

Research on defect recognition technology of intelligent robot in electric power industry based on deep learning

Zhongyi Li¹ Guanghui Jin² Leidong Chen¹

1. Shandong Lingyi Intelligent Technology Co., Ltd., Jinan, Shandong, 250100, China

2 Shandong Taikoo Aircraft Engineering Co., Ltd., Jinan, Shandong, 250000, China

Abstract

With the rapid development of artificial intelligence and deep learning technology, the defect recognition technology of intelligent robots in power industry based on deep learning has gradually become a research hotspot. Therefore, this paper will first introduce the development status of intelligent robot defect recognition technology in the power industry, and then elaborate the development and research of defect recognition system based on deep learning. The system will adopt layered architecture, including perception layer, edge computing layer, algorithm layer and application layer, and realize high-precision defect detection through multi-modal data fusion and improved YOLOv7 architecture.

Keywords

Deep learning; Electric power industry; Intelligent robot; Defect identification technique

基于深度学习的电力行业智能机器人缺陷识别技术研究

李忠一¹ 靳光辉² 陈雷动¹

1. 山东领亿智能技术有限公司, 中国·山东 济南 250100

2. 山东太古飞机工程有限公司, 中国·山东 济南 250000

摘 要

随着人工智能和深度学习技术的快速发展, 基于深度学习的电力行业智能机器人缺陷识别技术逐渐成为研究热点。因此本文将先介绍电力行业智能机器人缺陷识别技术的发展现状, 并据此详细阐述基于深度学习的缺陷识别系统开发研究。其中该系统将采用分层架构, 包括感知层、边缘计算层、算法层和应用层, 并通过多模态数据融合和改进型YOLOv7架构实现高精度缺陷检测。

关键词

深度学习; 电力行业; 智能机器人; 缺陷识别技术

1 引言

电力作为现代社会的基础能源, 其安全稳定运行对于国家经济发展、社会稳定和人民生活都是有着十分重要的影响的, 其中电力设备作为电力系统的关键组成部分, 其整个运行状态会关系整个电力系统的安全性和可靠性。但是由于电力设备在长期运行过程中, 会因为一些自然老化、外力破坏、制造工艺不良等多种原因, 从而出现各种缺陷。这些缺陷如果得不到及时发现和处理, 那么就会对电力设备的正常运行造成严重威胁, 甚至引发电力事故, 从而造成巨大的经济损失和社会影响。

2 电力行业智能机器人缺陷识别技术的发展现状

近年来, 随着人工智能、大数据、云计算等技术的快

速发展, 电力行业智能机器人缺陷识别技术也因此迎来前所未有的发展机遇。例如, 2024 年 10 月, 中国电力科学研究院有限公司就申请了一项专利显示, 该企业正在通过自编码器推动电力无人机巡检的技术革新。自编码器是一种深度学习网络, 具有良好的特征提取能力。而且该专利将传统的主干网络视作编码器, 并增加了解码器的设计, 为模型的训练提供了额外的辅助训练信息, 使得数据处理过程更加充分、紧凑。这一技术革新显著提高了设备缺陷识别的效率与准确性。除此以外, 政府也在积极推动电力行业智能机器人缺陷识别技术的发展, 比如国家能源局所发布的《电网设备缺陷智能识别技术规范》等文件, 正为智能机器人缺陷识别技术的发展提供有效指导和规范。

3 深度学习下电力行业智能机器人缺陷识别技术开发研究

3.1 技术挑战

在电力行业智能机器人缺陷识别技术的探索与研发过

【作者简介】李忠一(1986-), 男, 中国山东济南人, 本科, 从事软件设计研究。

程中,会遭遇一系列复杂且严峻的技术挑战。其中,对检测精度的极高要求无疑是其最为突出的一点,因为一般来说,为了确保电力系统的安全稳定运行,缺陷识别技术的检测精度必须达到 99% 以上,这样才能准确无误地及时发现并处理那些可能引发重大电力事故的潜在缺陷。但是因为电力设备的运行环境大多都极为复杂,且强电磁场、光照变化、雨雾遮挡等自然环境因素都会对图像采集和数据处理过程造成不可预测的干扰。这些干扰不仅会大大降低图像的质量,同时还会进一步去增加缺陷识别的难度。除此以外,小样本学习问题也是研发过程中必须面对的一大难题,这是因为部分缺陷出现的频率相对较低,所以导致往往难以收集到足够数量的样本进行模型训练。此时就需要所研发的算法必须具备强大的泛化能力,这样才能够在有限的样本基础上学习到有效的特征表示。

3.2 整体技术架构设计

针对上述技术挑战,可以设计一个基于深度学习的电力行业智能机器人缺陷识别系统。该系统采用分层架构,包括感知层、边缘计算层、算法层和应用层。

3.2.1 感知层

①多光谱成像系统:结合可见光、红外和紫外成像技术,全面采集电力设备图像信息。可见光相机用于采集电力设备表面图像;红外热像仪用于检测电力设备温度异常;紫外成像仪用于检测电力设备表面放电现象。②激光雷达点云采集:通过激光雷达获取电力设备表面的三维点云数据,为三维空间定位和缺陷三维重建提供数据支持。③声纹传感器阵列:采集电力设备运行过程中的声音信号,用于辅助判断电力设备运行状态。

3.2.2 边缘计算层

① NVIDIA Jetson AGX Xavier:作为边缘计算设备的主控单元,其具备强大的计算能力和低功耗特性。② TensorRT 推理引擎:用于加速深度学习模型的推理过程,提高实时性。③实时数据预处理:对采集到的原始数据进行预处理,包括图像增强、噪声过滤等操作,提高数据质量。

3.2.3 算法层

①多模态特征融合:将多光谱成像系统、激光雷达点云采集和声纹传感器阵列采集到的多模态数据进行融合,提取综合特征。②缺陷检测模型集群:包含多个深度学习模型,用于检测不同类型的电力设备缺陷。③三维空间定位:利用激光雷达点云数据实现电力设备缺陷的三维空间定位。

3.3 数据处理流程

原始数据采集后,需要经过多源数据对齐、特征增强、样本标注、模型训练、在线推理和结果可视化等步骤去实现电力设备缺陷的识别和处理。

原始数据采集:通过感知层的多光谱成像系统、激光雷达点云采集和声纹传感器阵列采集原始数据。

多源数据对齐:将多光谱成像系统、激光雷达点云采集和声纹传感器阵列采集到的多模态数据进行对齐,确保数

据的一致性和准确性。

3.4 核心算法实现

3.4.1 多模态数据融合

多模态数据融合作为实现高精度缺陷识别的关键技术之一,其主要是通过融合多光谱成像系统、激光雷达点云采集和声纹传感器阵列采集到的多模态数据,可以提取更全面的设备特征信息。

技术要点:

①可见光与红外图像配准:采用 SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) 特征匹配和仿射变换技术,将可见光图像和红外图像进行配准,确保图像空间的一致性。

②点云与图像融合:基于标定参数的坐标转换技术,将激光雷达点云数据和图像数据进行融合,实现设备表面的三维重建和缺陷三维定位。

缺陷检测模型:缺陷检测模型是实现电力设备缺陷识别的核心部分,其中针对电力行业智能机器人缺陷识别技术的特点,会设计一种改进型 YOLOv7 架构,并在模型优化方面进行了深入研究。

3.4.2 改进型 YOLOv7 架构

Backbone:引入 ConvNeXt 模块提升特征提取能力,ConvNeXt 模块采用深度可分离卷积和全局平均池化技术,可以在保持模型复杂度的同时提高特征提取能力。

Neck:增加跨尺度特征交互通道。通过引入特征金字塔网络 (FPN) 和路径聚合网络 (PAN) 等技术,实现不同尺度特征之间的有效交互和融合,提高模型对多尺度目标的检测能力。

Head:解耦分类与回归分支。将分类和回归分支进行解耦处理,分别采用不同的损失函数进行优化,提高模型的检测精度和收敛速度。

模型优化策略:

①采用 SIOU 损失函数:SIOU 损失函数在 IoU 损失函数的基础上引入了中心点距离和长宽比损失项,可以更全面地衡量预测框和真实框之间的差异。

$$LSIOU = 1 - IoU + \frac{\tilde{n}^2(b_{pred}, b_g)}{2c^2} + \alpha v$$

其中, $\rho^2(b_{pred}, b_g)$ 是预测框和真实框中心点之间的距离平方; c 是预测框和真实框的最小外接矩形的对角线长度; v 是长宽比损失项; α 是平衡因子。

②引入动态正样本分配策略:根据预测框和真实框之间的匹配程度动态分配正样本和负样本,提高模型对案例样本的学习能力。

③使用 EMA 模型平滑技术:采用指数移动平均 (EMA) 技术对模型参数进行平滑处理,提高模型的泛化能力和稳定性。

3.5 工程化实施细节

3.5.1 数据采集规范

为确保深度学习模型能够准确高效地识别电力设备缺

陷，需要制定严格的数据采集规范，以下是对各类传感器数据采集的具体要求：

传感器类型	参数设置	采集频率
可见光相机	4096 × 3000@30fps	0.5Hz
红外热像仪	640 × 512@25Hz	1Hz
紫外成像仪	1024 × 768@15fps	0.2Hz
激光雷达	32 线 @10Hz	连续采集

这些参数的设置旨在平衡图像质量、采集速度和存储需求，确保能够捕捉到电力设备在不同光照和温度条件下的详细特征，而且采集频率的设置也考虑到了巡检任务的实时性要求。

3.5.2 模型部署优化

为了将深度学习模型高效部署到巡检机器人上，实现实时缺陷检测，需要采取一系列模型部署优化策略：

TensorRT 加速方案：①模型转换为 ONNX 格式：将训练好的深度学习模型转换为 ONNX 格式，以便于在 NVIDIA TensorRT 平台上进行推理加速。②生成 INT8 校准文件：通过量化技术，将模型权重从 FP32 格式转换为 INT8 格式，进一步降低模型计算量，提高推理速度，并且生成 INT8 校准文件以确保量化后的模型精度。

边缘计算优化策略：①层融合（Layer Fusion）技术：将深度学习模型中的相邻层进行融合，减少内存访问次数和数据传输开销。例如，将卷积层和激活层融合为一个操作，提高推理速度。②内存复用优化：通过优化内存分配和复用策略，减少内存占用，提高内存访问效率。例如，在模型推理过程中，复用卷积层的输出作为下一层的输入，减少内存分配和拷贝次数。

3.6 典型应用案例

3.3.1 绝缘子缺陷检测

绝缘子作为电力系统中重要的绝缘部件，其缺陷检测对于保障电力系统安全稳定运行具有重要意义，以下是一个基于深度学习的绝缘子缺陷检测应用案例：

【处理流程】

①基于 U-Net 的语义分割：首先利用 U-Net 语义分割网络对绝缘子区域进行分割，提取绝缘子轮廓。

②局部异常检测：采用局部异常因子（Local Outlier Factor, LOF）算法对绝缘子表面进行异常检测，识别出裂纹、污秽等缺陷区域。

③裂纹量化分析：对于识别出的裂纹缺陷，采用量化分析方法计算裂纹长度和面积占比等指标，评估缺陷严重程度，裂纹量化分析公式如下：

$$\text{Crack_Score} = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_i \cdot L_i}{A_{total}}$$

其中 ω_i 为裂纹段权重， L_i 为长度， A_{total} 为绝缘子表面积

3.6.2 导线断股识别

导线断股是电力系统中常见的缺陷之一，其存在会导

致导线强度降低甚至断裂，以下是一个基于深度学习的导线断股识别应用案例：

【特征提取方法】

①方向梯度直方图（HOG）分析：提取导线断股区域的纹理特征。

②傅里叶形状描述符：提取导线断股区域的形状特征。

③三维点云曲率计算：利用激光雷达点云数据计算导线断股区域的曲率特征，进一步确认缺陷存在。

3.7 系统评估指标

3.7.1 性能评价体系

为了全面评估深度学习下电力行业智能机器人缺陷识别技术的性能，需要建立一套完善的性能评价体系，以下是其一些关键的评估指标及其计算公式和行业标准：

指标	计算公式	行业标准
检出率	$TP/(TP+FN)$	$\geq 98\%$
误报率	$FP/(FP+TN)$	$\leq 0.5\%$
推理速度	1/ 单帧耗时	$\geq 25FPS$
模型大小	-	$\leq 150MB$

其中，TP 为真正例（True Positive），FP 为假正例（False Positive），FN 为假负例（False Negative），TN 为真负例（True Negative）。

3.7.2 对比实验结果

为了验证改进型 YOLOv7 架构在电力设备缺陷识别任务中的性能，将其与 Faster R-CNN 和 YOLOv5s 等主流模型进行对比实验，实验结果如下：

模型	mAP@0.5	参数量	推理速度
Faster R-CNN	82.3%	41.5M	15FPS
YOLOv5s	85.7%	7.2M	45FPS
改进 YOLOv7	91.2%	36.8M	32FPS

实验结果表明，改进型 YOLOv7 架构在电力设备缺陷识别任务中取得了更高的精度和更快的推理速度。

4 结语

总之，通过以上开发研究可以成功开发一套基于深度学习的电力行业智能机器人缺陷识别系统。其中，该系统主要是利用多模态数据融合和改进型 YOLOv7 架构去实现对电力设备缺陷的高精度、实时检测，并提出数据采集规范和模型部署优化策略，为系统的实际应用提供了有力支持。

参考文献

- [1] 戴璐. 智能机器人在输电线路巡检中的应用 [J]. 无线互联科技, 2024, 21 (05): 87-89.
- [2] 肖晗,彭琰. 机器人在能源行业大展身手[N]. 深圳商报, 2023-07-03 (A03).
- [3] 张丽娜. 智能化技术在变电运维技术中的应用研究 [J]. 电子测试, 2021, (23): 117-119.
- [4] 王勋,王新,魏举锋. 智能巡检系统在电力行业中的应用研究 [J]. 四川水力发电, 2021, 40 (01): 109-112.