

基于深度学习的继电保护故障诊断与自适应整定研究

梅雪莹

(甘肃电投金昌发电有限责任公司, 甘肃 金昌 737199)

摘要: 为解决电力系统继电保护中隐藏故障诊断困难及传统保护参数静态整定无法适应系统动态变化的问题, 提出一种融合故障诊断与参数自适应整定的深度学习方法。该方法首先通过构建卷积神经网络实现对TA开路等隐藏故障的精确诊断, 保障保护系统的基本可靠性; 利用深度前馈网络根据实时工况动态优化保护参数, 提升保护的灵敏度与速动性。研究构建了变压器差动保护电流比对模型与电流比率异常指数作为辅助判据。硬件在环测试表明, 所提方法能够提高系统对高阻故障、匝间短路的敏感性, 短路响应时间缩短的同时能够有效防止非故障工况下的误动作。

关键词: 深度学习; 电力系统; 继电保护; 故障诊断

中图分类号: TM77

DOI: 10.13882/j.cnki.ncdqh.2508A016

CSTR: 32400.14.ncdqh.2508A016

Research on Relay Protection Fault Diagnosis and Adaptive Setting Based on Deep Learning

MEI Xueying

(Gansu Electric Power Investment Jinchang Power Generation Co., Ltd., Gansu Jinchang 737199, China)

Abstract: To address the difficulties in diagnosing hidden faults in power system relay protection and the inability of traditional static setting of protection parameters to adapt to system dynamic changes, this study proposes a deep learning method that integrates fault diagnosis and adaptive parameter setting. The method first constructs a convolutional neural network to achieve accurate diagnosis of hidden faults such as CT (Current Transformer) open circuits, ensuring the basic reliability of the protection system. It then utilizes a deep feedforward network to dynamically optimize protection parameters based on real-time operating conditions, thereby enhancing protection sensitivity and speed. The research establishes a transformer differential protection current comparison model and a current ratio anomaly index as auxiliary criteria. Hardware-in-the-loop testing demonstrates that the proposed method can improve the system's sensitivity to high-impedance faults and inter-turn short circuits, shorten the short-circuit response time, and effectively prevent maloperation under non-fault conditions.

Keywords: deep learning; power system; relay protection; fault diagnosis

随着新能源并网比例提高、电力电子设备广泛应用, 电网故障特性呈现多样化趋势, 传统固定阈值保护整定难以满足全工况需求^[1]。变压器保护中的电流互感器(TA)二次回路开路、端子高阻等隐藏故障难以被及时发现, 可能导致保护拒动或误动。基于现有规则的故障判据和静态阈值优化方法适应性有限, 而深度学习技术为解决这些问题提供了新思路^[2]。本研究构建融合物理模型与深度学习的混合智能诊断框架, 一是利用卷积神经网络对TA二

收稿日期: 2025-08-06; 修回日期: 2025-09-01

次回路开路等隐藏故障进行精确诊断, 为保护的正确动作提供保障; 二是在诊断系统正常的基础上, 利用深度前馈网络对常规故障进行分析并实现保护参数的动态自适应整定。通过该分层递进的智能体系, 提升继电保护在复杂工况下的可靠性与灵敏度。

1 电力系统变压器继电保护故障识别

1.1 故障机理与电流比对模型设计

变压器差动保护的可靠性直接取决于其两侧TA二次回路的电气完整性。TA二次绕组开路、端

子接触电阻非预期增大等隐藏故障，会严重破坏差动回路的电流平衡关系，进而可能导致保护在区内故障时因差动电流不满足门槛而拒动，或在穿越性故障及大负荷投切时因不平衡电流超标而误动^[3]。为精确辨识此类隐藏故障，须构建一个可量化回路状态异常的物理模型，其核心在于校验流入差动继电器的两侧电流在经过变比和相位补偿后是否维持对称，并定义差动回路电流比率异常指数（current ratio anomaly index, CRAI），其计算如式（1）：

$$K_{\text{cra}} = \left| \frac{n \cdot I_2}{I_1} - 1 \right| \quad (1)$$

式中： K_{cra} 为电流比率异常指数； I_1 与 I_2 分别为变压器高压侧和低压侧 TA 二次电流的有效值； n 为综合折算系数，计及变压器额定变比与两侧 TA 变比。

在系统正常运行或发生外部、内部故障时，两侧 TA 均能正确反映一次电流，理论上 I_1 与 $n \cdot I_2$ 的幅值保持严格的比例关系，使得 K_{cra} 值在计及测量误差后趋近于零。当任一侧 TA 回路因开路导致其二次电流骤降至零，或因接触电阻增大导致电流显著衰减时，该比例关系被严重破坏， K_{cra} 值会急剧增大并远超正常工况下的波动阈值。

1.2 基于深度学习的隐藏故障诊断算法

尽管基于物理模型的 K_{cra} 指标提供了清晰的判断，但其依赖固定阈值的诊断方式在应对系统噪声、负荷扰动及不同程度的渐变隐藏故障时，适应性与检测灵敏度存在瓶颈^[4]。为突破此局限性，研究提出应用深度学习技术构建一个能够直接从原始电流数据中挖掘故障深层特征的智能诊断算法。该算法采用卷积神经网络（CNN）作为核心架构，能够有效处理具有时序性的电流波形数据。将差动保护回路 A、B、C 三相电流在一个工频周期内的测量采样点构成二维时序矩阵，作为诊断网络的直接输入，从而实现对故障暂态过程中波形特征的端到端自动提取。CNN 通过卷积层执行特征提取的核心操作，其前向传播的数学表达式为：

$$\mathbf{x}'_j = f \left(\sum_{i \in M_j} \mathbf{x}^{l-1}_i * \mathbf{k}^l_{ij} + \mathbf{b}^l_j \right) \quad (2)$$

式中： \mathbf{x}'_j 为第 l 层第 j 个特征图的输出矩阵； $f(\cdot)$ 为非线性激活函数，如修正线性单元（ReLU）； \mathbf{x}^{l-1}_i 为第 $l-1$ 层输入的第 i 个特征图； M_j 为输入特征图的集合； \mathbf{k}^l_{ij} 为连接第 $l-1$ 层与第 l 层的卷积核；

\mathbf{b}^l_{ij} 为对应的偏置项； $*$ 为卷积运算。网络通过多层卷积核的权值共享机制，在时域上扫描输入矩阵，逐层提取从局部波形畸变到全局时序依赖性的多尺度特征。池化层（pooling layer）则对特征图进行降维，在保留关键特征的同时增强模型的平移不变性。经过堆叠的卷积与池化层后，提取的深层特征向量被展平（flatten）并输入全连接网络（fully connected network）。最终，输出层采用 Softmax 激活函数，将特征向量映射为不同故障类别（如正常、TA 二次开路、端子高阻）的后验概率分布，从而完成对隐藏故障的精确分类。

2 基于深度学习的继电保护参数

2.1 面向快速响应的深度学习模型

为实现保护参数的自适应整定，研究提出构建深度前馈网络（deep neural network, DNN）回归模型，输入端为一个高维特征向量 \mathbf{X} ，其构成元素包含故障发生前后特定时间窗内的电压电流波形有效值、相位角、系统等效短路阻抗、故障类型编码以及过渡电阻估算值。模型的输出目标是二维向量 $\mathbf{Y} = [I_d, T]$ ，分别对应最优的差动动作电流整定值与主保护动作时间。例如，在发生一次相间短路时，该特征向量 \mathbf{X} 便由具体的量化值构成：故障前后电压有效值（如 220 kV/135 kV）、TA 二次侧电流（如 38 A）、电压电流相位差（约 78°）、系统等效短路阻抗（如 8.7%）以及通过独热编码表示的故障类型。这些实时特征共同构成了 DNN 的输入，确保模型能精确感知系统状态。该 DNN 由一个输入层、多个全连接的隐藏层以及一个输出层构成。隐藏层神经元采用修正线性单元（ReLU）作为激活函数，其数学式为：

$$f(z) = \max(0, z) \quad (3)$$

式中： z 为神经元的净输入。ReLU 函数通过引入非线性来增强模型的拟合能力，同时有效缓解梯度消失问题。网络通过反向传播算法进行训练，其目标是 minimized 预测值与真实标签之间的均方误差（mean squared error, MSE）损失函数 L 表达式为：

$$L(\mathbf{Y}, \hat{\mathbf{Y}}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{Y}_i - \hat{\mathbf{Y}}_i\|_2^2 \quad (4)$$

式中： \mathbf{Y}_i 为第 i 个训练样本的真实最优参数标签； $\hat{\mathbf{Y}}_i$ 为模型对该样本的预测输出； N 为批量大小。通

过最小化该损失函数，网络权重被不断调整，最终学习到从电网状态特征 X 到最优保护参数 Y 的复杂非线性映射关系，确保整定结果兼顾速动性与选择性。

2.2 保护参数动态整定流程

保护参数的动态整定依托一个闭环工作流程，该流程已将训练的深度学习模型嵌入继电保护的实时运行逻辑中^[5]。此流程始于数字化保护装置对电力系统电压、电流等电气量的连续监测。当监测系统捕捉到电气系统量发生剧烈变化的暂态扰动时，故障预判模块被触发，并立即调用特征提取模块。该模块根据输入规范，从扰动发生后数毫秒内的数据流中快速构建高维特征向量 X ，此特征向量被即刻送入已部署的深度学习模型进行在线推理计算。模型依据当前系统状态与故障特征，输出最优的保护参数组合。最终，该组参数通过通信网络下发至物理保护装置，装置执行定值区切换或直接更新其动作逻辑，从而在 ms 级时间内完成保护参数的自适应调整，整定效果详见表 1。

表 1 不同故障工况下继电保护响应参数整定对比

故障类型	短路阻抗/%	初始保护参数		深度学习整定后参数	
		I_d/A	T/s	I_d/A	T/s
三相金属性短路	0.08	5.0	0.20	4.2	0.02
B、C 相间短路	8.70	5.0	0.20	4.6	0.07
A 相高阻接地	123.50	5.0	0.20	2.3	0.16
绕组匝间短路 5% 匝数	215.20	5.0	0.20	1.6	0.20
穿越性故障近区	1.90	5.0	0.20	>15.0	选择性闭锁，-
励磁涌流	—	5.0	0.20	>15.0	谐波识别闭锁，-
雷电冲击	—	5.0	0.20	>15.0	暂态识别闭锁，-
TA二次回路开路	—	5.0	0.20	>15.0	TA故障闭锁，-

3 实验验证与效果分析

3.1 平台搭建与实验方案

为确保实验结果的有效性和可复现性，本研究在 RTDS 中搭建了电力系统仿真模型作为测试环境。模型模拟了一个典型的 220 kV/110 kV 区域电网，其关键参数设定如下：系统额定频率为 50 Hz，220 kV 侧系统等效短路阻抗为 $(1.5 + j15.2) \Omega$ ，

110 kV 侧系统等效短路阻抗为 $(0.8 + j7.6) \Omega$ 。实验的核心保护对象为 1 台额定容量 120 MV·A、电压比为 220 kV/110 kV、连接组别为 YNd11 的电力变压器。变压器高压侧与低压侧配置的电流互感器 (TA) 变比分别为 600/5 A 和 1 200/5 A。仿真所用的输电线路采用长度为 50 km 的分布参数模型。

实验平台由 RTDS、1 台物理微机保护装置及 1 台部署深度学习模型的高性能计算服务器构成，具体硬件在环动态整定实验平台架构如图 1 所示。RTDS 内部运行含输电线路、变压器等元件的电网电磁暂态模型，其仿真输出的电压电流信号经数据采集系统同步输入至物理保护装置与计算服务器。实验方案设计涵盖上述故障与扰动工况。计算服务器接收暂态数据，执行预置的深度学习推理任务，生成最优保护参数 $[I_d, T]$ ，并通过 IEC 61850 GOOSE 报文将该定值下发至保护装置，指令其在线更新整定参数。实验的核心在于对比分析 2 种运行模式：固定定值模式与动态整定模式。针对每种测试工况，分别记录并比较 2 种模式下保护装置的最终动作决策 (跳闸或闭锁) 与精确的动作响应时间。

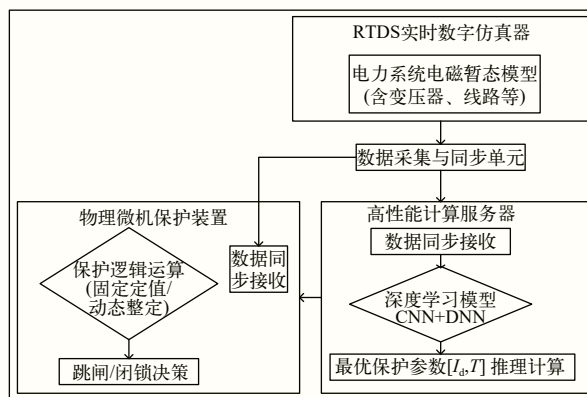


图 1 硬件在环动态整定实验平台架构图

3.2 隐藏故障辨识方法验证

隐藏故障辨识方法的验证旨在评估深度学习模型对复杂及非典型故障的分类准确率。实验利用 HIL 平台，生成包含高阻接地、绕组匝间短路、励磁涌流及穿越性故障在内的大规模数据集。将 RTDS 输出的实时电气量作为模型输入，记录模型对每 1 个样本的故障分类或扰动识别结果。通过将模型的推理输出与 RTDS 设定的事件标签进行逐一比对，计算模型在不同故障类别下的精确率、召回率与总体准确率。该过程不仅验证模型对单一故障

类型的辨识能力,还验证其在多种故障特征相互耦合、信噪比低等边缘条件下的分类界限与鲁棒性。

3.3 深度学习参数整定效果验证

深度学习参数整定效果验证的核心在于对比固定定值与动态整定2种策略下保护装置的性能差异,结果详见表2。针对各类工况,在HIL平台上分别进行2组测试。第一组测试中,保护装置采用传统的固定定值参数运行;第二组测试中,保护装置的定值由深度学习模型根据实时工况在线生成并下发。实验精确记录并对比2种模式下保护装置的动作行为,包括是否正确动作以及从故障发生到出口跳闸命令的总时长。

表2 固定定值与动态整定策略下保护响应对比

故障类型	固定定值响应		深度学习动态整定响应	
	动作行为	动作时间/ms	动作行为	动作时间/ms
三相金属性短路	跳闸	200	跳闸	25
A相高阻接地	不动作	—	跳闸	165
绕组匝间短路	不动作	—	跳闸	210
穿越性故障(近区)	误动跳闸	210	正确闭锁	—
励磁涌流	误动跳闸	180	正确闭锁	—
TA二次回路开路	误动跳闸	550	正确闭锁	—

(上接第48页)

下一步将开展综合能源系统集成园区的降碳策略研究,进一步明确综合能源系统优化运行的重要意义。

参考文献

- [1] 陈艳波,张宁,李嘉祺,等.零碳园区研究综述及展望[J].中国电机工程学报,2024,44(14):5496-5517.
- [2] 2025年政府工作报告[R].北京:国务院,2025.
- [3] 朱民,STERN N,STIGLITZ J E,等.拥抱绿色发展新范式:中国碳中和政策框架研究[J].世界经济,2023,46(3):3-30.
- [4] 陈蓉,宁晓斌,曾子晨,等.以“碳中和”为目标的微电网集群化协同管理[J].农村电气化,2023(3):81-83.
- [5] 谈竹奎,喻磊,王扬,等.碳排放风险约束下低碳园区储能容量规划方法[J].南方电网技术,2023,17(1):35-42.
- [6] 郝丹宁,胡志坚,谈竹奎,等.考虑绿证-阶梯碳双向交互与碳捕集的综合能源系统低碳经济调度[J].电力自动化设备,2025,45(2):69-77.
- [7] 周航,王慧媛,贾宏杰,等.电-氢-气-热园区综合能源系统低碳化改造系统集成方法[J/OL].电力系统自动化,1-18[2025-09-

4 结束语

综合来看,电流比率异常指数为隐藏故障识别提供物理依据,卷积神经网络提高故障识别准确性,深度前馈网络则实现了保护参数自适应调整。硬件在环测试证明,所提方法在动作速度和选择性方面均优于传统固定定值策略,有效解决“可靠性与灵敏度”矛盾。未来研究应关注模型可解释性、算法泛化能力及分布式学习框架,推动继电保护向更智能化方向发展。

参考文献

- [1] 刘俊灼,王佰淮,王正阳,等.电力物联网在电力系统继电保护中的应用[J].电力设备管理,2025(3):94-96.
- [2] 沈婉演.基于AI的电力继电保护故障检测技术研究[J].中国高新科技,2025(3):71-73.
- [3] 高锐,邵玲,张官宝,等.智能技术在继电保护系统中的应用[J].电子技术,2025,54(1):142-143.
- [4] 刘庚源.新型电力系统继电保护中自动化技术的应用[J].电工技术,2024(S2):660-661,664.
- [5] 杨秋丽,王茵,张洁.电力系统故障诊断中继电保护技术的创新应用[J].建设科技,2024(S1):102-105.

作者简介

梅雪莹(1991—),女,本科,工程师,研究方向为继电保护及电气二次控制回路, E-mail: 459940391@qq.com.

(责任编辑:袁航)

- [8] 李军徽,董福财,郭琦,等.考虑碳捕集设备和调峰主动性的含储能电力系统多目标低碳调度[J/OL].电力自动化设备,1-20[2025-09-23].https://doi.org/10.16081/j.epae.202508024.
- [9] 张希良,张达,余润心.中国特色全国碳市场设计理论与实践[J].管理世界,2021,37(8):80-95.
- [10] 崔惠玉,王宝珠,徐颖.绿色金融创新、金融资源配置与企业污染减排[J].中国工业经济,2023(10):118-136.
- [11] 李姚旺,张宁,杜尔顺,等.基于碳排放流的电力系统低碳需求响应机制研究及效益分析[J].中国电机工程学报,2022,42(8):2830-2842.
- [12] 陶思成,蒋则明,李卫兵,等.零碳园区智慧化建设探究[J].合作经济与科技,2025(9):55-58.
- [13] 蒋庆哲,刘杨,蒲欣宇,等.零碳园区建设的系统路径、发展模式及治理生态[J].中国人口·资源与环境,2025,35(5):13-23.
- [14] 钱金跃,杨玉锐,姚强,等.基于模型预测控制算法的NPC三相平逆变器[J].农村电气化,2022(8):25-29.

作者简介

王扬(1993—),硕士,工程师,研究方向为配网电能质量分析、柔性配电网、低碳智慧综合能源等, E-mail: yangwstu@163.com.

(责任编辑:张峰亮)