

## 基于多视角融合 FCOS 和 U-Net 的螺钉缺失自动检测方法

邓秋菊<sup>1,2</sup> 周平平<sup>1,2</sup> 王元玲<sup>1,2</sup>

DENG Qiuju ZHOU Pingping WANG Yuanling

## 摘要

针对工业生产中的螺钉漏装检测效率低、精度不够等问题,文章提出一种基于深度学习的螺钉缺失检测方法。该方法结合 FCOS 目标检测算法与 U-Net 关键点检测网络,通过多视角图像采集与融合,配合暗箱设计构建稳定光照环境,实现了自动、高精度检测螺钉缺失,并应用于螺钉漏装检测。实验结果表明,该方法在不同光照条件下对不同型号内筒的检测正确率均达到 99.7% 以上,漏报率 0,误报率低,适应性强。该方法在工业生产中对螺钉缺失的检测效率和精度进行了有效的提高,为质量控制的智能制造提供了可行性方案。

## 关键词

螺钉缺失检测;深度学习;FCOS 算法;U-Net 网络;多视角检测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.03.008

## 0 引言

在工业生产中,螺钉作为重要的连接件,其安装质量直接影响产品性能。但是由于工作人员疏忽大意、疲劳等因素,经常会出现螺钉漏装的现象,产品质量受到严重影响。传统的人工检测方式存在着很难满足大规模生产需求的漏检率高、工作强度大、效率低的缺陷;而传统机器视觉方法易受光照、零件位置变化等环境因素的干扰,因此检测的准确性受到一定的限制<sup>[1]</sup>。刘志昌等<sup>[2]</sup>提出了基于深度学习的螺钉缺失检测方法,在一定程度上提高了检测精度,通过神经网络建模来达到对螺钉的检测。在目标检测算法方面,Zhao 等<sup>[3]</sup>对基于深度学习的目标检测方法进行了全面总结,特别是工业场景中的小目标和多目标的检测,在工业领域应用效果好。

为了解决上述问题,本文通过多视角图像采集与融合,运用 FCOS 目标检测算法实现螺钉的快速、精确检测,利用 U-Net 关键点检测消除零件位置变化的影响。在暗箱装置保证光照稳定性的同时,降低零件遮挡干扰,从而达到对螺钉快速、准确地检测。该方法的有效性得到了实验的验证,为螺钉在工业生产中的缺失检测提供了新的技术手段。

## 1 研究方法

## 1.1 整体架构

本方法分为三个阶段:图像采集、模板生成、检测及

匹配。通过多台摄像机对待测物体图像进行采集,生成包含螺钉位置信息的模板;利用 FCOS 算法检测螺钉,U-Net 网络提取关键点,结合多视角结果融合实现螺钉缺失判断,整体框架如图 1 所示。

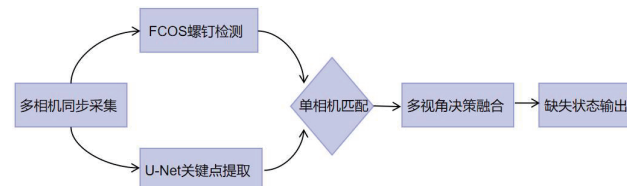


图 1 整体框架

## 1.2 FCOS 目标检测算法

## 1.2.1 网络结构

FCOS 算法由主干网络、特征金字塔和预测网络组成<sup>[4]</sup>,如图 2 所示。

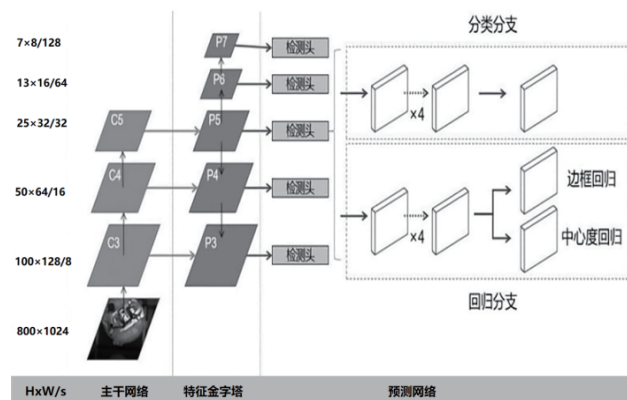


图 2 多尺度目标检测

主干网络采用 ResNet 提取图像特征,选取 block3、block4、block5 输出作为特征层 C3、C4、C5;特征金字塔通

1. 重庆移通学院 重庆 401420

2. 公共大数据安全技术重庆市重点实验室 重庆 401420

[基金项目] 綦江区科技计划项目(2025034);重庆移通学院校级应用研究项目(KY2024013)

过  $1 \times 1$  卷积将 C3~C5 转化为 P3~P5, 并由 P5 生成 P6~P7; 预测网络包含分类、边框回归和中心度回归分支, 通过多个检测头实现多尺度目标检测。

### 1.2.2 损失函数

总损失  $L$  由分类损失  $L_{\text{cla}}$ 、边框回归损失  $L_{\text{breg}}$  和中心度损失  $L_{\text{cen}}$  三部分组成, 其公式为:

$$L=L_{\text{cla}}+\lambda_1 L_{\text{breg}}+\lambda_2 L_{\text{cen}} \quad (1)$$

式中:  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  分别为  $L_{\text{breg}}$  和  $L_{\text{cen}}$  的权重。

## 1.3 U-Net 关键点检测

### 1.3.1 网络结构

U-Net 网络分为收缩路径和膨胀路径<sup>[5]</sup>。收缩路径通过卷积和降采样提取特征, 膨胀路径通过上采样和特征拼接恢复图像尺寸, 最终输出关键点位置信息如图 3 所示。

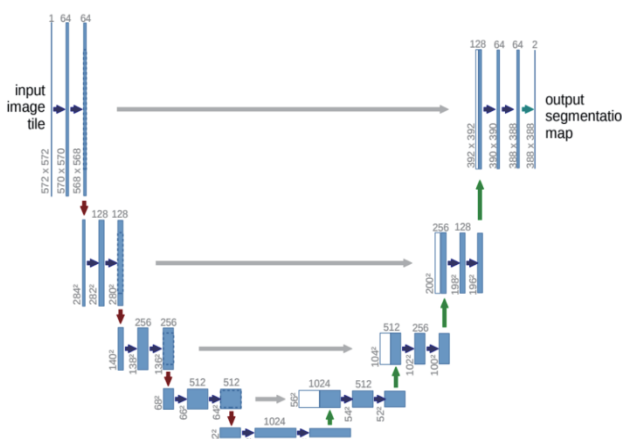


图 3 U-Net 网络结构

### 1.3.2 损失函数

U-Net 网络采用交叉熵损失, 用公式表示为:

$$H(p,q)=-\sum_{x=0}^w\sum_{y=0}^h\sum_{c=0}^l p_{x,y,c}\log q_{x,y,c} \quad (2)$$

式中:  $w$ 、 $h$  表示图像的宽和高;  $(x,y)$  表示像素点坐标;  $c$  表示像素点分类, 本文只分为关键点和背景两类, 因此取值为 0 和 1;  $p_{x,y,c}$  表示像素点标注类别;  $q_{x,y,c}$  表示像素点预测类别。

## 1.4 硬件部署

设计半封闭式暗箱控制光照, 内部部署多台相机从不同视角采集图像, 安装警示灯和显示器实现检测结果实时反馈。传感器采用下降沿触发方式, 当待测物体通过时触发相机拍摄。

## 2 实验设计

### 2.1 数据集与评估指标

#### 2.1.1 数据集

本文主要针对 3 种普通的内筒和 3 种变频的内筒, 从不

同的角度安装 7 个摄像机来采集图像。在实际检测中, 机器视觉极易受到光照的影响, 所以对不同光照条件下的图像进行连续 3 周的采集拍摄, 前 2 周采集的影像作为训练集, 后 1 周采集的影像作为测试集, 以提高检测精度。

如图 4 所示, (a) (b) (c) 为普通洗衣机内筒, (b) 内筒与 (a) 相比, 框内所示零件的安装位置存在差异; (d) (e) (f) 为变频洗衣机内筒, (e) 内筒比 (d) 增加方框所示的部件, 而 (f) 使用圆盘的颜色与 (d) 相比有区别。

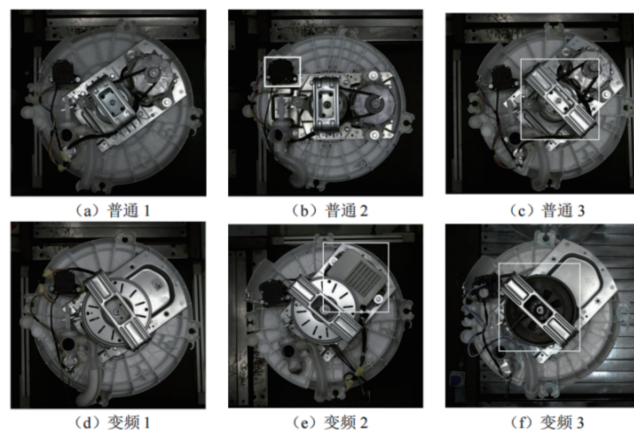


图 4 不同型号区别

针对每种不同类型的内筒, 数据集均采用 2 000 个训练集和 1 000 个测试集。由于不同型号内筒的生产数量存在差异, 因此数量充足的内筒型号会随机选取图像, 数量不足的内筒在数据集中时使用所有的图像。数据集如表 1 所示。

表 1 数据集

| 型号   | 无缺失<br>内筒 | 训练集<br>有缺失 | 总数    | 无缺失<br>数量 | 测试集<br>有缺失 | 总数    |
|------|-----------|------------|-------|-----------|------------|-------|
| 普通 1 | 1 976     | 24         | 2 000 | 986       | 14         | 1 000 |
| 普通 2 | 1 969     | 31         | 2 000 | 981       | 19         | 1 000 |
| 普通 3 | 1 847     | 21         | 1 868 | 970       | 16         | 986   |
| 变频 1 | 1 988     | 12         | 2 000 | 988       | 12         | 1 000 |
| 变频 2 | 1 981     | 19         | 2 000 | 977       | 23         | 1 000 |
| 变频 3 | 1 633     | 17         | 1 650 | 942       | 19         | 961   |

### 2.1.2 评价指标

为评估本文所述的检测能力, 以筒为单位将检测结果分为正确、漏报、误报, 其含义如下:

(1) 正确: 检测结果与标记结果一致;

(2) 漏报: 检测结果是无螺钉缺失, 标记结果是有螺钉缺漏, 即内筒有螺钉漏报, 没有报警;

(3) 误报: 标记结果是无螺钉缺损, 检测结果是有螺钉, 即报警为有螺钉缺失。

本实验采用正确率、漏报率和误报率作为评价标准，用公式表示为：

正确率 = 正确数 ÷ 内桶检测个数 × 100% (3)

漏报率 = 漏报次数 ÷ 内桶漏标数 × 100% (4)

误报率 = 误报次数 ÷ 检测有缺失内桶数 × 100% (5)

硬件为 Intel Xeon Gold 6248 处理器，RTX 3090；软件为 Python 3.8，PyTorch 1.13，CUDA 11.7。

3 实验结果

3.1 常规测试结果

不同型号内筒检测结果如表 2 所示，正确率均达 99.7% 以上，漏报率为 0，误报率较低。

表 2 常规测试结果

| 产品<br>型号 | 检测<br>数量 | 标注结果 |     | 检测结果 |     | 正确<br>次数 | 漏报<br>次数 | 误报<br>次数 | 正确<br>率 /% | 漏报<br>率 /% | 误报<br>率 /% |
|----------|----------|------|-----|------|-----|----------|----------|----------|------------|------------|------------|
|          |          | 无缺失  | 有缺失 | 无缺失  | 有缺失 |          |          |          |            |            |            |
| 普通 1     | 1 000    | 986  | 14  | 985  | 15  | 999      | 0        | 1        | 99.9       | 0          | 6.7        |
| 普通 2     | 1 000    | 981  | 19  | 978  | 22  | 997      | 0        | 3        | 99.7       | 0          | 3.6        |
| 普通 3     | 986      | 970  | 16  | 969  | 17  | 985      | 0        | 1        | 99.9       | 0          | 5.9        |
| 变频 1     | 1 000    | 988  | 12  | 988  | 12  | 1 000    | 0        | 0        | 100        | 0          | 0          |
| 变频 2     | 1 000    | 977  | 23  | 975  | 25  | 998      | 0        | 2        | 99.8       | 0          | 8          |
| 变频 3     | 961      | 942  | 19  | 941  | 20  | 960      | 0        | 1        | 99.9       | 0          | 5          |

由表 2 的结果可知：（1）正确率高：不同型号的产品正确率均能达到 99.7% 以上；（2）漏报率极低：表明不会出现漏检情况而流入下一生产环节影响产品质量；（3）误报率低：误报率即将未缺失螺钉内筒检测为缺失螺钉内筒，但由于报警次数少，在报警后人工复检内筒，对产品不会造成影响。

3.2 不同光照测试结果

为了验证光照对实验结果的影响，对普通 1 内筒采集不同的光照影像。由于不同天气、不同时段的光照不同，分别选取晴天、阴天进行图像采集，并将时间分段（上午、下午、晚上）加以区分，以求测出光照差异，如表 3 所示。

表 3 不同光照测试结果

| 天气 | 时段 | 检测<br>数量 | 标注结果 |     | 检测结果 |     | 正确<br>次数 | 漏报<br>次数 | 误报<br>次数 | 正确<br>率 /% | 漏报<br>率 /% | 误报<br>率 /% |
|----|----|----------|------|-----|------|-----|----------|----------|----------|------------|------------|------------|
|    |    |          | 无缺失  | 有缺失 | 无缺失  | 有缺失 |          |          |          |            |            |            |
| 晴  | 上午 | 205      | 203  | 2   | 202  | 3   | 204      | 0        | 1        | 99.5       | 0          | 3.3        |
|    | 下午 | 190      | 187  | 3   | 187  | 3   | 190      | 0        | 0        | 100        | 0          | 0          |
|    | 晚上 | 86       | 85   | 1   | 85   | 1   | 86       | 0        | 0        | 100        | 0          | 0          |
| 阴  | 上午 | 213      | 210  | 3   | 210  | 3   | 213      | 0        | 0        | 100        | 0          | 0          |
|    | 下午 | 204      | 202  | 2   | 201  | 3   | 203      | 0        | 1        | 99.5       | 0          | 2.9        |
|    | 晚上 | 92       | 92   | 0   | 92   | 0   | 92       | 0        | 0        | 100        | 0          | 0          |

从表 3 结果可以看出，在多种光照下进行检测可以获得很高的正确率，说明这种方法对光线的适应性很强，这是由于本实验数据集中包含了大量不同光照的图像，深度学习可以自动提取具有强大鲁棒性的图像特征。

4 结论

本文所提出基于深度学习的螺钉缺失检测方法，通过 FCOS 与 U-Net 网络结合，配合多视角采集和稳定光照设计，实现了高效、高精度的螺钉缺失检测。实验表明，该方法正确率高、漏报率低、环境适应性强，可广泛应用于汽车制造、电子设备等领域的质量控制，为智能制造提供有力支持。

参考文献：

[1] 董元发,袁庆松,查靓,等.钢琴面板螺钉错漏智能视觉检测方法研究[J].机械设计与制造,2019(4):73-77.  
[2] 刘志昌,魏泽,寸毛毛,等.一种螺钉缺失检测方法、装置及存储介质:CN112950560A[P]. 2021-06-11.  
[3] ZHAO Z Q, ZHENG P, XU S T, et al. Object detection with deep learning: a review [J]. IEEE transactions on neural networks and learning systems, 2019, 30(11): 3212 - 3232.  
[4] TIAN Z, SHEN C H, CHEN H, et al. FCOS: fully convolutional one-stage object detection [C//OL]// 2019 IEEE/ CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2019[2026-01-22].https://ieeexplore.ieee.org/document/9010746.DOI: 10.1109/ICCV.2019.00972.  
[5] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015.Berlin:Springer, 2015: 234-241.

【作者简介】

邓秋菊（1987—），女，重庆铜梁人，本科，副教授，研究方向：图像处理。

周平平（1998—），女，重庆永川人，硕士，助教，研究方向：图像分类。

王元玲（1997—），女，重庆彭水人，硕士，助教，研究方向：图像处理。

（收稿日期：2025-08-22

修回日期：2026-03-04）