**基于机器视觉的雾化器装配缺陷检测**

Jiankun Wang, Hong Hu and Jiankun Wang Long Chen and Caiying He

*Department of Mechatronic Engineering Technology Center*

*Harbin Institute of Technology Shenzhen Graduate School Shenzhen Colibri Technologies Co. Ltd*

*Shenzhen, Guangdong Province, China Shenzhen, Guangdong Province, China*

honghu@hit.edu.cn longchen@colibri.com.cn

***Abstract -*雾化器在自动化装配线中组装，这不可避免地产生装配缺陷。在本文中，我们使用机器视觉技术来检测雾化器的装配缺陷。我们提出了两种算法：图像处理算法和基于卷积神经网络的深度学习算法。对于图像处理算法，我们根据不同装配缺陷的位置，设置ROI进行检测，并设计相应的图像处理检测算法。对于基于卷积神经网络的深度学习算法，我们采用了MobileNet网路，并提出了一种新的训练方案，以提高检测的准确性。本文的最后，我们对两种算法的性能进行评估，分析和比较两种算法的优缺点。**

***Index Term - 雾化器，装配缺陷检测，机器视觉，卷积神经网络***

# Introduction

在工业自动化生产中，为了保证产品的质量，需要对产品进行缺陷检测，以剔除不良品。在实际应用中，通常采用机器视觉的方法来进行缺陷检测，这样可以提高生产的自动化程度和降低劳动力成本。目前，机器视觉有两类算法，一类是数字图像处理算法，一类是基于卷积神经网络的深度学习算法。

Jiancheng[1]采用测距的方法测量零件位置，以此来检测注射器是否装配正确。Jing等人[2]采用 modified Hausdorff 距离匹配算法检测零件的位置。Ardhy 等人[3] 使用自适应高斯阈值法对图像进行预处理，然后对标准图像和待检测图像做差分运算，来检测PCB板是否存在缺陷。

近年来，深度学习技术在图像识别领域的成就显著。基于卷积神经网络的图片识别算法，已经成功的应用在许多领域。在工业缺陷检测领域，有些学者也开始尝试运用卷积神经网络来进行缺陷检测和分类。

Je-Kang Park 等人，设计了一个简单的CNN网络结构对不同物品的表面缺陷进行检测。吴桐[4]使用X射线成像系统采集产品的图像并标注，采用卷积神经网路提取零件特征，然后训练深度学习模型。使用模型对装配件内部零件进行分类，检测是否有零件缺失。

本文的研究对象是雾化器。雾化器的装配过程需要经过多道工序。零部件的夹取可能失败，从而导致零部件缺失。由于震动、装配精度等其它原因可能导致零部件的装配位置不准确。结合生产的实际情况，雾化器的装配缺陷可以分为工件缺失、棉芯缺失、金属片缺失和金属丝位置异常这四种。如Fig. 1所示。

|  |  |
| --- | --- |
| workpiece missing | cotton core missing |
| metal sheet missing | wire abnormality |
| normal | |
| Fig. 1. Images of atomizer assembly defects samples | |

目前还没有关于雾化器装配缺陷检测的研究，本文将提出两种检测雾化器装配缺陷的算法，一种是基于传统的图像处理的检测算法，一种是基于卷积神经网络的深度学习检测算法。

# Image Processing Algorithm

1. *检测目标定位及ROI设置*

检测的第一步是要对检测目标进行定位。由于装配件与夹具的相对位置是已知的，我们可以先定位夹具的位置，然后根据装配体中缺陷发生的位置设置相应的ROI。具体步骤如下：

Step-1: 分离前景和背景。图像具有明显的前景和背景之分，可以通过图像二值化的方法进行分割，得到夹具和装配件的区域。由于图像的背景为黑色，本文采用的是固定阈值二值化分割，公式如下所示：

(1)

Step-2: 夹具位置定位。由于装配件中的金属丝会超出夹具的范围，需要对此进行处理。通过对图像进行开运算操作可以消除突出的金属丝。开运算操作是对图像进行先腐蚀后膨胀的操作，作用是消除细小物体。其中，腐蚀是去除白色区域的边缘地带，膨胀是扩张白色区域的边缘。得到夹具区域后，通过对图像进行轮廓查找，可以得到检夹具的外包矩形轮廓，从而得到检测目标的位置。检测目标的定位过程如 Fig. 2 所示。

|  |  |
| --- | --- |
| original image | binarization |
| open operation | find contour |
| Fig. 2. Detection target location | |

Step-3: ROI (region of interest) 设置。根据各种缺陷的发生区域设置相应的ROI。根据装配件与夹具的相对位置可以确定ROI的位置。ROI的设置如 Fig. 3 所示。

|  |
| --- |
|  |
| Fig. 3. ROI settings |

1. *工件缺失缺陷检测*

对于工件缺失缺陷检测，采用轮廓筛选法。由于工件缺失后只剩下夹具，在进行轮廓查找是会出现多个小轮廓，而不是完整的轮廓。通过设置轮廓面积阈值进行轮廓筛选，过滤小面积的轮廓，根据轮廓筛选的结果来判断工件是否缺失，如果不存在轮廓可判定为工件缺失。有工件缺失的样本轮廓检测结果如 Fig. 4 所示。

|  |
| --- |
|  |
| Fig. 4. workpiece missing detection |

1. *棉芯缺失缺陷检测*

对于棉芯缺失缺陷检测，采用像素统计法。棉芯在成像时呈亮白色，通过统计ROI中的白色像素数量比例来判断棉芯是否缺失。如果比例小于设定的阈值则判定为棉芯缺失，反之。

白色像素的统计首先要确定该像素是否为白色像素，采用的二值化方法，本文定义灰度值超过250就是白色像素。接着对ROI区域每个位置的值进行相加，得到的值即为白色像素点的个数。

(1)

1. *金属片缺失缺陷检测*

对于金属片缺失缺陷检测，采用模板匹配方法。金属卡爪是金属片存在与否的标志，可以通过检测金属卡爪存在与否来检测金属片是否缺失。为了消除一些无关区域的干扰，本文不直接对原图进行模板匹配，而是对经过预处理后的图片进行模板匹配。对ROI进行预处理，包括闭运算和二值化，闭运算消除黑色孔洞，二值化操作分割出亮白色区域即检测的目标。然后采用模板匹配进行检测，使用的是归一化平方差法，见公式 (2)。

(2)

金属片缺陷检测过程如 Fig. 5 所示。

|  |  |
| --- | --- |
| original image | close operation |
| binarization | template matching |
| Fig. 5. metal sheet missing detection | |

1. *金属丝位置异常缺陷检测*

对于金属丝位置异常缺陷检测，提出基于像素统计的测距法。通过测量金属丝与金属片卡爪竖直边的距离来判定金属丝的位置是否异常。

首先对ROI进行预处理，包括闭运算和二值化，分割检测的目标。然后测量金属丝与卡爪的距离，如果距离不在正常范围内则判定为金属丝位置异常，反之。

本文提出了一种基于像素量统计的测距法。测量距离的具体步骤如下：

Step-1: 计算ROI每列的白色像素点数，采用前文提出的像素统计法。

Step-2: 数值过滤。设置一个阈值，过滤小于这一阈值的数值，目的是消除非检测区域。

Step-3: 数值平滑。对数据进行数值平滑，目的是使极大值点更容易找到。

Step-4: 计算距离。由于金属丝和卡爪处出现大量的白色像素点，反应在数列上就是两个极大值，这两个极大值之间的距离就是金属丝与卡爪的距离。

测距过程如Fig. 6所示。

|  |
| --- |
| (a) original image |
| Pixel number  Column coordinates  (b) projection curve |
| Pixel number  Column coordinates  (c) numerical smoothing |
| Fig. 6. Distance measurement |

# Deep Learning Algorithm

1. *数据增强*

由于所拥有的图片比较少，而深度学习算法又是通过较多的图片来进行学习的，所以有必要进行适当的数据增强，增加样本的多样性和数量，从而提高算法的鲁棒性。根据检测环境的特点，本课题使用了以下两种数据增强的方法：

（1）位置偏移。夹具和相机的相对位置会因为安装精度的原因产生微小的偏移。随机对图片进行上下左右的微小偏移，可以提高算法对安装位置的适应性。

（2）亮度和对比度变换。不同的生产环境、光源和装配生产线的震动都会使得图像的亮度和对比度产生变化。适当的对图像进行亮度和对比度变换增强，可以使算法适应亮度和对比度的变化。

|  |  |
| --- | --- |
| low brightness | high brightness |
| Fig. 5. contrast transformation | |

1. *模型选择*

我们首先进行模型的初步选择。由于分类类别比较少，选择较简单的模型即可。本文分别使用了Alex、VGG和MobileNet三种模型来设计算法，并进行初步的训练和评估，各模型的检测准确率和单张图片的检测时间如 TABLE 所示。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| TABLE I  Accuracy and detection time of each model | | |
| Model | Accuracy | Detection time |
| Alex | 92.61% | 24.78ms |
| VGG | 63.04% | 105.30ms |
| MobileNet | 97.83% | 5.31ms |

从表中可以发现MobileNet模型的准确率最高，而且检测时间最短。所以本文选择采用MobileNet模型。

MobileNet模型是一个基于深度可分离卷积的模型，深度可分离卷积示意图如Fig. 5所示。Depthwise separable convolution consist of two layers: depthwise convolution and pointwise convolution. Depthwise convolution apply k×k×1 filter to per each input channel individually. Pointwise convolution apply 1×1×N convolution to create a linear combination of the output of the depthwise layer. MobileNet use both batchnorm and ReLU nonlinearities for both layers.

input

k×k×1 filter

1×1×N filter

output

depthwise

convolution

pointwise

convolution

Fig. 5 depthwise separable convolution

和普通卷积相比，深度可分离卷积的参数量和计算量都大大的减少了，降低了模型的复杂度，提高了检测速度。比较适合用来做实时的工业检测。MobileNet总体结构如Fig. 5所示。

3×3 Depthwise Conv

BN

ReLU

1×1 Conv

BN

ReLU

Input

Conv

Depthwise Separable Conv × 13

Avg Pool

FC

Softmax

Output

Fig. 5. Structure of MobileNet

1. *改进训练方案*

通常模型的训练方案是，每个样本是一张图片，通过不断的迭代来进行学习。对于缺陷检测任务，我们对缺陷的判定通常是把待检测的图片与正常图片进行对比，来确定待检测图片是否存在缺陷。本文基于这种思想，提出了一种新的训练方案。在进行模型训练的时候使用，每一个样本包含两张图片，一张是标准的正常图片，另一张是训练集中的任意一张图片。

normal

image

image dataset

one sample

Train

Modle

Fig. 6 training method

# Experiment And Comparison

1. Detection using image processing method

我们首先使用基于图像处理的检测算法进行缺陷检测。由于图像处理算法的检测结果很大程度上取决于参数的设置。本文参数的设置原则是，在尽可能提高缺陷检出率的情况下使误检率也比较小。经过不断的调整参数，算法的最优检测效果如TABLE II 所示。其中检出率是指该类别被正确检测出来的比例，误检率是指把其它类别检测为该类别的比例。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| TABLE II  Traditional Image Processing Method Dtection Result | | | |
|  | missing detection  rate | | false detection rate |
| workpiece missing | 0.0% |  | |
| cotton core missing |  |  | |
| metal sheet missing |  |  | |
| wire abnormality |  |  | |
| normal |  |  | |

从表中我们可以看出，该算法可以100%检测出缺陷，这是因为我们设置的参数比较严格。误检率也不是很高，能够满足检测的要求。

1. Detection using deep learning method

我们的模型是基于MobileNet网络进行设计的。我们分别使用了通常的训练方案和本文改进的训练方案进行训练，并使用它们进行缺陷检测。原本的训练方案的检测结果如TABLE III所示。本文改进的训练方案的检测结果如TABLE IV所示。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| TABLE III  Deep Learning Method Dtection Result | | |
|  | missing detection rate | false detection  rate |
| workpiece missing | 0.0% |  |
| cotton core missing |  |  |
| metal sheet missing |  |  |
| wire abnormality |  |  |
| normal |  |  |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| TABLE IV  Deep Learning Method Dtection Result | | |
|  | missing detection rate | false detection  rate |
| workpiece missing | 0.0% |  |
| cotton core missing |  |  |
| metal sheet missing |  |  |
| wire abnormality |  |  |
| normal |  |  |

从表中我们可以看出，相比于原来的训练方案，检测的准确率得到了提升，但是金属丝异常缺陷的准确率没有得到提升，原因是金属丝异常缺陷与正常图片差别比较小，而这正也再次证明了卷积神经网络算法对小的变化比较不敏感。

1. Comparison

基于图像处理的检测算法缺陷的检出率比较高，对于小缺陷的检测也比较好的检测出来，但是针对每种缺陷需要设计不同的算法来进行检测，比较繁琐。而基于卷积神经网络的检测算法，总体的准确率比较高，算法的通用性比较强，但是对小缺陷的检测能力较差。两种算法各有优缺点，所以在选择算法的时候应该根据实际的检测要求和算法的优缺点进行匹配。

# Conclusion

本文对雾化器的装配缺陷进行检测，提出了两种算法。一种是基于传统图像处理的算法，针对不同的装配缺陷设计了相应的检测算法，缺陷的检出率的高。另一种是基于卷积神经网络的算法，以MobileNet模型作为基础，通过改进训练方法，提高检测的准确率。两种算法各有优缺点，但总的来说，在工业检测中对缺陷的检出率要求很严格，所以还是比较适合采用图像处理的算法。

在后续研究中，我们将尝试结合两种算法的优点进行算法设计，在保证高检出率的同时提高算法通用性。

# Acknowledgment

The authors gratefully acknowledge the support provided by Shenzhen Government funds JSGG20170412143346791 and JCY20170413105740689.

# References

[1] Jiancheng Jia. A Machine Vision Application for Industrial Assembly Inspection[C] // International Conference on Machine Vision, Dubai United Arab Emirates: IEEE Computer Society, 2009: 172-176.

[2] Jing Wang, Xiaoyi Yang. Auto-detect of Machine Vision and Its Application in Assembling Inspection[C] // World Congress on Intelligent Control and Automation, Taipei Taiwan: IEEE Computer Society, 2011: 18-22.

[3] Faisal Ardhy, Farkhad Ihsan Hariadi. Development of SBC based Machine-Vision System for PCB Board Assembly Automatic Optical Inspection[J]. International Symposium on Electronics and Smart Devices, 2016: 386-393.

[ ] Je-Kang Park, Bae-Keun Kwon, et al. Machine Learning-Based Imaging System for Surface Defect Inspection[J]. INT J PRECIS ENG MAN, 2016, 3(3): 303-310

[4] 吴桐. 基于深度学习的复杂结构件装配正确性X

射线检测算法研究[D]. 太原:中北大学，2018.

[ ] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks", Proc. Adv. Neural Inf. Process. Syst. (NIPS), pp. 1097-1105, 2012