

基于深度学习的电梯特种设备钢丝绳检测方法

胡建中

杭州格特电梯有限公司 浙江杭州 310024

摘要: 本文提出了一种基于深度学习的电梯特种设备钢丝绳检测方法,通过卷积神经网络(CNN)对钢丝绳图像进行特征提取和缺陷定位。利用高分辨率工业相机采集钢丝绳图像,并进行数据预处理和增强;选择ResNet50作为基础模型,在NVIDIA Tesla V100 GPU上进行模型训练,利用迁移学习和微调优化模型性能;利用全卷积网络(FCN)实现缺陷的精确定位;根据实验验证模型在实际应用中的检测精度和效率,并将训练好的模型部署在NVIDIA Jetson AGX Xavier边缘计算设备上,进行实时缺陷检测和分类。实验结果表明,本文方法能够显著提高钢丝绳缺陷检测的准确性和实时性。

关键词: 深度学习;卷积神经网络;钢丝绳检测;电梯特种设备

引言

随着城市化进程的加快,电梯作为高层建筑中的重要交通工具,其运行安全性尤为重要。传统的无损检测方法如磁粉探伤、涡流检测和超声波检测存在效率低、人工依赖性强等问题。近年来,深度学习技术在图像处理领域的迅猛发展,为钢丝绳缺陷检测提供了新的解决方案。本文旨在探讨基于深度学习的电梯特种设备钢丝绳检测方法,提出一种高效、精准的检测模型。

一、深度学习技术原理

深度学习(Deep Learning, DL)作为人工智能(Artificial Intelligence, AI)的重要分支,已广泛应用于图像处理、语音识别和自然语言处理等领域^[1]。其核心在于通过多层神经网络(Neural Networks, NNs)的构建和训练,自动学习数据中的特征并进行复杂的模式识别。深度学习的实现主要依赖于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNNs)、循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNNs)及其变种模型。

在电梯特种设备钢丝绳检测中,首先利用高分辨率工业相机获取钢丝绳的图像数据。这些图像数据经过预处理后,输入到预训练的深度学习模型中^[2]。使用Basler acA1920-40uc高分辨率工业相机,参数包括分辨率为1920x1200像素,帧率为40帧每秒。采集到的图像数据先经过预处理,使用Python的OpenCV库进行归一化和高斯滤波去噪,然后输入到基于ResNet50的预训练卷积神经网络模型中。模型训练阶段,首先在NVIDIA Tesla

V100 GPU上进行训练,使用PyTorch框架实现。在训练过程中,使用数据增强技术对训练图像进行旋转($\pm 15^\circ$)、缩放(0.8-1.2倍)和水平翻转,以提高模型的泛化能力。

二、基于深度学习的电梯特种设备钢丝绳检测方法

(一)深度学习模型的选择与设计

根据钢丝绳检测任务的特点,选择适合处理高分辨率图像的卷积神经网络^[3]。ResNet因其具有较深的网络层数和残差连接,能有效缓解梯度消失问题,适用于复杂图像特征的提取。选择ResNet50作为基础模型。ResNet50具有50层深度,采用3x3卷积核和1x1卷积核交替堆叠的方式,能够在保证计算效率的同时提取多尺度图像特征。在设计网络结构时,输入层接收尺寸为224x224的RGB图像,第一层卷积层参数为7x7卷积核,步长为2,输出特征图尺寸减半。后续卷积层和池化层交替进行特征提取和降维。为了提高模型在钢丝绳检测任务中的适应性,对ResNet50进行微调。将预训练模型在ImageNet数据集上训练的权重导入,然后在电梯钢丝绳数据集上进行再训练。

在模型训练过程中,使用交叉熵损失函数,优化算法选择Adam更新模型权重,其初始学习率 α 为0.001,动量参数 β_1 为0.9,动量参数 β_2 为0.999,防止除零的小数值 ϵ 为 10^{-8} ,真实标签 y 为1,预测概率 \hat{y} 为0.9,当前梯度 g_t 为0.1。练批次大小设为32。为避免过拟合,在训练中引入Dropout层,丢弃率设为0.5。则计算交叉熵损失的公式为:

$$L(y, \hat{y}) = -[1 \cdot \log(0.9) + (1-1) \cdot \log(1-0.9)] = -\log(0.9) \approx 0.10536 \quad (1)$$

假设初始值 $m_0=0$, $v_0=0$, 则计算 Adam 优化参数的公式为:

$$\begin{aligned} m_1 &= 0.9 \cdot 0 + 0.1 \cdot (1-0.9) = 0.1 \\ v_1 &= 0.999 \cdot 0 + 0.1^2 \cdot (1-0.999) = 0.0001 \\ \hat{m}_1 &= \frac{0.1}{1-0.9} = 1.0 \\ \hat{v}_1 &= \frac{0.0001}{1-0.999} = 0.1 \\ \theta_1 &= \theta_0 - 0.001 \cdot \frac{1.0}{\sqrt{0.1+10^{-8}}} \approx \theta_0 - 0.001 \cdot 3.16228 \\ &\approx \theta_0 - 0.00316 \end{aligned} \quad (2)$$

根据上述计算, 交叉熵损失为约 0.10536。使用 Adam 优化算法更新后的权重为 $\theta_1 \approx \theta_0 - 0.00316$ 。

模型在 NVIDIA Tesla V100 GPU 上进行训练, 以加速计算过程。在训练过程中, 实时监控训练损失和验证损失, 调整学习率和增加数据增强策略可以进一步提高模型的泛化能力。

(二) 缺陷检测

1. 特征提取

在电梯特种设备钢丝绳检测中, 特征提取是深度学习模型实现缺陷检测的核心步骤^[4]。本研究采用卷积神经网络进行多层特征提取, 经过不同卷积层逐层提取钢丝绳图像中的低级到高级特征。利用高分辨率工业相机 Basler acA1920-40uc 采集钢丝绳图像, 图像分辨率为 1920x1200 像素, 帧率为 40 帧每秒。图像数据经过预处理后输入到预训练的 ResNet50 模型中。输入图像大小为 224×224 , 卷积核大小为 3×3 , 步长为 1, 填充为 1。则计算第一层卷积层的输出特征图尺寸公式为:

$$\begin{aligned} O_{\text{height}} &= \left\lfloor \frac{224-3+2 \times 1}{1} \right\rfloor + 1 = 224 \\ O_{\text{width}} &= \left\lfloor \frac{224-3+2 \times 1}{1} \right\rfloor + 1 = 224 \end{aligned} \quad (3)$$

因此, 第一层卷积层输出特征图大小为 224×224 。

计算卷积操作中假设输入图像的一部分 I 为:

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \quad (4)$$

卷积核 K 为:

$$K = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

则卷积结果 $O_{1,1}$ 计算如下:

$$\begin{aligned} O_{1,1} &= 1 \cdot 1 + 2 \cdot 0 + 3 \cdot (-1) + 4 \cdot 1 + 5 \cdot 0 + 6 \cdot (-1) + 7 \cdot 1 + 8 \cdot 0 \\ &+ 9 \cdot (-1) \\ O_{1,1} &= 1 + 0 - 3 + 4 + 0 - 6 + 7 + 0 - 9 = -6 \end{aligned} \quad (6)$$

根据上述特征提取计算过程得到了第一层卷积层的输出特征图尺寸为 224×224 , 并且计算了具体输入图像和卷积核的卷积操作结果为 -6。这些特征图将用于后续的深度神经网络训练和缺陷检测中, 确保模型能够准确识别和分类钢丝绳中的各种缺陷。

2. 缺陷定位

卷积神经网络能够精确地识别和定位钢丝绳中的如断丝、磨损和腐蚀等各种缺陷^[5]。在特征提取完成后, 使用全卷积网络 (Fully Convolutional Networks, FCNs) 进行缺陷定位^[6]。FCNs 能够保持空间信息的完整性, 上采样操作将特征图恢复到原始图像尺寸, 可以实现像素级的缺陷定位。利用转置卷积和双线性插值等技术, 将低分辨率特征图逐层放大, 最终得到与输入图像相同大小的输出图。利用 NVIDIA Tesla V100 GPU 对深度学习模型进行加速计算。每张图像经过特征提取和上采样处理后, 生成的输出图包含了每个像素的缺陷分类概率。设定适当的阈值将高概率区域标记为缺陷区域, 完成缺陷定位。

在某次检测任务中, 一张钢丝绳图像经过处理后, 模型输出的概率图中, 某区域的断丝概率高达 0.95, 根据设定 0.9 的阈值, 该区域被精确标记为断丝缺陷。为了提高定位的准确性, 引入非极大值抑制 (Non-Maximum Suppression, NMS) 技术, 去除重叠的检测框, 确保每个缺陷仅有一个准确的定位。最终经过训练和优化的模型部署在 NVIDIA Jetson AGX Xavier 边缘计算设备上, 实时处理由 Basler acA1920-40uc 工业相机采集的钢丝绳图像。该系统能够在实际应用中实现对电梯特种设备钢丝绳缺陷的实时、精确定位, 为电梯维护和安全检测提供了可靠的技术保障。

三、实验案例与分析

(一) 实验目的与实验环境

本实验旨在验证基于深度学习的电梯特种设备钢丝绳检测方法的有效性和精确度。本实验在电力工程专业实验室进行, 实验环境包括高性能计算设备和高分辨率图像采集设备。具体设备为 NVIDIA Tesla V100 GPU 服务器, 用于模型训练和推理; Basler acA1920-40uc 工业相机, 用于图像采集, 分辨率 1920x1200 像素, 帧率 40 帧

每秒；NVIDIA Jetson AGX Xavier边缘计算设备，用于实时检测和分析。

(二) 实验步骤

第一、利用Basler acA1920-40uc工业相机采集正常、断丝、磨损和腐蚀等类型不同状态下的钢丝绳图像。每种状态下采集1000张图像，确保数据的多样性和覆盖面。

第二、对采集的图像进行归一化、去噪和数据增强处理。归一化将像素值缩放至[0, 1]区间，去噪采用高斯滤波，数据增强包括随机裁剪、旋转和水平翻转等。

第三、使用预处理后的图像数据，采用PyTorch框架在NVIDIA Tesla V100 GPU上训练ResNet50模型。采用交叉熵损失函数和Adam优化算法。

第四、在验证集上评估模型的准确性和缺陷检测能力。验证集包括每种缺陷类型的200张图像。

第五、将训练好的模型部署在NVIDIA Jetson AGX Xavier边缘计算设备上，实时处理由Basler acA1920-40uc工业相机采集的钢丝绳图像，进行缺陷检测和定位。

(三) 实验结果分析

实验结果表明，基于深度学习的电梯特种设备钢丝绳检测方法在各种缺陷类型中的表现如下表1所示。

表1 实验结果表

缺陷类型	样本数	检测准确率 (%)	定位精度 (px)	处理时间 (ms)
正常	1000	98.76	1.23	35.12
断丝	1000	97.45	1.89	36.58
磨损	1000	96.32	2.14	34.47
腐蚀	1000	95.68	2.08	33.29

从表中可以看出，模型在正常状态下的检测准确率

最高，为98.76%；断丝和磨损的定位精度分别为1.89像素和2.14像素，表明模型能有效识别和定位这些缺陷。处理时间方面，平均每张图像的处理时间在33.29毫秒到36.58毫秒之间，符合实时检测的要求。

结论

综上所述，本文提出了一种基于深度学习的电梯特种设备钢丝绳检测方法，利用卷积神经网络实现了钢丝绳图像的特征提取和缺陷定位。通过实验验证，本文方法在检测精度和实时性方面均表现出色，为电梯维护提供了强有力的技术支持。然而，模型在复杂缺陷识别方面仍有提升空间。

参考文献

[1] 苏万斌, 徐涛, 欧森, 等. 基于机器视觉的高速电梯钢丝绳动态特性研究[J]. 机械制造与自动化, 2023, 52(06): 155-159.

[2] 汪丽群, 高颖, 邓豪, 等. 基于Comsol的电梯钢丝绳漏磁检测仿真分析与研究[J]. 无损探伤, 2023, 47(05): 30-34.

[3] 宋风旭. 电梯钢丝绳漏磁检测及断丝信号采集系统设计[J]. 自动化应用, 2023, 64(17): 141-143.

[4] 蔡林峰, 汤斌, 杨泞琿, 等. 基于YOLOv5s的电梯钢丝绳表面损伤检测算法研究[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(06): 67-71.

[5] 杨晓霞. 电梯钢丝绳的检测与维护探讨[J]. 设备监理, 2023, (02): 74-76.

[6] 陈俊先. 电梯起重机械钢丝绳的检测与维护探讨[J]. 科技资讯, 2023, 21(08): 64-67.