

DOI:10.12158/j.2096-3203.2019.03.006

# SVM在中压配网停电事件补全中的应用研究

张波<sup>1</sup>, 肖坚红<sup>1</sup>, 梁晓伟<sup>2</sup>, 疏奇奇<sup>2</sup>, 张良<sup>3</sup>, 隋仕伟<sup>3</sup>(1. 国网安徽省电力有限公司, 安徽 合肥 230022; 2. 国网安徽省电力有限公司  
电力科学研究院, 安徽 合肥 230601; 3. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 211106)

**摘要:**应用大数据平台深入挖掘计量数据对配电网的运行支撑是当前电网重要研究方向,文中应用支持向量机(SVM)算法研究中压配网停电事件补全方法,解决停电事件准确统计难题。首先总结中压配电网的5类停电事件,接着重点研究了SVM补全方法,给出停电事件补全思路,5类停电事件的SVM补全模型构建方法,并提出了涵盖配电网模型构建、SVM模型构建、SVM求解及故障类型判断的补全流程,然后从工程应用角度,设计了补全模块与用电信息采集等各相关系统间的业务关系框架并进行数据分析架构设计。最后以安徽黄山等4家地市公司为例进行了实践应用分析,验证了文中研究方法可极大提升停电事件统计的及时性和准确性。

**关键词:**中压配电网;停电补全;大数据平台;支持向量机;停电事件完整率

**中图分类号:**TM935

**文献标志码:**A

**文章编号:**2096-3203(2019)03-0034-07

## 0 引言

可靠性指标是配网运行的重要评估参数。由于配电网规模大、覆盖面广,设备运行环境比较恶劣,采集装置质量参差不齐,停电事件采集终端存在漏报的情况,推送至监测主站的数据完整率不足70%,此外部分电力公司出于考核压力甚至会出现谎报的现象。停电事件的漏报、误报、错报及谎报影响了地区配电网可靠性指标的准确统计,影响了配网可靠运行能力的提升<sup>[1-5]</sup>。

随着用电信息采集系统(文中简称用采系统)全覆盖的完成,充分发挥用采系统的数据集成、存储和高效计算能力,挖掘智能电表非计量作用,深化智能电表等负荷运行数据在中低压配网故障研判、拓扑校验、异常用电等方面的应用开始引发广泛关注<sup>[6-9]</sup>。通过分析漏报的中压停电事件,发现约80%是因装置本身功能问题导致采集失败,但是多数停电事件能够采集到电压、电流等负荷运行数据,帮助甄别用户实际停电发生情况,可以作为事件补全的突破点,因此,现场人员尝试利用用户负荷数据对采集停电事件进行分析补全,但补全规则仅基于简单的逻辑规则和工程经验,如线路上游停电则下游一定停电,某线路70%用户停电即认为该线路全线停电等,研判的智能性亟须解决。

配网停电补全的理论研究当前学术论文中鲜

收稿日期:2018-12-08;修回日期:2019-01-07

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2016YFB0901100);  
国家电网有限公司总部科技项目“基于大数据技术的智能采集实时分析与辅助决策功能优化完善研究”

有涉及,多数研究集中在利用短路瞬态特征量针对某一故障类型进行判断及故障发生点的定位<sup>[10-11]</sup>,文中以用采系统的大数据平台为基础,研究了基于支持向量机(support vector machine, SVM)算法的停电事件补全方法。SVM是一种监督学习下的数据分类、模式识别、回归分析模型,具有强大的数学基础及理论支撑,已经广泛应用于机器学习、模式识别、模式分类等领域<sup>[12]</sup>。在电力领域主要用于电力设备故障分析、线路故障类型分析、负荷预测、电能质量评估等<sup>[13-16]</sup>。文献[13]利用SVM模糊积分方法对电网故障类型进行辨识;文献[14-16]通过故障瞬态特征量提取的方式,研究了利用SVM判断变压器的故障类型及高压线路的故障类型和位置的判断;文献[17-18]研究了电网停电故障判断的系统设计与应用。

文中创新性地将SVM算法应用在台区停电事件补全中,进行了停电事件类型分析和停电事件补全思路设计,基于SVM二值分类思想构建中压配网5种类型停电事件的向量机,并提出完整的停电事件补全流程,进行了补全模块的应用建设方案设计,最后以安徽黄山、宣城、蚌埠、淮南4家地市公司为例进行了实践应用分析。

## 1 停电事件类型

如图1所示,根据中压配网的的形态特征分析<sup>[19]</sup>,结合停电事件的影响面和电网运维管理要求,中压配网停电事件总结为5种类型:(1) A类变电站停电,由于变压器设备故障或上级停电,导致整个中压变压器辐射区全停电;(2) B类线路停电,

线路首端出线柜开关断开,导致整条线路失电;(3) C类线段停电,线路中间某环网柜开关跳闸,导致线路某一段停电;(4) D类专变用户停电,单台专变用户专变停电,多台专变用户所有专变均停电;(5) E类低压用户停电,公变台区停电。台区停电事件补全,即利用各公专变采集终端获取的量测数据,针对每一次停电事件进行定位,停电类型校验和纠正,并对系统中缺失停电事件数据补全。

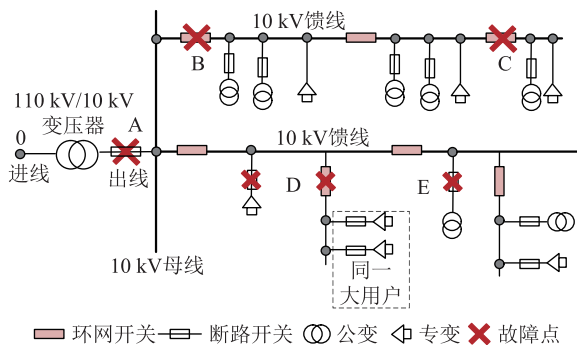


图1 停电事件类型

Fig.1 Power failure event types

## 2 SVM 停电事件补全方法

### 2.1 停电事件补全思路

如图2所示,基于用采系统的停电事件补全主要包含三部分:

(1) 停电事件的收集和完整性分析。系统接收采集终端通过光纤网系统上送的停电事件,并利用大数据流处理技术进行事件有效性分析,归集待研判补全事件。

(2) 基于SVM进行停电事件补全。对待补全事件,利用SVM技术进行向量机建模,集成负荷运行数据、拓扑数据,开关变位数据等,利用分布式并行计算技术(SPARK)进行分析计算,形成研判结果。

(3) 停电事件研判补全后,利用分布式存储技术(HBASE)进行数据存储,并将完整的停电事件结果推送至电能质量系统,进行可靠性指标统计和分析。

### 2.2 SVM 的算法思想

SVM是一个 $N$ 维空间中以距离最大为目标函数,建立最大分割超平面,将数据分隔在超平面两边的算法。图3中描绘了其基本思想。其中“+”、“-”代表不同类型样本,寻求最优分类线将两类正确分开,且保证有最大的分类间隔,实现错误风险最小化<sup>[20]</sup>。

设输入分类样本为 $x_i, i=1,2,\dots,l, x_i \in \mathbf{R}^d$ ;期

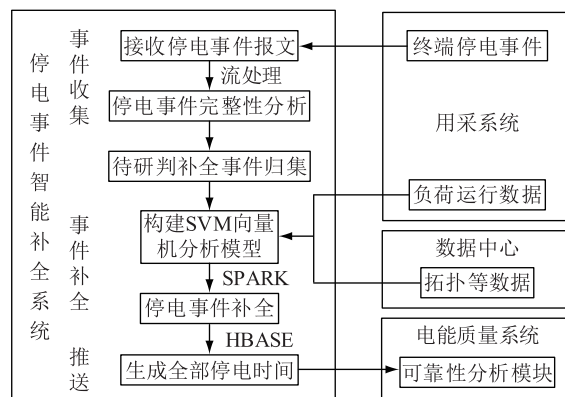


图2 停电事件分析补全思路

Fig.2 Power failure event completion ideas

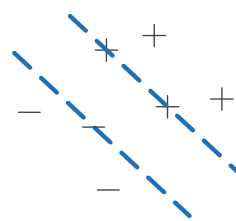


图3 最优分类示意

Fig.3 Optimal classification diagram

望输出为 $y_i \in \{+1, -1\}$ ，“+”，“-”两类分别用“+1”，“-1”表示。线性函数在空间中的一般表示形式为：

$$f(x) = \vec{w} \cdot \vec{x} + b \quad (1)$$

式中： $\vec{w}$ 为垂直于“街道”的向量； $\vec{x}$ 为样本向量； $\vec{w} \cdot \vec{x}$ 为样本在 $\vec{w}$ 的距离； $b$ 为截距。

分类面方程可用 $f(x) = 0$ 表示,归一化处理函数后使得所有样本均处于 $|f(x)| \geq 1$ ,即满足以下约束:

$$y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1 \geq 0 \quad (2)$$

代入可计算最优化分类间隔为 $2/\|\vec{w}\|$ ,目标函数转化为:

$$\varphi(\vec{w}) = \max(\|\vec{w}\|^2/2) \quad (3)$$

对于目标函数,约束条件均为线性,转化为二次规划问题求解。通过定义拉格朗日函数及映射函数,将问题从低维不可分转换为高维空间的线性可分问题。优化求解可转化为:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j a_i a_j K(X_i, X_j) - \sum_{i=1}^n a_i \quad (4)$$

其中, $0 \leq a_i \leq c, c$ 为惩罚因子。只有选择最佳的核函数来构造相应的SVM,才能更有效地处理模式分类,文中研究的故障分类机所选的核函数为径向基函数,即为:

$$K(X_i, X_j) = \exp(-\gamma \|X_i - X_j\|)^2 \quad (5)$$

式(4)可转换为最小化问题:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j a_i a_j \times \exp(-\gamma \|X_i - X_j\|)^2 - \sum_{i=1}^n a_i \quad (6)$$

其中,  $0 \leq a_i \leq c$ ,  $\sum_{i=1}^n y_i a_i = 0$ , 最小值取决于式中的  $c$  和  $\gamma$ ,  $\gamma$  为核参量, 这 2 个参量是向量机训练建模的关键参量。

### 2.3 SVM 补全模型构建

5 种停电类型主要从影响面进行划分, 针对 5 种类型停电事件分别建立对应的 SVM 进行判断, 判断因子的选取既要充分表征问题, 同时尽量简化数据量减轻计算负担。5 种类型向量机量测点的选择原则为:

(1) A 类变压器停电, 每个出线柜各一条分支出线首端各选取 1 个专或公变量测点;

(2) B 类线路停电, 该出线首、末、中各选取 1 个专或公变量测点, 其他邻近两出线选 1 个专或公变量测点;

(3) C 类线段停电, 判断点前后各选 1 个专或公变量测点;

(4) D 类专变用户停电, 专变用户所有的箱变均是量测点, 邻近 1 个专或公变量测点;

(5) E 类低压用户停电, 单个公变的量测点, 邻近选择 1 专变或公变量测。

上述各量测点需要采集的数据有: 停复电事件; 当日 96 点量测数据: 最大电压、电流及功率; 平均电压、电流及功率; 最小电压、电流及功率; 其中 D、E 类型邻近量测点选取平均电压、电流、功率。对于停电事件的判断, 主要基于量测点的采集终端的停复电事件及电压数据, 但为了减少终端漏采、误采数据对故障位置的判断, 增加电流和功率数据。

数据维数过大会影响向量机的处理速度, 甚至带来维数灾难, 而对于停电故障的判断, 强相关因素起主要作用, 其他则是辅助因素, 因此考虑通过主成分分析的数据降维方法降低数据组的维度<sup>[21-22]</sup>。

如 E 类向量机, 初始数据维数为 13 维, 利用主成分分析方法进行降维。以保留 95% 的数据信息成分为降维目标, 前 4 个主要成分的主要信息贡献率分别是 55.6%, 22.8%, 16.3% 及 4.5%, 累计贡献率已达 99.2%, 13 维数据可以降低到 4 维数据成分即可满足要求。

### 2.4 停电事件补全流程

基于 SVM 的停电事件补全过程包括向量机训

练及向量机分析应用。其中向量机训练为利用先验数据样本进行训练模型参数生成, 分析步骤为步骤(1)一(3)。基于向量机停电补全的应用流程如图 4 所示。主要包含以下 5 个步骤:

(1) 配网模型构建。通过配电生产管理系统 (power production management system, PMS) 及营销系统导入中压配网拓扑数据, 及各量测点的档案台账信息, 构建完整的配网电网模型。

(2) 向量机模型构建, 从配电变压器根节点开始, 根据 2.2 节的向量机模型构建方法, 分别确定各节点的向量机类型; 并利用量测数据选取的原则, 获取量测点和量测数据, 形成该节点向量机 SVM 构建的原始判断因子;

(3) 向量机的求解分析, 该部分包括数据归一化处理, 数据降维和 SVM 向量机分析 3 个步骤。数据降维形成涵盖原信息量 95% 以上的低维数据组, 作为向量机的输入; 利用 SVM 对每个节点进行判断, 确定故障是否发生, 是为 1, 否为 -1;

(4) 故障类型判断及合并。从配电节点、出线柜节点、环网柜节点、公变节点、专变节点的顺序, 利用步骤(1)一(3)对该配网中所有节点逐一进行判断; 对停电故障事件进行合并, 前级事件合并后级事件, 即若 A 事件发生, 则进行 B\C\D\E 事件肯定都发生, 最后输出的结果是 A; 或者若 C 发生, 则部分 D 或 E 事件会发生, 则结果输出仍为 C 事件。确定最终的停电事件和类型。

(5) 根究研判结果进行系统中停电事件记录数据的纠错及补全。

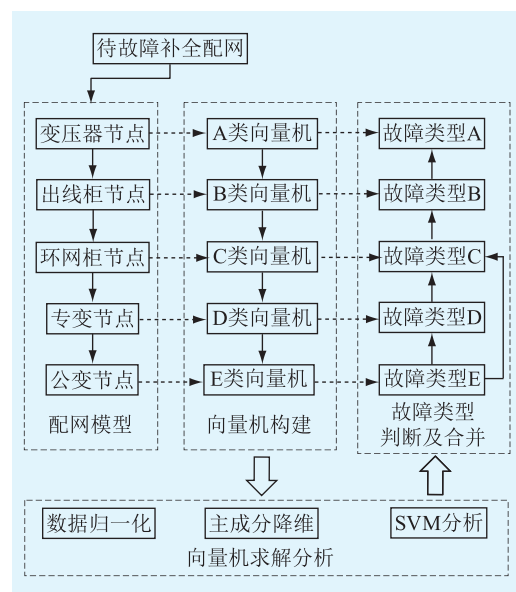


图 4 基于 SVM 的补全流程

Fig.4 SVM-based completion flow chart

### 3 补全模块建设方案

#### 3.1 业务关系框架

补全模块以用采系统为基础进行开发,并集成于用采系统的大数据平台之上,业务框架如图5所示。

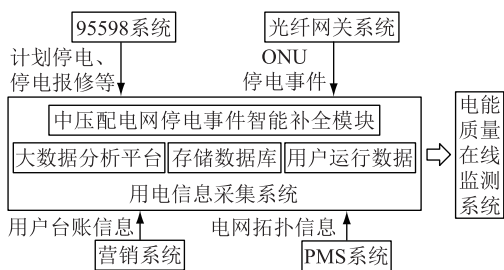


图5 补全模块业务框架

Fig.5 Framework completion module with other systems

(1) 用采系统:提供线路、专公台区用户档案;终端原始停上电事件,用户电压、电流、功率等负荷信息,及业扩报装流程信息。实现数据存储、分析、处理功能。

(2) PMS系统:提供线路、公变设备基础台账,电网拓扑模型,提供10 kV 馈线出现开关状态信息、馈线电流。

(3) 95598系统:提供向外发布的计划、故障停电,及故障抢修处理结果等信息。

(4) 光纤网关系系统:提供光纤通信的集中器掉电信息,即台区停电事件。

(5) 电能质量在线监测系统(简称电能质量系统):专变基础台帐信息来自营销,公变基础台帐信息来自PMS系统,电能质量系统实现与营销、PMS档案台账对应;接收用采系统自动推送的停电事件,统计供电可靠性指标。

#### 3.2 数据分析架构

停电事件智能补全模块涉及多个系统业务数据的集成与分析,如用采系统每天上报的停电数据超过10万条,实时负荷记录超过3500条,传统“IOE”服务器组建架构无法满足对全省配网停电事件分析需要。因此需要基于用采大数据平台,进行补全模块的数据分析架构设计,如图6所示。

(1) 通过接口程序实现用采系统与其他营配系统的数据贯通,并将最终补全分析结果推送到电能质量系统中。

(2) 利用大数据平台的实时计算能力进行停电事件的有效性和完整性判断,利用流处理技术对停电事件的完整性进行处理,筛选待补全的停电事件。

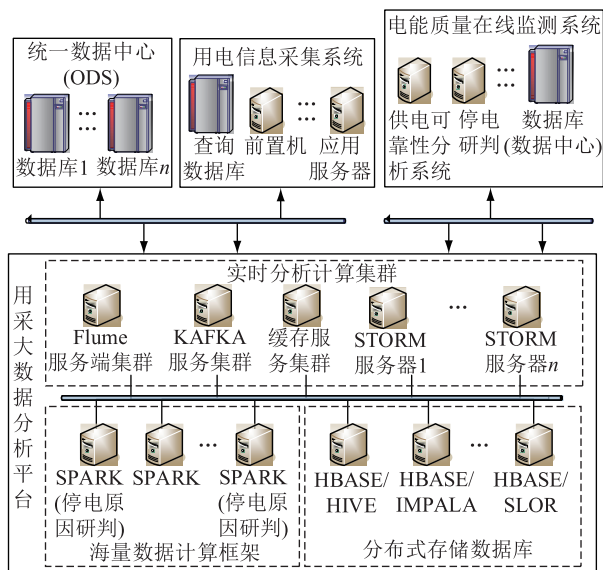


图6 基于用采系统的数据分析系统架构

Fig.6 Data analysis architecture based on AMI system

(3) 利用大数据平台的分布式并行计算技术(SPARK)对负荷电压、电流特征进行判断,实现对异常停电事件的研判和补全。

(4) 利用大数据平台分布式存储技术,对停电补全的过程数据和结果数据进行按需存储,方便电能质量系统的快速抽调。

### 4 应用分析

中压配网停电事件智能补全模块2016年7月开始在安徽全省进行上线应用,上线后经过2年的实践和改进,已大幅提升了安徽地区停电事件的上报完整率。在黄山、宣城、蚌埠、淮南4家地市公司中,随机抽取4447个用户,进行停电事件补全应用的对比分析。

#### 4.1 停电情况分析

2016年5月,针对所抽取的4447个试点用户,进行了原始事件数据采集成功率分析。从终端计量信号采集、停电记录上传、停电信息转换、可靠性停电事件上传等各环节进行核查和比对,统计待补全的数据占比,查找数据丢失的环节和原因。

统计结果显示,最终生成可靠性停电事件的有2877个用户,其余用户均出现一定程度的异常,具体的终端停电事件上传完备率分析见表1。

#### 4.2 停电补全方法

##### 4.2.1 经验补全法

中压配网停电事件智能补全模块建设之初,补全方法主要依赖拓扑关系及工程经验,5种停电类型的补全规则为:

(1) A 变压器停电,PMS上传的开关状态或2

表1 终端停电事件上传完备率分析  
Table 1 Analysis of completion rate of terminal power outage events

序号	类别	问题描述	用户个数	占比/%
1	正常		2 877	64.77
2	采集装置	采集装置停上电模块功能异常	1 121	25.2
3	系统接口	系统之间传输环节数据丢失	372	8.37
4	台帐	可靠性台帐错误	19	0.43
5		其他问题	58	1.31

条线路停电;

(2) B 线路停电,线路上 70% 用户停电即认为全停电;

(3) C 线段停电,该线段下 2 户停电即认为全停电;上下游线段停电则该线段停电;

(4) D 专变用户停电,所有采集点电流小于 < 5% 额定电流,电压小于 < 60% 额定电压;

(5) E 低压用户停电,采集点电流小于 < 5% 额定电流,电压小于 < 60% 额定电压。

#### 4.2.2 SVM 补全法

基于 SVM 算法的停电事件补全方法,分析思路和方法步骤见前文,首先进行向量机训练,然后再对测试数据进行补全分析。向量机训练过程中要针对每一类向量机,利用网格参数寻优的方法找到最优的惩罚因子  $c$  和核参量  $\gamma$ ,图 7 为 E 型向量机的参数寻优过程,其中 2 个参数的最优值分别是  $c = 0.125$ ,  $\gamma = 0.5$ ,最佳分类准确率为 100%。

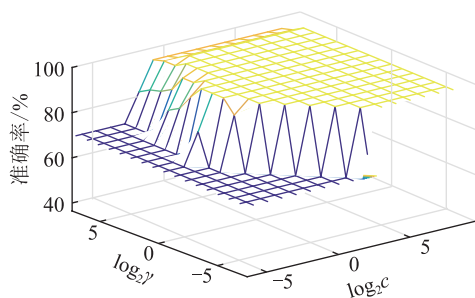


图 7 E 型向量机参数寻优过程

Fig.7 E-type vector machine parameter optimization process

#### 4.3 应用效果分析

应用以上 2 种补全方法,针对试点对象中采集失败的 1 570 个用户进行补全对比研究。试点补全结果如表 2 所示。2 种补全方法补全后的完整率相对于最初的 64.77% 均有大幅提升,经验补全方法达到 90.67%,而 SVM 方法可达 97.7%,但在分析计算时间上,由于 SVM 方法计算过程比经验法更复杂,总分析时长约是经验法的 1.5 倍。

表 2 停电事件补全效果对比

Table 2 Comparison of power-off event completion effects

方法	补全户数	补全率/%	补全后的完整率/%	分析时间/s
经验补全法	1 155	73.57	90.67	19.87
SVM 补全法	1 468	93.50	97.70	28.56

分析表 2 可知,2 种补全方法均不能实现 100% 的补全,进一步可知无法补全的事件主要是台账信息错误,或是通信问题导致同点的用采数据也没有采集成功,补全时缺少必要的判断数据,进一步地提升需要现场排查配合。

图 8 为黄山、宣城、蚌埠、淮南 4 家地市公司近 3 年的停电事件完整率的统计分析。可见,在 2016 年 7 月系统上线之前,停电事件完整率基本在 50% ~ 60% 之间,系统上线之后,停电完整率迅速提升,经过半年的调整完善,停电事件补全后的完整率基本稳定在 88% ~ 91% 之间。而在 2018 年应用 SVM 补全模块之后,补全完整率再次提升到 95% 之上,避开 6 ~ 7 月份的雷雨季节,多数时间可达 98% 以上。整体完整率由年平均 55% 跃升至 97%。有效提升了数据统计的及时性和准确性,大大减少了人工维护的工作量。

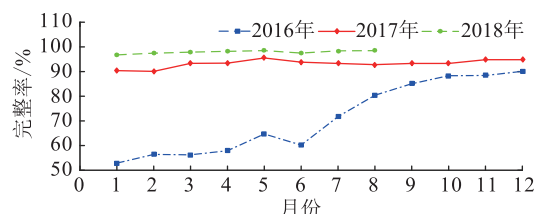


图 8 试点四地市总体停电事件完整率

Fig.8 Complete rate of overall blackout events in pilot cities

## 5 结语

针对中压配网停电事件采集完备率低,漏、误、谎、错报现象监管困难,文中研究了基于 SVM 的停电事件补全方法,详细研究了 5 类停电事件的向量机构建方法,包括各类向量机的量测点及数据源类型的选取,构建了涵盖配电网模型、SVM 模型、向量机 SVM 求解及故障类型判断的停电事件补全流程等。结合电网公司目前的业务系统及数据平台,进行了补全模块的建设方案设计。文中研究成果基于安徽公司的用采系统大数据分析平台进行了实践应用,有效提升了停电事件准确率与完整率,在电力系统内具有通用性和推广性,可有效支撑配网可靠性指标的准确统计和分析。

## 参考文献:

- [1] 杨文丽. 计及可靠性评估的中压配电网规划方案比选[J]. 电力工程技术, 2018, 37(2):13-19,43.  
YANG Wenli. Comparison and selection of mv distribution network planning schemes considering reliability assessment[J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(2):13-19,43.
- [2] 欧林,赵晓龙,段祥骏,等. 计及信息系统故障的配电网可靠性分析[J]. 电力系统保护与控制,2017,45(15):104-111.  
OU Lin,ZHAO Xiaolong,DUAN Xiangjun,et al. Reliability analysis of distribution network considering the fault of information system[J]. Power System Protection and Control, 2017,45(15):104-111.
- [3] 文东山,暴英凯,章禹,等. 电力系统操作人因可靠性分析及其数据库系统研究[J]. 电力系统保护与控制,2017,45(11):35-42.  
WEN Dongshan,BAO Yingkai,ZHANG Yu,et al. Analysis of human reliability in power system operation and research on its database system[J]. Power System Protection and Control, 2017,45(11):35-42.
- [4] 余文辉,王凯琳,高松川. 供电可靠性关键指标分析方法及应用[J]. 广东电力,2017,30(7):121-125.  
YU Wenhui,WANG Kailin,GAO Songchuan. Analysis method for critical indicators of power supply reliability and its application[J]. Guangdong Electric Power,2017,30(7):121-125.
- [5] 胡江溢,祝恩国,杜新纲,等. 用电信息采集系统应用现状及发展趋势[J]. 电力系统自动化,2014(2):131-135.  
HU Jiangyi,ZHU Enguo,DU Xingang,et al. Application status and development trend of power consumption information collection system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014(2):131-135.
- [6] 钱立军,李新家. 用电信息采集系统中数据比对功能的实现及应用[J]. 江苏电机工程,2013(2):64-65,70.  
QIAN Lijun,LI Xinjia. Power usage information acquisition data accuracy automatic confirmation technology and its application[J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2013(2):64-65,70.
- [7] 武文广,王朝亮,叶方彬,等. 用电信息采集系统多业务高效协同处理关键技术[J]. 智慧电力,2017,45(11):78-84.  
WU Wenguang,WANG Chaoliang,YE Fangbin,et al. Key technologies in high efficiency coprocessing of multi-service for power consumption information acquisition system[J]. Smart Power,2017,45(11):78-84.
- [8] 范开俊,徐丙垠,董俊,等. 基于智能终端逐级查询的馈线拓扑识别方法[J]. 电力系统自动化,2015,39(11):180-185.  
FAN Kaijun,XU Binggen,DONG Jun,et al. Identification method for feeder topology based on successive polling of smart terminal unit[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015,39(11):180-185.
- [9] 应俊,梅军,王勇,等. 配电主站馈线拓扑模型校核方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2018,46(7):83-89.  
YING Jun,MEI Jun,WANG Yong,et al. Research on verification method of feeder topology model for distribution main station[J]. Power System Protection and Control,2018,46(7):83-89.
- [10] 刘科研,吴心忠,石琛,等. 基于数据挖掘的配电网故障风险预警[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):148-153.  
LIU Keyan,WU Xinzhong,SHI Chen,et al. Fault risk early warning of distribution network based on data mining[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018,38(5):148-153.
- [11] 宋杰,谢海宁,杨增辉,等. 基于多源异构数据挖掘的配电网故障信息统计分析[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(3):141-147.  
SONG Jie,XIE Haining,YANG Zenghui,et al. Statistical analysis of the distribution fault based on multiple source and isomerism data mining technology[J]. Power System Protection & Control, 2016,44(3):141-147.
- [12] 胡伟,李勇,曹一家,等. 基于 LOF 和 SVM 的智能配电网故障辨识方法[J]. 电力自动化设备,2016,36(6):7-12.  
HU Wei,LI Yong,CAO Yijia,et al. Fault identification based on LOF and SVM for smart distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016,36(6):7-12.
- [13] 边莉,边晨源. 采用交叉熵支持向量机和模糊积分的电网故障诊断[J]. 电机与控制学报,2016,20(2):112-120.  
BIAN Li,BIAN Chenyuan. Fault diagnosis of power networks applying CE-SVM and fuzzy integral fusion[J]. Electric Machines & Control, 2016,20(2):112-120.
- [14] 韩世军,朱菊,毛吉贵,等. 基于粒子群优化支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电测与仪表,2014,51(11):71-75,90.  
HAN Shijun,ZHU Ju,MAO Jigui,et al. Fault diagnosis of transformer based on particle swarm optimization-based support vector machine[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2014,51(11):71-75,90.
- [15] 郭创新,朱承治,张琳,等. 应用多分类多核学习支持向量机的变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报,2010,30(13):128-134.  
GUO Chuangxin,ZHU Chengzhi,ZHANG Lin,et al. A fault diagnosis method for power transformer based on multiclass multiple-kernel learning support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE,2010,30(13):128-134.
- [16] 吕干云,程浩忠,董立新,等. 基于多级支持向量机分类器的电力变压器故障识别[J]. 电力系统及其自动化学报,2005,17(1):19-22.  
LYU Ganyun,CHENG Haozhong,DONG Lixin,et al. Fault diagnosis of power transformer based on multi-layer SVM classifier[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2005,17(1):19-22.
- [17] 游大宁,瞿寒冰,霍健,等. 配网抢修指挥故障研判策略研究[J]. 电力系统保护与控制,2018(13):84-91.  
YOU Daning,QU Hanbing,HUO Jian,et al. Research on fault analysis and identification strategy for distribution network[J]. Power System Protection & Control, 2018(13):84-91.
- [18] 文乐斌,张小易,袁宇波. 基于 SCADA 实时数据的配电网故障智能诊断统计系统研究[J]. 华东电力,2013,41(12):2514-2517.

- WEN Lebin, ZHANG Xiaoyi, YUAN Yubo. Statistics system for distribution network intelligent fault diagnosis based on scada real-time data[J]. East China Electric Power, 2013, 41(12):2514-2517.
- [19] 向驰,石文娟,于伟,等. 新型城镇配电网形态特征及典型供电模式[J]. 江苏电机工程,2016,35(3):64-67,70.  
XIANG Chi, SHI Wenjuan, YU Wei, et al. The distribution network morphological characteristics and typical power supply modes for the new-type towns[J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2016, 35(3):64-67,70.
- [20] 李林峰,孙长银. 基于FCM聚类与SVM的电力系统短期负荷预测[J]. 江苏电机工程,2007(3):47-50.  
LI Linfeng, SUN Changyin. Power system short-term load forecasting based on fuzzy-c mean clustering algorithm and support vector machines[J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2007(3):47-50.
- [21] 蒋浩,洪丽,张国江. 主成分分析结合神经网络的光伏发电量预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2013, 25(6):101-105.  
JIANG Hao, HONG Li, ZHANG Guojiang. PV generation system forecasting model based on neural network and principal components analysis [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2013, 25(6):101-105.
- [22] 王冬,杨永标,高辉,等. 基于主成分分析法的电力用户节能减排因素相关性分析[J]. 电器与能效管理技术, 2015(12):66-69.  
WANG Dong, YANG Yongbiao, GAO Hui, et al. Correlation analysis on energy conservation and emission reduction for electricity consumers based on principal component analysis[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2015(12):66-69.

作者简介:



张波

张波(1967),男,硕士,高级工程师,从事电力营销工作;

肖坚红(1964),女,学士,高级工程师,从事用电信息采集,营配贯通等工作(E-mail: xiaojh1182@ah.sgcc.com.cn);

梁晓伟(1982),男,硕士,工程师,从事用电信息采集工作。

## Power outage event completion method based on SVM for MV distribution network

ZHANG Bo<sup>1</sup>, XIAO Jianhong<sup>1</sup>, LIANG Xiaowei<sup>1</sup>, SHU Qiqi<sup>2</sup>, ZHANG Liang<sup>3</sup>, SUI Shiwei<sup>3</sup>

(1. Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 230022, China; 2. State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd.

Research Institute, Hefei 230601, China; 3. NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China)

**Abstract:** Deeply research metering data with the big data analysis platform for the distribution network operation is one of the key research directions in the power grid currently. Power outage event completion method based on SVM algorithm to solve accurate statistical problems for MV distribution network was researched in this paper. Firstly, based on summarizing the five types of power outages in the MV distribution network, the SVM completion method is mainly researched. And the power outage event completion idea based on SVM and a full-process of SVM completion model construction method for the five types of power outage events are given. Besides, the completion process of distribution network model construction, vector machine SVM construction, vector machine SVM solution and judgment of fault type are proposed. Then, the business relationship framework among the complementary modules and other related systems, the data analysis architecture based on the big data platform are designed from the perspective of engineering application. Finally, take the application of Anhui Huangshan and other three cities as an example, it verifies that the completion method can greatly improve the timeliness and accuracy of power failure event collection.

**Keywords:** medium voltage (MV) distribution network; power outage completion; big data analysis platform; support vector machine(SVM); the power outage event completion rate

(编辑 方晶)