

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.210365

继电保护系统故障的智能定位方法研究

郦阳, 王宝华

(南京理工大学自动化学院, 江苏 南京 210018)

摘要: 为了解决传统继电保护系统故障定位依赖人工且耗时耗力的问题, 开展了继电保护智能定位方法研究工作。首先分析了智能变电站继电保护系统故障的主要类型, 为模拟故障实验提供理论支撑。随即使用 PCS-978 装置模拟继电保护故障, 采集故障实验数据组成数据库, 为继电保护智能定位方法提供数据支撑。然后根据故障实验设计了继电保护故障定位矩阵和故障定位表。最后提出了一种基于深度神经网络, 并结合合成少数类过采样技术和随机森林算法的智能定位方法。验证结果表明, 智能定位方法可以提高智能变电站保护系统故障的诊断效率, 帮助继电保护人员快速准确定位故障, 具有较好的实用性。

关键词: 继电保护故障主要类型; 继电保护系统故障模拟; 故障定位矩阵; 深度神经网络; 智能定位

An intelligent fault location method for a relay protection system

LI Yang, WANG Baohua

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210018, China)

Abstract: To solve the problems of time consuming and manual work in fault location of the traditional relay protection system, the paper presents research on an intelligent positioning method for relay protection. First, the main types of faults in the relay protection system of a smart substation are analyzed, providing theoretical support for fault simulation experiments. Secondly, the faults are simulated using PCS-978, and the data from experiments are collected to build a database, providing data support for the intelligent positioning method. Then, based on the experiments, the fault location matrix and table are designed. Finally, an intelligent positioning method based on a deep neural network is proposed, incorporating SMOTE and a random forest algorithm. The empirical results demonstrate that the intelligent location method can improve the efficiency of fault diagnosis in a smart substation protection system, can help relay protection technicians locate faults quickly and accurately, and is practical.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51607036).

Key words: main types of the relay protection faults; relay protection faults' simulation; fault location matrix; deep neural network; intelligent positioning method

0 引言

继电保护作为电力系统的“哨兵”, 保障着系统的安全运行, 其自身需满足选择性、速动性、灵敏性和可靠性^[1-3]。然而, 继电保护系统从设计、敷设线路到最终运行都有大量人工参与, 因此极易出现二次接线错误、端子接线不到位和工作人员误操作这样的隐秘缺陷。

目前, 智能变电站沿用常规变电站继电保护系统的检修诊断方式, 由数字式继电保护测试仪产生

模拟信号检测保护装置^[4]。文献[5]使用了基于数据流模型的缺陷定位方式, 从系统整体角度出发, 为实现通信方面的检测, 建立了面向系统层级的测试方式。文献[6-8]提出一套从在线状态检测到故障诊断的完整体系, 针对过程层利用网络报文记录分析装置 SV 和继电保护装置 MMS 上送的采样值完成在线检测和故障诊断。但现阶段继电保护系统二次回路产生故障时, 仍无法有效检测和定位。

继电保护系统结构复杂, 消缺工作依赖于专业人员的经验积累^[9]。即便是经验丰富的继保人员在面对故障时, 仍需花费极长时间用于定位。文献[10]提出一种基于神经网络的专家系统以实现二次回路

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51607036)

故障定位, 但该方法不完全针对继电保护系统内的故障, 且可移植性较差, 当更改系统结构后, 将无法使用。文献[11-15]将深度神经网络等智能技术同电网巡检和配电网故障识别相结合, 取得了较好的效果。本文将从实验的角度, 利用 PCS-978 装置模拟各类继电保护系统故障, 通过网口通信方式采集故障数据, 组建故障数据库, 设计以深度神经网络为核心, 并结合合成少数类过采样技术和随机森林的智能算法, 最终实现智能定位。

1 继电保护故障主要类型

完善的继电保护故障分类有利于现场事故分析及快速定位。结合文献[16-24]中的大量案例, 可将继电保护系统故障归纳为四类:

1) 人为因素造成的继电保护故障

(1) 整定计算人员的误整定: 整定计算错误和保护控制字、跳闸矩阵填写错误等问题;

(2) 现场工作人员整定值输入错误或疏忽造成的其他整定问题;

(3) 二次回路接线错误、误接线或敷设线路存在问题等人为原因造成的故障;

(4) 工作人员误操作、误碰、未按规程操作或操作不到位导致的故障。

2) 设备、元器件和光纤电缆线路等问题造成的事故

(1) 温度、湿度以及老化等因素造成设备硬件的零漂现象;

(2) 元器件在使用过程中损坏或质量、工艺存在瑕疵;

(3) 二次回路老化使得绝缘损坏或自身质量不过关造成绝缘击穿;

(4) 运行过程中, 端子接线松动脱落、光纤损耗、电缆短路、断路等引起的事故;

(5) 设备软件在逻辑、动作条件上存在漏洞, 设备硬件质量不可靠。

3) 电磁干扰和无线电信号干扰为主要形式的干扰, 导致二次回路故障。

4) 电源故障引起的继电保护事故

(1) 变电站交流电源故障或交直流混用等情况;

(2) 变电站直流电源问题;

(3) 保护装置逆变电源故障等其他电源故障。

依据文献提供的案例, 统计继电保护故障次数及各类型故障次数, 得出表 1。

运行过程中端子或接线松动(共 53 次, 17.4%)、二次回路接线错误(共 51 次, 16.72%)、整定计算人员的误整定(共 37 次, 12.13%)、工作人员的工作失误(共 36 次, 11.8%)及设备自身的逻辑和质量问题(共 36 次, 11.8%), 5 类故障占比超过 70%, 这些故障极易造成继电保护误动或拒动, 事故发生后定位也极为困难。

表 1 继电保护故障统计

Table 1 Relay protection fault statistics

	故障总次数	I 类故障	II 类故障	III 类故障	IV 类故障
总次数	305	130	128	5	42
占比	—	42.63%	41.97%	1.64%	13.77%
(1)次数(占比)	—	37(12.13%)	2(0.66%)	—	12(3.93%)
(2)次数(占比)	—	6(1.97%)	25(8.2%)	—	15(4.91%)
(3)次数(占比)	—	51(16.72%)	12(3.93%)	—	15(4.91%)
(4)次数(占比)	—	36(11.8%)	53(17.4%)	—	—
(5)次数(占比)	—	—	36(11.8%)	—	—

整定计算人员出现误整定以及工作人员的工作不合规等人员责任事故无法避免, 因此提高人员业务素质至关重要。现阶段, 电磁干扰类故障已鲜有发生, 随着电子式互感器及光纤的大量使用, 电磁干扰类问题会得到更好的解决。案例中存在许多继电保护逻辑问题以及设备质量不过关导致的故障, 随着案例、经验不断积累, 各继电保护公司在逻辑理论方面发展迅速, 设备硬件质量问题也得到了有效的改善。

2 继电保护故障模拟实验

实验设备为 PCS-978 装置, 采用博电的数字式继电保护测试仪 ZD461 模拟二次电压电流量。PCS-978 装置作为南瑞继保研发的全新一代数字式变压器保护装置, 继承了上一代保护装置的优点和经验, 并在保护原理方面有所创新和改进, 可提供一台变压器所需要的全部电量保护。该装置支持数字式变电站的应用, 同样符合智能变电站的需求。利用测试仪接入保护装置的端子输入电量, 再由

PCS-978 装置的网口传输采集数据。

模拟双绕组变压器继电保护系统故障, 测试仪接入保护装置高压侧电压、电流端子和低压侧电压、电流端子, 投入变压器主保护和后备保护中的复合电压闭锁过流保护及零序过流保护。模拟正常运行、电压互感器 TV 接线错误、电流互感器 TA 接线错误、电压互感器 TV 断线、电流互感器 TA 断线、软压板投入错误、硬压板投入错误和空气开关损坏等 30 种常见继电保护故障。

继电保护测试仪输入高、低压侧电压幅值及相角、电流幅值及相角, 设定的值应使继电保护装置正常工作, 不出现故障。

在正常情况下, 输入不同范围内的电压电流值 (0.5 倍额定左右、额定值左右、1.1 倍额定值左右等多组范围值), 每组在不同范围内多次输入, 利用南瑞继保设计的软件读取继电保护装置数据, 读取数据界面如图 1 所示。

描述	值	单位
1 高压侧A相电压幅值	57.528	V
2 高压侧B相电压幅值	58.347	V
3 高压侧C相电压幅值	57.750	V
4 高压侧自产零序电压幅值	1.676	V
5 高压侧负序电压幅值	0.040	V
6 高压侧AB相电压夹角	120	°
7 高压侧BC相电压夹角	120	°
8 高压侧CA相电压夹角	120	°
9 高压侧开口三角电压幅值	0.530	V

图 1 读取数据界面

Fig. 1 Read data interface

以其中几类实验为例说明故障模拟的具体方法:

1) TA 高压侧 A 相出线至端子排断路: 继电保护装置在运行一段时间后常出现端子松动脱落事故, 模拟高压侧电流 A 相断开, 录入与正常情况相同的电压电流数据后, 继电保护装置跳闸灯亮起, 故障记录显示大部分组别先出现 AB 纵差保护动作, 后出现 ABC 纵差保护动作(时间大约在 17 ms 和 19 ms), 采集的故障实验数据和正常情况下数据对比:

- (1) 高压 A 相电流幅值由输入的电流值变为 0 A;
- (2) 高压自产零序电流幅值由 0 A 变为设定电流值左右, 出现了较大抬升;
- (3) 高压侧电压电流 A 相夹角变为非固定值;
- (4) 纵差高压 A 相调整电流幅值由正常调整值变为其他两相值的一半;
- (5) 纵差高压-低压 A 相电流夹角仍为 180°, 纵差高压-低压 B 相电流夹角变为 160°左右, 纵差高压-低压 C 相电流夹角变为 200°;

2) TA 低压侧出线至端子排接线错误(A 端子接入 B 相电流, B 端子接入 A 相电流): 在新建成的变电站中, 工作人员未按图纸严格执行, 常出现端子接线错误。模拟低压侧电流 A 和 B 相反接, 录入电压电流数据后, 继电保护装置各组均出现 AB 纵差保护动作(时间大约在 17 ms), 故障数据与正常情况数据对比:

- (1) 低压分支 AB、BC 和 CA 相电流夹角均由 120°变为 240°;
- (2) 纵差高压-纵差低压三相电流夹角 A 相由 180°变为 120°; B 相由 180°变为 360°(0°), C 相由 180°变为 240°;
- (3) 低压电压电流 A 相夹角由 150°左右变为 270°; 低压电压电流 B 相夹角由 150°左右变为 30°;
- (4) 纵差 A 相、B 相和 C 相差流幅值抬升高于差动门槛值, B 相差流幅值变为其他两相的两倍;

3) 空气开关损坏: 在正常运行过程中, 空气开关上下端子电压不一致, 出现需要更换空气开关的情况, 即空气开关故障。断开空气开关前电压输入, 模拟空气开关故障, 对比故障情况下数据和正常情况下的实验数据:

- (1) 高压侧 A 相、B 相和 C 相电压幅值由 57.74 V 变为 0 V;
- (2) 高压侧自产零序电压幅值由 1 V 或 2 V 左右的较小值变为 0.04 V 左右更小的值;
- (3) 高压侧负序电压幅值由极小的 0.04 V 变为 0 V;
- (4) 高压侧 AB 相、BC 相和 CA 相电压夹角由 120°变为非固定值;
- (5) 高压侧电压电流 A 相、B 相和 C 相夹角均由 0°(360°)变为非固定值;

4) TA 高压侧变比输入错误: 由于工作人员疏忽, 变比输入错误导致故障。模拟变比错误时, 将变压器变比由 4 000 改为 1 000 后, 录入正常运行时的电压电流, 看到的实验现象为 ABC 纵差保护动作, 对比故障时的数据和正常情况下的数据:

- (1) 纵差高压额定电流由 0.782 A 变为 3.145 A。
- (2) 纵差 A 相、B 相和 C 相差电流幅值均大于对应相的差动门槛。横向比较后, 纵差幅值也产生了变化。

将变比更改为其他值后有不同的实验现象, 但实验数据相近。

5) 软压板投入错误: 工作人员疏忽易造成该类故障。模拟变压器纵差保护软压板未投入, 分两部分实验, 第一部分为继电保护测试仪输入正常情况下的电压电流量, 此时装置提示装置报警, 保护板

报警触发录波，但无跳闸等现象；第二部分为测试仪输入正常时应该出现纵差保护动作的电压电流量，此时装置同样提示装置报警、差流越限和保护板报警触发录波，但也未出现纵差保护动作。

6) 硬压板投入错误：由于工作人员的失误，投入软压板后，未确认硬压板是否投入而造成该类故障。模拟变压器主保护硬压板未投入而软压板投入的情况，实验方式与软压板投入错误相似，分为两部分完成。首先输入可正常运行的数据，装置提示装置报警、保护板报警触发录波和差流越限，但未跳闸；而后输入应出现纵差保护动作的电量数据，出现装置报警、保护板报警触发录波、差流越限和低压侧过负荷的提示，同样纵差保护也未动作。

为辨别故障是否发生在继电保护侧，增加了相应数据，例如：继电保护测试仪数据，该数据可由互感器采集，判别故障发生在继电保护侧，而不是发生在线路上。实验共模拟 30 种常见继电保护故

障，在保证智能算法所需数据量的前提下尽可能采集数据，每种故障采集约 15 组数据。由于采集软件实时更新的特点，每组数据有一定的浮动范围，因此将每组数据采集 10 次，最终采集 4 680 组不重复数据。南瑞继保软件可读取超千项实时数据，在删去重复项和本次实验无关数据项后，得到 338 项数据，另从继电保护测试仪(互感器)处采集 30 项数据，共得到 368 项数据。出于软件限制的原因，不同类型数据的导出都需要再处理，而后合并组成 4 680 组 368 项故障数据库。

3 继电保护故障定位矩阵

采集故障数据后，为方便计算机智能识别，需对每组数据编号。继电保护故障定位矩阵根据继电保护的故障类型及可能出现的位置，将计算机语言二进制数与十六进制数相结合，可在处理故障时快速定位，该矩阵设计规则如图 2。

故障名称	D15	D14	D13	D12	D11	D10	D9	D8	D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D0	故障矩阵十六进制
	运行	故障	整定	短路	断路	A	B	C	高压	低压	电压	电流	其他位置	直流部分	端子部分	等其他位置	
正常运行	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8000
CT 低压侧 ABC 断线	1	1	0	0	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	CF50
CT 低压侧 AB 断线	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	CE50
CT 低压侧 A 断线	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	CC50
TV 低压侧 BCA 接线错误	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	C753
CT 低压侧 N 断线	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	8858
CT 低压侧 AB 反接	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	0	1	1	C653
TV 高压侧 BCA 接线错误	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1	C793
CT 高压侧 ABC 断线	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	CF90
CT 高压侧 AB 断线	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	CE90
CT 高压侧 A 断线	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	CC90
TV 高压侧 N 断线	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	8898
CT 高压侧 AB 反接	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	1	1	C693
TV 低压侧 ABC 断线	1	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	8F60
TV 低压侧 AB 断线	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	8E60
TV 低压侧 A 断线	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	8C60
V 低压侧 BCA 接线错误	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	1	8763
TV 低压侧 N 断线	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	8868
TV 低压侧 AB 反接	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	8663
TV 高压侧 ABC 断线	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	8FA0
TV 高压侧 AB 断线	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	8EA0
TV 高压侧 A 断线	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	8CA0
V 高压侧 BCA 接线错误	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1	1	87A3
TV 高压侧 N 断线	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	88A8
TV 高压侧 AB 反接	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	86A3
CT 高压侧变比问题	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	E091
CT 低压侧变比问题	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	E051
CT 压板主保护从 1 变为 0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	A109
空气开关损坏	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	1	8FA9
硬压板未投入	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	A309

图 2 矩阵设计规则

Fig. 2 Matrix design rules

二进制部分分为 16 格，每格含义如下：

D15：处于运行状态；D14：产生故障现象；D13：整定问题；D12：短路故障；D11：断路故障；D8—D10：表明故障相序或作为序号，用于区分同类不同相的故障；D4—D7：判断电压还是电流故障以及故障发生在高压侧还是低压侧；D0—D3：用于说明故障发生相关部分及特殊情况。每类故障依据实际填表，判断为是则填入 1，否则为 0，序号依据二进制顺序填入或根据故障发生相序填入。图 2 展示出 30 类故障，由二进制故障定位码推导至最右侧

的十六进制故障矩阵，而故障矩阵与故障点的关系可由表 2(故障定位表)查明。故障定位表仅给出模拟实验的故障矩阵和故障点，其他故障可由矩阵规则推得。

同类型不同故障点或不同类型的故障都可能造成同样的故障现象，在这类故障中，人工经验更能快速定位故障。例如：8000 对应正常运行，8898 对应 TA 高压侧出线 N 断路，8858 对应 TA 低压侧出线 N 断路，88A8 对应 TV 高压侧出线 N 断路，8868 对应 TV 低压侧出线 N 断路，后 4 种故障与正

表 2 故障定位表
Table 2 Fault location table

故障矩阵	故障点
8000	正常运行
CF50	TA 低压侧 ABC 三相出线至端子排断路
CE50	TA 低压侧 A 和 B 相出线至端子排断路
CC50	TA 低压侧 A 相出线至端子排断路
C753	TA 低压侧出线至端子排接线错误(BCA)
C653	TA 低压侧出线至端子排接线错误(AB 相反接)
C793	TA 高压侧出线至端子排接线错误(BCA)
CF90	TA 高压侧 ABC 三相出线至端子排断路
CE90	TA 高压侧 A 相和 B 相出线至端子排断路
CC90	TA 高压侧 A 相出线至端子排断路
C693	TA 高压侧出线至端子排接线错误(AB 相反接)
8F60	TV 低压侧 ABC 三相出线至端子排断路
8E60	TV 低压侧 A 相和 B 相出线至端子排断路
8C60	TV 低压侧 A 相出线至端子排断路
8763	TV 低压侧出线至端子排接线错误(BCA)
8663	TV 低压侧出线至端子排接线错误(AB 相反接)
8FA0	TV 高压侧 ABC 三相出线至端子排断路
8EA0	TV 高压侧 A 相和 B 相出线至端子排断路
8CA0	TV 高压侧 A 相出线至端子排断路
87A3	TV 高压侧出线至端子排接线错误(BCA)
86A3	TV 高压侧出线至端子排接线错误(AB 相反接)
E091	TA 高压侧变比输入错误
E051	TA 低压侧变比输入错误
A109	软压板投入错误
8FA9	空气开关损坏
A309	硬压板投入错误
8898	TA 高压侧出线 N 断路
8858	TA 低压侧出线 N 断路
88A8	TV 高压侧出线 N 断路
8868	TV 低压侧出线 N 断路

常运行情况下的实验现象和实验数据完全一致, 仅凭智能算法无法区分这 5 种数据, 也就无法定位这 4 种故障。经查证, 电压和电流互感器二次 N 线不接地, 并不影响正常运行, 而防止 N 线不接地的主要目的是保护设备和人员安全, 防止绝缘被高压击穿, 致使一次侧高压窜入二次侧。因此在继电保护故障诊断过程中仍需继电保护人员的经验相辅助, 以保证定位的正确性。

故障定位的整体流程可以理解为, 发生继电保护系统故障后, 工作人员采集故障后的设备数据并接入智能算法, 算法给出故障矩阵, 继电保护人员比对故障定位表, 查明可能的故障点。即便算法给出正常运行 8000, 仍需继电保护人员谨慎检查设备, 以防接地线故障。

4 算法设计

4.1 算法分析

结合文献[25-29]中智能算法的实际使用情况, 选用 Python 语言, 基于 Tensorflow2.0 框架完成算法的开发。以神经网络为基底, 集合随机森林和 SMOTE 技术组成全新算法, 即 SMOTE-RF-DNN 算法, 该算法能将故障定位的准确率提高至 99.98% 以上, 可实现故障定位的目的。算法流程如图 3 所示。

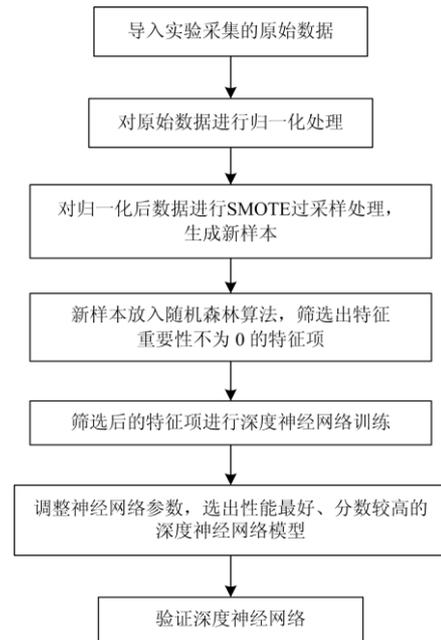


图 3 SMOTE-RF-DNN 算法流程图

Fig. 3 SMOTE-RF-DNN algorithm flow chart

将采集的 368 项 4 680 组实验数据合并, 并规范化处理。规范化处理采用最小值-最大值缩放 (Min-Max Scaling), 缩放后的采样特征值范围缩小至 0~1, 采样值处理后转换为无量纲的纯数值, 削弱数据维度差异对建模的影响。

合成少数类过采样技术 (Synthetic Minority Oversampling Technique, SMOTE), 是一种在个体样本内插产生新样本的技术, 能在原始数据样本中, 提取少数类样本并扩充少数类样本。SMOTE 技术可以增强样本容量, 减小数据不平衡, 间接避免过拟合。4 680×368 维原始数据经 SMOTE 技术扩充为 22 620×368 维新样本数据。

随机森林(Random Forest, RF)是一种在决策树套袋法(Tree Bagging)基础上改进, 并采用特征套袋的方式选中对样本标签或者输出表现出强相关特征的树学习算法。

假设存在一个特征量为 M , 数量为 n 的样本,

随机森林将以如下步骤实现特征的筛选:

(1) 在 n 个样本中有放回取样 n 次, 形成新训练集。未被抽样的样本形成验证集, 进行预测并评估误差。

(2) 决策树上的每一个节点由随机选择的特征确定, 根据特征, 选择最佳分裂方式。

(3) 将每棵树模型集成为随机森林。

SMOTE 过采样合成的 $22\ 620 \times 368$ 维样本放入随机森林算法中(为避免人为因素影响, 不预先输入期望的特征数目, 只保留得分大于 0 的特征项), 输出样本的特征重要性数值, 筛选出得分不为 0 的特征量, 从 368 项特征中筛选出 127 项得分大于 0 的特征, 形成 $22\ 620 \times 127$ 维神经网络训练样本。

深度神经网络(Deep Neural Networks, DNN)是一种非线性统计性数据建模工具, 神经网络由大量神经元构成, 神经元以矩阵权重的方式相连接, 经过前向和反向传播更新每个神经元上的权重 ω 和偏移系数 b , 最终由输出呈现计算结果。

在前向传播过程中, 定义其损失 J , 反向传播中可记作 $J(\omega, b)$, 以单个神经元为例, 说明权重更新过程。输入数据 x , 通过神经元变为 y_{hidden} , 最终输出 y_{out} , 其更新 ω_1 的公式为(偏移系数 b 同理):

$$\frac{\partial J}{\partial \omega_1} = \frac{\partial J_1}{\partial \omega_1} \quad (1)$$

进一步链式处理可得到更新的权重 ω_1 :

$$\frac{\partial J}{\partial \omega_1} = \frac{\partial J_1}{\partial \omega_1} = \frac{\partial J_1}{\partial y_{\text{out1}}} \cdot \frac{\partial y_{\text{out}}}{\partial y_{\text{hidden}}} \cdot \frac{\partial y_{\text{hidden}}}{\partial \omega_1} \quad (2)$$

神经网络随着前、后向传播的交替运算而更新, 直到达到预定的输出响应为止。

构建一个全连接深度神经网络, 加深模型深度(5 层隐藏层后出现明显的过拟合问题), 加宽模型宽度(单层 1 536 个神经元后, 运算减慢且准确率无法提高), 得到一个得分较高的神经网络结构, 该网络可分为 7 层: 包括 1 层输入层、5 层隐藏层和 1 层输出层。输入层输入维度为随机森林筛选后的特征数目 127, 输入层感知器个数在 1 536 个左右效果最佳。设置 `kernel_initializer` 为 `random_uniform`, 该设置项是对感知器内部的权重参数 ω 进行正态分布初始化配置, 激活函数采用 `Sigmoid`。

对故障定位码进行 `onehot` 编码, 即对输出内容标签化处理。输出层激活函数采用 `softmax`, 设置 `kernel_regularizer` 为 `regularizers.l2(0.002)`, 该配置项同样针对感知器内部的权重参数 ω , 对权重参数 ω 作出 L2 方法的设置。优化器选用 `nAdam`, `nAdam` 优化器将适应性和动量两种下降思路结合, 能够快

速收敛, 互补两种思路的局限。输出 `onehot` 编码, 将编码与故障码绑定, 最终输出故障矩阵。

5 层隐藏层采用相同的结构, 每层感知器个数为 1 536, 激活函数均为 `relu`。为防止过拟合, 每层都增加了 `Dropout(0.3)` 层、`GaussianNoise(0.3)` 层和 `BatchNormalization` 层, `Dropout` 层对感知器进行随机删减, `GaussianNoise` 层为输入加上高斯噪声, `BatchNormalization` 可以使每一层输入保持同样的分布, 对于深度神经网络防止过拟合有极好的效果。

损失函数为绝对均值损失(Mean Absolute Error, MAE), 其数学公式为

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y_i^*| \quad (3)$$

式中: y_i 为预测值; y_i^* 为实际值; n 为样本总数。

4.2 算法验证

设置 25 个 `epochs`, 每 `epoch` 运行约 104 s, 设置 30% 数据为验证集, 训练集及验证集的准确率和损失值如图 4 所示。经过 25 轮训练, 最终准确率为 0.999 8。

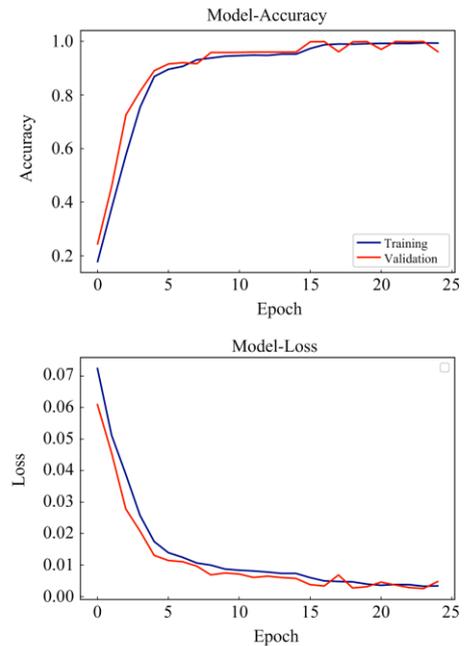


图 4 准确率和损失值曲线

Fig. 4 Accuracy and loss curve

数据处理完成后, 将数据集分割为训练集、验证集和测试集 3 个部分, 预留出的测试集放入神经网络, 随机选取 5 组数据与实际定位结果对比, 如表 3 所示。输出全部预测结果, 最终测试集的准确率为 1。

表 3 对比结果表

Table 3 Comparison results table

组号	预测定位结果	实际定位结果
17 221	8FA0	8FA0
21 515	8FA9	8FA9
12 927	8C60	8C60
14 222	CE50	CE50
13 500	CE90	CE90

至此算法完成开发, 将算法封装合并, 形成 SMOTE-RF-DNN 算法。在实际使用过程中, 只需采集故障对应的 368 项数据(继保软件提供了数据的直接下载), 368 项数据可直接作为输入, 最终输出故障矩阵, 对比故障定位表, 查明故障点完成消缺工作。

5 总结

随着智能电网和人工智能技术的发展, 针对现阶段继电保护系统故障定位问题, 对智能变电站继电保护系统故障主要类型进行分析, 选择可通过网口传输的 PCS-978 继电保护装置模拟主要类型中的常见故障, 采集不同类型的故障实验数据并记录实验现象, 组建故障数据库, 设计了一种继电保护故障定位矩阵, 完善定位过程。

利用 TensorFlow2.0 完成 SMOTE-RF-DNN 算法的开发, 实现以智能方式定位继电保护系统故障。帮助继电保护人员正确定位故障点的同时, 极大缩短了消缺时间, 提高了工作效率, 符合智能电网时代下对于继电保护的要求。

参考文献

[1] 李博通, 杨昕陆, 李斌, 等. 采用故障阻断型换流器的直流配电网故障处理技术综述[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(5): 101-113.
LI Botong, YANG Xinlu, LI Bin, et al. Overview on fault processing technology for DC distribution network based on fault blocking converter[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(5): 101-113.

[2] 宋国兵, 王婷, 张保会, 等. 利用电力电子装置的探测式故障识别技术分析展望[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(20): 173-183.
SONG Guobing, WANG Ting, ZHANG Baohui, et al. Analysis and prospect of detective fault identification technologies using power electronic device[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(20): 173-183.

[3] 肖超, 韩伟, 李琼林, 等. 柔性直流输电系统交流侧线路继电保护适应性研究[J]. 智慧电力, 2020, 48(4): 1-8.

XIAO Chao, HAN Wei, LI Qionglin, et al. Adaptability of MMC-HVDC system on relay protection of AC transmission Lines[J]. Smart Power, 2020, 48(4): 1-8.

[4] 李宝潭, 赵丹, 李宝伟, 等. 智能变电站在线防误系统关键技术的研究[J]. 智慧电力, 2020, 48(6): 73-78,111.
LI Baotan, ZHAO Dan, LI Baowei, et al. Key technologies of online error prevention system in smart substation[J]. Smart Power, 2020, 48(6): 73-78,111.

[5] 陈创, 陈文睿, 李津. 面向继电保护系统级测试的缺陷自动定位方法[J]. 中国电力, 2018, 51(5): 10-16.
CHEN Chuang, CHEN Wenrui, LI Jin. Automatic defect locating method for relay protection systematic testing[J]. Electric Power, 2018, 51(5): 10-16.

[6] 叶远波, 孙月琴, 黄太贵, 等. 继电保护相关二次回路的在线状态检测技术[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(23): 108-113.
YE Yuanbo, SUN Yueqin, HUANG Taigui, et al. Online state detection technology of relay protection relevant secondary circuits[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(23): 108-113.

[7] 叶远波, 陈晓东, 项忠华, 等. 继电保护在线状态检修的应用和探讨[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(22): 132-138.
YE Yuanbo, CHEN Xiaodong, XIANG Zhonghua, et al. Application and discussion online condition-based maintenance of relay protection devices[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(22): 132-138.

[8] 叶远波, 孙月琴, 黄太贵, 等. 智能变电站继电保护二次回路在线监测与故障诊断技术[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(20): 148-153.
YE Yuanbo, SUN Yueqin, HUANG Taigui, et al. Online state detection and fault diagnosis technology of relay protection secondary circuits in smart substation[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(20): 148-153.

[9] 陈海涛, 张学敏, 戴伟康, 等. 基于 GA 优化 SVM 参数与云模型的继电保护装置状态评估方法[J]. 智慧电力, 2020, 48(7): 88-92,117.
CHEN Haitao, ZHANG Xuemin, DAI Weikang, et al. State assessment method of relay protection device based on GA optimization SVM parameters and cloud model[J]. Smart Power, 2020, 48(7): 88-92,117.

[10] 钟臻, 徐曦, 张楷旋. 基于优化神经网络算法的大数据专家系统的继电保护二次回路故障定位系统(RSFLS)的研究与实现[J]. 电力大数据, 2019, 22(10): 84-92.
ZHONG Zhen, XU Xi, ZHANG Kaixuan. Research and implementation of relay protection secondary loop fault location system (RSFLS) based on large data expert

- system with optimized neural network algorithms[J]. *Power System and Big Data*, 2019, 22(10): 84-92.
- [11] 顾晓东, 唐丹宏, 黄晓华. 基于深度学习的电网巡检图像缺陷检测与识别[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(5): 91-97.
GU Xiaodong, TANG Danhong, HUANG Xiaohua. Deep learning-based defect detection and recognition of a power grid inspection image[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(5): 91-97.
- [12] 杨剑锋, 秦钟, 庞小龙. 基于深度学习网络的输电线路异物入侵监测和识别方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(4): 37-44.
YANG Jianfeng, QIN Zhong, PANG Xiaolong. Foreign body intrusion monitoring and recognition method based on Dense-YOLOv3 deep learning network[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(4): 37-44.
- [13] 常淼, 沈艳霞. 基于改进卷积神经网络的风电轴承故障诊断策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(6): 131-137.
CHANG Miao, SHEN Yanxia. Fault diagnosis strategy of wind turbine bearing based on improved convolution neural network[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(6): 131-137.
- [14] XIA Y, LI W, ZHANG X, et al. Research on automatic test system of on-site relay protection device[C] // 2020 2nd International Conference on Smart Power & Internet Energy Systems (SPIES), September 15-18, 2020, Bangkok, Thailand: 59-63.
- [15] WANG Z. A fault location strategy with coordination of relay protection devices in active distribution networks[C] // 2020 4th International Conference on HVDC (HVDC), November 6-9, 2020, Xi'an, China: 236-241.
- [16] 潘南西. 智能变电站就地化保护装置自动测试方案及智能分析应用研究[D]. 成都: 西华大学, 2019.
PAN Nanxi. Research on automatic test scheme and intelligent analysis application of local protection device in intelligent substation[D]. Chengdu: Xihua University, 2019.
- [17] 芮新花, 赵玉斐. 智能变电站二次系统[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2018.
- [18] 王顺江, 王爱华, 葛维春. 变电站自动化系统故障缺陷分析处理[M]. 北京: 中国电力出版社, 2017.
- [19] 李玮. 电力系统继电保护事故案例与分析[M]. 北京: 中国电力出版社, 2012.
- [20] 王凯军. 变电站二次系统缺陷诊断技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2016.
- [21] 黄国平. 继电保护事故缺陷处理技术与实例[M]. 北京: 中国电力出版社, 2012.
- [22] 钟自勤. 继电保护装置及二次回路故障检修典型实例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.
- [23] JIAO Zaibin, WANG Yifei. A D-S evidence theory-based relay protection system hidden failures detection method in smart grid[C] // 2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting, July 16-20, 2017, Chicago, IL, USA. IEEE, 2014.
- [24] 邱金辉, 钱海, 张道农, 等. 基于 PFIS 的继电保护常态特性在线监视与隐性故障诊断[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(8): 145-149.
QIU Jinhui, QIAN Hai, ZHANG Daonong, et al. Online monitoring of normal behavior and diagnosis of hidden failures in protection system based on PFIS[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(8): 145-149.
- [25] SADEGH J, ALIREZA B, SIAVASH R. Hybrid classifier for fault location in active distribution networks[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2020, 5(2): 174-182.
- [26] 张威. 机器学习从入门到入职[M]. 北京: 电子工业出版社, 2020.
- [27] TALLO T E, MUSDHOLIFAH A. The implementation of genetic algorithm in smote for handling imbalanced dataset problem[C] // 2018 4th International Conference on Science and Technology (ICST), August 7-8, 2018, Yogyakarta, Indonesia: 1-4.
- [28] ZHOU Q, LAN W, ZHOU Y, et al. Effectiveness evaluation of anti-bird devices based on random forest algorithm[C] // 2020 7th International Conference on Information, Cybernetics, and Computational Social Systems (ICCS), November 13-15, 2020, Guangzhou, China: 743-748.
- [29] LIM H. A study on dropout techniques to reduce overfitting in deep neural networks[J]. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2021, 716: 133-139.

收稿日期: 2021-04-07; 修回日期: 2021-06-24

作者简介:

郇阳(1996—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统及其自动化(继电保护方向); E-mail: 342990005@qq.com

王宝华(1968—), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为电力系统继电保护及安全自动装置。

(编辑 周金梅)