

基于 YOLOv8 的应变片正反面识别方法研究与实现

□王燕勇 顾佳捷 杨陈新 程菲 张子言

浙江天璇智控科技有限公司

【摘要】针对应变片自动贴装过程中，料盘上应变片正反面快速精准识别的技术难题，本文提出一种基于 YOLOv8 模型的应变片正反面识别方法。该方法深度融合 YOLOv8 模型的高效检测性能与先进的计算机视觉算法，能够在复杂的工业生产环境下，实时、准确地判定料盘上应变片的正反面状态，有效克服传统人工识别效率低、易出错的弊端。在应变片自动贴装流程中，该识别结果可作为核心指令，引导机械臂智能、自主地拾取满足贴装要求的应变片，显著提升应变片贴装的自动化水平与精准度。

【关键词】应变片；图像识别；YOLOv8

文献标识码：A 文章编号：1003-1870 (2025) 10-0011-05

Research and Implementation of Strain Gauge Front-Back Recognition Method Based on YOLOv8

【Abstract】 To address the technical challenge of quickly and accurately recognizing the front and back sides of strain gauges on trays during the automatic bonding process, this paper proposes a strain gauge front-back recognition method based on the YOLOv8 model. By deeply integrating the efficient detection performance of the YOLOv8 model with the advanced computer vision algorithm, this method can realize the real-time and accurate determination of front and back states of strain gauges on trays in a complex industrial production environment, effectively overcoming the disadvantages of traditional low-efficiency and error-prone manual recognition. In the automatic bonding process of strain gauges, the recognition result can be used as the core command to guide the mechanical arm to intelligently and autonomously pick up strain gauges that meet the bonding requirements, significantly improving the automation level and accuracy of strain gauge bonding.

【Keywords】 strain gauge; image recognition; yOLOv8

引言

随着智能制造和工业自动化的快速发展，电子元器件的自动化贴装技术成为提高生产效率和产品质量的关键环节。应变片作为一种重要的力学传感器元件，广泛应用于称重计量、材料性能测试和工业自动化控制系统中。在应变片的生产和应用过程中，准确识别其正反面并实现自动化贴装具有重要

意义。传统的人工贴装方式存在效率低、精度低和一致性差等缺点，无法满足大规模生产的需求。

基于严格的传感器设备制作工艺需求与使用规范，在自动化贴装系统中，应变片的正反面精准识别与定位成为关键技术环节。应变片作为传感器核心部件，其贴装方向的准确性直接影响传感器性能，一旦出现正反面贴装错误，将导致后续封装、

校准等制作工艺无法正常推进，造成生产停滞与资源浪费。随着工业自动化进程加速，实现应变片全流程自动化贴装势在必行，而其中实时、可靠地监测应变片状态，成为突破技术瓶颈的核心要素，亟待有效的解决方案。

基于此，本研究针对应变片自动化贴装过程中的正反面识别问题，提出了一种基于YOLOv8的应变片正反面识别与定位方法，并将其应用于自动化贴装系统中。该方法能够在复杂的工业环境下准确识别应变片的正反面，为机械臂提供精确的位置信息，实现应变片的自动化贴装。这不仅提高了贴装效率和精度，还降低了人工成本，具有重要的工程应用价值。

1 需求分析及方案设计

1.1 需求分析

在传感器应变片的贴装流程中，当前主流的人工识别正反面方式存在显著局限性。该方式依赖人工肉眼辨识与手动操作，不仅自动化程度低、生产效率低下，且人工操作易受主观因素与疲劳状态影响，错误率较高，增加了返工成本与时间损耗。这种传统作业模式已成为制约传感器制造及应变片贴装自动化发展的瓶颈，亟需创新且高效的解决方案，以实现高精度、高效率的自动化贴装流程，推动传感器生产行业的智能化升级。

1.2 方案设计

基于上述需求，本文提出一种基于YOLOv8深度

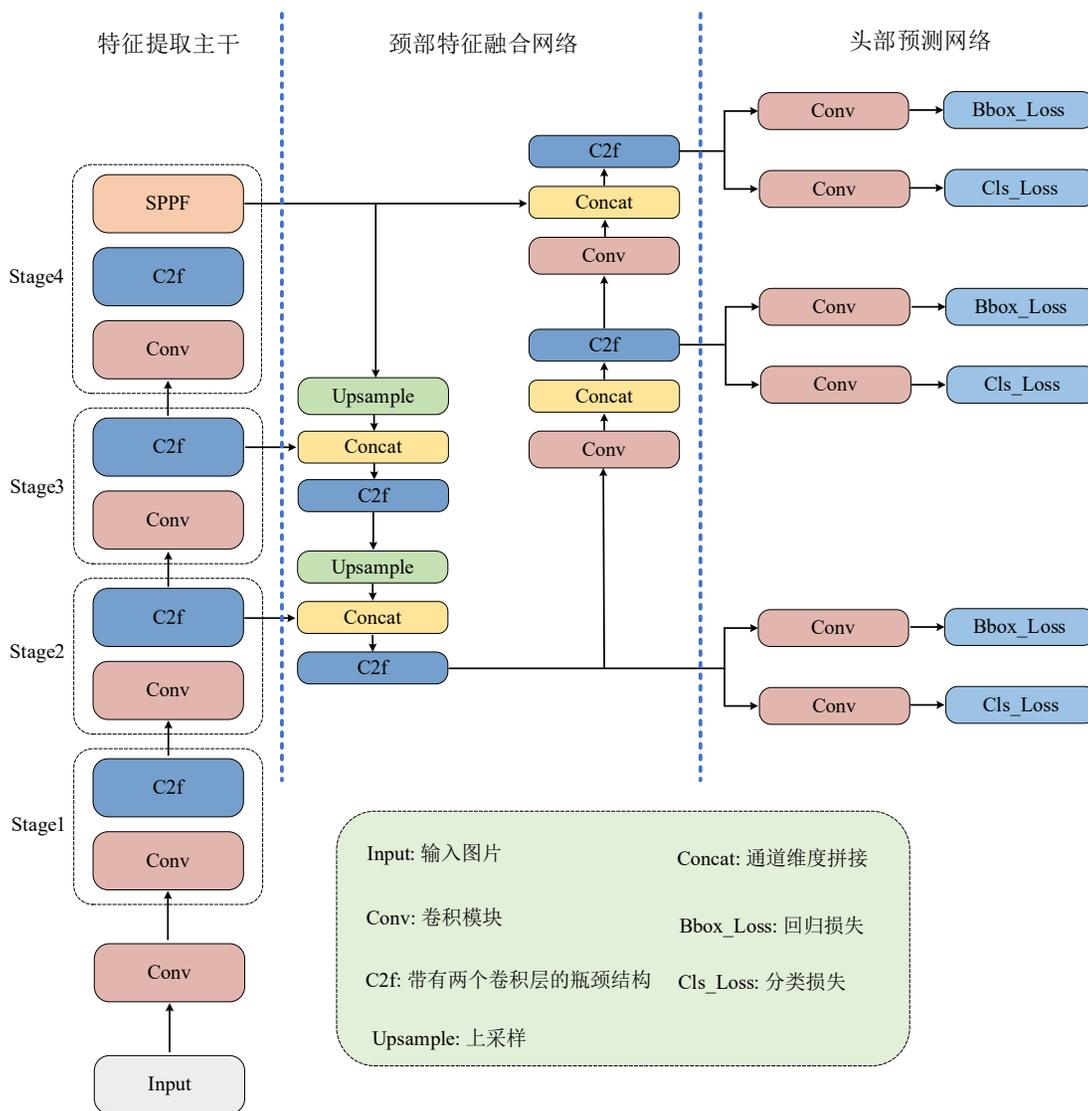


图1 YOLOv8 模型结构图

学习模型的应变片正反面识别方法。YOLOv8 网络支持多尺度特征提取，对不同尺寸、角度和光照条件下的应变片目标可做到稳定识别与检测。同时，YOLOv8 网络采用轻量级设计与优化的推理引擎，图像检测效率高，可部署于工业级边缘计算设备无需依赖云端服务器。此外，YOLOv8 模型的自适应性很强，可以在少量样本的情况下快速训练专用模型。因此，对于应变片检测场景YOLOv8 模型具备很强的优势。

在本研究中，通过对应变片正反面数据进行标注，构建用于训练YOLOv8 模型的数据集。使用该数据集对YOLOv8 模型进行训练后，部署于应变片自动贴片场景。

2 数据集制作

2.1 数据集采集

应变片正反面细节如图 2 所示。从正反面对比效果可清楚发现，应变片正面有两处明显焊点，反面则只包含敏感栅和基底。因此，上述差异为应变片正反面明显的要素特征。基于此，模型在训练过程需要学习该要素特征的高维特征表征，由此区分应变片正反面。



图2 应变片正反面

针对应变片自动化贴装场景、应变片自身特征，以及模型训练过程中样本多样化的需求。在本方案中从多角度、多光照条件下采集应变片样本，具体如下：

多角度采集：从 0°、45°、90°、135°、180° 等不同角度拍摄应变片，覆盖实际生产中可能

出现的旋转情况。

多光照条件：在强光、弱光、侧光、逆光等环境下采集，模拟车间不同照明场景。

2.2 数据标注及预处理

使用labelme 标注工具，对采集的样本进行标注，分为两个类别正面（front）、反面（back）。标注完成后按照7:2:1 的比例将数据集随机分为训练集（train）、测试集（test）和验证集（val），其数据集架构如图3 所示。



图3 数据集架构

此外，为提升模型对复杂工况的泛化能力，需进一步丰富样本的多样性。因此，在模型训练前对原始样本实施系统化的数据增强处理，具体包括：引入高斯噪声模拟工业环境中的成像干扰，通过水平或垂直随机翻转扩展应变片的姿态分布，结合随机裁剪增强模型对局部特征的识别能力，同时补充亮度与对比度的动态调整，以覆盖不同光照条件下的视觉特征变异。这些操作可有效扩充训练样本的分布范围，减少模型对特定场景的过拟合风险，为后续检测任务的稳定性提供数据支撑。

3 模型训练

3.1 实验环境

本研究基于 Ubuntu 20.04 LTS 操作系统包含一张 NVIDIA RTX 2080Ti GPU 搭建深度学习训练平台。软件环境采用 Python 3.8.10、PyTorch 2.0.1 深度学习框架。

3.2 训练策略

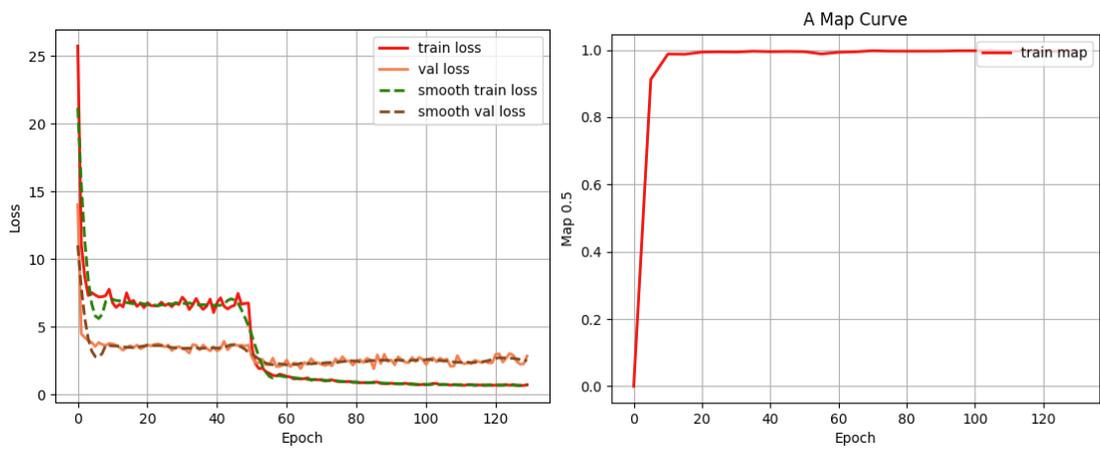


图4 模型训练损失及精度曲线



图5 测试结果图

在模型训练过程中，采用Adam 优化器初始学习率 0.001，权重衰减 0.0005。batch size 为16，训练过程持续 130 个轮次（epochs），每10 个轮次保存一次模型权重。使用 Early Stopping 机制监测验证集性能，当连续 10 个轮次 mAP@0.5 无提升时，提前终止训练。

3.3 训练过程

模型训练过程如图 4 所示。模型训练过程整体分两个阶段，在0~50 个epochs，只训练模型头部参数，使模型适应应变片检测场景。在51~130 个epochs，训练整个模型参数，使模型主干参数适应应变片场景。

4 模型测试

模型训练完成后，利用数据集中的测试集对模

型性能进行验证，并在同等硬件配置与训练策略条件下，与 YOLOv5、YOLOv6 模型开展对比实验，实验结果如下表所示。

实验数据表明，本文采用的YOLOv8 模型在精度、召回率、F1 分数及 mAP50 等关键性能指标上均显著优于YOLOv5 和YOLOv6 模型。同时，经测试验证，该模型单张图像的检测耗时仅为1.8ms（1 毫秒=0.001 秒），能够满足工业场景对实时性的严苛要求。

模型测试效果如图 5 所示。在测试集中，本文使用的模型可以准确识别应变片的正反面。同时，在多目标场景下也可准确识别。

表 模型结果对比

模型	精度	召回率	F1	mAP50
YOLO v5	0.959	0.812	0.879	0.85
YOLO v6	0.958	0.823	0.885	0.855
YOLO v8 (OURS)	0.989	0.879	0.901	0.89

参考文献

[1] 张正, 付荣珂, 田青. 基于YOLO-v8 的选通图像目标检测方法研究[J]. 工业控制计算机, 2025, 38(01): 76-78+81.

[2] 江振宇, 李晓东, 杜晨等. 基于多维注意和上采样融合的YOLO-v8 雷达图像空中小目标检测 (英文) [J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 41(06): 710-724. DOI: 10.16356/j.1005-1120.2024.06.004.

[3] 张上, 院永莹, 陈永麟等. 基于YOLO v8 的航拍图像小目标算法研究[J/OL]. 红外技术, 1-9[2025-07-16]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/53.1053.TN.20240909.2233.002.html>.

[4] Vaghela R, Vaishnani D, Srinivasu P N, et al. Land cover classification for identifying the agriculture fields using versions of yolo v8[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025.

[5] 崔家礼, 王涵, 郑瀚等. 基于BPP-YOLO v8 的多模态目标检测算法[J/OL]. 红外技术, 1-9[2025-

07-16]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/53.1053.TN.20240830.1105.002.html>.

[6] 刘富宽, 罗素云, 何佳等. FVIT-YOLO v8: 基于多尺度融合注意机制的改进YOLO v8 小目标检测[J]. 红外技术, 2024, 46(08): 912-922.

作者简介

王燕勇（1979 —），男，现任浙江天璇智控科技有限公司高级研发工程师，主要专注于高精度测力传感器研发、智能制造及自动化等领域的研究与实践。