

基于 U-Net 的启闭机钢丝绳缺陷定位方法研究

邹磊¹ 冯治国¹ 梁鹏翔¹ 李昂¹ 牛天宇²

(1. 国能大渡河检修安装有限公司 成都 610041; 2. 四川大学电气工程学院 成都 610065)

摘要: 启闭机钢丝绳在水电站运行中用于闸门提升,对水电生产的安全稳定至关重要。然而,传统的人工检测方法存在效率低、准确率差等问题。利用钢丝绳监测图像进行缺陷定位,不仅可以大幅提高检测效率,还能够实现高准确率的缺陷定位。提出了一种基于 U-Net 结构的方法,通过编码器提取不同尺度的图像特征,再利用解码器将这些特征还原为缺陷定位标签,从而实现钢丝绳的缺陷定位。实验结果表明,所提方法明显优于传统卷积网络,且在 Dice 系数、交并比(IoU)和 Hausdorff 距离 3 个评价指标上分别优于对比算法 0.29、0.23 以及 0.004 7,能够实现更准确的钢丝绳缺陷定位。

关键词: 钢丝绳;缺陷定位;U-Net 网络;深度学习

中图分类号: TN0 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.25

Research on steel wire rope breakage fault localization based on U-Net

Zou Lei¹ Feng Zhiguo¹ Liang Pengxiang¹ Li Ang¹ Niu Tianyu²

(1. CHN Energy Dadu River Maintenance and Installation Co., Ltd., Chengdu 610041, China;

2. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: The wire ropes of the hoisting machine are used for gate lifting in hydropower stations, which is crucial for the safe and stable production of hydropower. However, traditional manual inspection methods have issues such as low efficiency and poor accuracy. Utilizing wire rope monitoring images for defect localization can not only significantly improve inspection efficiency but also achieve highly accurate defect localization. This paper proposes a U-Net-based method that extracts multi-scale image features through an encoder and then restores these features into defect localization labels using a decoder, thereby realizing defect localization in wire ropes. The experimental results show that the proposed method significantly outperforms traditional fully convolutional networks and surpasses the comparison algorithms by 0.29, 0.23, and 0.004 7 in terms of the Dice coefficient, IoU, and Hausdorff distance, respectively, enabling more accurate wire rope defect localization.

Keywords: steel wire; defect localization; U-net network; deep learning

0 引言

水电站启闭机钢丝绳用于控制发电机组闸门开合,在水电生产的过程中扮演着至关重要的角色^[1]。然而,由于钢丝绳在运行中长期受到重载、弯曲、拉伸等作用,同时还承受恶劣工况的影响,随着使用时间的增长,这些问题可能导致磨损乃至断丝等缺陷,严重时甚至可能引发钢丝绳的整体断裂^[2]。此种情况不仅会影响水电站设备的正常运行和使用寿命,还可能造成严重的经济损失和人员伤亡事故^[3]。因此及时发现钢丝绳缺陷是预防此类事故的重

要手段。

钢丝绳的缺陷诊断通常分为人工排查法、漏磁检测法^[4-5]、声发射法^[6]、超声波法^[7]、X 射线法和电涡流法^[8]等。人工排查法可靠性及效率较低,无法及时检测缺陷,其他方法往往需要较多的专业设备进行数据采集,且受环境影响较大^[9]。而基于图像处理的方法一方面能够通过无接触式的检测对钢丝绳进行故障诊断,有效避免其他方法对于钢丝绳数据采集过程中产生的不利影响^[10];另一方面,由于深度学习图像处理技术的快速发展,现代图像处理算法能实现高精度的检测^[11],为钢丝绳缺陷诊断提

供了更为可靠和实用的工具。陈信荣等^[12]利用残差神经网络实现了对钢丝绳损伤图像的定量识别。刘晓磊等^[13]利用深度学习以及迁移学习方法,能够有效检测钢丝绳缺损。Pan 等^[14]构建了一个结合边缘灰度梯度和照明区域形态等特征的三维特征,然后利用 K-近邻方法实现了较高准确率的检测。然而,单一的检测方法无法直接定位缺陷发生的具体部位,从而增加了对钢丝绳进行维护的难度。

综上所述,基于图像处理的算法能够有效对钢丝绳缺陷进行检测。为实现对钢丝绳缺陷的定位以提高钢丝绳诊断维护的效率,本文提出一种基于 U-Net 网络的钢丝绳缺陷定位算法,能够有效对钢丝绳缺陷部位进行定位。

1 方法介绍

U-Net 是一种常用于图像分割任务的卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)架构,其独特之处在于它结合了编码器和解码器的结构,能够有效地从图像中提取不同尺度的特征并实现特征信息恢复^[15]。

U-Net 结构如图 1 所示。编码器部分主要由卷积层和池化层组成,用于逐步提取图像的特征和降低空间分辨率。编码器的每一层包含两层卷积结构,每层卷积核的尺寸为 3×3,每次卷积后得到的特征通道数增加一倍,由此获得表征更加丰富且包含图像不同尺度的特征信息。编码器可以视为一种自下而上的过程,从图像的局部特征逐步扩展到全局特征。编码器每层的计算公式如下:

$$E_i = \text{Conv}(\text{Pooling}(E_{i-1})) \tag{1}$$

式中: i 代表编码器的层数;Conv 为两次卷积运算;Pooling 为池化操作; E_0 代表输入图像且 $i = 0$ 时不对 E_0 进行池化操作。

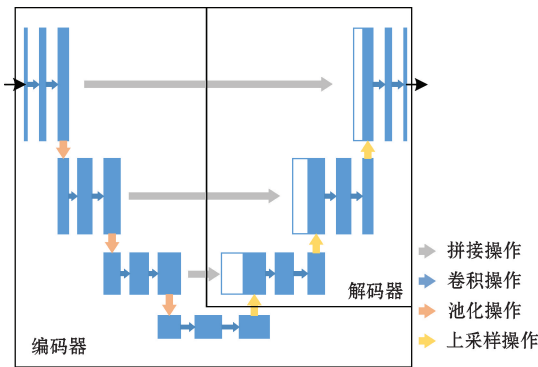


图 1 U-Net 结构

Fig. 1 U-Net structure diagram

解码器部分则采用反卷积和上采样操作,逐步将特征图的空间分辨率恢复到原始大小,并生成与输入图像相同尺寸的分割结果。每次反卷积后得到的特征通道数为输入特征通道数的 1/2,最后一层反卷积得到的灰度图像,其中包含了缺陷的定位信息,从而实现缺陷定位。上采样操作采用转置卷积,用于将输入特征图的尺寸扩大。它通过反向卷积核的运算,将输入特征图中的每个像素值复制

到更大的输出特征图中的多个位置,以实现上采样操作。解码器每层计算公式如下:

$$D_i = \text{Upsample}(\text{Conv}(D_i')) \tag{2}$$

式中: i 代表解码器的层数;Conv 为两次卷积运算;Upsample 为上采样转置卷积操作; D_i' 为当前解码器的输入。

同时,U-Net 引入了跳跃连接机制,将编码器和解码器的对应层级连接起来,使得解码器能够利用来自编码器的低级和高级特征信息,有助于提高分割精度和保留细节信息。跳跃连接计算公式如下所示:

$$D_i' = \text{concate}(E_i, D_{i+1}) \tag{3}$$

式中:concate 表示拼接操作。这种结构使得 U-Net 具有良好的上下文感知能力和空间精细度,能够在分割任务中有效地捕捉到图像的局部和全局信息,从而提高了分割的准确性和鲁棒性。

此外,U-Net 还采用了端到端的训练策略,通过像素级别的交叉熵损失函数来优化网络参数,使得网络能够直接学习到图像的像素级别的语义信息,而无需依赖手工设计的特征或规则。这种训练方式使得 U-Net 能够适应不同类型和尺度的图像数据,并在缺陷定位方面取得了显著的性能提升。

本文所使用 U-Net 模型中包含的网络层级结构如表 1 所示。

表 1 U-Net 网络结构

Table 1 U-Net structure parameter

网络结构	输出尺寸	参数
输入	—	(3×320×640)
卷积层 1_1	(4×320×640)	卷积核(3×3)
卷积层 1_2	(8×320×640)	
最大池化 1	(8×160×320)	(2×2)
卷积层 2_1	(16×160×320)	卷积核(3×3)
卷积层 2_2	(32×160×320)	
最大池化 2	(32×80×160)	(2×2)
卷积层 3_1	(64×80×160)	卷积核(3×3)
卷积层 3_2	(128×80×160)	
最大池化 3	(128×40×80)	(2×2)
卷积层 4_1	(256×40×80)	卷积核(3×3)
卷积层 4_2	(512×40×80)	
转置卷积 1	(512×80×160)	(2×2)
卷积层 5_1	(128×80×160)	卷积核(3×3)
卷积层 5_2	(64×80×160)	
转置卷积 2	(64×160×320)	步长 2
卷积层 6_1	(32×160×320)	卷积核(3×3)
卷积层 6_2	(16×160×320)	
转置卷积 3	(16×320×640)	步长 2
卷积层 7_1	(8×320×640)	卷积核(3×3)
卷积层 7_2	(1×320×640)	
输出	(1×320×640)	

2 算法描述

基于 U-Net 网络的钢丝绳缺陷定位的算法流程如图 2 所示,包含了数据标注、数据预处理以及缺陷定位 3 个部分。

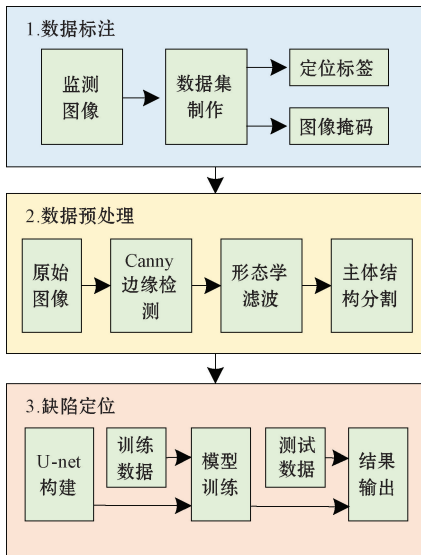


图 2 所提方法流程示意图

Fig. 2 Diagram of the proposed method's workflow

2.1 数据标注与数据集制作

本文所使用的钢丝绳监测数据通过数字图像传感器进行采集,总计包含 6 种不同的钢丝绳缺陷类型。每根带缺陷的绳体通过不同角度进行数据采集,并会通过裁剪、旋转等处理方式实现数据集扩充,以提高模型鲁棒性。采集得到的钢丝绳监测图像如图 3 所示。原始监测数据中不包含缺陷定位信息标签,因此需要首先人工制作标签。

对于原始监测图像,使用 labelme 软件对图像进行标注,将监测图像中发生缺陷的位置进行框选。以磨损断丝缺陷为例,缺陷定位标签如图 4 所示。完成缺陷标签框选后使用 labelme 软件生成缺陷掩码图像,作为后续模型训练的标签数据。

由此得到的钢丝绳缺陷数据集总计包含 6 种缺陷模式,总计 370 张监测图像,每张监测图像对应一个缺陷定位掩码。模型训练时随机选取其中 80% 作为训练集,20% 作为测试集。

2.2 数据预处理

在处理原始图像时,由于存在背景图像干扰,因此首先需要利用图像分割技术实现钢丝绳对象的准确识别。对象识别的过程涉及对图像中的目标区域进行定位和标记。首先采用 Canny 算法以获取钢丝绳的边缘信息。Canny 算法是一种广泛应用于图像边缘检测的方法,其能够有效地识别图像中的边缘,同时具有抗噪声能力。该算法通过高斯滤波、计算梯度、非极大值抑制和双阈值检测

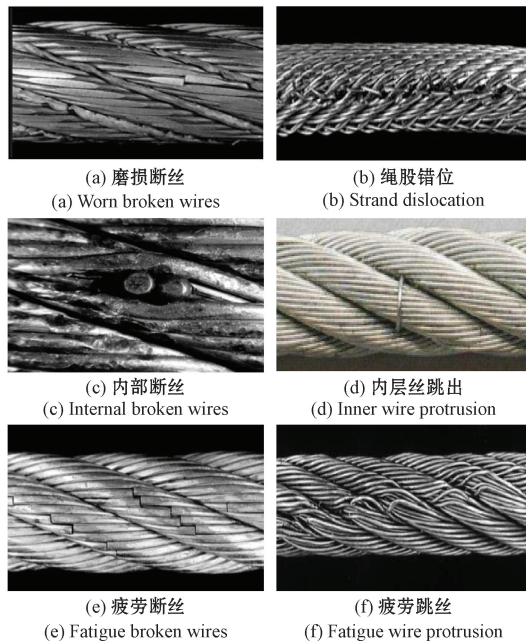


图 3 钢丝绳缺陷监测图像示例

Fig. 3 Example monitoring images of wire rope fault

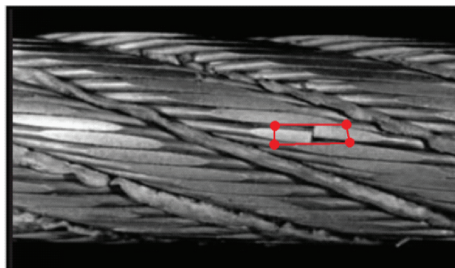


图 4 钢丝绳磨损断丝缺陷定位标签图

Fig. 4 Label map for wire rope wearing broken

实现了对于图像边缘的检测。在得到钢丝绳监测图像的边缘信息后,通过连接边缘外围的轮廓,将边缘外围的图像部分置零,而将边缘内侧的图像部分置一,将原始图像转换为二值图像,从而实现了对于钢丝绳主体结构的有效分割。经过边缘分割的图像边缘中存在较多毛刺,为消除图像边缘毛刺结构,进一步优化了分割结果,采用图像形态学方法,使用半径为 3 个像素的圆形结构元素对分割图像分别进行膨胀与腐蚀操作。最终得到的分割图像如图 5 所示。

实验中需要将主体结构分割结果与原始监测图像进行相乘以得到 U-Net 的输入图像,从而消除监测图像中背景信息对于钢丝绳缺陷定位结果的影响。

2.3 缺陷定位

根据 U-Net 模型(表 1),利用完成标注以及预处理的训练集进行模型训练,模型训练参数如表 2 所示。每一轮训练中使用训练集对模型进行训练,使用测试集对模型进



图5 钢丝绳主体结构分割结果

Fig. 5 Segmentation result of wire rope main structure

行性能评估,完成模型训练过程后选取在测试集上损失函数最小的模型参数作为最终的模型结果。

表2 模型训练参数设置

Table 2 Model training parameter settings

训练参数	参数设置
优化器	Adam 优化器
损失函数	BCEwithLogitLoss
学习率	1×10^{-4}
批次大小	32
Epoch	100

3 实验结果分析

实验模型搭建与训练使用 Pytorch 实现,所用的 GPU 设备为 NVIDIA GeForce RTX 4090,内存大小 128 G, CPU 为 AMD Ryzen Threadripper PRO 5965WX 24 核。

3.1 指标介绍

实验利用 Dice 系数、交并比(IoU)指数以及 Hausdorff 距离 3 个评价指标对缺陷定位结果进行评价。

Dice 系数是一种用于评估两个集合之间相似度的指标,其对掩码的内部填充比较敏感。它的计算方式是将两个集合的交集大小除以它们的平均大小的 2 倍,其取值范围为 $[0,1]$,值越接近 1 表示两个集合的重叠程度越高,即相似度越高。计算公式如下:

$$Dice = \frac{2 \times |A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (4)$$

IoU 是一种用于评估目标检测或图像分割结果的精度的指标。它的计算方式是将目标区域的交集大小除以其并集大小,其取值范围同样为 $[0,1]$,值越接近 1 表示检测或分割结果越准确,即与真实目标的重叠程度越高。计算公式如下:

$$IoU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (5)$$

Hausdorff 距离是一种用于衡量两个集合之间的最大距离的指标,其对分割出的边界比较敏感。其计算方式是找到两个集合中每个点到另一个集合的最短距离,然后取其中的最大值作为距离。Hausdorff 距离越小,表示两个

集合越接近,即图像分割结果越精确。计算公式如下:

$$H(A, B) = \max\{h(A, B), h(B, A)\} \quad (6)$$

$$\text{其中, } h(M, N) = \max_{m \in M} \{ \min_{n \in N} ||m - n|| \}.$$

3.2 结果分析

CNN 作为图像定位的主流算法之一,能够有效地从输入图像中学习特征,并生成与标签图像相对应的预测结果,从而实现对目标区域的定位。因此对比实验采用 CNN 进行对比。所提方法的缺陷定位结果以及在测试集上各个指标如图 6 所示。由模型输出图像可以看出模型能够准确实现缺陷定位。

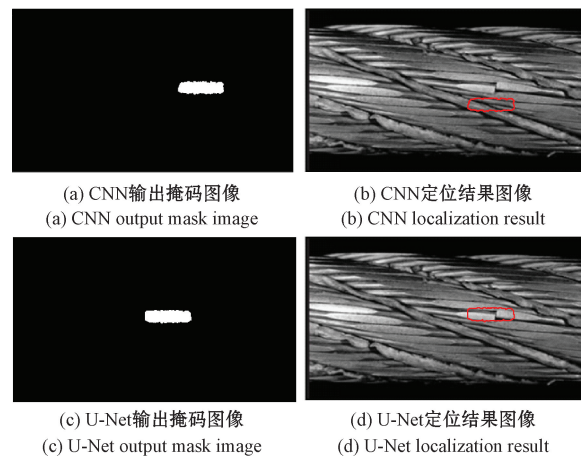


图6 模型输出结果

Fig. 6 Result of model output

对比实验的指标如表 3 所示,可以看出,所提方法缺陷定位效果明显优于对比方法,且较高水平的 Dice 系数和 IOU 指标的表明了该方法生成的缺陷定位结果与真实标签的高度重叠,即模型能够准确地捕捉到缺陷区域的位置和形状。而较低的 Hausdorff 距离进一步验证了所提方法生成的缺陷定位结果与真实标签之间的近似程度,说明了其在缺陷区域边界匹配方面的优异表现。

表3 对比实验指标

Table 3 Comparative experimental indicators

指标	U-Net	CNN
Dice	0.942	0.913
IoU	0.920	0.897
Hausdorff 距离	0.028 5	0.033 2

模型性能对比如表 4 所示,可以看出,尽管 U-Net 网络在参数量和单张检测时间上不具备明显优势,但考虑到缺陷定位对精度的高要求,牺牲一定参数量和检测时间以换取准确率的提升具备工程价值,更高的准确率有助于减少误检和漏检,从而提高整体检测效果。因此,所提方法能够更准确地实现钢丝绳缺陷定位。

表4 模型性能对比

Table 4 Comparison of model performance

指标	U-Net	CNN
模型参数量/($\times 10^3$)	31 043	12 197
单张检测时间/s	0.250	0.106

4 结论

针对钢丝绳缺陷检测工作中缺乏缺陷定位的问题,利用深度学习模型识别监测图像中的缺陷点位,实现了对钢丝绳缺陷的定位,根据实验设计以及实验结果得到如下结论。

1)本文提出的一种基于 U-Net 的图像定位算法模型,通过对原始监测图像进行基于数字图像处理的定位获得钢丝绳主体范围,然后利用 U-Net 网络能够有效实现对于钢丝绳缺陷位置的确定。

2)所提方法在 Dice 指标、IoU 指标以及 Hausdorff 距离 3 个指标参数上相较于对比方法均取得了优异的效果,证明了所提方法的有效性。

参考文献

- [1] 史恩泽,谭诚,赵志.水电站卷扬式启闭机钢丝绳断裂事故的分析[J].电力安全技术,2020,22(3):35-37.
SHI EN Z, TAN CH, ZHAO ZH. Analysis of wire rope breakage accidents in hydropower station hoist gates [J]. Electric Power Safety Technology, 2020, 22(3): 35-37.
- [2] 张晓琳,曾志强,党长营,等.基于 STM32 的拉力测量方法及误差补偿方法研究[J].电子测量技术,2021,44(19):45-49.
ZHANG X L, ZENG ZH Q, DANG CH Y, et al. Research on tension measurement method and error compensation method based on STM32 [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(19): 45-49.
- [3] ZHOU Z, LIU Z. Fault diagnosis of steel wire ropes based on magnetic flux leakage imaging under strong shaking and strand noises[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(3): 2543-2553.
- [4] 田劼,田壮,郭红飞,等.矿用钢丝绳损伤检测磁通回路优化设计[J].工矿自动化,2022,48(3):118-122.
TIAN J, TIAN ZH, GUO H F, et al. Optimization design of magnetic flux circuit for damage detection of mining wire rope [J]. Industry and Mining Automation, 2022, 48(3): 118-122.
- [5] 关益辉,孙燕华,高尚磊,等.多通道钢丝绳的漏磁检测信号融合方法[J].无损检测,2024,46(5):56-61.
GUAN Y H, SUN Y H, GAO SH L, et al. Magnetic flux leakage signal fusion method for multi-

channel wire ropes [J]. Nondestructive Testing, 2024, 46(5): 56-61.

- [6] 张鑫鹏,黄丽霞,沈佳卉,等.钢丝绳声发射信号传播特性分析[J].失效分析与预防,2022,17(1):24-31, 36.
ZHANG X P, HUANG L X, SHEN J H, et al. Analysis of acoustic emission signal propagation characteristics of wire ropes [J]. Failure Analysis and Prevention, 2022, 17(1): 24-31, 36.
- [7] 王红尧,李小伟,韩亦森,等.矿用钢丝绳损伤检测系统设计[J].工矿自动化,2020,46(6):92-97.
WANG H Y, LI X W, HAN Y M, et al. Design of damage detection system for mining wire ropes [J]. Industry and Mining Automation, 2020, 46(6): 92-97.
- [8] SCHLANBUSCH R, OLAND E, BECHHOEFER E R. Condition monitoring technologies for steel wire ropes-a review [J]. International Journal of Prognostics and Health Management, 2017, 8(1): 1-14.
- [9] ZHOU P, ZHOU G, ZHU Z, et al. A review of non-destructive damage detection methods for steel wire ropes[J]. Applied Sciences, 2019, 9(13): 2771.
- [10] 高嘉,刘涛,王显峰,等.TWRD-Net:一种用于曳引钢丝绳缺陷的实时检测网络算法[J].仪器仪表学报,2023,44(6):223-235.
GAO J, LIU T, WANG X F, et al. TWRD-Net: A real-time detection network algorithm for traction wire rope defects [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 223-235.
- [11] 张聪聪,牟莉.基于机器视觉的图像边缘检测算法研究[J].国外电子测量技术,2020,39(12):80-85.
ZHANG C C, MOU L. Research on image edge detection algorithm based on machine vision [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(12): 80-85.
- [12] 陈荣信,井陆阳,白晓瑞,等.基于残差网络的钢丝绳损伤图像定量识别[J].机床与液压,2023,51(12):24-29.
CHEN R X, JING L Y, BAI X R, et al. Quantitative identification of wire rope damage images based on residual networks [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023, 51(12): 24-29.
- [13] 刘晓磊,吴国群,阚哲.基于深度学习的煤矿钢丝绳缺损检测方法研究[J].煤炭工程,2023,55(11):148-153.
LIU X L, WU G Q, KAN ZH. Research on defect detection method of coal mine wire ropes based on deep learning [J]. Coal Engineering, 2023, 55(11):

- 148-153.
- [14] PAN F, REN L, ZHOU J, et al. Fault classification based on computer vision for steel wire ropes [C]. Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2022, 2184(1): 012035.
- [15] 侯北平,李丰余,朱文,等. 基于改进 U-Net 的高压电缆绝缘层图像分割研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023,37(10):232-243.
- HOU B P, LI F Y, ZHU W, et al. Research on high-voltage cable insulation image segmentation based on improved U-Net [J]. Journal of Electronic

Measurement and Instrumentation, 2023, 37(10): 232-243.

作者简介

邹磊,本科,助理工程师,主要研究方向为水电施工管理。

李昂(通信作者),本科,助理工程师,主要研究方向为机电装备故障诊断。

E-mail:1468115752@qq.com