

基于 BP 神经网络的继电保护设备 状态评价方法研究

潘俊文¹ 冯波¹ 牛山草² 李刚² 曾峰¹ 李伟¹

(1. 国网湖北省电力有限公司随州供电公司 2. 北京四方继保工程技术有限公司)

摘要: 为了提高继电保护设备运行的可靠性,对继电保护设备状态评价的基本内容和影响因素进行了总结,提出了基于 BP 神经网络的继电保护状态评价方法,收集并整理继电保护的历史数据,将数据进行分析,采用 BP 神经网络算法对数据进行训练和验证,最后对所训练的模型进行评价,得出继电保护设备状态评价数据。实例分析结果表明,所采用的评价方法用于 CSC-103 数字式线路电流纵差保护装置和 RCS-902 超高压线路成套保护装置中,都能很好地实现故障预警和评估,有利于事故发生的预防。

关键词: BP 神经网络; 继电保护; 状态评价; 故障预警

2024.02.DQGY
28

0 引言

继电保护设备在电力系统中扮演着重要角色,其能否正常运行将直接影响电力系统的安全稳定运行。近年来,随着我国经济发展速度不断加快,工业生产、生活用电的需求不断增加,电力系统中对继电保护设备的要求也越来越高^[1]。为保证继电保护设备正常运行,需对继电保护设备进行定期检查和维护,这不仅浪费了大量的人力、物力、财力,还会降低继电保护设备的工作效率^[2]。为此,本文结合当前继电保护设备状态评价的常用方法,提出了一种基于可靠性的继电保护设备状态评价方法,并对影响其评价效果的因素进行分析,从而为继电保护设备状态评价提供参考和借鉴,进而确保电力系统能够稳定运行。

1 继电保护设备状态评价的基本内容

继电保护设备状态评价是对继电保护设备运行状态的一个综合评估,它涉及继电保护设备的运行状况、检修记录和故障记录等^[3]。在进行继电保护设备状态评价时,应结合继电保护设备的实际运行情况,对其运行过程中的一些异常情况进行分析,从而对继电保护设备进行科学合理的评价^[4]。目前,继电保护设备状态评价主要包括以下几个方面:①继电保护设备状态参数的获取;②继电保护设备状态参数的计算;③继电保护设备状态参数的分析;④继电保护设备状态评价模型构建;⑤继电保护设备状态评价结果。其中,继电保护设备状态参数的获取是评价过程中必不可少的一个环节,它直接影响着评价结果是否准确。

2 影响状态评价效果的因素分析

2.1 继电保护设备信息采集的准确性

为保证继电保护设备状态评价的准确性，应对信息采集工作进行有效控制，主要包括以下几个方面：首先，在对信息进行采集时，应选择合适的采集设备和采集方法；其次，在对信息进行传输时，应采用可靠、安全、高效的传输方式；最后，在对信息进行存储时，应确保存储设备能够稳定工作。

2.2 继电保护设备信息处理效率

为提高继电保护设备状态评价工作效率，应提高对继电保护设备信息处理效率的重视程度。具体来说，主要包括以下几个方面：首先，在对继电保护设备信息进行处理时，应注重提高信息处理效率；其次，在对继电保护设备信息进行处理时，应充分利用计算机技术和通信技术；最后，在对继电保护设备信息进行处理时，应注重提高继电保护设备信息的可靠性。

3 基于 BP 神经网络的继电保护状态评价

3.1 评价过程

采用 BP 神经网络对运行设备评价，采用的模型依赖于训练的数据集。模型训练数据来自调度系统数据中的继电保护设备运行信息^[5]。BP 神经网络对运行中的继电保护状态评价过程如图 1 所示。具体评价过程如下：

1) 收集并整理继电保护的历史数据。装置的历史数据多，首先按装置类型分类，提取指定装置类型的数据，例如 CSC-103 装置。装置分类后，根据装置 ID，将数据分成每个子类数据，按时间顺序排列，并剔除一些无效的数据。

2) 数据分类。将指定类型装置的数据分类，分为告警和故障两个等级；对导致保护功能失效的故障进行赋值，同时统计在这类故障发生之前发生过的其他告警类型和次数，构建历史故障信息的原因矩阵。

3) 确定神经网络的结构和参数，训练并进行验证。

将归一化后的原因矩阵和结果向量分别作为输入和输出值导入 BP 神经网络进行训练，设定容许误差为 5%~10%。训练收敛并验证集通过。

4) 采用训练的模型对在运继电保护设备状态进行评价。

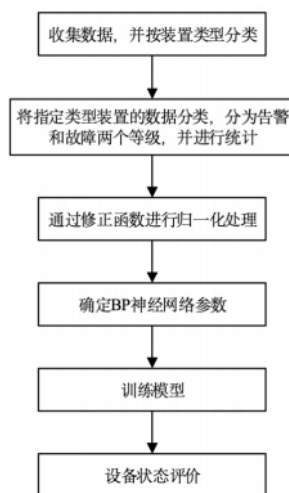


图 1 继电保护状态评价流程图

3.2 BP 神经网络训练方法

采用 BP 神经网络对继电保护设备状态进行评价，首先需要在输入层导入设备的告警数据。在电网中，不同设备使用的数量和告警量不同，导致输入层神经元个数和样本数量不同^[6]。假设某种继电保护装置的样本中，原因矩阵如下所示：

$$\{x_i^n, i \in [1, I], n \in [1, N]\} \quad (1)$$

式中， n 为故障发生的次数； N 为故障可能发生的故障总数； i 为故障警告类型； I 为故障警告类型总数。

样本的结果向量为 $\{k_n, n \in [1, N]\}$ 。将原因矩阵和结果向量导入到 BP 神经网络中，以结果向量作为模型结果的期望值。

BP 神经网络在训练开始前，需要确定几个超参数，包括神经网络的层数，某层神经元的个数以及该层的激活函数^[7-8]。在本方案中，采用单隐含层神经

网络；隐含层神经元个数为 $M, M = \sqrt{I \cdot N}$ ；激活函数 $f(x)$ 采用 S 形函数，表达式如下式所示：

$$f(x) = \frac{A}{1 + e^{-x/B}} \quad (2)$$

式中, $f(x)$ 的数值属于 $[0, 1]$ 范围内； A, B 为常量。

将继电保护的原因矩阵输入，得到隐含层数据如下所示：

$$y_j^n = f(R_j^n) \quad (3)$$

$$R_j^n = \sum_{i=1}^I x_i^n v_{ij}^n + b_j^n, j=1, 2, \dots, M \quad (4)$$

式中, R_j^n 为中间变量； v_{ij}^n 为传递参数； b_j^n 为偏移量； j 为故障警告的次数。

将隐含层数据传输到输出层，结果如下所示：

$$z_n = f(S_n) \quad (5)$$

$$S_n = \sum_{j=1}^M \omega_{jn} + c_n, n=1, 2, \dots, N \quad (6)$$

式中, S_n 为中间变量； ω_{jn} 为传递参数； c_n 为偏移量。

梯度计算为：

$$\varepsilon_j^n = f'(R_j^n) \sum_{n=1}^N \omega_{jn} e_n \quad (7)$$

式中, f' 函数为函数 f 的导数； e_n 为梯度值。

通过动量因子加速梯度过缓区域的收敛速度，同时对收敛区域起到了稳定效应。

4 实例分析

本文选取某电网中使用数量相对较多的线路保护为例，采用改进的 BP 网络进行学习识别，对保护设备状态进行评价。选取的线路保护包括北京四方公司 CSC-103 数字式线路电流纵差保护装置和南瑞继保公司的 RCS-902 超高压线路成套保护装置。

4.1 CSC-103 保护装置数据分析

安徽电网 220kV 及以上电压等级的线路保护装置中，在运的 CSC-103 线路保护装置 322 台。装置产生的异常或告警数据类型包括开出异常、内存告警以及 FLASH 自检出错等 20 类数据。

4.1.1 数据的选择与整理

整理近几年来 CSC-103 保护装置产生的告警数据和故障数据，形成如下表所示的数据表。在表中，X1~X20 为选择的告警类型，数字表示曾出现该告警信息的次数。每一行数据表示一台 CSC-103 装置出现故障前曾经出现过的告警故障类型和次数。若某行的数据全为 0，表示装置出现故障前，未发生过任何告警迹象，则剔除掉该条数据。

4.1.2 在运设备评价

采用 BP 神经网络对 CSC-103 的数据进行训练，并利用模型结果对在运的 CSC-103 设备进行评价。评

表 保护装置 CSC-103 数据

X1开出异常	X2内存告警	X3 Flash 自检出错	X4管理任务异常	X5管理CPU 插件异常	...	X16装置报警	X17保护闭锁	X18 GOOSE 链路异常	X19定值参数 自检异常	X20电源告警
0	1	0	1	1	...	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	...	0	0	0	0	0
1	0	1	0	0	...	0	0	0	0	0
0	1	0	0	0	...	2	0	0	0	0
0	0	0	0	2	...	0	0	0	1	0
0	0	0	2	0	...	0	2	0	0	0
2	3	0	0	0	...	0	0	0	0	0
0	2	0	1	0	...	0	0	0	0	0
...
0	2	0	0	0	...	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	...	0	0	0	0	0
0	1	0	0	0	...	0	0	0	0	0
0	2	0	2	2	...	2	0	0	0	0
0	0	0	0	1	...	0	1	0	0	0
0	1	0	0	1	...	0	0	0	0	0
1	3	0	0	0	...	0	0	1	1	1
1	0	0	0	0	...	2	0	0	1	0

价结果如图 2 所示。

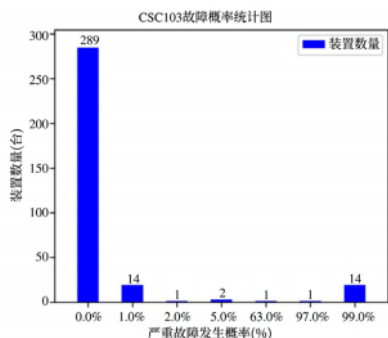


图 2 保护装置 CSC-103 评价情况

图中，横坐标为装置发生严重故障的概率（%），纵坐标为对应装置的台数（台）。在运的 322 台 CSC-103 装置中，289 台装置运行正常（对应出现严重故障的概率为 0），15 台装置疑似可能会发生故障（对应出现严重故障的概率为 97%~99%）。

4.2 RCS-902 保护装置数据分析

电网 220kV 及以上电压等级的线路保护装置中，在运的 RCS-902 线路保护装置 286 台。装置产生的异常或告警数据类型包括开出异常、内存告警以及采样异常等 22 类数据。采用 BP 神经网络对历史数据进行训练，得到评价模型。利用模型结果对 RCS-902 进行评价，评价结果如图 3 所示。在运的 286 台 RCS-902 线路保护装置中，279 台装置运行正常（对应出现严重故障的概率为 0），7 台装置疑似将会发生故障（对应出现严重故障的概率为 94%~99%）。

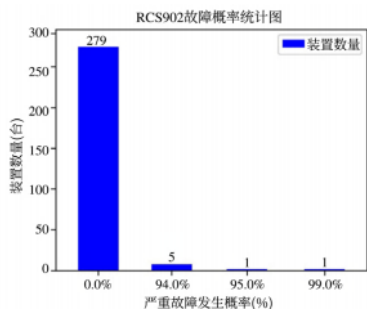


图 3 保护装置 RCS-902 评价情况

5 结束语

本文基于调度数据中继电保护设备的告警和故障事件，采用 BP 神经网络探索继电保护设备状态评估方法，并讨论了该方法中参数的选择问题。经过实际电网数据检验，本文提出的算法能较好地快速收敛，形成模型。基于模型数据推理形成的结论基本符合近年来装置缺陷统计的概率。

参考文献

- [1] 兰雁宁, 郑陈达. 模糊神经网络在电力继电保护装置状态评价中的应用 [J]. 黑龙江科学, 2021, 12 (24): 26-28.
- [2] 韩笑, 孙杰, 王凡, 等. 基于状态评估的配电网自适应继电保护配置方案 [J]. 电气自动化, 2022, 44 (5): 66-68.
- [3] 肖洪光, 杨璐, 郭永鑫. 基于自适应遗传算法的智能电网继电保护故障识别 [J]. 自动化仪表, 2022, 43 (7): 51-54.
- [4] 郭振威, 黄结梅, 诸葛致, 等. 应用 MATLAB/Simulink 分析支路对限时电流速断保护影响的探索 [J]. 电子世界, 2022, 44 (1): 53-55.
- [5] 王海娜. 继电保护在电力调控中的应用 [J]. 江西电力职业技术学院学报, 2022, 35 (3): 10-12.
- [6] 孙莎莎, 赵永, 舒晓欣. 考虑新能源接入的配电网继电保护定值校正方法 [J]. 自动化应用, 2022, 63 (8): 94-97.
- [7] 罗琨, 时永肖, 李正新, 等. 智能变电站继电保护装置寿命模型及其辨识方法 [J]. 智慧电力, 2021, 49 (1): 96-101.
- [8] 张柳, 马少华. 风能发电并网联线路继电保护定值在线校正技术 [J]. 长江信息通信, 2022, 35 (3): 109-111.

(收稿日期: 2023-10-30)