

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.230082

# 知识图谱框架下基于深度学习的 HVDC 系统故障辨识

武霁阳<sup>1</sup>, 李强<sup>2</sup>, 陈潜<sup>3</sup>, 邱有强<sup>2</sup>, 国建宝<sup>1</sup>, 肖耀辉<sup>1</sup>

(1. 中国南方电网有限责任公司超高压输电公司检修试验中心, 广东 广州 510000; 2. 中国南方电网超高压输电公司大理局, 云南 大理 671000; 3. 中国南方电网超高压输电公司, 广东 广州 510000)

**摘要:** 为加快电力系统数字化转型, 保证高压直流输电(high voltage direct current, HVDC)系统高质量安全运行, 有必要通过智能技术充分挖掘、提炼 HVDC 系统日常调控、运维等阶段积累的海量数据和丰富管理经验, 从而构建知识图谱辅助工作人员对故障进行诊断和处理。提出了一种基于小波变换和深度学习的 HVDC 系统故障诊断方法。首先, 采用小波变换将换流站的故障录波数据(单相接地、相间短路和阀组短路)转换为二维时频图像, 并采用数据增强技术来进一步扩充样本数据集。然后, 利用 ResNet50 网络来实现 HVDC 系统的故障诊断。根据实验结果, 所提方法在训练集的分类精度为 93%, 在测试集的分类精度为 82%, 证明了该方法的有效性, 为 HVDC 系统的故障诊断提供了一种新的可行性路线。为了进一步验证所提方法, 将其与 GoogleNet、VGG16、AlexNet、SVM、决策树和 KNN 等方法进行对比, 对比实验结果表明, 所提方法在 HVDC 系统故障诊断中的表现更加出色。  
**关键词:** 高压直流输电系统; 故障诊断; 小波变换; 深度学习

## Fault identification of an HVDC system based on deep learning in the framework of a knowledge graph

WU Jiyang<sup>1</sup>, LI Qiang<sup>2</sup>, CHEN Qian<sup>3</sup>, QIU Youqiang<sup>2</sup>, GUO Jianbao<sup>1</sup>, XIAO Yaohui<sup>1</sup>

(1. Maintenance and Test Center of CSG EHV Power Transmission Company of China Southern Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510000, China; 2. Dali Bureau, EHV Power Transmission Company of China Southern Power Grid Co., Ltd., Dali 671000, China; 3. EHV Power Transmission Company of China Southern Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510000, China)

**Abstract:** To accelerate the digital transformation of the power system and ensure the high-quality and safe operation of the high voltage direct current (HVDC) system, it is necessary to fully mine and extract the massive data and rich management experience accumulated in daily regulation, operation and maintenance of such a system through intelligent technologies. Thus, a knowledge map is constructed to assist the staff in diagnosing and dealing with faults. This paper presents a fault diagnosis method for an HVDC system based on wavelet transform and deep learning. First, the fault recording data (single-phase grounding, phase-to-phase short circuit and valve group short circuit) of the converter station is converted into two-dimensional time-frequency images by wavelet transform, and data enhancement technology is used to further expand the sample data set. Then, the ResNet50 network is used to achieve the fault diagnosis of the HVDC system. The results are that the classification accuracy of the proposed method in the training set is 93%, and the classification accuracy of the test set is 82%. This proves the effectiveness of the proposed method and provides a new feasible route for fault diagnosis of the system. To further test the proposed method, it is compared with GoogleNet, VGG16, AlexNet, SVM, decision tree and KNN. The results show that the proposed method performs better in fault diagnosis of the HVDC system.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 62263014).

**Key words:** high voltage direct current transmission system; fault diagnosis; wavelet transform; deep learning

## 0 引言

随着“构建以新能源为主体的新型电力系统”的

提出, 为电力系统赋予绿色高效、柔性开放、数字赋能三大特征, 对电网的持续可靠供电、安全稳定和运营模式等方面带来了新的挑战<sup>[1-3]</sup>。面对挑战, 南方电网印发的《南方电网公司建设新型电力系统行动方案白皮书(2021-2030年)》提出以人工智能、物联网等新一代数字技术为核心驱动, 实现电网量值

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(62263014); 南方电网重点科技项目资助(CGYKJXM20210309, CGYKJXM20220343)

传递、状态感知、知识挖掘和科学决策, 不断提高电网数字化、网络化和智能化水平<sup>[4]</sup>。

高压直流输电 (high voltage direct current, HVDC) 系统具有异步联网、远距离输电容量大和经济性高等特点, 成为我国解决发电中心和负荷中心逆向分布的关键措施之一<sup>[5-8]</sup>。然而, 伴随 HVDC 系统的故障形态日益复杂, 其运行维护缺乏有效技术支持, 仅依靠传统的人工手段难以进一步提升效能, 急需结合数字化转型和智能技术应用, 实现 HVDC 系统更高质量的安全可靠运行。与此同时, 当前高压直流故障诊断和分析缺乏智能化手段。直流系统的状态评估、故障分析和处理都高度依赖现场处置人员的运维经验、技能水平, 缺乏有效的智能分析手段和辅助决策系统<sup>[9-10]</sup>。因此, 有必要通过人工智能技术来充分挖掘、提炼 HVDC 系统日常调控、运维等阶段积累的海量数据和丰富的管理经验, 形成具备“可传承、可复制、可输出”的知识库, 从而辅助现场处置的工作人员对故障进行分析、诊断和处理<sup>[11-12]</sup>。

当前, 关于人工智能技术在 HVDC 系统故障诊断领域的应用, 国内外学者已经进行大量的研究和探索<sup>[13]</sup>。文献[14]将 XGboost 和逻辑回归引入到深度森林中, 提出了一种基于稀疏深度森林的调相机定子匝间短路故障识别方法。文献[15]设计了结合卷积神经网络和长短时记忆神经网络特点的混合神经网络, 通过高压断路器的机械振动信号特征来进行故障判断。文献[16]提出了一种基于人工神经网络的 HVDC 系统故障检测和分类方法。针对大规模电力系统的故障检测、诊断和定位问题, 文献[17]提出了三种基于深度递归神经网络的深度学习分类和回归模型。与此同时, 考虑到神经网络往往包含许多参数, 参数的合理性会对识别准确性造成影响, 为此, 文献[18]通过最优果蝇优化算法来对深度双向长短期记忆网络的参数进行调节, 以确保分类的准确性。此外, 为了快速、可靠地识别故障, 文献[19]提出基于快速傅里叶变换和格拉米安角场的卷积神经网络来实现对直流输电线路故障的快速识别方法。然而, 由于 HVDC 系统中的故障类型多样, 单一或少量数据往往很难对多种故障类型实现准确、高效的识别。

当前, 基于人工智能技术在换流站故障诊断中的研究较少。知识图谱(knowledge graph, KG)技术在挖掘和标准化集成大规模非结构化信息和数据方面具有巨大的优势, 是不断提高电网数字化、智能化的有力措施<sup>[20-21]</sup>。为此, 本文基于知识图谱框架提出一种基于小波变换和深度学习的 HVDC 系统故障诊断方法。该方法采用小波变换处理 HVDC 系统中单相接地、相间故障和阀组故障的故障录波数

据, 以获得不同故障类型下的二维时频图像, 然后通过 ResNet50 网络对图像进行识别分类, 从而实现 HVDC 系统的故障识别。该方法将深度学习中较为成熟的图像分类方法应用于 HVDC 系统的故障识别, 从而快速、准确识别 HVDC 系统的故障, 并进一步促进数字电网的开发和落地。

## 1 故障录波的时频图像构建

### 1.1 故障辨识处置流程

HVDC 系统的任一故障都可能会影响到整个直流输电系统的正常运行。不同故障发生时, HVDC 系统中各相的电流和电压都会发生变化, 不同故障所对应的变化不尽相同<sup>[20-23]</sup>。为此, 根据这一基本原理, 本文提出了知识图谱框架下基于深度学习的 HVDC 系统故障辨识方法, 该方法的故障诊断流程如图 1 所示。

### 1.2 小波变换

时频分析方法可将非平稳信号表示为时间和频率的二维函数, 从而直观地对信号进行分析和处理。广泛采用的时频分析方法包括傅里叶变换和小波变换等<sup>[24-25]</sup>。采用傅里叶变换将故障录波数据转换为二维时频图像时, 傅里叶变换受限于窗函数的形状和宽度, 导致时频图像的效果不佳。

相较于傅里叶变换, 小波变换具有更加出色的时频分辨率自适应能力, 能够很好地突出故障录波的局部特征(高频处采用低频率分辨率和高时间分辨率, 低频处采用高频率分辨率和低时间分辨率)<sup>[26]</sup>。因此, 本文拟采用小波变换来对故障录波数据进行时频分析, 得到故障录波所对应的时频图像, 进而将时序数据的识别分类问题转化为深度学习中成熟的图像识别分类问题, 通过时频图像的特征来实现 HVDC 系统的故障识别<sup>[27]</sup>。

### 1.3 数据增强

大规模、高质量的数据集对于深度学习来说是不可或缺的, 而在实际生产生活中, 电力系统由于保密性、特殊性导致难以获取大量的高质量数据, 同时, 由于成本原因, 部分故障的数据是极少的。为此, 本文计划通过数据增强来生成更多的样本数据<sup>[28-29]</sup>。

通常, 数据增强可以分为有监督的数据增强和无监督的数据增强。有监督的数据增强是围绕样本进行几何变换和颜色变换等<sup>[30]</sup>。无监督的数据增强又可以分为生成新数据和学习增强两条路线, 生成对抗网络是生成新数据的代表性模型之一<sup>[31]</sup>。本文采取有监督的数据增强方法, 通过对训练样本进行模糊、加亮、翻转和加噪声等操作来增加样本数据集, 数据增强后的效果如图 2 所示。

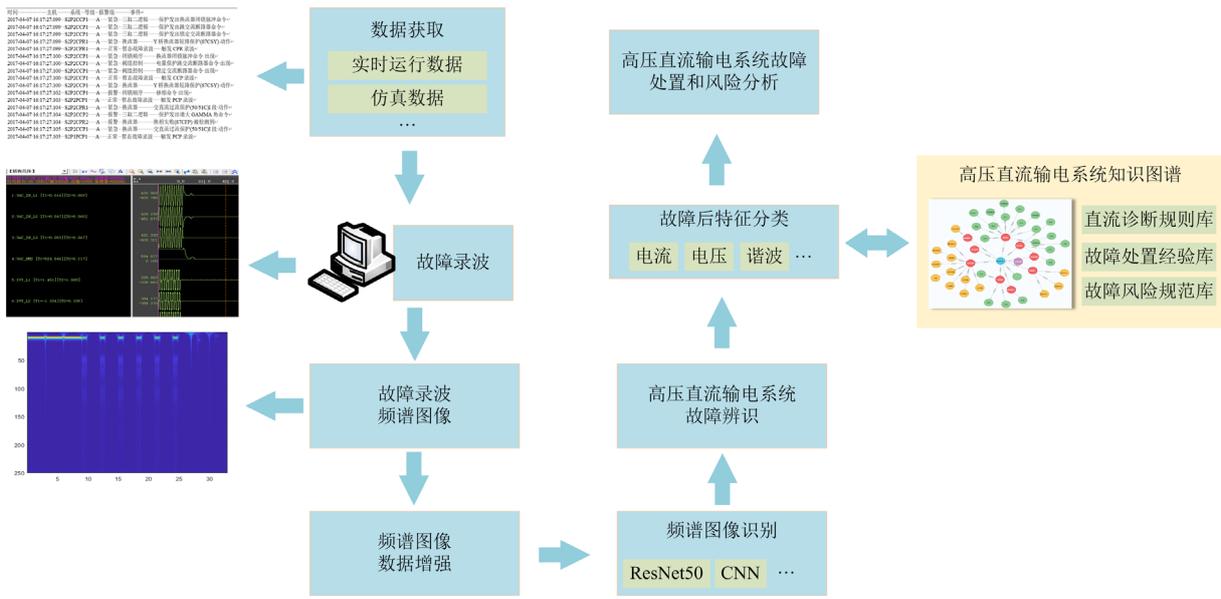


图 1 知识图谱框架下基于深度学习的高压直流输电系统故障辨识处置流程

Fig. 1 Fault identification and disposal process of HVDC transmission system based on deep learning under the framework of knowledge graph

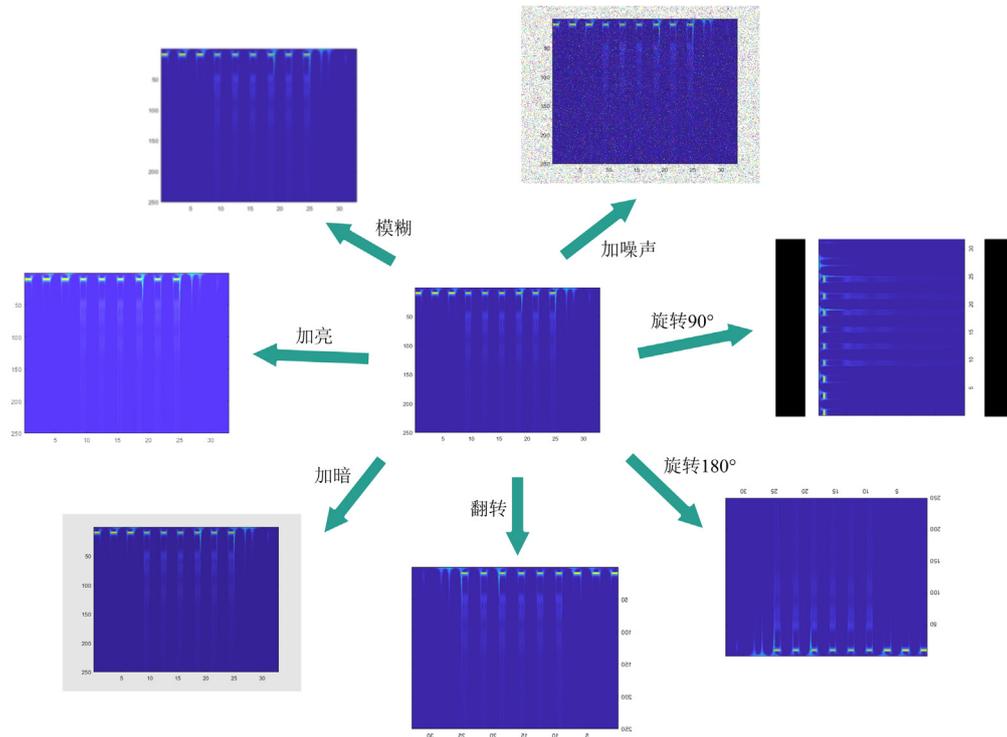


图 2 数据增强后的时频图像

Fig. 2 Time-frequency image after data enhancement

## 2 HVDC 系统故障类型

HVDC 系统通常包括交流线路、换流器、滤波器和直流线路等设备。该系统的数据来源包含事件

记录、录波文件和 SER 信号等<sup>[32]</sup>。本文主要以西南地区某换流站的故障录波数据来进行具体分析，该 HVDC 系统的换流站故障点示意图和故障类型分别如图 3 和表 1 所示。在故障录波数据中，提取故障

前后 15 个周波的数据, 即录波的提取时长为 0.3 s。此外, 考虑到 HVDC 系统故障所造成的影响不同, 单一信号难以成功识别故障类型, 为此, 本文在故障录波数据的提取过程中, 挑选了 11 个具有代表性的信号通道来反映其故障状态, 如表 2 所示。HVDC 系统 3 种故障(单相接地、相间故障和阀组故障)所对应的 11 个通道数据波形如图 4 所示, 可以从图 4 中明显看出, 同一通道在不同故障类型下的波形存

在明显差异。因此, 将故障录波转换为时频图像后, 通过卷积神经网络不断地学习训练, 可以找到系统故障数据与故障标记之间的内在联系, 从而准确识别故障类型。考虑到本文采用了 11 个信号通道来反映 HVDC 系统的故障状态, 为此本文将 11 个通道数据首尾相连后再进行小波变换, 进而将 11 个通道数据集中在一幅时频图像上。

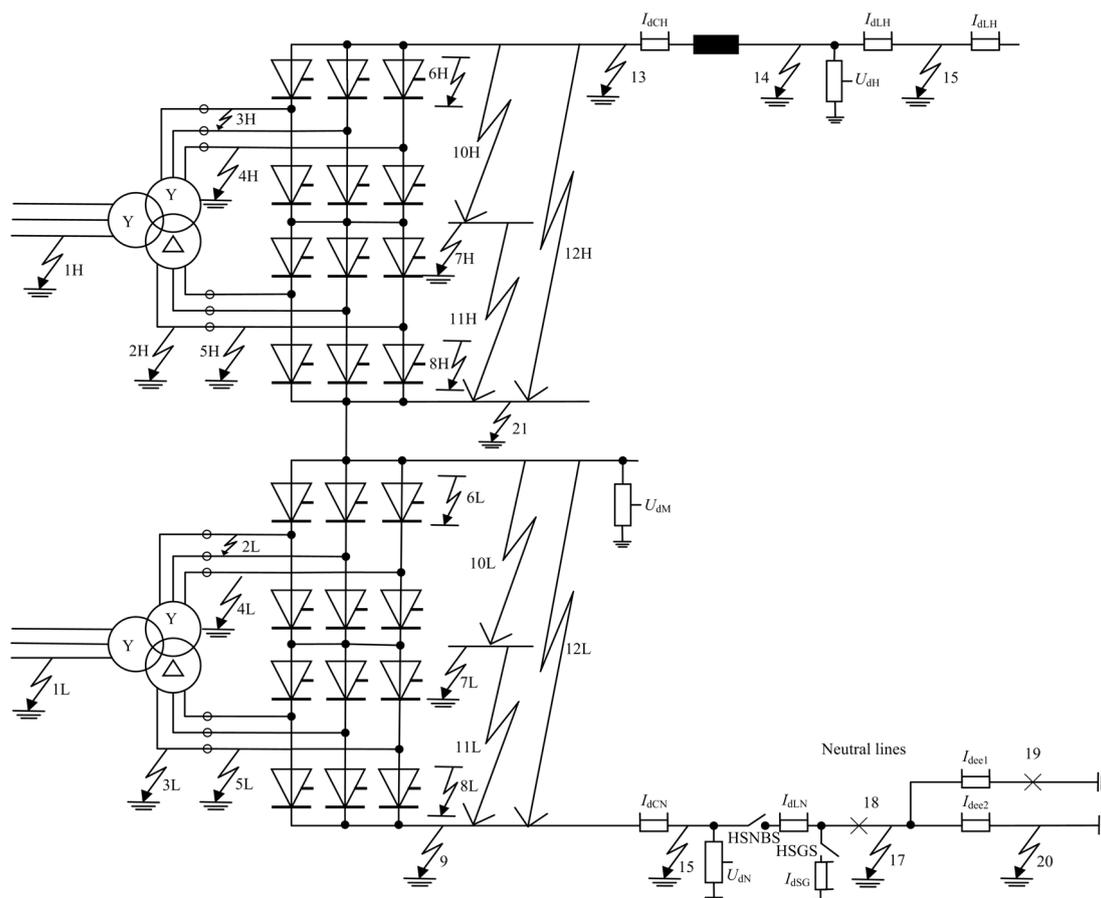
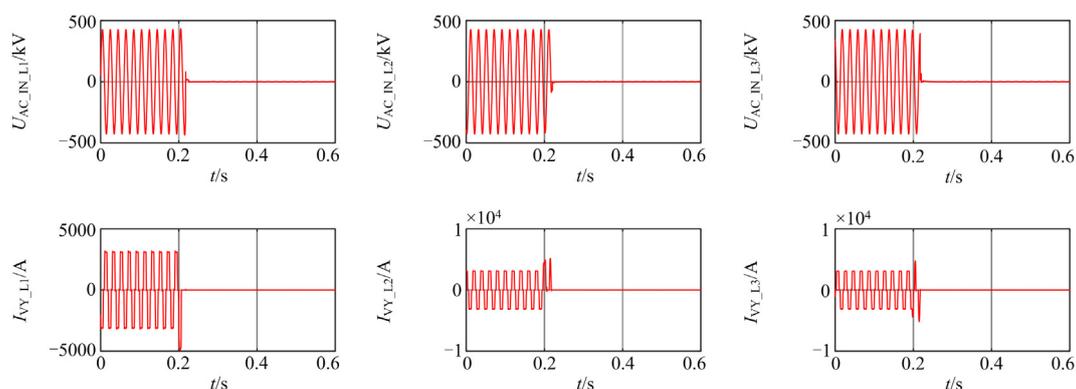
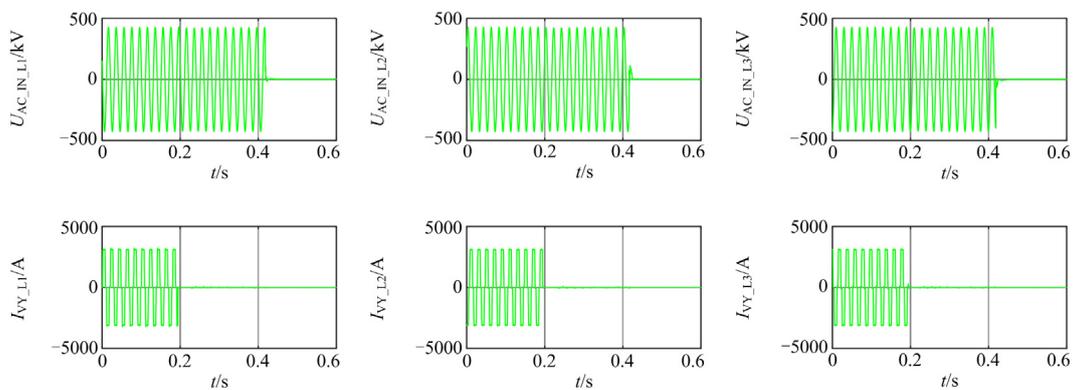
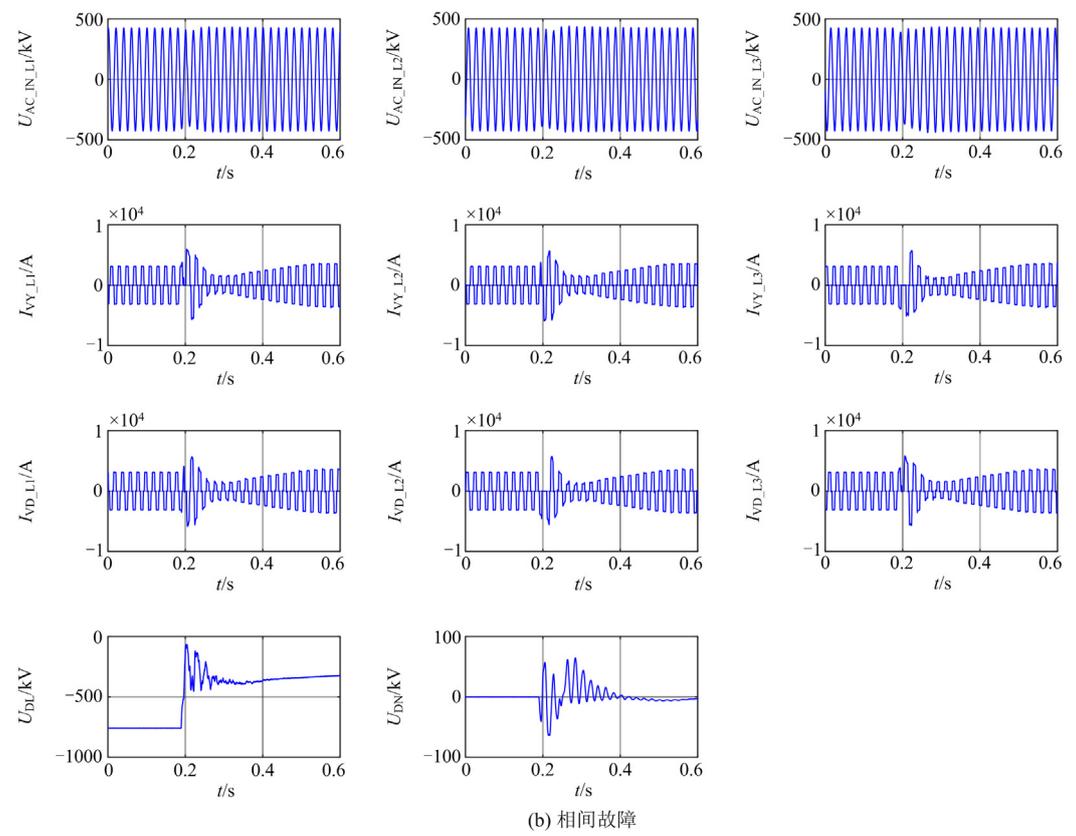
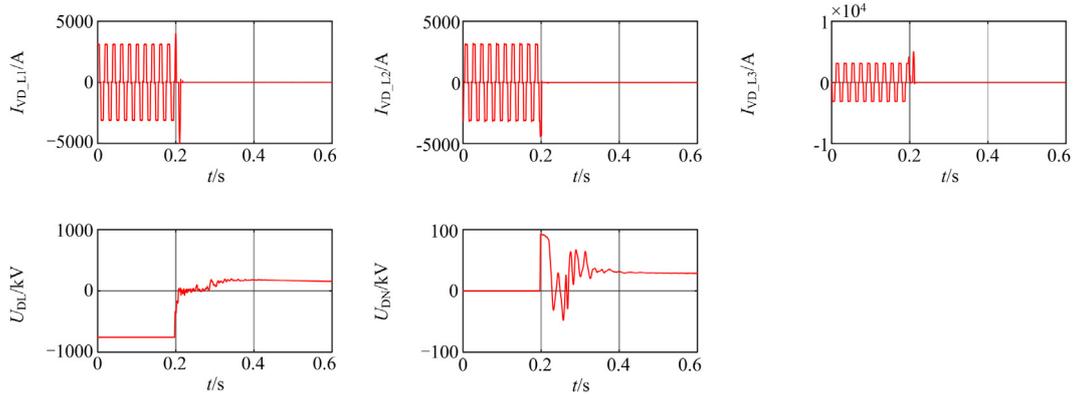


图 3 换流站故障点示意图

Fig. 3 Schematic diagram of fault point of converter station





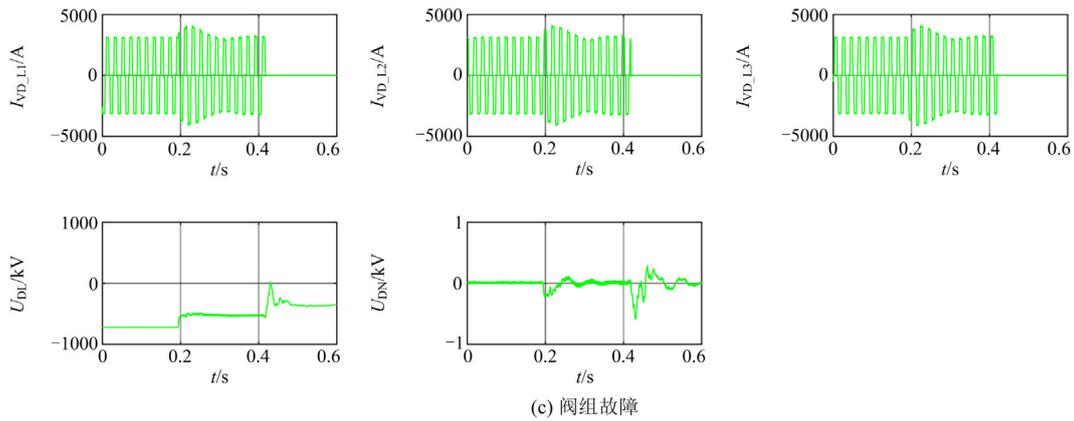


图 4 HVDC 系统 3 种故障录波

Fig. 4 Three fault waveforms of HVDC system

表 1 西南地区某换流站故障点故障类型

Table 1 Fault type of fault point in a converter station in southwest China

故障点	故障类型	故障点	故障类型
F1H	单相接地短路	F1L	单相接地短路
F2H	整流换流变阀侧单相接地(D 桥)	F2L	整流换流变阀侧单相接地(D 桥)
F3H	换流变阀侧相间短路(Y 桥)	F3L	换流变阀侧相间短路(Y 桥)
F4H	换流变阀侧单相接地(Y 桥)	F4L	换流变阀侧单相接地(Y 桥)
F5H	换流变阀侧相间短路(D 桥)	F5L	换流变阀侧相间短路(D 桥)
F6H	高压阀臂短路	F6L	高压阀臂短路
F7H	桥中点对地短路	F7L	桥中点对地短路
F8H	低压阀组桥臂短路	F8L	低压阀组桥臂短路
F10H	阀组短路(Y 桥)	F10L	阀组短路(Y 桥)
F11H	阀组短路(D 桥)	F11L	阀组短路(D 桥)
F12H	12 脉动阀组短路	F12L	12 脉动阀组短路
F9	中性母线(低压阀组区内)接地	F17	接地极母线接地
F13	高压直流母线接地(阀侧)	F18	接地极开路
F14	高压直流母线接地(直流线路侧)	F19	接地极引线开路(单根)
F15	中性母线接地	F20	接地极引线接地故障
—	—	F21	YD 中点故障

表 2 信号通道及其含义

Table 2 Signal name and meaning

通道名称	含义	通道名称	含义
UAC_IN_L1	A 相交流电压	IVD_L1	D 桥阀侧 A 相交流电流
UAC_IN_L2	B 相交流电压	IVD_L2	D 桥阀侧 B 相交流电流
UAC_IN_L3	C 相交流电压	IVD_L3	D 桥阀侧 C 相交流电流
UDL	直流线路电压	IVY_L1	Y 桥阀侧 A 相交流电流
UDN	中性母线电压	IVY_L2	Y 桥阀侧 B 相交流电流
—	—	IVY_L3	Y 桥阀侧 C 相交流电流

### 3 ResNet50 卷积神经网络

在行业数据量爆发式增长和计算机技术快速发展的背景下, 掀起了各专业领域数字化、智能化的改革浪潮。深度学习近年来在电力设备状态检测、故障识别和功率预测等领域受到了广泛关注, 成为构建新型电力系统、推进电网数字化和智能化的必要手段<sup>[33]</sup>。相较于一般神经网络, 卷积神经网络能够较好地适应图像的结构, 自身适应能力强, 在图像识别领域得到了大量研究和应用<sup>[34]</sup>。因此, 本文拟采用 ResNet50 网络来对故障类型进行有效的识别和分类。

深度卷积神经网络往往可以通过叠加更多的网络层来更好地提取图像中不同层次的空间特征。然而, 当网络层级增加到特定数量后, 训练精度和测试精度都会大幅度降低。而 ResNet 通过引入残差网络结构解决了层数过多导致的性能降低问题, 残差网络的基本结构如图 5 所示, 图中  $x$  为网络输入,  $H(x)$  为期望映射函数,  $F(x)$  为残差映射函数。学习期望映射函数  $H(x)$  的问题可以被表述为学习残差

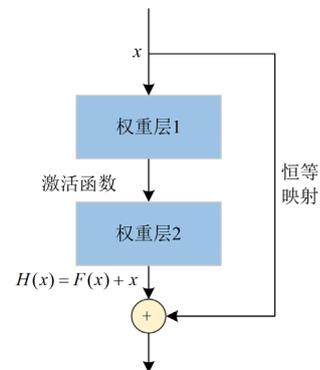


图 5 典型残差模块

Fig. 5 Typical residual module

映射函数  $F(x)$ , 即  $F(x) = H(x) - x$ , 将残差逼近于 0, 从而随着网络层级增加, 准确率不下降<sup>[35-36]</sup>。在本文中, ResNet50(一个 50 层残差网络)被用于从时频图像中深度提取空间特征。本文所采用的 ResNet50 神经网络参数如表 3 所示。

表 3 ResNet50 神经网络参数

Table 3 ResNet50 neural network parameters

网络模块	名称	输入通道	输出通道	卷积核	步长	池化
输入层	Conv1	3	64	7	2	3
	BN 层	64	64	—	—	—
	池化层	64	64	3	2	1
残差块 1 (×3 块)	Conv2	64	64	1	1	1
	Conv3	64	64	3	1	1
	Conv4	64	256	1	1	1
残差块 2 (×4 块)	Conv5	128	128	1	1	1
	Conv6	128	128	3	1	1
	Conv7	128	512	1	1	1
残差块 3 (×6 块)	Conv8	256	256	1	1	1
	Conv9	256	256	3	1	1
	Conv10	256	1024	1	1	1
残差块 4 (×3 块)	Conv11	512	512	1	1	1
	Conv12	512	512	3	1	1
	Conv13	512	2048	1	1	1
输出层	平均	2048	2048	7	1	1
	池化	2048	3	—	—	—
	全连接	2048	3	—	—	—

### 4 基于 ResNet50 的高压故障诊断

为了验证本文所提方法在 HVDC 系统故障诊断领域的有效性, 本文基于西南地区某换流站的故障录波数据对该方法进行了测试。其中故障录波数据的采样频率设置为 10 000 Hz。故障类型包括单相接地故障、相间短路故障和阀组短路故障 3 种, 经过小波变换和数据增强后, 按 8:2 分为训练集和测试集。所有实验均在 AMD Ryzen 7 6800H @ 3.2 GHz, NVIDIA RTX 3050 GPU 的个人计算机使用 PyTorch 搭建数学实验平台下运行的。

深度学习中学习率作为重要的超参数, 决定权重更新迭代步长, 影响网络的学习进度。优化器影响网络训练过程中参数的更新和计算, 使损失值参数逼近最优。为了确保 ResNet50 模型的识别效果, 本文设置了不同的学习率(0.1、0.01、0.0001、0.0001)并采用 SGD 和 Adam 两种优化器来进行测试, 进而确定本文采用 Adam 优化器、学习率设置为 0.0001 时效果最佳。

将数据集输入 ResNet50 模型中, 经过 300 轮训

练后, 训练集的分类精度为 93%, 测试集的分类精度为 82%, 如图 6 所示。为了进一步直观地观察该方法的故障诊断表现, 本文采用了混淆矩阵来进一步分析。根据 ResNet50 模型测试结果混淆矩阵图(图 7)可知, 测试集样本中单相接地故障样本和相间故障样本数量均为 50 个, 阀组故障样本数量为 100 个, 其中单相接地故障的分类精度为 74%, 相间故障的分类精度为 88%, 阀组故障的分类精度为 83%。结果证明了本文所提故障诊断方法在高压直流输电系统故障诊断领域中的可行性。

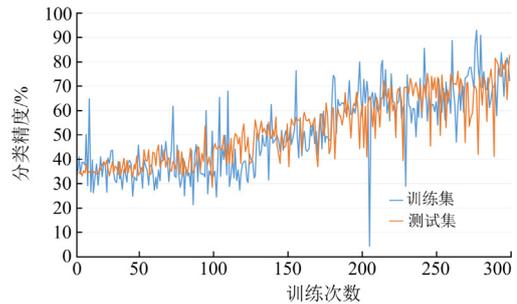


图 6 ResNet50 模型分类精度

Fig. 6 Classification accuracy of ResNet50 model

		真实数据		
		单相接地故障	相间故障	阀组短路故障
诊断数据	单相接地故障	37	1	7
	相间故障	5	44	10
	阀组短路故障	8	5	83

图 7 ResNet50 模型测试结果混淆矩阵图

Fig. 7 Confusion matrix diagram of ResNet50 model test results

为了进一步验证 ResNet50 模型的识别效果, 本文采用 GoogleNet、VGG16、AlexNet、支持向量机(Support Vector Machines, SVM)、决策树和 KNN 等方法在相同数据集下进行对比实验, 测试集精度结果如表 4 所示。相较于上述方法, 本文所提方法在 HVDC 系统故障诊断上的应用效果更加出色。

表 4 不同模型的诊断精度对比

Table 4 Comparison of diagnostic accuracy of different models

模型	测试集精度/%
ResNet50	82
AlexNet	68
VGG16	69
GoogleNet	50
SVM	65
决策树	50
KNN	68

## 5 结论和展望

本文提出了一种基于小波变换和卷积神经网络的故障诊断模型, 通过小波变换生成故障波形的二维时频图像, 随后采用卷积神经网络(ResNet50)进行故障类型识别, 在测试中能够较好地识别出 HVDC 系统的故障类型。本文的主要贡献如下:

1) 通过某换流站的故障录波数据, 整理出了单相接地故障、相间故障和阀组故障 3 类故障在故障录波中具有代表性特征的 11 个通道数据作为训练样本数据。

2) 考虑到故障录波的特殊性, 通过小波变换对故障录波进行处理, 获得相对应的时频图像来进行图像识别。

3) 由于 HVDC 系统的特殊性, 网络训练样本数据较少, 为了提高模型的训练效果, 通过数据增强来生成更多的样本数据集。

4) 采用 ResNet50 来提取时频图像中不同层次的空间特征, 进而克服梯度下降, 提高识别精度。实验测试结果显示本文所提出的故障诊断方法的训练集精度达到 93%, 测试集精度达到 82%。

高效、便捷的故障诊断是提高电力系统安全可靠运行的重要手段。新型电力系统的快速建设, 伴随着海量的运行状态数据和故障数据。通过人工智能技术有效地挖掘、提炼日常所积累的海量数据, 有助于推动新型电力系统建设, 提高电网运行的智能化、数字化程度。下一步计划根据换流站 SER 数据或故障录波等数据, 研究基于小样本及图神经网络的直流输电系统状态判别与故障推理分析技术, 结合直流知识库, 建立可解释的直流故障推理模型, 实现典型故障分析和故障位置推理、风险分析与处置建议等。

### 参考文献

- [1] 阮前途, 陈赟, 潘智俊. 新型电力系统对实现沿海城市双碳目标贡献的探讨[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(14): 11-18.  
RUAN Qiantu, CHEN Yun, PAN Zhijun. Discussion on contributions of novel power system to achieving carbon emission peak and carbon neutrality of coastal city[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(14): 11-18.
- [2] 郭琦, 卢远宏. 新型电力系统的建模仿真关键技术及展望[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(10): 18-32.  
GUO Qi, LU Yuanhong. Key Technologies and prospects of modeling and simulation of new power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(10): 18-32.
- [3] 刘依晗, 王宇飞. 新型电力系统中跨域连锁故障的演化机理与主动防御探索[J]. 中国电力, 2022, 55(2): 62-72, 81.  
LIU Yihan, WANG Yufei. Exploring the evolution mechanism and active defense of cross-domain cascading failures in new type power system[J]. Electric Power, 2022, 55(2): 62-72, 81.
- [4] 南方电网公司建设新型电力系统行动方案(2021-2030年)白皮书. 中国南方电网公司[EB/OL]. [2022-12-10]. <https://news.bjx.com.cn/html/20210517/1152718.shtml>.
- [5] 雷朝煜, 郝良收, 戴甲水, 等. 高压直流输电线路故障定位研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(11): 178-187.  
LEI Zhaoyu, HAO Liangshou, DAI Jiashui, et al. A review of fault location methods in HVDC transmission lines[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(11): 178-187.
- [6] 刘海金, 李斌, 温伟杰, 等. 柔性直流系统的线路保护关键技术与展望[J]. 电网技术, 2021, 45(9): 3463-3477.  
LIU Haijin, LI Bin, WEN Weijie, et al. Review and prospect on transmission line protection in flexible DC system[J]. Power System Technology, 2021, 45(9): 3463-3477.
- [7] 饶宏, 周月宾, 李巍巍, 等. 柔性直流输电技术的工程应用和发展展望[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(1): 1-11.  
RAO Hong, ZHOU Yuebin, LI Weiwei, et al. Engineering application and development prospect of VSC-HVDC transmission technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(1): 1-11.
- [8] 郝晓弘, 黄伟, 裴婷婷, 等. 基于模块化多电平换流器的高压直流系统直流侧故障限流技术研究[J]. 全球能源互联网, 2022, 5(1): 23-36.  
HAO Xiaohong, HUANG Wei, PEI Tingting, et al. Research on current limiting technology of DC-side fault of high voltage direct current system based on modular multilevel converter[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2022, 5(1): 23-36.
- [9] 郭榕, 杨群, 刘绍翰, 等. 电网故障处置知识图谱构建研究与应用[J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2092-2100.  
GUO Rong, YANG Qun, LIU Shaohan, et al. Construction and application of power grid fault handling knowledge graph[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2092-2100.
- [10] 李刚, 李银强, 王洪涛, 等. 电力设备健康管理知识图谱: 基本概念、关键技术及研究进展[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(3): 1-13.  
LI Gang, LI Yinqiang, WANG Hongtao, et al. Knowledge graph of power equipment health management: basic concepts, key technologies and research progress[J].

- Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(3): 1-13.
- [11] 林凌云, 陈青, 金磊, 等. 基于知识图谱的变电站告警信息故障知识表示研究与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(12): 90-99.  
LIN Lingyun, CHEN Qing, JIN Lei, et al. Research and application of substation alarm signal fault knowledge representation based on knowledge graph[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(12): 90-99.
- [12] 乔骥, 王新迎, 闵睿, 等. 面向电网调度故障处理的知识图谱框架与关键技术初探[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(18): 5837-5848.  
QIAO Ji, WANG Xinying, MIN Rui, et al. Framework and key technologies of knowledge-graph-based fault handling system in power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(18): 5837-5848.
- [13] VAISH R, DWIVEDI U D, TEWARI S, TRIPATHI S M. Machine learning applications in power system fault diagnosis: research advancements and perspectives[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021, 106: 104504.
- [14] 张玉良, 马宏忠, 朱昊, 等. 基于稀疏深度森林的调相机轻微定子匝间短路故障诊断[J]. 高电压技术, 2022, 48(5): 1875-1883.  
ZHANG Yuliang, MA Hongzhong, ZHU Hao, et al. Fault diagnosis of slight stator inter-turn short circuit of synchronous compensator based on sparse deep forest[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1875-1883.
- [15] 曹宇鹏, 罗林, 王乔, 等. 基于卷积深度网络的高压真空断路器机械故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(3): 39-47.  
CAO Yupeng, LUO Lin, WANG Qiao, et al. Fault diagnosis of high-voltage vacuum circuit breaker with a convolutional deep network[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(3): 39-47.
- [16] MERLIN V L, SANTOS R C D, PAVANI A P G, et al. A frequency spectrum-based method for detecting and classifying faults in HVDC systems[J]. Electric Power Systems Research, 2022, 207: 107828.
- [17] BELAGOUNE S, BALI N, BAKDI A, et al. Deep learning through LSTM classification and regression for transmission line fault detection, diagnosis and location in large-scale multi-machine power systems[J]. Measurement, 2021, 177: 109330.
- [18] XU B, LI C, LI H, et al. Fault diagnosis and location of independent sub-module of three-phase MMC based on the optimal deep BiD-LSTM networks[J]. Energy Reports, 2022, 8: 1193-1206.
- [19] DING C, WANG Z, DING Q, et al. Convolutional neural network based on fast Fourier transform and Gramian angle field for fault identification of HVDC transmission line[J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2022, 32: 100888.
- [20] 张潇丹, 段斌, 刘昌杰, 等. 基于本体追踪的永磁同步电机驱动系统开路故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2022, 37(13): 3341-3360.  
ZHANG Xiaodan, DUAN Bin, LIU Changjie, et al. Open circuit fault diagnosis method for permanent magnet synchronous machine drive system based on ontology tracking[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(13): 3341-3360.
- [21] 肖发龙, 吴岳忠, 沈雪豪, 等. 基于深度学习和知识图谱的变电站设备故障智能诊断[J]. 电力建设, 2022, 43(3): 66-74.  
XIAO Falong, WU Yuezhong, SHEN Xuehao, et al. Intelligent fault diagnosis of substation equipment on the basis of deep learning and knowledge graph[J]. Electric Power Construction, 2022, 43(3): 66-74.
- [22] XIANG W, YANG S, ADAM G P, et al. DC fault protection algorithms of MMC-HVDC grids: fault analysis, methodologies, experimental validations, and future trends[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(10): 11245-11264.
- [23] BELDA N A, PLET C A, SMEETS R P P, et al. Analysis of faults in multiterminal HVDC grid for definition of test requirements of HVDC circuit breakers[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018, 33(1): 403-411.
- [24] 赵婷, 张成祥. 一种基于 SPWVD-WVD 的高质量时频分析方法及 ISAR 成像应用[J/OL]. 电讯技术: 1-7[2022-09-28]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1267.TN.20220926.1715.004.html>.  
ZHAO Ting, ZHANG Chengxiang. A high-quality time-frequency analysis method based on SPWVD-WVD and its application in ISAR imaging[J/OL]. Telecommunication Engineering: 1-7[2022-09-28]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1267.TN.20220926.1715.004.html>.
- [25] 熊根, 王滨, 陆南辛, 等. 基于改进 Prony 变换的时频分析方法及其在海上风电结构中的应用研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(9): 280-286.  
XIONG Gen, WANG Bin, LU Nanxin, et al. Time-frequency analysis method based on improved Prony transform and its application in offshore wind turbines[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2022, 43(9): 280-286.
- [26] 杨秋玉, 阮江军, 黄道春, 等. 基于振动信号时频图像识别的高压断路器分闸缓冲器状态评估[J]. 电工技术学报, 2019, 34(19): 4048-4057.  
YANG Qiuyu, RUAN Jiangjun, HUANG Daochun, et al.

- Opening damper condition evaluation based on vibration time-frequency images for high-voltage circuit breakers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(19): 4048-4057.
- [27] 温竹鹏, 陈捷, 刘连华, 等. 基于小波变换和优化 CNN 的风电齿轮箱故障诊断[J]. 浙江大学学报(工学版), 2022, 56(6): 1212-1219.  
WEN Zhupeng, CHEN Jie, LIU Lianhua, et al. Fault diagnosis of wind power gearbox based on wavelet transform and improved CNN[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2022, 56(6): 1212-1219.
- [28] 律方成, 牛雷雷, 王胜辉, 等. 基于优化 YOLOv4 的主要电气设备智能检测及调参策略[J]. 电工技术学报, 2021, 36(21): 203-214.  
LÜ Fangcheng, NIU Leilei, WANG Shenghui, et al. Research on intelligent detection and parameter adjustment strategy of major electrical equipment based on optimized YOLOv4[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(21): 203-214.
- [29] 肖雄, 肖宇雄, 张勇军, 等. 基于二维灰度图的数据增强方法在电机轴承故障诊断的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 738-748.  
XIAO Xiong, XIAO Yuxiong, ZHANG Yongjun, et al. Research on the application of the data augmentation method based on 2D gray pixel images in the fault diagnosis of motor bearing[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 738-748.
- [30] 周仿荣, 张辉, 者梅林, 等. 一种基于数据增强增广和神经网络的输电导线及其缺陷检测方法[J]. 南方电网技术, 2022, 16(9): 131-142.  
ZHOU Fangrong, ZHANG Hui, ZHE Meilin, et al. A power transmission line and its defect detection method based on data enhancement, augmentation and neural network[J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(9): 131-142.
- [31] 安胜彪, 郭昱岐, 白宇, 等. 小样本图像分类研究综述[J/OL]. 计算机科学与探索: 1-22[2022-12-12]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail//11.5602.tp.20221209.1359.001.html>.  
AN Shengbiao, GUO Yuqi, BAI Yu, et al. A survey of few-shot image classification research[J/OL]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology: 1-22 [2022-12-12]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail//11.5602.tp.20221209.1359.001.html>.
- [32] 王立鼎, 詹庆才, 张道农, 等. 高压直流监视与故障诊断主站系统的研发与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(10): 135-142.  
WANG Liding, ZHAN Qingcai, ZHANG Daonong, et al. Research and application of HVDC monitoring and a fault diagnosis master station system[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(10): 135-142.
- [33] 李鹏, 习伟, 蔡田田, 等. 数字电网的理念、架构与关键技术[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(14): 5003-5016.  
LI Peng, XI Wei, CAI Tiantian, et al. Concept, architecture and key technologies of digital power grids[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(14): 5003-5016.
- [34] 王琛, 王颖, 郑涛, 等. 基于 ResNet-LSTM 网络和注意力机制的综合能源系统多元负荷预测[J]. 电工技术学报, 2022, 37(7): 1789-1799.  
WANG Chen, WANG Ying, ZHENG Tao, et al. Multi-energy load forecasting in integrated energy system based on ResNet-LSTM network and attention mechanism[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(7): 1789-1799.
- [35] SONG S, LAM J C K, HAN Y, et al. ResNet-LSTM for real-time PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub> estimation using sequential smartphone images[J]. IEEE Access, 2020, 8: 220069-220082.
- [36] 张逸, 欧杰宇, 金涛, 等. 基于特征图像组合与改进 ResNet-18 的电能质量扰动识别方法[J/OL]. 中国电机工程学报: 1-15[2022-12-09]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.222644>.  
ZHANG Yi, OU Jieyu, JIN Tao, et al. Power quality disturbance recognition method based on feature image combination and modified resnet-18[J/OL]. Proceedings of the CSEE: 1-15[2022-12-09]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.222644>.

收稿日期: 2023-01-19; 修回日期: 2023-02-06

作者简介:

武霁阳(1987—), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为直流输电控制与保护技术; E-mail: wujy0451@163.com

李强(1990—), 男, 本科, 高级工程师, 研究方向为直流输电控制与保护、数字化智能化技术; E-mail: liqiang1@chv.csg.cn

陈潜(1979—), 男, 通信作者, 硕士, 高级工程师, 研究方向为直流输电控制与保护技术。E-mail: paschen@163.com

(编辑 魏小丽)