**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 -* 雾化器是在自动装配流水线进行装配的，不可避免的会产生一些装配缺陷。本文使用机器视觉技术来进行雾化器的装配缺陷检测。首先，本文根据不同的装配缺陷产生的位置，设置ROI来检测，并设计了相应的图像处理检测算法。接着，本文基于卷积神经网络设计了检测算法，并提出了一种新的训练方案，提升了检测的准确率。最后，本文对两种算法的性能进行比较，分析两种算法的优缺点。**

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

# Introduction

在工业自动化生产线上，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。为了提高生产的自动化程度和降低劳动力成本，通常采用机器视觉的方法来检测。目前，机器视觉采用的算法主要是数字图像处理技术，这种方法的检测精度高，相关研究也比较多。

Jiancheng[1]设计了基于视觉的注射器装配质量检测系统，提出了完整的硬件和软件方案，采用测距的方法进行装配位置的检测。Jing等人[2]采用工业CT成像，Hausdorff距离匹配算法检测金属零件的位置，链码检测法检测圆度，格林定理和几何中心算法检测直径。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，进而检测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果显著。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。在工业检测领域，有些学者也开始尝试研究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]对复杂结构件装配正确进行研究，使用X射线成像系统采集图像并标注。设计了一个卷积神经网络模型，通过深度学习的方法提取零件特征、训练分类器，对工件内部零件进行分类，从而检测零件是否缺失。

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检测算法，并比较两种算法的性能。

# Image Processing Method

1. *检测目标定位及ROI设置*

在对装配件进行检测时，首先要对检测目标进行定位。装配件是固定在夹具的里面，可以先定位夹具的位置，然后根据装配件与夹具的相对位置和需要检测的项目来设置ROI进行装配不良的检测。

对于夹具位置的定位，由于图像的背景为黑色，通过式 (1) 对图像进行二值化，分割出夹具和装配件的区域。

(1)

通过对图像进行开运算消除突出的金属丝，开运算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。通过对图像进行轮廓查找，可以得到检测目标的外包矩形轮廓。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 | |

根据各种缺陷的发生区域设置ROI (region of interest)，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，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。通过设置轮廓面积阈值进行轮廓筛选，过滤小面积的轮廓，根据轮廓删选的结果来判断工件是否缺失。工件缺失检测结果如 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，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。

1. *金属片缺失缺陷检测*

对于金属片缺失缺陷，采用模板匹配。金属卡爪是金属片存在与否的判定标志。首先对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，分割出检测的目标。然后采用模板匹配进行检测，本文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，采用测距法。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，分割出亮白色区域。测量金属丝与卡爪的距离，如果距离不在正常范围内判定为金属丝位置异常，反之。

测量距离的步骤是，首先计算ROI每列的白色像素点数；然后设置一个阈值，过滤小于这一阈值的数值，目的是消除非检测区域；最后进行数值平滑，目的是使两个极大值点更容易找到。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。

|  |
| --- |
| original image |
| projection curve |
| numerical smoothing |
| Fig. 6. Distance measurement |

# Deep Learning Method

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。根据检测项目的特点，本课题提出了以下几种数据增强的方法：

（1）位置偏移 由于夹具和相机的相对位置会因为安装精度产生微小的偏移，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）亮度变换 不同的生产环境及光源的差异都会对图像的亮度产生影响。为了使算法能够适应亮度的变化，有必要对图像进行适当的亮度变换增强。

（3）对比度变换 装配检测是嵌入在流水线中的，不可避免会有一些振动，导致成像时对比度略有差别，对图像进行对比度变换增强可以增加算法的鲁棒性。

1. *模型选择*

本文首先进行模型的初步选择。使用了Alex、VGG和MobileNet三种模型来进行训练和评估，各模型的检测准确率如 TABLE2 所示。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。

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

MobileNet模型是一个基于深度可分离卷积的模型，跟其它模型相比，在准确率相差不大的情况下它的计算量远远少于其它模型，比较适合工业检测实时检测的特点。

3×3 Depthwise Conv

BN

ReLU

1×1 Conv

BN

ReLU

我们用我们的数据集对MobileNet模型进行训练。模型的检测效果如TABLE I 所示。

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

1. *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。对于人来说，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，一张是标准的没有缺陷的图片，另一张是训练集中的任意一张图片。

# Comparison

我们首先对基于图像处理的检测算法进行性能评估，由于图像处理算法的效果很大程度上取决于参数的设置。本文参数的设置原则是，保证高缺陷检出率的情况下尽可能使误检率较小。经过不断的调整参数，算法的最优检测效果如TABLE I 所示。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| TABLE I  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。但是，它把正常产品检测为缺陷的误检率比较高。

使用本文提出的训练方案进行训练，算法的检测效果如TABLE 所示。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| TABLE Ⅱ  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，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对小的变化比较不敏感。

对比两种算法，我们可以看出。基于图像处理的检测算法更加适用于小缺陷的检测，但是是以误检率较高为代价的。而基于卷积神经网络的检测算法，总体的准确率比较高，但是对小缺陷的检测能力较差。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，这样才能达到好的效果。

# 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，检测的准确率高。另一种是基卷积神经网络的算法，以MobileNet网络作为基础，通过改进训练方法，提高检测的准确率。

但由于缺陷样本的数量较少，导致基于卷积神经网络的算法检测效果不是很好。后续研究中，将尝试结合两种算法的优点进行算法设计。

# 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