

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181222

基于半监督支持向量机的电压暂降源定位

吕干云¹, 蒋小伟¹, 郝思鹏¹, 林芬², 程浩忠², 章心因¹, 李军¹

(1. 南京工程学院电力工程学院, 江苏 南京 211167;

2. 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室(上海交通大学), 上海 200240)

摘要: 电压暂降源定位对解决相应供用电双方纠纷及责任认定等起到重要作用。针对现有暂降源定位方法的准确率低、含源位置信息的电压暂降监测数据非常有限且不易获取等问题, 提出了一种基于半监督支持向量机(SVM)的电压暂降源定位方法。首先分析了现有源定位方法的定位机理和判据, 然后通过支持向量机结合多个定位特征量, 利用二分类思想在高维定位特征空间内构建上下游分类面。最后运用半监督 SVM 充分利用大量无暂降源位置标签的电压暂降监测数据, 不断优化上下游定位的分类面, 从而实现少量标签数据下电压暂降源的优化定位。实验结果表明, 在少量标签数据下, 该方法定位准确率高, 能可靠定位出各类电压暂降源位置。

关键词: 电压暂降; 源定位; 半监督支持向量机; 标签数据

Location of voltage sag source based on semi-supervised SVM

LÜ Ganyun¹, JIANG Xiaowei¹, HAO Sipeng¹, LIN Fen², CHENG Haozhong², ZHANG Xinyin¹, LI Jun¹

(1. School of Electric Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China; 2. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Transformation (Shanghai Jiaotong University), Shanghai 200240, China)

Abstract: The location of voltage sag source plays an important role in solving the disputes and identifying responsibility between two power supply companies. In view of the situation that using a single location feature does not have high location accuracy, and the voltage sag data with location information is very limited and difficult to obtain, this paper proposes a new method based on semi-supervised Support Vector Machine (SVM) to locate the voltage sag source based on the thought of intelligent classification. Firstly, the location mechanism and criteria of existing source location methods are analyzed and compared. Then this paper combines multiple location features and uses the idea of two classifications to locate upstream and downstream in the high-dimensional location feature spaces. Finally, in order to make full use of a large number of untagged sag monitoring data, the semi-supervised SVM is used for optimizing the upstream and downstream optimal classification planes, and thus can achieve improved sources location performance under a small amount of tag data. The simulation results show that the method has high location accuracy and can locate kinds of sag sources reliably under a small amount of tag data.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51577086).

Key words: voltage sag; source location; semi-supervised support vector machine; tagged data

0 引言

电压暂降是指供电电压有效值快速下降到额定值的10%~90%, 其典型持续时间为0.5~30个周波^[1]。近年来, 电压暂降对电力系统及敏感用户存

在巨大危害和严重经济损失, 已成为电力系统中重要的电能质量问题之一^[2]。电压暂降源定位有助于解决供用电双方经济纠纷和责任划分问题。电压暂降源定位主要是根据源位置敏感的定位特征量判断电压暂降源位于监测装置的上游或下游^[3], 如图1所示, 参照有功潮流的方向, 如果故障发生在监测装置M的左边, 称暂降源位于监测装置M的上游; 如果故障发生在M的右边, 则称暂降源位于监测装置的下游。近年来, 国内外学者针对该课题已开展

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51577086); 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室开放课题资助(2016AA02); 江苏“六大人才高峰”、江苏高校“青蓝工程”项目资助

了较多的研究, 如扰动功率法^[4]及其改进方法^[5-6]、系统轨迹斜率法^[7-8]、等效阻抗实部法^[9]、实部电流法^[10-11]、距离继电器法^[12]、内阻抗极性法^[13]、复阻抗法^[14]等。上述几种方法均采用单一特征判据定位, 某些情况下易定位错误。多变量回归模型、状态估计法等多监测点法能较好地定位暂降源相对准确的位置, 但其需要较多 PQ 监测器及确定其最佳位置^[15-17]。使用多特征量的暂降源综合定位^[18-20]提出综合判断方法, 为该领域提供了新的思路, 但其往往需要大量有暂降源位置信息的历史监测数据来保证其准确率, 而大量实际监测数据中电压暂降源的位置信息未知, 而有电压暂降源位置信息的数据获取较困难、成本高。近年来, 半监督学习在少量标签样本数据下, 通过综合利用少量有标签和大量无标签样本数据来不断提高其泛化能力, 已逐步成为当前机器学习和模式识别的重要研究领域之一^[21-22]。

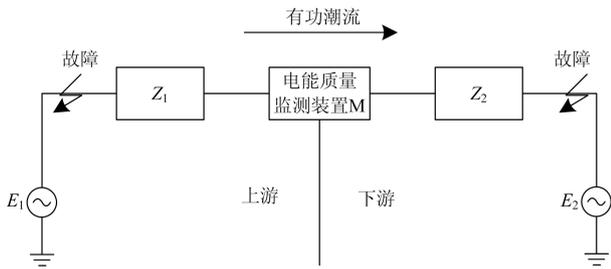


图 1 电压暂降源定位原理图

Fig. 1 Diagram of voltage sag source location

本文首先利用经典定位法提取多个定位判据特征量, 并构建多维定位特征空间, 并由半监督 SVM 充分利用大量无源位置信息的暂降样本数据, 实现具有更好的泛化能力的电压暂降源优化定位, 在少量标签历史数据下达到了较理想的定位效果。

1 定位原理分析

根据单一定位特征量进行上下游定位, 由于不能全面利用暂降发生时多种定位特征, 易导致上下游定位错误。电压暂降源定位, 是根据电压暂降源位置敏感的定位特征量来确定电压暂降源位于监测装置的上游或下游, 本质为机器学习的二分类问题, 如图 2 所示。

半监督机器学习中, 其训练样本为少量有源位置标签和大量无源位置标签的混合样本集, 如图 3 所示。其中, 图中空心正方形和圆分别为无源位置标签的下游和上游样本数据, 实心正方形和圆分别为有源位置标签的下游和上游样本数据。L1 为仅利用有源位置标签的数据样本集训练得到的最优分类面, L2 为利用混合数据样本集训练得到的最优分类

面。与传统监督学习仅利用实心标签样本相比, 半监督学习在混合样本集学习过程中充分利用无源位置标签的样本数据, 并将其所持有的分类信息转移到分类器 L2 中, 不断改进优化分类器, 使其具有更好的泛化性能, 能更准确地分类上下游。

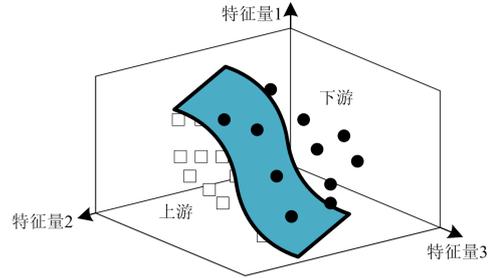


图 2 二分类源定位原理

Fig. 2 Source location by two classifications

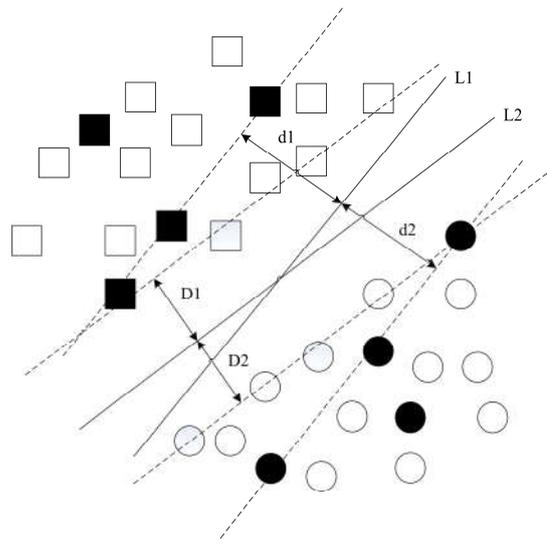


图 3 最优分类面示意图

Fig. 3 Optimal classification

设有电压暂降源位置标签的样本数据集为 $G = \{(x_i, y_i), \dots, (x_l, y_l) \mid i = l\}$, $x_i \in R^d$, 无源位置标签的样本数据集为 $G^* = \{x_1^*, \dots, x_n^*\}$, 其中 l 为有源位置标签的训练样本总数, n 为标签类别的数据样本总数, y_i 为分类类别, d 为各训练样本向量的维数。半监督 SVM 的识别学习优化模型为

$$\begin{cases} \min & \Phi(w, \xi_j, \xi_j^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c_1 \sum_{i=1}^l \xi_i^2 + c_2 \sum_{j=1}^n (\xi_j^*)^2 \\ \text{s.t.} & y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad \xi_i \geq 0 \\ & y_j^*(w \cdot x_j^* + b) \geq 1 - \xi_j^* \quad \xi_j^* \geq 0 \\ & \forall i = 1, \dots, l, \forall j = 1, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

式中: c_1 为有源位置标签样本集上的惩罚因子; c_2 为无源位置标签样本在训练过程中的惩罚因子; ξ_i

和 ξ_j^* 分别为有源位置标签样本 x_i 和无源位置标签样本 x_j^* 对应的误差变量。半监督 SVM 的判别函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) + \sum_{j=1}^n \beta_j y_j^* K(x, x_j^*) + b \quad (2)$$

其对应的决策函数为

$$f'(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) + \sum_{j=1}^n \beta_j y_j^* K(x, x_j^*) + b) \quad (3)$$

为了充分利用大量且易获取但暂降源位置信息未知的电压暂降监测数据，我们引入了区域标注法^[23]，其基本思想为：运用基于无标签样本判别函数值的区域标注法，选取可信度高的无暂降源位置标签的测试数据作为标记对象，并迭代地对无暂降源位置标签的样本数据进行标注，再将已标记出暂降源位置标签的样本数据加入到原始有暂降位置标签的训练样本集。区域标注法的基本公式为

$$\begin{cases} d_1 \leq f(x_i^*) \leq \max \\ \min \leq f(x_i^*) \leq d_2 \end{cases} \quad (4)$$

在迭代过程中，对符合上公式的无标签暂降监测数据标记正标签，对符合下公式的无标签暂降监测数据标记负标签。式中， \max 、 \min 分别为在分类超平面间隔内所有无标签暂降监测数据的判别函数最大值和最小值，具体公式如下：

$$\begin{cases} \max = \max \{f(x_i^*)\} \\ \text{s.t. } 0 < f(x_i^*) < 1 \\ \min = \min \{f(x_i^*)\} \\ \text{s.t. } -1 < f(x_i^*) < 0 \end{cases} \quad (5)$$

d_1 、 d_2 分别为在分类超平面间隔内无标签暂降监测数据判别函数的平均值，具体公式如下：

$$\begin{cases} d_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_+} f(x_i^*)}{n_+}, \forall_{i=1}^{n_+}, 0 < f(x_i^*) < 1 \\ d_2 = \frac{\sum_{i=1}^{n_-} f(x_i^*)}{n_-}, \forall_{i=1}^{n_-}, -1 < f(x_i^*) < 0 \end{cases} \quad (6)$$

如果在区域标注之后的迭代分类识别中，出现一个或者多个已标记过标签的初始无标签暂降监测数据对应的标签与现在分类超平面分类识别出的标签相反，就将产生这一现象的已标记过标签的初始无标签暂降监测数据从训练样本集中移除，并去除标签加入到无标签暂降监测数据中，再进入下一轮的迭代。

2 定位步骤

利用半监督 SVM 来实现电压暂降源上下游定位，具体步骤包括定位特征量提取、网络训练、数据测试。定位流程如图 4。

(1) 定位特征量提取

考虑到不同定位特征量之间的相关性、有效性和高维特征分类面存在的复杂性，本文利用 STFT 对各类电压暂降信号中暂降最严重相的电压/电流值进行时频分析，再根据扰动视在功率法、等效阻抗实部法、实部电流法、距离阻抗继电法、系统轨迹斜率法等几种经典定位法原理依次计算出源位置敏感信息的多个定位特征量，包括扰动视在功率 (D_S)、等效阻抗实部 (Z_e)、实部电流 (I)、系统轨迹斜率 (S_S) 和视在阻抗 (Z_T)，并建立作为上下游分类的多重定位特征向量。

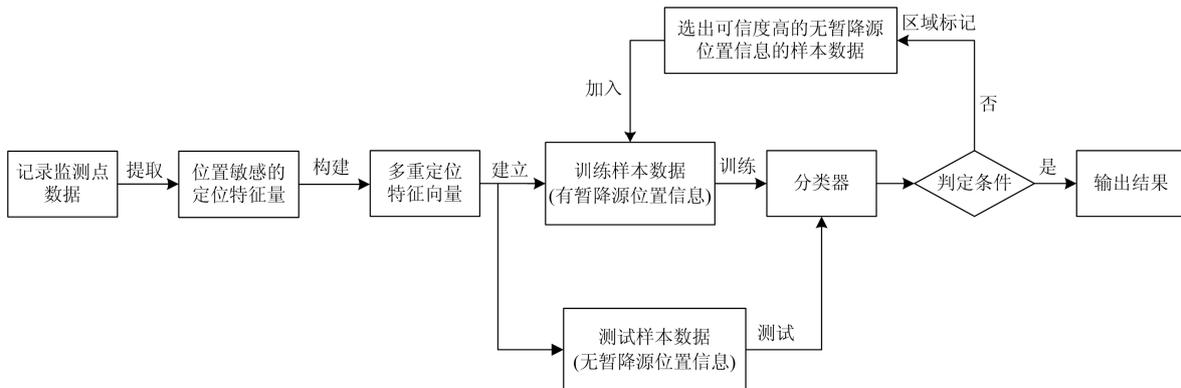


图 4 基于半监督 SVM 的源定位流程图

Fig. 4 Flowchart of source location based on semi-supervised SVM

(2) 网络训练

本文通过仿真与实验，多次采集监测点处暂降

前后的电压/电流值，提取出上述的多重定位特征向量，并构建出训练样本数据和测试样本数据。在构

建分类器前, 设置位于监测装置下游的暂降训练样本数据输出 1, 位于监测装置上游的暂降训练样本数据输出-1。通过半监督 SVM 在高维定位特征空间内建立上下游的最优分类面。

(3) 数据测试

将测试样本数据输入到训练好的分类器中, 根据半监督 SVM 进行上下游分类识别, 进而实现暂降源的优化定位。

3 仿真实验与结果分析

根据 IEEE33 节点模型建立各类电压暂降源的仿真模型, 同时考虑到负荷动态特性对源定位的影响加入了动态负荷模型。通过随机设置故障类型和位置、感应电机启动位置及容量、变投运压器位置和容量、线路及负荷等参数, 共产生 600 组电压暂降事件, 上、下游数据各 300 组。表 1 为五种经典定位法的部分定位结果。

表 1 部分上下游样本数据

Table 1 Upstream and downstream sample data

序号	扰动视在功率(D_s)	等效阻抗实部(Z_e)	实部电流(I)	距离阻抗继电器(Z_r)	系统轨迹斜率(S_s)	
1#	1.371	-0.127 4	4.112	0.097 1	-5.944	
下	2#	-0.181 4	-0.289 6	3.073	0.016 14	-2.364
游	3#	-0.531 4	-0.321 3	3.095	0.005 416	-2.051
	4#	2.128	-0.049 01	2.766	0.313 3	-16.35
5#	-0.506 5	2.050	-0.465 9	0.476 6	0.477 71	
上	6#	-0.077 64	3.189	-0.042 54	1	0.302 7
游	7#	-0.068 14	3.657	-0.037 2	0.999 8	0.269 6
	8#	-0.163 6	-3.127 37	0.115 6	0.511 1	-0.341 1

由表 1 可发现, 2#和 3#样本的扰动视在功率法定位结果与实际下游方位相反。8#的等效阻抗实部、实部电流、距离阻抗继电器、系统轨迹斜率的定位结果都与实际暂降方位相反。5#、7#的距离阻抗继电器法的定位结果也与实际暂降方位相反。

实验中从暂降事件数据中随机选取 15 组上游、15 组下游数据组成有标签的训练样本集, 其余事件数据组成无暂降源位置信息的定位测试样本集。本文选用 RBF 核函数 SVM: $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma)$, 核宽度为正、负类之间的平均距离, $C_1=100, C_2=0.1$ 。三维定位特征空间下的电压暂降源上、下游定位结果如图 5 所示。

几种电压暂降源定位法的定位结果如表 2 所示。由表 2 可知, 采用多重定位特征量的传统 SVM

和半监督 SVM 的定位准确率都比单一定位特征量的准确率要高, 传统 SVM 定位准确率为 92%, 半监督 SVM 定位准确率为 97.5%。这是因为传统 SVM 和半监督 SVM 均利用多重判据的综合特征信息, 可更加全面地利用暂降期间所有的暂降特性, 能更有效地实现电压暂降源的精确定位。

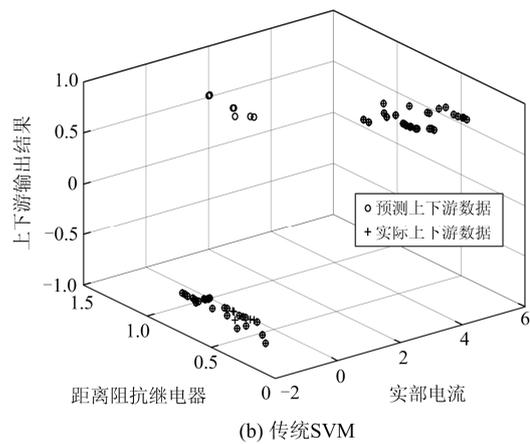
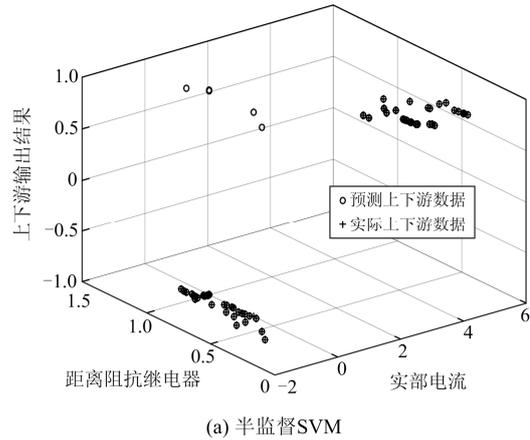


图 5 上下游定位结果分布

Fig. 5 Distribution of upstream and downstream location results

表 2 几种定位方法的准确率对比

Table 2 Accuracy comparison of location methods

定位法	D_s	Z_e	I	Z_r	S_s	传统 SVM	半监督 SVM
定位准确率/%	81.8	71.5	75.5	69.3	73.3	92.0	97.5

为了进一步分析对比在含暂降源位置信息的暂降样本数据稀缺条件下传统 SVM 和半监督 SVM 的定位准确率, 实验中依次从每类暂降数据中随机选取 1、5、10、15、20、25 组上、下游暂降数据组成有标签的定位训练样本集, 其余上下游暂降数据组成无标签的定位测试样本集。表 3 为不同标签样

本数下的定位准确率结果和消耗时间结果。

表 3 定位效果对比

Table 3 Performance comparison of location methods

有标签样本数		1	5	10	30	40	50
定位准确率/ %	传统 SVM	78.8	85	88.7	92	94.2	95.8
	半监督 SVM	89.5	92.8	95.5	97.5	98.7	98.8
计算耗时/ ms	传统 SVM	58	77	98	112	141	149
	半监督 SVM	233	259	273	285	286	297

由表 3 可知, 随着有暂降源位置标签信息的样本数据增加, 传统 SVM 和半监督 SVM 的定位准确率都有所提高, 但半监督 SVM 的定位准确率始终比传统 SVM 的高, 当标签数据较充分时, 传统 SVM 与半监督 SVM 的定位准确率都很高, 差别较小, 传统 SVM 定位准确率达 95.8%, 半监督 SVM 准确率达 98.8%。而在有暂降源位置标签信息的样本数据较少时, 半监督 SVM 则具有明显的优势, 标签样本数为 1 时, 半监督 SVM 定位准确度达 89.5%, 基本能有效完成各类电压暂降源准确定位, 而传统 SVM 只有 78.8%。因此, 在有暂降源位置信息的电压暂降监测数据稀缺的情况下, 半监督 SVM 定位比传统 SVM 定位具有很大的优势。另外, 由表 3 得出, 在计算耗上半监督 SVM 与传统 SVM 相差不大, 在 0.3 s 内, 对于事故分析在可接受范围内。

4 结论

电压暂降源定位的关键就是根据定位特征量判断暂降源位于监测装置的哪一侧。针对采用单一特征量定位精确率低和综合法需要大量有标签历史数据的问题, 本文采用多个定位特征量建立多重定位判据, 并运用半监督 SVM 在少量有暂降源位置信息的电压暂降监测数据下对其上、下游进行分类学习, 在高维特征空间内建立区分上下游的最优分类面, 通过运用大量无暂降源位置标签的样本数据来不断改进优化初始最优分类面, 实现对各类电压暂降源的优化定位。实验结果表明, 该方法能更有效地实现各类电压暂降源的准确定位, 特别是已知源位置信息的电压暂降监测数据稀缺情况下具有很大的优势, 可有效运用于电力系统电能质量监测诊断系统。

参考文献

[1] 程浩忠. 电能质量概论[M]. 北京: 中国电力出版社, 2013.

[2] 甄晓晨, 陶顺, 肖湘宁, 等. 电压暂降的工厂级经济损失评估模型研究[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(12): 104-111.
ZHEN Xiaochen, TAO Shun, XIAO Xiangning, et al. An evaluation model of plant-level economic loss due to voltage dips[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(12): 104-111.

[3] 吕干云, 孙维蒙, 汪晓东, 等. 电力系统电压暂降源定位方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(23): 241-245.
LÜ Ganyun, SUN Weimeng, WANG Xiaodong, et al. Review on methods for voltage sag source location in power system[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(23): 241-245.

[4] PARSONS A C, GRADY W M, POWERS E J, et al. A direction finder for power quality disturbances based upon disturbance power and energy[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2000, 15(3): 1081-1086.

[5] 张文涛, 王成山. 基于改进扰动功率和能量法的暂态扰动定位[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(8): 31-34.
ZHANG Wentao, WANG Chengshan. Transient disturbance location based on improved disturbances power and energy method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(8): 31-34.

[6] KONG Wei, DONG Xinzhou, CHEN Zhe. Voltage sag source location based on instantaneous energy detection[J]. Electric Power Systems Research, 2008, 78(3): 1889-1898.

[7] LI C, TAYJASANANT T, XU W, et al. Method for voltage-sag-source detection by investigating slope of the system trajectory[J]. IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution, 2003, 150(3): 367-372.

[8] 楼书氢. 配电网中电压暂降源的识别与定位[D]. 北京: 华北电力大学, 2007.
LOU Shuqing. The identification and location of voltage sag sources in distribution networks[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2007.

[9] TAYJASANANT T, LI Chun, XU W. Resistance signal-based method for voltage sag source detection[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(4): 25-44.

[10] HAMZAH N, MOHAMED A, HUSSAIN A. A new approach to locate the voltage sag source using real current component[J]. Electric Power Systems Research, 2004, 72(2): 113-123.

[11] HAMZAH A, HUSSAIN M A. Development of new

- algorithm for voltage sag source location[C] // IMECS 2009, March 18-20, 2009, Hong Kong, China.
- [12] PRADHAN A K, ROUTRAY A. Applying distance relay for voltage sag source detection[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(3): 529-531.
- [13] YI T, JIE H, HAO L, et al. Method for voltage sag source location based on the internal resistance sign in a single-port network[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2016, 10(7):1720-1727.
- [14] 程志友, 王雪菲, 徐佳. 一种基于复阻抗的电压暂降定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(4): 149-154.
CHENG Zhiyou, WANG Xuefei, XU Jia. A voltage sag detection method based on complex impedance[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(4): 149-154.
- [15] 付锦, 丁蓝, 苟长松. 基于仿电磁学算法的电压暂降状态估计[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(10): 98-103.
FU Jin, DING Lan, GOU Changsong. Voltage sag state estimation based on electromagnetism-like mechanism[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(10): 98-103.
- [16] KAZEMI A, MOHAMED A, SHAREEF H. A new method for determining voltage sag source locations by using multivariable regression coefficients[J]. Journal of Applied Sciences, 2011, 11(15): 2734-2743.
- [17] 郎福龙, 田立军, 王滕藤. 基于电压暂降监测点优化配置的同轴松弛凹陷域分析[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(18): 96-101.
LANG Fulong, TIAN Lijun, WANG Tengting. An analysis to the concentric relaxation vulnerability area of voltage sag based on optimal allocation of voltage sag monitors[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(18): 98-101.
- [18] 刘颖英, 王同勋, 冯丹丹, 等. 基于多重判据的电压暂降故障源定位方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 103-111.
LIU Yingying, WANG Tongxun, FENG Dandan, et al. Fault source localization method based on multiple criteria for voltage dips[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 103-111.
- [19] DU X, SUN H, YI H, et al. A voltage sag source locating method with multiple screening criterions considering voltage measurement errors[C] // 2018 IEEE International Power Electronics and Application Conference and Exposition (PEAC), 2018, Shenzhen, China: 1-4.
- [20] 龙海超, 欧阳森, 张华赢. 基于 BP 神经网络的电网电压暂降源定位方法[J]. 电力科学与技术学报, 2017, 32(2): 62-69.
LONG Haichao, OUYANG Sen, ZHANG Huaying. A novel location method of power grid voltage sag source with BP neural network[J]. Electric Power Science and Technology, 2017, 32(2): 62-69.
- [21] 刘建伟, 刘媛, 罗雄麟. 半监督学习方法[J]. 计算机学报, 2015(8): 1592-1617.
LIU Jianwei, LIU Yuan, LUO Xionglin. Semi-supervised learning method[J]. Chinese Journal of Computers, 2015(8): 1592-1617.
- [22] CHEN K, WANG S. Semi-supervised learning via regularized boosting working on multiple semi-supervised assumptions[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 33(1): 129-143.
- [23] 刘星, 刘家俊, 李获鼎, 等. 基于向量处理器的二维图像的连通区域标记方法、处理器和系统: 中国, CN 101615242 A[P]. 2009.
LIU Xing, LIU Jiajun, LI Huoding, et al. Connected area labeling method, processor and system for two-dimensional image based on vector processor: China, CN 101615242 A [P]. 2009.

收稿日期: 2018-09-27; 修回日期: 2018-12-13

作者简介:

吕干云(1976—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为电能质量分析和控制, 分布式电源接入优化, 人工智能技术在电力系统中的应用; E-mail: ganyun_lv@njit.edu.cn

蒋小伟(1991—), 男, 硕士研究生, 研究方向为分布式电源与电压暂降; E-mail: 18651745953@163.com

郝思鹏(1971—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力系统低频振荡、主动配电网等。E-mail: 63301300@qq.com

(编辑 魏小丽)