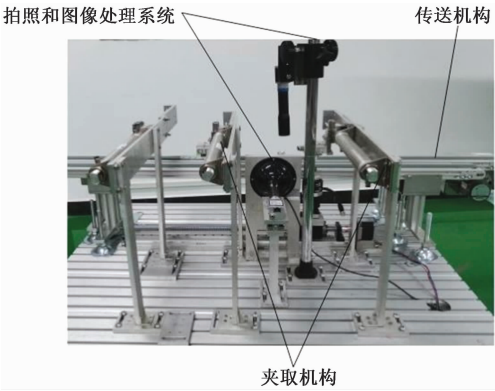


图 6 检测设备图
Fig. 6 Test equipment image

由表 3 的实验数据可知, 在 100 个样本中, 人工检测正确分类个数为 97 个, 正确识别率为 97%, 花费的时间为 15 min 32 s, 中间休息 1 次, 本文的算法检测正确分类 91 个, 正确识别率为 91%, 花费时间为 4 min 27 s, 中间休息 0 次。虽然本文算法的准确率不如人工检测的高, 但是对于相同的样本花费的时间更少, 时间上面提高了约 3.5 倍, 而且该检测设备可以连续工作。

根据以上的对比实验, 本文提出的基于残差神经网络的焊点检测方法在训练集上取得了 89.7% 的分类准确率, 在测试集上的分类准确率达到 91.5%, 无论是在训练集上还是测试集上, 均是表现最好, 相比于其他算法的准确率有了 9% ~ 27% 的提升。与人工检测相比, 检测时间上面提高了约 3.5 倍, 效率大增。

3 结论

针对转子焊点图像, 提出了基于残差神经网络的转子焊点图像检测方法, 通过在原有的网络结构中加入批量归一化和预训练的方式, 提高网络的训练速度, 减少过拟合, 增强模型的泛化能力, 在训练集上得到了 89.7% 的准确率, 在测试集上得到了 91.5% 的准确率, 并与 KNN、SVM、LeNet 和 AlexNet 等四种算法做了对比, 并将该算法部署在检测设备上, 与工人检测作对比, 在准确率上相差无几, 时间效率上提高了 3.5 倍, 证明本文方法分类准确率最高, 说明该方法对转子焊点图像分类行之有效, 并有较好的使用效果。

参 考 文 献

1 刘美菊, 李凌燕, 郭文博. 基于机器视觉的焊点检测算法研究 [J]. 电子器件, 2017, 4(44): 1015-1020.
Liu Meiju, Li Lingyan, Guo Wenbo. Based on machine vision solder joint detection algorithm research [J]. Chinese Journal of Electron

Devices, 2017, 4(44): 1015-1020.

2 吴福培,郭家华,张宪民,等. PCB 焊点表面三维质量检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(5): 233-240.
Wu Fupei, Guo Jiahua, Zhang Xianmin, et al. 3D quality inspection method for PCB solder joint surface[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(5): 233-240.

3 谢达奇,梁桥康,孙 炜,等. MeanShift 聚类圆拟合算法在焊点检测中的应用[J]. 计算机仿真, 2019(9): 446-451.
Xie Daqi, Liang Qiaokang, Sun Wei, et al. The circular fitting algorithm based on meanshift clustering and its application in welding spot detection[J]. Computer Simulation, 2019(9): 446-451.

4 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): 21-25.
Chen Shouhong, Zhao Shuang, Ma Jun, et al. Solder joint defect method of SVM multi-classification PCB based on multi-feature[J]. Laser Journal, 2019, 40(6): 21-25.

5 钱 佳,罗晶波,李梦霄,等. 基于特征聚集度的 FCM-RSVM 算法及其在人工焊点缺陷识别中的应用[J]. 华东理工大学(自然科学版), 2015(8): 538-542.
Qian Jia, Luo Jingbo, Li Mengxiao, et al. An FCM-RSVM algorithm based on feature aggregation degree and its application in artificial joints defect recognition[J]. Journal of East China University of science and Technology (Natural Science Edition) 2015(8): 538-542.

6 彭 博,臧 笛. 基于深度学习的车标识别方法研究[J]. 计算机科学, 2015(4): 268-273.
Peng Bo, Zang Di. Vehicle logo recognition based on deep learning [J]. Computer Science, 2015(4): 268-273.

7 He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New York: IEEE, 2016: 770-778.

8 李旭冬,叶 茂,李 涛. 基于卷积神经网络的目标检测研究综述[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(10): 2881-2886.
Li Xudong, Ye Mao, Li Tao. Review of object detection based on convolutional neural networks[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(10): 2881-2886.

9 李锦明,曲 毅,裴禹豪,等. 预训练卷积神经网络模型微调的行人重识别[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(19): 219-222.
Li Jingming, Qu Yi, Pei Yuhao, et al. Pedestrian reidentification based on fine-tune pre-trained convolutional neural network model [J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(19): 219-222.

10 侯玉婷,彭进业,郝露微,等. 基于 KNN 的特征自适应加权自然图像分类研究[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(3): 957-960.
Hou Yuting, Peng Jinye, Hao Luwei, et al. Research of classification method of natural Images based on adaptive feature-weighted K-nearest neighbors[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(3): 957-960.

11 唐银凤,黄志明,黄荣娟,等. 基于多特征提取和 SVM 分类器的纹理图像分类[J]. 计算机应用与软件, 2011(6): 22-26.
Tang Yinfeng, Huang Zhiming, Huang Rongjuan, et al. Texture image classification based on multi-feature extraction and SVM classifier[J]. Computer Application and Software, 2011(6): 22-26.

12 刘金利,张培玲. 改进 LeNet-5 网络在图像分类中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(15): 32-37.
Liu Jinli, Zhang Peiling. Application of LeNet-5 neural network in image classification [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(15): 32-37.