

基于BP和Elman神经网络的智能变电站录波启动判据算法

刘建华¹, 李天玉¹, 付娟娟¹, 吴楠²

(1. 中国矿业大学信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221116; 2. 武汉大学电气工程学院, 湖北 武汉 430072)

摘要: 针对传统故障录波启动判据算法的局限性, 提出一种基于BP神经网络和Elman神经网络的算法。以A、B两相电流越限为例进行了算法的研究, 通过选取启动判据样本来训练BP和Elman神经网络, 将启动判据信息输入到训练好的两种模型中, 由输出结果就可以判断是否需要启动录波。Matlab输出表明: 基于BP神经网络的故障录波启动判据算法能有效地完成录波启动, 误差较小, 但是速度相对较慢; 而基于Elman神经网络的故障录波启动判据算法也可以完成录波启动, 但是误差稍大, 由于带有反馈环节, 所以速度较平稳, 易于工程实现。较之两种算法, 可针对故障录波数据量的大小进行择优选择。
关键词: 智能变电站; 故障录波; 启动判据; BP神经网络; Elman神经网络; 模式识别

Criteria algorithm for smart substation recorder starting based on BP & Elman neural network

LIU Jian-hua¹, LI Tian-yu¹, FU Juan-juan¹, WU Nan²

(1. School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;
2. School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: As to the limitation of traditional starting criteria for fault recorder algorithm, this paper proposes an algorithm based on BP neural network and Elman neural network. An example of phase A and phase B current out-of-limit is studied with the algorithm. By choosing starting criteria samples to train BP and Elman neural network, then inputting the starting criteria information to the two trained models, whether to start recording can be judged from the output results. The outcome of MATLAB simulation shows that the starting criteria for fault recorder algorithm based on BP neural network can effectively complete the recording start with minor error, but the pace is comparatively slower. The starting criteria for fault recorder algorithm based on Elman neural network can also complete the recording start, but the error is bigger. Thanks to the part of feedback, the pace is smooth and steady and easy to accomplish in engineering project. Comparing two algorithms, the suitable one can be selected according to the amount of recorded data.

Key words: smart substation; fault recorder; starting criteria; BP neural network; Elman neural network; pattern distinction

中图分类号: TM769 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)05-0110-06

0 引言

智能变电站是智能电网的基础, 是连接发电和用电的枢纽, 是整个电网安全、可靠运行的重要环节^[1-3]。

智能变电站故障录波器通常被称为电力系统的“黑匣子”, 电力系统发生故障或振荡时, 故障录波器通过录波判据启动后, 立即开始自动准确地记录故障前和故障过程中的电压、电流、频率等各种电气量的变化情况。故障录波数据是分析处理事故和制定防治方案的重要依据, 对于电网安全性的提高以及电能质量的优化有很大参考价值^[4-6]。

随着电网规模的大幅扩大、电网结构复杂度的

增加以及网络技术发展带来的数据量的激增, 智能变电站故障录波器启动判据的现场设置越来越复杂, 而BP和Elman神经网络是一种结构简单、应用相当广泛的人工神经网络, 可用于录波启动判据中, 将启动判据诊断空间映射到启动判据模式空间中, 从而形成一个具有强容错能力的网络系统^[6]。

1 常规启动判据算法

故障录波器能够可靠地进行录波启动依靠的是故障录波启动判据的正确设置。故障录波启动判据分为模拟量启动判据和开关量启动判据两种, 即SV数据和GOOSE数据启动判据。

模拟量启动判据的核心是综合处理分析各个

通道的电流电压量来对启动判据进行设置; 而开关量启动判据是根据开关变位以及频率越限的情况来进行设置的。

这里对模拟量启动判据进行研究, 具体判据类型大致有五种: 突变量判据、稳态量判据、电压越限判据、电流越限判据以及 1.5 s 内同相电流变差判据^[7-10]。这里以突变量启动判据为例介绍。

突变量启动判据算法的原理是: 首先检测出突变量越限故障, 然后根据这些故障对故障发生时间进行确定。

突变量启动判据算法的具体公式(这里以电流为例^[11])为:

$$\Delta I_a = |i_{aK} - i_{aK-N}| \quad (1)$$

$$\Delta I_b = |i_{bK} - i_{bK-N}| \quad (2)$$

$$\Delta I_c = |i_{cK} - i_{cK-N}| \quad (3)$$

式中: N 为工频每周采样点数; i_{aK} 、 i_{bK} 、 i_{cK} 为当前某时刻的电流采样值; i_{aK-N} 、 i_{bK-N} 、 i_{cK-N} 为对应于当前某时刻的一周前对应电流采样值。

这里以 ΔI_a 为例, 未发生线路故障时, i_{aK} 的值和 i_{aK-N} 的值是相等的, 所以 $\Delta I_a = 0$, 故障录波启动元件此时不动作。当电力系统出现线路故障时, i_{aK} 会增大, i_{aK-N} 为故障前的负荷电流, 故 $i_{aK} - i_{aK-N}$ 的值表现了故障的突变量, 即 ΔI_a 表示故障电流突变量, 如图 1 所示。

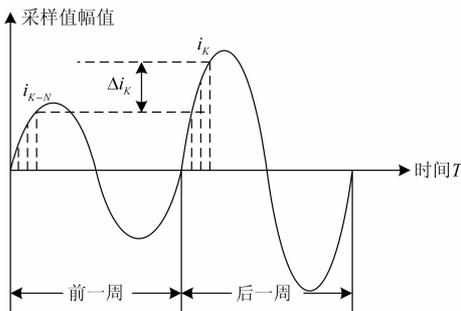


图 1 故障发生前后的采样值比较

Fig. 1 Comparison of sampling value before and after the fault occurred

2 神经网络模型的概述

2.1 BP 神经网络基本原理

BP 神经网络是一种多层前馈型神经网络, 其神经元的传递是 S 型函数, 输出量为 0 到 1 之间的连续量, 它可以实现从输入到输出的任意非线性映射, 层间多采用全连接的方式, 同层单元之间不存在相

互连接^[4,12]。BP 神经网络结构如图 2 所示。

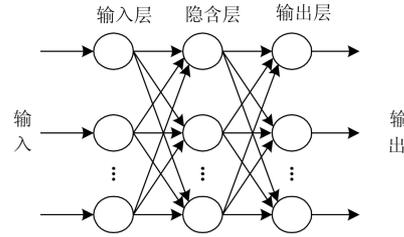


图 2 BP 神经网络结构

Fig. 2 Structure of BP neural network

BP 网络可被看成是一个从输入到输出的高度非线性映射, 即

$$F: R_m \rightarrow R_n, Y = f(x) \quad (4)$$

对于样本集合输入: 输入 $x_i (R_m)$ 和输出 $y_i (R_n)$, 可以被认为存在某种映射 g , 使得 $g(x_i) = y_i, i = 1, 2, \dots, p$ 。

2.2 Elman 神经网络基本原理

Elman 神经网络是一种典型的“局部回归网络”, 共分为四层^[13], 如图 3 所示。该模型具有反馈环节, 从而提高系统的适应性。

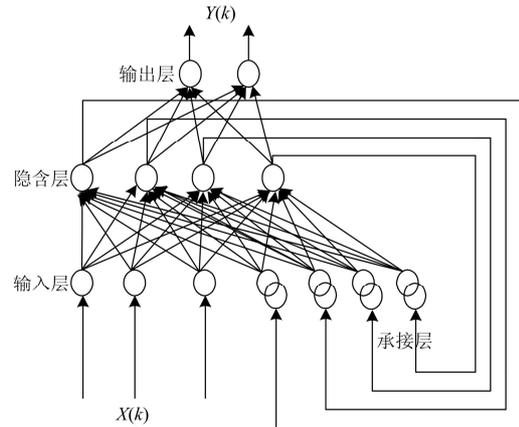


图 3 Elman 神经网络结构

Fig. 3 Structure of Elman neural network

若输入向量为 r 维的 X , 输出向量为 m 维的 Y , 隐含层输出向量 Y_j , 承接层输出向量为 Y_L , $w_{oj}^y, w_{ji}^x, w_{jl}^c$ 为各层连接权值。 $g(\cdot)$ 为输出神经元的激活函数, $f(\cdot)$ 为隐含层神经元的激活函数, $net()$ 表示某一层的净输入, $out()$ 表示输入层的输出, I、J、L、O 分别表示输入层、隐含层、承接层和输出层, k 表示迭代次序^[14]。

Elman 模型的主要计算公式如下:

$$out_1(k) = X(k) \quad (5)$$

$$net_j(k) = \sum (out_{t_1}(k)w_{ji}^x(k) + Y_L(k)w_{ji}^c) \quad (6)$$

$$Y_j(k) = f(net_j(k)) \quad (7)$$

$$net_L(k) = Y_j(k) \quad (8)$$

$$Y_L(k) = Y_j(k-1) \quad (9)$$

$$net_o(k) = Y_j(t) \quad (10)$$

$$Y(k) = g(w_{oj}^y(k)net_o(k)) \quad (11)$$

2.3 建模流程 (图 4)

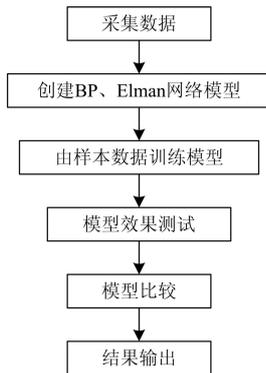


图 4 创建网络模型流程图

Fig. 4 Flow chart of creating a network model

3 输入输出向量设计

本文选用三种特征参数：A 相电流、B 相电流和 C 相电流，这里为了便于判据启动算法的建立，选择了电流越限中的 A、B 两相越限作为研究对象，最后要判定的启动状态为三种：正常状态，A 相越限和 B 相越限^[15-16]。

网络的输入定为 15 维向量，由于这些数据的数量级不一致，所以要进行归一化处理，表 1 给出了输入向量的 9 组数据，每一组数据都是随机抽取的，并且都是经过归一化处理后的数据^[16]。

由于本文包括三种模式，所以神经网络输出模式采用二进制方式来表示：（正常，A 相越限，B 相越限），每种启动状态的取值为 0 和 1，当某一位为 1 时，表示此类情况发生，否则为未发生，所以相对应的有如下三种形式：

- (1) 正常：(1,0,0);
- (2) A 相越限：(0,1,0);
- (3) B 相越限：(0,0,1)。

4 基于 BP 和 Elman 神经网络的启动算法

通过 BP 神经网络和 Elman 神经网络依次进行启动模型的建立，然后比较两种模型的优缺点，从而根据实际应用要求进行择优选择。

表 1 启动状态样本数据

Table 1 Sample data of start state

序号	特征样本					启动状态
1	-0.72	-0.72	-0.56	-0.48	-0.32	正常
	-0.40	-0.40	-0.32	-0.16	0.00	
	0.08	0.08	0.16	0.24	0.40	
2	1.12	1.04	0.88	0.80	0.88	正常
	0.88	0.88	0.72	0.64	0.64	
	0.72	0.64	0.56	0.48	0.32	
3	-0.24	-0.16	-0.16	-0.32	-0.40	正常
	-0.40	-0.32	-0.32	-0.40	-0.48	
	-0.56	-0.72	-0.56	-0.56	-0.56	
4	0.72	0.72	0.40	0.32	0.24	A 相越限
	0.16	0.08	-0.08	-0.24	-0.48	
	-0.64	-0.72	-0.80	-0.88	-0.96	
5	1.36	1.44	1.44	1.52	1.60	A 相越限
	1.68	1.68	1.68	1.68	1.84	
	1.92	2.00	2.00	1.92	1.84	
6	-2.00	-1.76	-1.76	-1.68	-1.68	A 相越限
	-1.68	-1.68	-1.44	-1.36	-1.20	
	-1.20	-1.20	-1.20	-0.96	-0.80	
7	-0.96	-0.96	-0.88	-0.80	-0.72	B 相越限
	-0.64	-0.64	-0.56	-0.48	-0.40	
	-0.32	-0.24	-0.16	-0.08	0.00	
8	0.00	0.00	-0.08	-0.16	-0.16	B 相越限
	-0.24	-0.24	-0.32	-0.32	-0.40	
	-0.40	-0.48	-0.48	-0.64	-0.64	
9	1.12	1.04	1.04	1.04	1.04	B 相越限
	1.04	0.96	0.96	0.88	0.88	
	0.88	0.80	0.80	0.72	0.80	

4.1 基于 BP 神经网络的判据启动模型

4.1.1 模型的建立

这里选用三层 BP 网络，其中，隐含层神经元个数 n 和输入层神经元个数 n_1 近似关系为： $n=2n_1+1$ 。

(1) 网络设计

输入层节点数为 15，输出层节点数为 3，隐含层节点数为 31，其中，隐含层的神经元个数要随着网络训练情况作相应调整^[17]。

输入向量已经归一化处理，隐含层采用正切函数 $tansig$ 。由于输出模式是 0-1 模式，所以输出层采用对数函数 $logsig$ 。

(2) 训练网络

调整权值和阈值的大小，使网络的输出误差达到最小，从而满足应用要求。

训练函数是 `trainlm`, 该函数是利用 LM 算法对网络进行训练的, 通过如下代码调用训练函数。

```
net.trainParam.epochs=1000;
net.trainParam.goal=0.01;
LP.lr=0.1;
net=train(net,P,T).
```

注释: 该网络训练 1 000 次, 训练目标 0.01, 学习速率 0.1, P 和 T 分别为输入输出向量。

4.1.2 样本选取及检验

为了检验该 BP 网络的性能, 随机选取 3 组数据作为测试数据(表 2)。

表 2 BP 网络测试数据
Table 2 BP network test data

序号	特征样本					启动状态
1	0.48	0.56	0.64	0.64	0.80	正常
	0.88	0.96	0.96	0.96	1.04	
	1.12	1.28	1.28	1.28	1.20	
2	-1.12	-1.28	-1.28	-1.20	-1.28	A 相越限
	-1.36	-1.44	-1.52	-1.60	-1.52	
	-1.52	-1.68	-1.92	-1.92	-1.92	
3	0.08	0.24	0.32	0.40	0.40	B 相越限
	0.48	0.64	0.64	0.72	0.80	
	0.80	0.88	0.96	1.04	1.04	

输入 $Y = sim(net, P_test)$ 进行测试后, Matlab 输出结果(图 5)。

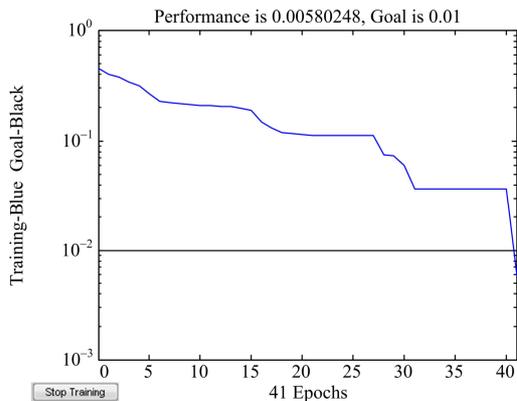


图 5 BP 网络训练结果

Fig. 5 Results of training BP network

$$Y = \begin{bmatrix} 0.997 & 0.0012 & 0.0000 \\ 0.0006 & 0.9995 & 0.0008 \\ 0.0018 & 0.0000 & 0.9999 \end{bmatrix}$$

根据欧氏范数理论, 这三次测试的误差是很小

的, 可以忽略不计, 所以结果近似为

$$Y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

可以看出, BP 神经网络模型可以判断出这三种状态。

4.2 基于 Elman 神经网络的判据启动模型

Elman 单隐层网络在这里可以很好地发挥作用, 隐含层神经元的个数对网络性能影响最大, 要进行多次尝试才能满足要求, 达到预期效果^[18]。

4.2.1 模型的建立

(1) 网络设计

输入层节点数为 15, 输出层节点数为 3, 隐含层节点数定为 25, 隐含层采用 `tansig` 函数, 输出层采用 `logsig` 函数, 利用 `newelm` 函数创建一个网络。

(2) 训练网络

```
net.trainParam.epochs=1000;
net.trainParam.goal=0.01;
net=train(net,P,T).
```

注释: 该网络训练 1 000 次, 训练目标 0.01, P 和 T 分别为输入输出向量。

4.2.2 样本选取及检验

本文是为了比较两种神经网络的优缺点, 所以样本选取应该保持一致, 但是为了更好地验证随机性, 所以把表 2 的后两组数据调换一下形成新的测试数据(表 3)来进行结果验证。

表 3 Elman 网络测试数据

Table 3 Elman network test data

序号	特征样本					启动状态
1	0.48	0.56	0.64	0.64	0.80	正常
	0.88	0.96	0.96	0.96	1.04	
	1.12	1.28	1.28	1.28	1.20	
2	0.08	0.24	0.32	0.40	0.40	A 相越限
	0.48	0.64	0.64	0.72	0.80	
	0.80	0.88	0.96	1.04	1.04	
3	-1.12	-1.28	-1.28	-1.20	-1.28	B 相越限
	-1.36	-1.44	-1.52	-1.60	-1.52	
	-1.52	-1.68	-1.92	-1.92	-1.92	

输入 $Y = sim(net, P_test)$ 进行测试后, Matlab 输出结果如图 6 所示。

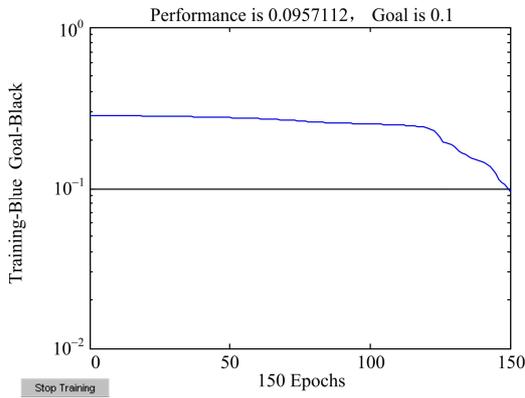


图 6 Elman 网络训练结果

Fig. 6 Results of training Elman network

$$Y = \begin{bmatrix} 0.9613 & 0.0863 & 0.4542 \\ 0.3690 & 0.2335 & 0.9606 \\ 0.1092 & 0.9632 & 0.0012 \end{bmatrix}$$

同样，测试误差很小，可以忽略不计，近似为

$$Y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

可以看出，Elman 神经网络模型可以判断出这三种状态。

4.3 与常规算法的比较

利用本文中所给的数据，利用章节 1 中的算法进行判据启动，利用表 2 的数据，同样采用二进制方式，下文所述的结果如下，误差图如图 7 所示。

$$Y = \begin{bmatrix} 0.885 & 0.0212 & 0.0126 \\ 0.0226 & 0.7895 & 0.0238 \\ 0.0018 & 0.0000 & 0.7899 \end{bmatrix}$$

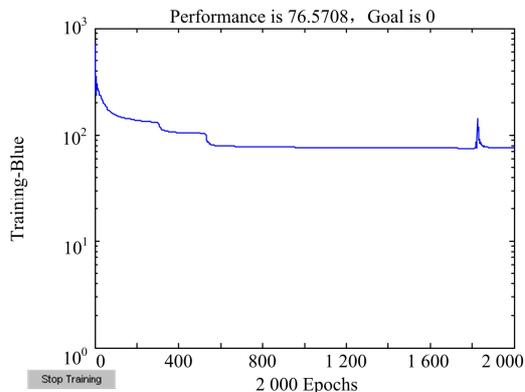


图 7 常规算法结果

Fig. 7 Conventional algorithm results

从矩阵式和误差图中可以看出，常规算法所得结果误差很平稳，但是误差很高，一直居高不下，所以基于 BP 和 Elman 算法很有优势。

5 模型的推广和优化

在前面的录波启动判据中，只有正常、A 相越限和 B 相越限三种启动模式，用二进制表示为 (1,0,0)、(0,1,0)、(0,0,1)，可以看出，每个向量中只有一个 1，也就是说，每种模式都是单启动模式，没有并发的模式，但实际情况下，电网运行是很复杂的过程，录波启动类型也不是单一的，如果给定一个未知的数据，诊断结果是(0,1,1)，那么可能就是 A、B 相越限并存的情况或者其他复杂情况。系统中要考虑的情况有很多，单一启动，并发启动等等，当然可能还有一些数据，这些数据在单一启动状态时，数据特性很明显，但是处于并发启动状态时，数据特性很有可能相互抵消，所以设计神经网络时，要采取多种方案来规避此类情况^[18]。

6 结语

为了现场故障录波设置的智能化，本文尝试使用神经网络对录波判据进行设定。BP 神经网络诊断误差较小，但是收敛速度较慢，会收敛到局部最小点，而且选择初始权值和阈值时要谨慎，否则会对网络造成很大影响，同时隐含层神经元的个数也要根据实际情况作相应调整。Elman 神经网络带有反馈环节，所以误差曲线相对平滑，具有较快的收敛速度，系统辨识精度高，但是和 BP 网络相比，诊断误差稍大，当然这并不影响工程应用。

在 220 kV 及其以上电压等级时，一般需要两台故障录波器，采样频率要求达到 5 kHz，采样时间要求为 100 ms，为了满足这种要求，一般采用 BP 神经网络。

在 110 kV 电压等级时，一般需要一台故障录波器，采样时间和采样频率要求比 220 kV 时低得多，这时一般采用 Elman 神经网络就可以满足录波要求。

参考文献

- [1] 耿建风. 智能变电站设计与应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2011.
GENG Jian-feng. Design and application of intelligent substation[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2011.
- [2] 覃剑. 智能变电站技术与实践[M]. 北京: 中国电力出版社, 2010.
TAN Jian. Intelligent substation technology and

- practice[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2010.
- [3] 高翔. 智能变电站技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2011.
GAO Xiang. Intelligent substation technology[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2011.
- [4] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009.
ZHANG De-feng. The application of MATLAB neural network design[M]. Beijing: China Machine Press, 2009.
- [5] 李天玉, 吴楠. 基于概率神经网络的异步电机故障诊断[J]. 电机与控制应用, 2013, 40(1): 35-39.
LI Tian-yu, WU Nan. Based on probabilistic neural network model for asynchronous motor fault diagnosis[J]. Electric Machines & Control Application, 2013, 40(1): 35-39.
- [6] 张浩, 和敬涵, 薄志谦, 等. 基于动态规划算法的故障恢复重构[J]. 电工技术学报, 2011, 26(12): 162-167.
ZHANG Hao, HE Jing-han, BO Zhi-qian, et al. Service restoration based on dynamic programming[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(12): 162-167.
- [7] 薛佳. 基于 DSP 的高压输电线路故障录波及测距装置的研究[D]. 包头: 内蒙古工业大学, 2009.
XUE Jia. Study on device for fault-recorder and fault location of HV transmission line based on DSP[D]. Baotou: Inner Mongolia University of Technology, 2009.
- [8] 赵成. 基于 IEC 61850 信息模型的故障录波数据通信的研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2010.
ZHAO Cheng. Research on communication of fault recording data in IEC 61850 information models[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2010.
- [9] 陈德. 500 kV 变电站故障录波综合分析系统设计与实现[D]. 北京: 华北电力大学, 2011.
CHEN De. Design and implementation of fault recording comprehensive analysis system in 500 kV substation[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2011.
- [10] 陈昊琳, 张国庆, 郭志忠. 故障录波器发展历程及现状分析[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(5): 148-152.
CHEN Hao-lin, ZHANG Guo-qing, GUO Zhi-zhong. Development and present situation analysis of fault recorder[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(5): 148-152.
- [11] 王旭红, 何怡刚. 基于小波包和 Elman 神经网络的异步电机转子断条故障诊断方法[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2010, 37(5): 45-48.
WANG Xu-hong, HE Yi-gang. Method of fault diagnosis for induction machine rotor broken bar based on wavelet package and Elman neural network[J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences, 2010, 37(5): 45-48.
- [12] 金华蓉, 苏茂钧, 高建琨, 等. 一种新型数字化故障录波及分析装置的实现[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(18): 116-119.
JIN Hua-rong, SU Mao-jun, GAO Jian-kun, et al. Realization of a new digital recorder and analyzer[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(18): 116-119.
- [13] 杨永标, 丁孝华, 黄国方, 等. 基于 IEC 61850 的数字化故障录波器的研制[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(13): 58-61.
YANG Yong-biao, DING Xiao-hua, HUANG Guo-fang, et al. Development of a digital fault recorder based on IEC 61850[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(13): 58-61.
- [14] 李俊刚, 王皖豫, 崔岱, 等. 故障录波装置中 IEC 61850 标准的研究与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(8): 97-99, 114.
LI Jun-gang, WANG Wan-yu, CUI Dai, et al. Research and application on IEC 61850 in fault recording device[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(8): 97-99, 114.
- [15] 李建刚, 任子晖, 刘延霞. 基于 Elman 神经网络矿用通风机故障诊断的研究[J]. 煤炭机械, 2011, 32(8): 250-253.
LI Jian-gang, REN Zi-hui, LIU Yan-xia. Research on fault diagnosis system of mine ventilator based on Elman neural network[J]. Coal Mine Machinery, 2011, 32(8): 250-253.
- [16] GAN C K, ZIN A A M, SHUKRI Z. COMTRADE-based fault information system for TNB substations[C] // TENCON 2005 IEEE Region 10, Melbourne: 2005: 1-6.
- [17] KIM J. Policy directions for the smart grid in Korea[J]. Power and Energy Magazine, IEEE, 2011, 9(1): 40-49.
- [18] YANG L, CROSSLEY P A, SUN X, et al. Protection performance testing in IEC 61850 based systems[C] // Developments in Power System Protection (DPSP 2010). Managing the Change, 10th IET International Conference on, Manchester, 2010: 1-5.

收稿日期: 2013-08-09; 修回日期: 2013-11-27

作者简介:

刘建华(1973-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为电力系统供电安全, 智能电器等;

李天玉(1990-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统及其自动化以及智能电网; E-mail: 1516222511@163.com

付娟娟(1991-), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力电子与电力传动。