

基于混合智能算法的直流输电线路故障测距方法

李小叶, 李永丽, 张烁

(智能电网教育部重点实验室(天津大学), 天津 300072)

摘要: 提出了一种基于混合智能算法的直流输电线路故障测距方法。利用神经网络算法对基于遗传算法的故障测距方法在线路两端故障时的测距结果进行了修正, 提高了线路两端故障的测距精度。该算法利用故障后线路双端的电压、电流量, 在时域内进行故障测距, 继承了基于遗传算法的故障测距方法的优点, 不受故障点位置与过渡电阻的影响, 且测距结果精度受线路参数偏差的影响较小。应用 PSCAD 仿真软件及 Matlab 对所提算法进行仿真实验, 仿真结果表明, 神经网络与遗传算法相结合, 可以实现直流输电线路全线范围内的准确故障测距。

关键词: 高压直流线路; 故障测距; 线路出口故障; 神经网络算法; 遗传算法

Fault location method based on hybrid intelligent algorithm for HVDC transmission line

LI Xiao-ye, LI Yong-li, ZHANG Shuo

(Key Laboratory of Smart Grid of Ministry of Education (Tianjin University), Tianjin 300072, China)

Abstract: A fault location method based on hybrid intelligent algorithm for high voltage direct current (HVDC) transmission line is proposed. It corrects the results of fault location method based on genetic algorithm by the way of neural network algorithm, with the ranging accuracy improved when there are faults at two terminals of transmission line. Inheriting the advantages of fault location method based on genetic algorithm, the proposed method can locate faults with two terminals' voltage and current of line in the time domain and is free from the effect of fault position and transition resistance. What's more, the influence on ranging accuracy by line parameters deviation is greatly reduced. The proposed method is simulated by PSCAD and MATLAB, the simulation results show that the proposed method is valid and the combination of neural network algorithm and genetic algorithm can locate the fault on HVDC transmission line accurately and quickly.

Key words: HVDC transmission line; fault location; two terminals' faults of transmission line; neural network algorithm; genetic algorithm

中图分类号: TM77 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)10-0108-06

0 引言

随着我国经济的飞速发展, 社会用电需求不断增大, 结合我国能源供需中心不平衡的国情, 长距离、大功率输电技术的发展成为我国电网建设中的重要一环。高压直流输电技术因其具有的传输距离长、控制性能好、损耗小、传输功率大等优点, 被越来越多地应用在电力系统中, 作为交流联网与长距离送电的主要手段^[1]。由于高压直流系统传输功率大, 线路故障将对供电系统稳定性构成严重威胁。同时高压直流输电线路的输电距离远, 沿途地形复杂, 天气条件变幻莫测, 这给线路故障测距增加了难度。因此, 研究快速精确的直流输电线路故障测距技术具有十分重要的意义。

目前直流输电线路故障测距主要采用行波故障测距^[2-4]。行波故障定位通过测量暂态行波在故障点与测量点之间的传输时间来实现故障测距, 其响应速度快, 理论上不受线路类型、故障类型、接地电阻和两侧系统参数等因素的影响, 具有较高的测距精度^[5-6]。但行波故障定位也存在一些缺点, 例如, 测距结果受制于故障行波波头检测的准确性。任何行波波头检测失败的情况都将导致行波故障测距将无法进行^[7-9]。

近年来, 一些非行波原理的直流输电线路故障测距方法被提出。文献^[10-12]给出了一种基于分布参数模型的直流输电线路时域故障测距方法。该方法利用两端电压、电流量分别从两端计算沿线电压分布, 并根据所计算的沿线电压分布在故障点处相

等进行故障定位。与行波法相比, 它可以利用故障过程中的任意一段数据实现故障定位, 对采样率的要求不高, 换流站录波器数据即可实现故障定位, 无须增加额外的设备。但是该算法的准确性会受到线路参数准确性的影响。

通常, 线路参数会受环境温度、湿度、地形等因素的影响, 尤其是线路长度与直流电阻值受环境温度的影响更为明显。而线路参数的精度很大程度上决定了故障测距结果的精度, 所以减少线路参数偏差的影响成了故障测距的一个关键要素。文献[13]提出的基于遗传算法的高压直流输电线路故障测距方法, 通过寻优的方式, 在包含线路参数真实值的一个大概范围即可实现故障测距。但是在目前录波器采样频率下, 遗传算法在线路两端出口发生接地故障时, 测量结果误差很大, 本文依据神经网络强的非线性处理能力, 使网络学习并记忆故障后相关电气量信息和故障点位置的对应关系, 对遗传算法的测距结果进行修正。

1 基于线路分布参数的时域故障测距方法

双极性直流输电线路的简易模型如图 1 所示。本文采用的是 Bergeron 线路模型, 当线路的电阻远小于线路的特征阻抗时, 该模型可以获得很高的仿真计算精度。

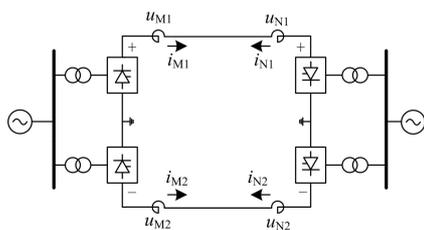


图 1 双极直流输电线路

Fig. 1 Bipolar HVDC transmission line

1.1 基于遗传算法的时域故障测距方法

遗传算法是一种模拟生物进化过程的全局优化算法, 通过选择淘汰、杂交变异、基因遗传等规律产生适应变化的优秀个体。其基本原理为: 首先给出一组初始解, 再把这组假设解置于问题的“环境”中并按“适者生存”原则求取适应度, 从中选择较适应环境的解群, 并通过交叉、变异过程产生更适应环境的新一代解群, 如此反复迭代, 最后收敛到最适应环境的解群即为问题的最优解^[14]。

基于分布参数模型的输电线路时域故障测距算法判据为由两端电气量计算得到的电压差最小, 可以看成是一种使目标函数值最小化的优化算法。因

此, 把线路参数特征阻抗 Z_c 、电阻率 r 、波速度 v 以及故障距离 x 同时作为变量, 这样就得到了一个多变量的优化求解问题。可以建立优化问题的模型为

$$\min w = \sum_{t_1}^{t_2} |u_k(Z_c, r, v, x, t) - u_k(Z_c, r, v, l-x, t)|$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} Z_{cL} \leq Z_c \leq Z_{cR} \\ r_L \leq r \leq r_R \\ v_L \leq v \leq v_R \\ 0 \leq x \leq L \end{cases} \quad (1)$$

其中: Z_c 、 r 、 v 的范围只需包含其真值即可; l 的范围为从 0 到线路全长, 取最小值的一组解为最优解, 其对应的为故障距离。变量的范围直接影响进化的速度, 范围越大, 进化速度越慢, 在可能的情况下, 应尽可能地减小变量范围。

遗传算法在不同采样频率下, 单极接地故障发生于不同位置时测距结果如表 1 所示。

表 1 遗传算法的测距结果

Table 1 Fault location results of genetic algorithm

故障 距离/km	误差绝对值/km		
	采样率 10 kHz	采样率 25 kHz	采样率 50 kHz
2	20.882 4	10.912 7	4.639 5
10	13.367 1	3.013 3	1.259 6
20	3.882 7	0.976 5	0.510 1
400	2.755 7	1.336 0	0.519 5
870	4.269 5	1.373 2	0.563 9
880	12.298 4	1.863 2	1.230 1
890	21.440 4	11.560 1	4.780 5

当线路出口发生故障时, 由于波过程主要为高频分量, 采样频率低会造成近故障端录波数据不准确, 从而造成测距结果有较大误差。由表 1 可以看出, 遗传算法测距误差受采样频率的影响。采样频率越高, 测距结果误差越小; 当采样频率较低时, 线路两端故障时测距误差明显增大。由于受工程实际中录波数据采样频率的限制(目前录波器在故障暂态过程中的最高采样频率为 10 kHz), 遗传算法在线路两端出口故障时测距结果误差较大, 测距出口死区的范围受采样频率的影响, 与线路总长度无关。

1.2 神经网络算法在时域故障测距方法中的应用

针对在一定采样频率下, 基于遗传算法的故障测距方法在线路出口发生接地故障时, 测距结果误差较大的问题, 本文利用遗传算法在线路两端故障

时的测距结果与两端换流站检测到的故障后电压、电流量作为神经网络的输入样本，并对神经网络训练、测试后建立故障测距神经网络模型。利用该模型输出修正量，以此为基础，修正分布参数模型的时域故障测距结果，继而求得更精确的故障距离。

多层神经网络包括一个输入层、一个或者多个隐含层(也称中间层)和一个输出层，其各层之间实行全连接，如图 2 所示。

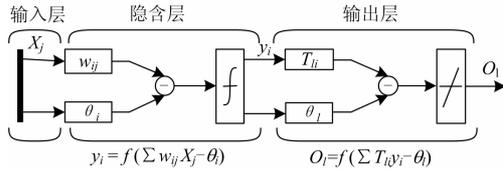


图 2 神经网络结构

Fig. 2 Structure of neural network

1.2.1 样本属性的选取与预处理^[15-17]

(1) 原始样本的选取

训练样本集应尽量覆盖整个故障模式空间，为此训练样本集形成时应考虑故障距离、故障过渡电阻、线路参数等因素^[13-14]。

输入样本属性选取为 (x, U_1, I_1, U_2, I_2) ， x 为遗传算法故障测距结果， $U_1、I_1$ 分别为换流站 1 的故障后电压、电流， $U_2、I_2$ 分别为换流站 2 的故障后电压、电流。

(2) 样本归一化处理

为使网络训练更加有效，对神经网络的输入、输出数据进行一定的预处理可以加快网络的训练速度。Matlab 提供的预处理方法有归一化处理、标准化处理和主成分分析。常采用的是归一化处理，即把输入、输出数据映射到 $[-1, 1]$ 范围内，训练结束后再映射到原数据范围。

1.2.2 神经网络模型的建立

根据神经网络的相关理论，对于任何在闭区间内的一个连续函数都可以用单隐层的神经网络逼近，因而一个三层神经网络可以完成任意的 n 维到 m 维的映射。这种网络具有很强的非线性映射能力，非常适合于非线性函数逼近。

本文选用的神经网络为 3 层结构^[18-19]。第 1 层为输入层，输入变量为遗传算法故障测距结果、两端换流站测量得到的故障后电压、电流；第 2 层为隐含层，传输函数为 `tansig`；第 3 层为输出层，输出值为对遗传算法测距结果的修正量，采用线性变换函数 `purelin`。本文利用 Matlab 的神经网络工具箱，创建了满足上述条件的神经网络结构。训练算法选用 `trainbr`，最大训练轮回数选择 10 000 次，目

标函数误差设定为 0.01。

1.3 基于混合智能算法的输电线路故障测距方法

神经网络算法能够充分逼近任意复杂的非线性关系，同时还有学习与适应严重不确定系统的动态特性。而遗传算法具有随机搜索和全局优化的特点，并且有较好的收敛性和稳定性。

将神经网络算法与遗传算法相结合，一方面继承了基于遗传算法的故障测距方法不受故障点位置与过渡电阻的影响，以及测距结果精度受线路参数偏差的影响较小的优点。另一方面，利用线路出口故障时遗传算法的测距结果训练神经网络，大大减少了建立故障测距神经网络模型所需的数据样本，可以快速拟合遗传算法测距结果与修正参数的非线性关系。

将神经网络算法与遗传算法相结合进行故障测距的主要步骤为：

- (1) 选取训练样本，训练神经网络，以获得遗传算法测距结果与修正参数的非线性映射关系。
- (2) 故障发生后，首先利用基于遗传算法的时域故障测距方法进行故障测距。
- (3) 判别测距结果是否为线路两端出口故障。若不是，则测距结束，输出遗传算法测距结果；若是，则利用故障测距神经网络模型对测距结果进行修正，输出修正后结果。

2 仿真实证

本文采用如图 1 所示仿真模型。 ± 500 kV 双极输电系统，输电线路采用依频模型。由于双极接地故障发生几率很小，故障类型选取 -500 kV 线路永久性接地故障。

采用 PSCAD/EMTDC 进行电力系统仿真，用 Matlab 进行算法仿真。在 PSCAD 仿真时，数据采样频率为 10 kHz。

神经网络算法原始样本的选取：

- ① 故障距离选取线路 MN 两端，从 M 端 0 到 50 km、842 km 到 890 km 之间(线路全长 891.491 km)选取故障点，变化步长为 2 km；
- ② 故障过渡电阻分别取 0、100 Ω 、300 Ω ；
- ③ 为了模拟气候和温度变化对线路参数的影响，取故障线路参数分别为正常(等于计算参数)、弧垂变化至 10 m(正常参数为 2 m)及直流电阻在 $\pm 50\%$ 之间变化三种情况。

经组合，便可生成神经网络模型的训练故障模式集。

为了研究混合智能算法的有效性，表 2 给出了单极接地故障发生于不同位置、经不同过渡电阻时

遗传算法与神经网络算法的测距结果。表 3 给出了输电线路弧垂为 10 m, 单极故障发生于不同位置、经不同过渡电阻时两种算法测距结果。表 4 给出了线路参数变化(模拟线路参数不准确), 单极故障发生于不同位置、经不同过渡电阻时两种算法的测距结果。

表 2 线路单极接地故障测距结果(计算参数时)

Table 2 Fault location results of monopole to ground fault

过渡电阻/ Ω	故障距离/ km	测距结果/km	
		遗传算法	神经网络
0	3	21.061 7	3.497 8
	21	23.937 9	21.135 8
	200	199.350 3	—
	446	444.868 9	—
	600	598.876 2	—
	873	867.936 0	875.643 2
	889	868.314 3	889.608 0
100	3	24.985 3	2.973 6
	21	25.043 6	21.635 0
	200	198.878 5	—
	446	444.422 3	—
	600	598.635 7	—
	873	866.621 6	870.400 1
	889	867.016 7	890.679 8
300	3	29.488 9	2.901 58
	21	30.390 7	21.358 1
	200	197.832 5	—
	446	444.297 8	—
	600	598.153 5	—
	873	863.504 1	876.195 4
	889	862.470 2	893.140 1

表 3 线路弧垂 10 m 时单极接地故障测距结果
(弧垂变化时)

Table 3 Fault location results with 10-meter sag of monopole to ground fault

过渡电阻/ Ω	故障距离/ km	测距结果/km	
		遗传算法	神经网络
100	3	24.705 8	2.200 0
	21	25.697 1	22.072 8
	200	201.047 2	—
	446	455.893 6	—
	600	598.799 6	—
	873	866.137 6	872.295 0
	889	867.297 6	892.627 7
300	3	27.189 1	2.322 6
	21	27.788 2	23.030 7
	200	202.158 6	—
	446	444.849 0	—
	600	598.976 8	—
	873	862.549 8	877.847 5
	889	865.076 9	896.670 3

表 4 线路直流电阻变化时测距结果

Table 4 Fault location results of different HVDC resistances

线路电阻 变化范围	故障距离/ km	测距结果/km	
		遗传算法	神经网络
+50%	3	24.802 7	3.259 0
	21	26.165 5	21.344 0
	200	199.844 1	—
	446	448.240 7	—
	600	603.768 6	—
	873	871.275 1	872.414 9
	889	870.935 1	889.503 0
	3	23.370 6	3.763 7
	21	24.588 9	20.973 5
	200	199.460 6	—
+20%	446	448.688 6	—
	600	600.133 5	—
	873	868.787 1	873.030 8
	889	869.157 6	891.001 9
	3	22.794 2	2.856 6
	21	23.267 2	21.702 8
	200	197.068 4	—
-20%	446	444.765 1	—
	600	598.079 7	—
	873	867.471 6	873.509 1
	889	867.693 8	889.785 9
	3	21.459 9	3.118 8
	21	21.619 8	21.206 3
	200	194.862 0	—
-50%	446	436.930 9	—
	600	592.573 0	—
	873	865.962 3	873.262 7
	889	866.171 1	888.959 5

由仿真结果可以看出:经神经网络算法修正后,线路两端故障时测距误差明显减小。线路参数准确时测量误差较小;当受环境影响线路参数不准确,以及经高阻接地时,测距误差均在 1%范围内。

在工程实际中,应根据现场录波数据采样频率,利用神经网络算法对基于遗传算法的故障测距方法在线路两端故障时的测距结果进行修正。为了验证该修正方法对采样频率是否敏感,用上述方法,在数据采样频率为 25 kHz 下,进行了仿真验证,仿真结果如表 5 所示。

由仿真结果可以看出:神经网络算法在不同的采样频率下,均可以对基于遗传算法的故障测距方法在线路两端故障时的测距结果进行修正,该方法

精度不受现场录波器采样频率的影响。

表 5 不同采样频率下线路单极接地故障测距结果

Table 5 Fault location results of monopole to ground fault under different sampling frequency

过渡电阻/ Ω	故障距离/ km	测距结果/km	
		采样率 10 kHz	采样率 25 kHz
0	3	3.497 8	3.105 6
	21	21.135 8	21.042 1
	873	875.643 2	873.578 6
	889	889.608 0	889.354 1
100	3	2.973 6	2.986 7
	21	21.635 0	21.620 4
	873	870.400 1	871.152 7
	889	890.679 8	890.015 2
300	3	2.901 58	2.957 6
	21	21.358 1	21.562 4
	873	876.195 4	872.541 6
	889	893.140 1	892.865 2

3 总结

针对采用录波器数据的基于遗传算法的故障测距方法在线路两端出口故障时测距结果误差较大的问题, 本文提出了一种基于混合智能算法的直流输电线路故障测距方法, 利用神经网络算法对遗传算法测距结果进行了修正, 提高了线路两端故障时的测距精度。

该混合智能算法, 继承了传统遗传算法的优点, 测距结果不受故障点位置与过渡电阻的影响, 并且测距结果精度受线路参数偏差的影响较小。

该混合智能算法适用性强, 可以实现直流输电线路在各种故障情况下的精确测距, 并且该修正方法测距精度不受现场录波器采样频率的影响。

参考文献

[1] 赵婉君. 高压直流输电工程技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2004: 1-25.
ZHAO Wan-jun. HVDC transmission technology[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2004: 1-25.

[2] 宋国兵, 蔡新雷, 高淑萍, 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, 2012, 40(5): 133-137.
SONG Guo-bing, CAI Xin-lei, GAO Shu-ping, et al. Survey of fault location research for HVDC transmission lines[J]. Power System Protection and Control, 2012,

40(5): 133-137.

[3] 薛士敏, 贺家李, 李永丽, 等. 输电线路统一行波理论分析[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(20): 32-35.
XUE Shi-min, HE Jia-li, LI Yong-li, et al. Analysis of unified traveling wave theory for transmission lines[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(20): 32-35.

[4] 覃剑, 葛维春, 邱金辉, 等. 输电线路单端行波测距法和双端行波测距法的对比[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(6): 92-95.
QIN Jian, GE Wei-chun, QIU Jin-hui, et al. Study on single terminal method and double terminal method of traveling wave fault location in transmission line[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(6): 92-95.

[5] 董新洲, 葛耀中, 贺家李, 等. 输电线路行波保护的现状与展望[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(10): 56-61.
DONG Xin-zhou, GE Yao-zhong, HE Jia-li, et al. Status quo and prospect of travelling waves protection of transmission line[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(10): 56-61.

[6] 王奎鑫, 祝成, 孙佳佳, 等. 输电线路组合行波测距方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(15): 82-86.
WANG Kui-xin, ZHU Cheng, SUN Jia-jia, et al. Research of combined traveling wave's fault location method on transmission lines[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(15): 82-86.

[7] 朱永利, 范新桥, 尹金良. 基于三点电流测量的输电线路行波故障定位新方法[J]. 电工技术学报, 2012, 27(3): 260-268.
ZHU Yong-li, FAN Xin-qiao, YIN Jin-liang. A new fault location scheme for transmission lines based on traveling waves of three measurements[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(3): 260-268.

[8] 徐敏, 蔡泽祥, 刘永浩, 等. 基于宽频信息的高压直流输电线路行波故障测距方法[J]. 电工技术学报, 2013, 28(1): 259-265.
XU Min, CAI Ze-xiang, LIU Yong-hao, et al. A novel fault location method for HVDC transmission line based on the broadband travelling wave information[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(1): 259-265.

[9] 翟永昌, 李永丽, 曾治安, 等. 高压输电线路的双端电气量综合测距方法[J]. 继电器, 2004, 32(15): 29-33.

- ZHAI Yong-chang, LI Yong-li, ZENG Zhi-an, et al. Integrative fault location method based on double-terminal information of high voltage transmission line[J]. Relay, 2004, 32(15): 29-33.
- [10] 罗显通, 罗建. 一种适于高阻接地的单端时域测距算法[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(8): 6-10.
LUO Xian-tong, LUO Jian. A time-domain fault location algorithm for high resistance grounding using one terminal data[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(8): 6-10.
- [11] 宋国兵, 周德生, 焦在滨, 等. 一种直流输电线路故障测距新原理[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(24): 57-61.
SONG Guo-bing, ZHOU De-sheng, JIAO Zai-bin, et al. A novel fault location principle for HVDC transmission line[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(24): 57-61.
- [12] SUONAN Jia-le, GAO Shu-ping, SONG Guo-bing, et al. A novel fault-location method for HVDC transmission lines[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2010, 25(2): 1203-1209.
- [13] LI Yong-li, ZHANG Shuo, LI Hong-bo, et al. A fault location method based on genetic algorithm for HVDC transmission line[J]. European Transactions on Electrical Power, 2012, 22(6): 866-878.
- [14] 刘涤尘, 杜新伟, 李媛, 等. 基于遗传算法的高压长线路双端故障测距研究[J]. 高电压技术, 2007, 33(3): 21-25.
LIU Di-chen, DU Xin-wei, LI Yuan, et al. Fault location using two-terminal data for HV & long transmission line based on genetic algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(3): 21-25.
- [15] 束洪春, 邬乾晋, 张广斌, 等. 神经网络的单端行波故障测距方法[J]. 中国电机工程报, 2011, 31(4): 85-92.
SHU Hong-chun, WU Qian-jin, ZHANG Guang-bin, et al. Single terminal traveling wave fault location method based on ANN[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(4): 85-92.
- [16] 彭敏放, 沈美娥, 贺建飏, 等. 容差电路软故障检测与定位[J]. 电工技术学报, 2009, 24(3): 222-228.
PENG Min-fang, SHEN Mei-e, HE Jian-biao, et al. Soft-fault detection and location for circuits with tolerance[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(3): 222-228.
- [17] 余晓丹, 刘众仆, 王钢, 等. 应用模糊神经网络实现故障测距[J]. 中国电力, 1998, 31(3): 10-13.
YU Xiao-dan, LIU Zhong-pu, WANG Gang, et al. Application of fuzzy neural network on fault location[J]. Electric Power, 1998, 31(3): 10-13.
- [18] 刘凤霞, 刘前进. 基于模糊神经网络的故障测距[J]. 电力自动化设备, 2006, 26(5): 32-34.
LIU Feng-xia, LIU Qian-jin. Fault locating based on fuzzy neural network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2006, 26(5): 32-34.
- [19] 张帆, 潘贞存, 马姗姗, 等. 基于小波和神经网络的配电网故障测距算法[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(22): 83-87.
ZHANG Fan, PAN Zhen-cun, MA Shan-shan, et al. Fault location algorithm based on wavelet transform and neural network in distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(22): 83-87.

收稿日期: 2013-07-06; 修回日期: 2013-10-22

作者简介:

李小叶(1989-), 女, 硕士在读, 研究方向为电力系统保护与控制; E-mail: lixiaoye1989@126.com

李永丽(1963-), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电力系统故障与微机保护;

张烁(1984-), 男, 博士在读, 研究方向为电力系统保护与控制。