

# 基于大数据的配电网故障诊断预测模型设计

程晓磊,王鹏,王渊,赵嘉冬

(内蒙古电力经济技术研究院,内蒙古 呼和浩特 010090)

**摘要:**针对传统基于无线传感器的配电网故障检测模型对大数据环境下的配电网故障数据存在诊断准确率低、故障诊断耗时较长以及经济效益较低的问题,设计基于大数据的配电网故障诊断预测模型,其采用RS-IA模型对大规模故障信息进行智能搜索,计算出最优约简得到决策规则,实现对配电网故障发生位置的初步定位。采用基于模糊积分的故障诊断预测模型,根据初步诊断结果确定发生故障的候选元件及模糊测度值,根据拓扑信息以及元件的诊断结果形成不同相关联度的支持度集合,采用模糊积分融合技术确定模糊积分值构成故障可能性指标集合,根据该指标确定配电网故障发生的准确位置。实验结果说明,所设计模型能提高大规模配电网故障诊断的精度,缩短诊断用时,提高配电网的安全性。

**关键词:**大数据;配电网;故障诊断;预测模型;模糊积分;预处理

**中图分类号:**TM76 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd22297

## Design of Fault Diagnosis and Prediction Model for Distribution Network Based on Large Data

CHENG Xiaolei, WANG Peng, WANG Yuan, ZHAO Jiadong

(Inner Mongolia Electric Power Economics and Technology Research Institute,  
Hohhot 010090, Nei Monggol, China)

**Abstract:** The fault data of distribution network based on traditional wireless sensor fault detection model is based on large data environment, which is low in diagnostic accuracy, time-consuming in fault diagnosis and poor in economy. A distribution network fault diagnosis model based on large data was designed, which makes use of the intelligent searching ability of RS-IA for large-scale fault information and the optimal reduction of calculation decision rules to realize the initial location of distribution network fault. The fault diagnosis and prediction model based on fuzzy integral determines the candidate component faults and fuzzy measure values according to the preliminary diagnosis results, forms the related support set of different components according to the topological information and diagnosis results, determines the fuzzy integral value set of fault probability index by using the fuzzy integral fusion technology, determines the accurate distribution position of fault in the network according to the index. The experimental results show that the design model can improve the accuracy of the fault diagnosis of the large-scale distribution network, shorten the diagnosis time and improve the safety of the distribution network.

**Key words:** large data; distribution network; fault diagnosis; prediction model; fuzzy integral; preprocessing

随着社会经济的发展和人民生活水平的不断提高,电力系统能够直接影响人们的日常生活,配电网使用者对电网的安全性和可靠性的要求越来越高。随着人口数量的剧增,电荷负载不断加重,导致配电网中的数据量呈现海量增长趋势。大数据环境对电网结构造成对配电网故障诊断和预测的难度逐渐增大,配电网的安全问题日益突出<sup>[1]</sup>,配电网安全事故频频发生。构建可

以预测大数据环境下配电网故障发生位置的故障诊断模型是提高配电网可靠性和安全性的重要手段<sup>[2]</sup>。传统基于无线传感器的配电网故障诊断预测模型,对大数据环境下的配电网数据实施诊断过程中,存在故障位置判断不准确且耗费大量时间、配电网的经济效益较低的严重问题<sup>[3]</sup>。因此,文章设计基于大数据的配电网故障诊断预测模型,增强对配电网故障检测的正确率,促进

**基金项目:**内蒙古电力有限公司科研项目(510141190010)

**作者简介:**程晓磊(1981—),男,硕士,高级工程师,Email:chinaff2000@163.com

配电网的循环利用,提高配电网的生命周期,节约经济成本。

## 1 基于大数据的配电网故障诊断预测模型

### 1.1 基于RS-IA模型的故障定位

本文基于大数据的配电网故障诊断预测模型,故障定位利用的是一种基于粗糙集理论的免疫算法(rough-set-immune-algorithm, RS-IA)模型,RS理论能高效地对不准确、模糊的数据进行有规律的总结,总结其中的深层含义;IA可对故障信息进行大规模智能搜索<sup>[4]</sup>,削弱冗余数据的干扰并寻找最优解。本文利用RS-IA模型进行配电网故障诊断位置的定位步骤如下:

1)根据配电网的相关理论,构建配电网故障诊断预测挖掘数据库;

2)对故障发生位置特征进行提取,确定与之对应的条件属性和决策属性;

3)根据步骤2)确定的属性特征,将配电网的故障转化为RS决策表;

4)将RS决策表的求约简问题转变为求区分矩阵最小约简数的问题,并利用IA进行求值;

5)从得到的最简约简集合中获得所需规则;

6)根据得到的规则对配电网发生故障位置进行诊断预测,利用IA求解最小约简数算法,步骤如下:对决策属性 $D$ 对条件属性 $C$ 的依靠值 $K_C$ 进行计算<sup>[4]</sup>,并假设 $C_{\text{one}}(C) = \emptyset$ ,依照顺序将条件属性中单个存在的属性进行剔除且 $a \in C$ ,若存在 $K_{C-a} \neq K_C$ ,即得到 $C_{\text{one}}(C) = C_{\text{one}}(C) \cup a$ ,核用 $C_{\text{one}}(C)$ 表示;若 $K_{C-a} = K_C$ ,此时的 $C_{\text{one}}$ 即为最佳的属性约简。

本文对初始抗体群的编码方式采用二进制的编码,条件属性 $C$ 与抗体长度相对应,抗体中基因表示条件属性是否保留,0表示抛弃该条件属性,1表示进行约简计算时保留该条件属性。初始化核的条件属性对应位取1并进行保留,其它位保留还是抛弃随机选取<sup>[5]</sup>,因此得到抗体表达式为 $[0, 1, 1, \dots, 0, 1]$ ,该式即为初始抗体群 $N$ 。通常对计算结果的满意度用亲和力表示,文章计算抗原和抗体的亲和力,其中亲和力值越大,表示得到的数据可信度越高,本文采用适应度函数的倒数为亲和力函数,适应度函数表达式如下:

$$f_{\text{axv}} = A \times \frac{N - l_v}{N} + (1 - A) \times K \quad (1)$$

式中: $N$ 为条件属性的数值; $l_v$ 为抗体 $v$ 中包含“1”的数量,与进行约简完毕后的条件属性的数量相同; $K, A$ 分别为抗原和抗体的依赖程度以及调节因子。

对两个抗体的亲和力进行计算:

$$f_{\text{ayvw}} = \frac{1}{1 + d_{\text{iffervw}}} \quad (2)$$

式中: $d_{\text{iffervw}}$ 为抗体间结合强度的大小,大小不同表明相同抗体位置携带不同编码基因数量不同。

计算抗体 $v$ 的种群计算公式如下式所示:

$$R_v = \frac{1}{N} \sum_{w=1}^N f_{\text{acvw}} \quad (3)$$

其中

$$f_{\text{acvw}} = \begin{cases} 1 & f_{\text{acvw}} > T_{\text{ac1}} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

式中: $T_{\text{ac1}}$ 为确定的固定免疫选择值。

应对抗体进行促进或抑制操作<sup>[5]</sup>。促进操作可增大抗体的多样性,提高亲和力,但抗体浓度过高时亲和作用可能被抑制,需要降低抗体浓度,记忆库中的数据应随时更新;抗体之间不断进行交叉变异构成下一代的新抗体群,若满足最终条件则结束,否则回到步骤3)。

由计算得出的最优属性的约简,进而得到决策规则,可将配电网故障诊断与决策规则相结合,对配电网故障发生位置进行迅速定位,实现配电网故障的初步诊断。

### 1.2 基于模糊积分的故障诊断预测模型

基于上文获取的配电网故障初步诊断结果,将电网的拓扑关系与之结合,计算各故障信息对故障元件的支持度,采取模糊积分的信息融合实施故障判断,可以对样本训练和拓扑变化问题进行改进<sup>[6]</sup>,使故障诊断的效果得到加强。提高配电网大数据的运算速率可诊断出多种故障,是实现高效、快速诊断和预测大数据环境下配电网故障位置发生的重要手段。本文基于大数据的配电网故障诊断预测模型的综合诊断框图如图1所示。图中,基于RS-IA模型获取的配电网初步故障信息,对该故障信息进行数据预处理,再对故障元件实施初级判断,在此判断基础上融合配电网的拓扑关系实施模糊积分故障诊断,得到配电网故障诊断结果。

故障信息预处理功能为确定发生故障元件同时进行信息分类,当配电网系统发生故障时,系统会自动进行故障位置断开<sup>[7]</sup>,造成部分区域

发生断电,初步判断故障位置在断电区域,接下来即进行断电区域故障诊断。通过实时接结线分析法判断故障位置前后的拓扑结构差异,实现对故障位置的准确定位,故障发生位置处的电力元件即为故障元件。本文基于大数据的配电网故障诊断预测模型对继电器进行简化,在输入故障信息前还需对故障信息进行解析和分类<sup>[8]</sup>,如添加第一和第二后备保护,将高频、差动以及过流等保护措施划分归类。

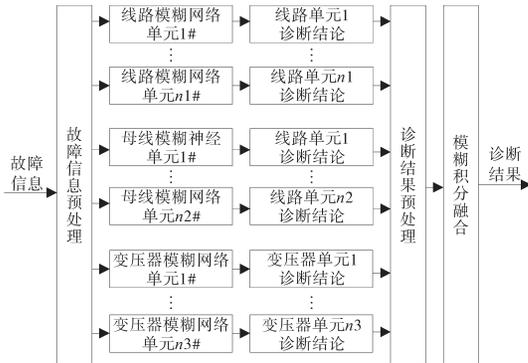


图1 故障诊断框结构图

Fig.1 Structure diagram of the fault diagnosis box

### 1.2.1 数学描述模糊积分

数学角度分析模糊积分是基于模糊测度的非线性运算,模糊积分概念的提出主要目的是利用其进行解决各相互独立因子之间存在的交互影响。

假设一个非空集合 $X$ , $Y$ 是集合 $X$ 下的一个非空子集,现规定集合 $Y$ 的非负数的广义实数集函数 $u:Y \rightarrow [0, \infty]$ 是模糊测度,并且满足如下特点:

- 1)  $u(\phi) = 0$   $u(X) = 1$  (正则性);
- 2)  $\forall A, B \subset Y, A \subset B \Rightarrow u(A) \leq u(B)$  (单调性);
- 3)  $\lim_{n \rightarrow \infty} [u(f_n)] = u[\lim_{n \rightarrow \infty} (f_n)]$   $f_n \in Y$ , 一个单调集列。应用过程中,通常集合 $X$ 为有限集合,可忽略连续性规定。

若得到的模糊测度结果还符合条件: $\forall A, B \subset Y, A \cap B = \phi, \exists \lambda > -1$ , 且  $\mu(A \cup B) = \mu(A) + \mu(B) + \lambda \mu(A) \mu(B)$ , 可将 $\mu$ 称为满足 $\lambda$ -律,其中模糊测度经常用 $g_\lambda$ 表示。对处于单点集上的测度 $g^i = g(\{x_i\}), i = 1, 2, \dots, n, x_i \in X$ 进行定义,其含义为第 $i$ 个故障信息的模糊测度<sup>[9]</sup>。当各诊断方式的模糊测度值被确认后,可依照下式:

$$1 + \lambda = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g^i) \quad (4)$$

能够得到唯一确定 $\lambda > -1$ 且 $\lambda \neq 0$ 。

依照函数 $f(x)$ 各个故障信息的客观数值对集合 $X$ 排序,降序排列形式如 $f(x_1) \geq f(x_2) \geq \dots \geq$

$f(x_n)$ , 则模糊测度 $g(x_i)$ 的求解过程如下:

$$g(x_i) = g(\{x_i\}) \quad (5)$$

$$g(x_i) = g(\{x_i\}) + g(x_{i-1}) + \lambda g(\{x_i\})g(x_{i-1}) \quad i = 2, 3, \dots, n \quad (6)$$

常用的模糊积分方式为 Sugeno 模糊积分和 Choquet 模糊积分,但 Sugeno 模糊积分自身舍弃可加性<sup>[10]</sup>, 在应用过程中限制作用较明显,本文为规避该问题,模糊积分方式应用 Choquet 模糊积分。

当确定集合 $X$ 的模糊测度 $g$ 后,能够得到函数关于模糊测度 $g$ 的 Choquet 模糊积分表达式:

$$E = \int f dg = \sum_{i=1}^n [f(x_i) - f(x_{i-1})] \cdot g(x_i, x_{i+1}, \dots, x_n) \quad (7)$$

式(7)中,函数 $f(x)$ 存在 $f(x_1) \geq f(x_2) \geq \dots \geq f(x_n)$ ,  $f(x_0) = 0$ , 则经 Choquet 模糊积分后的 $E$ 值为经诊断得到的配电网故障可能指标。

### 1.2.2 初级诊断结果预处理

当诊断结果显示该处无故障或与之相连的元件也无故障时,该结果表明自身故障对相连元件的支持度为0。但实际诊断出的结果是不为0的,对结构较复杂的元件来讲,会造成故障指标偏大<sup>[11]</sup>, 容易造成故障元件错判。Choquet 模糊积分的单调属性会对诊断结果造成影响,因此对1.2.1小节获取的配电网故障初级诊断进行预处理十分重要,本文采用模糊技术进行预处理,选择的隶属度为

$$y = f(x) = \begin{cases} 0 & x < x_1 \\ \frac{1}{1 + e^{-(x-c)/a}} & x_1 \leq x \leq x_2 \\ x & x > x_2 \end{cases} \quad (8)$$

式中: $x, y$ 分别为输入数据和输出结果。

本文配电网故障诊断预测模型中,设置 $x_1$ 和 $x_2$ 的数值分别为0.1和0.4,规定 $f(x_1)$ 的值为0.01,因为 $x = x_2$ 处连续,得到 $c$ 和 $a$ 的值分别是0.429 1和0.072 7。

### 1.2.3 确定模糊测度

配电网自动化装置会受到各种因素的干扰,故障信息对不同关联强度的元件支持度也不尽相同,等同于模糊测度的不同。测量模糊测度通常采用样本测试、准确性比较以及专家经验三种方式,要想准确地进行元件的故障诊断,需将初级诊断结果与配电网的拓扑结构相结合<sup>[12]</sup>, 本文方法模糊测度的确定依靠专家的经验。将专家经验与实际情况结合,表1为确定故障元件诊断

结果的模糊测度表。

表1 故障元件的模糊测度

Tab.1 Fuzzy measure of faulty components

元件类型	F1(自身故障)	F2(直接关联元件故障)	F3(隔一级关联元件故障)
配网线路	0.86	0.71	0.38
变压器	0.91	0.71	0.38
母线	0.91	0	0

### 1.2.4 故障诊断流程

本文基于大数据的配电网故障诊断预测模型中应用模糊积分融合技术对配电网故障诊断总流程如下:

- 1)对故障发生前后配电网的拓扑信息进行提取,构成故障元件的候选集合  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ;
- 2)配电故障信息预处理并对继电器的保护数据进行分析整理;
- 3)对不同的候选元件实施故障诊断<sup>[13]</sup>;
- 4)对经过RS-IA模型进行初级诊断后的结果进行预处理;
- 5)由配电网的拓扑信息,能够得出不同候选元件直接相连的元件的集合  $X_{i-direct} = \{x_m, \dots, x_n\}$  以及隔一级相关联的集合  $X_{i-indirect} = \{x_k, \dots, x_l\}$ ;
- 6)确定故障候选元件  $x_i$  以及关联元素的情况,根据上文中的式(4)~式(6),其中,式(4)确定  $\lambda$ ,模糊度测度  $g_\lambda$  根据式(5)和式(6)求出;
- 7)根据拓扑信息以及元件的诊断结果<sup>[14]</sup>,形成与故障候选元件  $x_i$  直接相连元件支持度集合  $F_{i-direct} = \{f_m, \dots, f_n\}$  以及隔一级相关联元件支持度集合  $F_{i-indirect} = \{f_k, \dots, f_l\}$ ;
- 8)由式(7)计算得到的模糊积分值,即为本文模型的综合诊断可能指标<sup>[15]</sup>,构成故障可能性指标集合  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ ;
- 9)由得出的故障可能性指标集合确定配电网故障发生的元件。

## 2 实验分析

为验证本文模型的优越性,将本文模型与基于RS-GA数据挖掘模型应用于配电网故障诊断中,求得的最优属性约简个数以及用时情况进行比较。实验在Matlab环境下构建两种配电网故障定位程序,对某市的大规模配电网进行故障定位。为保证实验对比结果突出,两个模型的其余参数应保持一致,表2为两个模型的最佳属性约简个数及用时结果。

表2 两个模型测试结果

Tab.2 Two model test results

故障线路	最佳属性约简个数		用时/s	
	本文模型	RS-GA数据挖掘模型	本文模型	RS-GA数据挖掘模型
a	4	4	170.181	295.544
b	5	5	204.055	412.251
c	6	7	308.484	576.022
d	7	7	392.761	716.254
e	7	7	384.718	718.028
f	7	7	401.468	752.386
g	7	7	404.544	741.071
h	6	6	370.857	457.254
i	5	5	280.660	665.536
j	4	4	212.042	359.596

从表2可以看出,实验环境与设备等配置都相同的情况下,本文模型在用于检测规模较大的配电网故障诊断中能较好地计算出最佳属性约简并且故障检测的用时也较短,且本文模型在进行故障定位过程中导入抗体浓度,能有效防止出现局部过度收敛现象,使故障定位的准确率得到提高,提高本文模型的可信度。

基于大数据的配电网故障诊断预测模型中运用本文Choquet模糊积分在故障定位精度和运算速率上具有较大的优势。Sugeno模糊积分与Choquet模糊积分在数据预处理过程相似。为进一步测试本文模糊积分应用于本文模型进行故障定位的效果,现利用Sugeno模糊积分、上积分和下积分作为对比实验,比较4种模糊积分方法在得到适应度值为0时的迭代次数,且设置最大迭代次数  $N$  不超过100,仿真计算结果如图2所示。

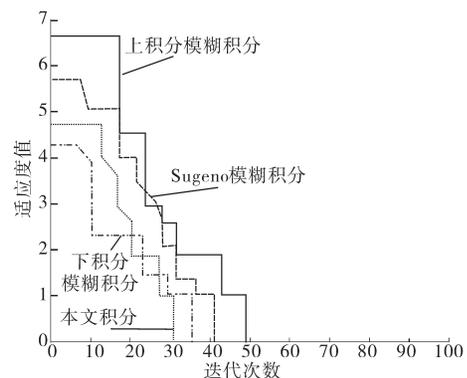


图2 仿真结果

Fig.2 Simulation results

从图2结果可以看出,当4种模糊积分均达到收敛的情况下,本文采用的模糊积分相比较其

它3种模糊积分方法,达到全局最优的迭代次数最小。对该4种模糊积分方法各自运行100次,按照每次进行故障定位得到最优解的迭代次数,对消耗时间的最大值、最小值、均值以及正确率进行记录。表3为不同模糊积分方法对配电网故障区域的定位结果。

表3 故障区域的定位结果

模糊积分类型	迭代次数			用时/s			准确率/%
	最多	最少	均值	最多	最少	均值	
本文模糊积分	4	2	3.2	8.562	2.145	5.652	99
Sugeno模糊积分	69	9	21.7	12.896	8.276	10.462	86
上积分模糊积分	101	18	24.5	13.768	8.754	10.675	84
下积分模糊积分	101	16	27.9	13.854	9.597	10.835	85

表3数据说明,本文模型在利用Choquet模糊积分进行配电网故障区域定位时,迭代次数的最大值都远低于其它模糊积分的迭代次数,且消耗时间也较短,节约了大量的时间资源,故障定位的准确率比其它模糊积分高10%以上。可见本文模型采用的Choquet模糊积分在进行搜索配电网的故障发生位置时,可快速、准确地定位故障发生的准确位置。

实验在Matlab仿真环境下,监测本文基于大数据的配电网故障诊断预测模型进行故障检测时配电网的生命周期和安全性。实验模拟仿真100个故障发生点,将每个故障点视为一个节点,将中性点不接地单向接地故障检测模型、基于无线传感器的故障检测模型当成对比模型,三种故障检测手段分别对100个实验配电网故障点进行检测。

图3为不同检测时间下,实验配电网在不同模型下的生命周期图像。

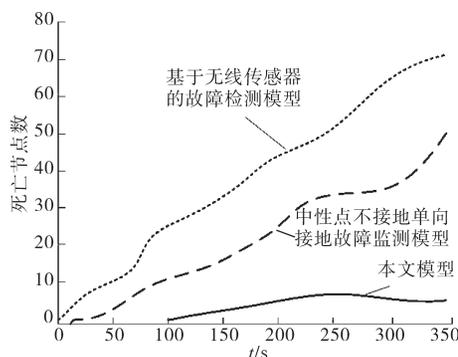


图3 配电网的生命周期图像

Fig.3 Life cycle image of distribution network

从图3生命周期图像可以看出,进行故障检测后很多故障发生位置的数据失效节点死亡,本文模型相较于其它两种模型其在故障检测过程中死亡节点在10%以内,另外两种模型在故障检测后节点失效比例较高,说明本文模型提高了配电网的生命周期,提高大规模配电网的使用期限和经济效益。

在对配电网进行故障检测中干扰数据会对故障点的准确判断造成影响,故障节点接收的干扰数据越少,检测出的故障点的可信度就越高。实验对三种故障检测模型在不同时间下接收的干扰数据进行测量,测量接收干扰数据比例结果如图4所示。

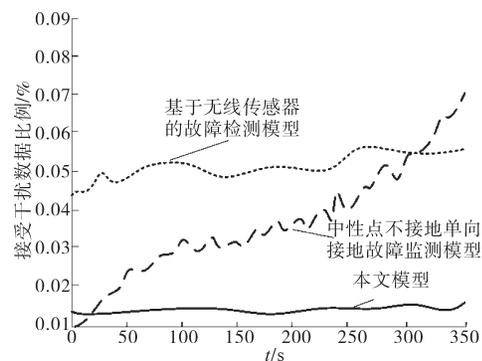


图4 故障点接收干扰数据比例

Fig.4 Proportion of interference data received at the fault point

从图4结果可以看出,本文模型在进行故障诊断时随着时间增长,接收的干扰数据比例较低,保持在0.01%~0.02%之间;而中性点不接地单向接地故障检测模型从故障检测开始接收的干扰数据比例就不断上升,对故障诊断造成的影响较大;基于无线传感器的故障检测模型虽然随时间变化接收干扰数据比例波动较小,但基数较大,对配电网的故障诊断误判影响也较大。说明本文模型在应用于较大规模的配电网故障诊断时,接收干扰数据较低,故障诊断正确率较高。

### 3 结论

本文设计的基于大数据的配电网故障诊断预测模型,首先采用RS-IA模型对大规模故障信息进行智能搜索,计算出最优约简得到决策规则,实现对配电网故障发生位置的初步定位;再采用基于模糊积分的故障诊断预测模型,根据初步诊断结果确定发生故障的候选元件及模糊测度值;最后确定配电网故障发生的准确位置。结果表明,本文设计的模型在应用于较大规模的配

电网故障诊断时,能对大规模配电网故障进行准确定位,缩短故障检测用时,提高时间的利用效率,并且接收干扰数据较低,故障诊断正确率较高,延长了配电网的使用期限。

#### 参考文献

- [1] 李春叶,黄华,孟祥有,等. MMC-HVDC系统结构对多端直流电网故障的影响分析[J]. 电气传动, 2019, 49(12): 102-108.  
Li Chunye, Huang Hua, Meng Xiangyou, *et al.* Analysis of the influence of MMC-HVDC system structure on multi-terminal DC grid faults[J]. Electric Drive, 2019, 49(12): 102-108.
- [2] 赵庆周,李勇,田世明,等. 基于智能配电网大数据分析的状态监测与故障处理方法[J]. 电网技术, 2016, 40(3): 774-780.  
Zhao Qingzhou, Li Yong, Tian Shiming, *et al.* State monitoring and fault handling method based on big data analysis of smart distribution network[J]. Power System Technology, 2016, 40(3): 774-780.
- [3] 张晓蕾,陈珊,马晓丽. 基于大数据的电力故障分析系统研究[J]. 电源技术, 2016, 40(11): 2245-2246.  
Zhang Xiaolei, Chen Shan, Ma Xiaoli. Research on power failure analysis system based on big data[J]. Power Supply Technology, 2016, 40(11): 2245-2246.
- [4] 冷华,陈鸿琳,李欣然,等. 基于功率或电量预测的智能配电网统计线损同期化方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(18): 108-114.  
Leng Hua, Chen Honglin, Li Xinran, *et al.* Synchronization method for statistical line loss of smart distribution network based on power or electricity prediction[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(18): 108-114.
- [5] Wu Fangrong, Peng Minfang, Qi Mingjun, *et al.* Fault diagnosis for distribution networks based on fuzzy information fusion[J]. Communications in Computer & Information Science, 2014, 483: 91-100.
- [6] 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.* Intelligent distribution network fault identification method based on LOF and SVM[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(6): 7-12.
- [7] 张明明. 基于大数据分析的电能损耗预测模型的仿真分析[J]. 现代电子技术, 2016, 39(6): 153-156.  
Zhang Mingming. Simulation analysis of power loss prediction model based on big data analysis[J]. Modern Electronic Technology, 2016, 39(6): 153-156.
- [8] 展鹏,陈勇,郝瑞峰,等. 基于微分算法的码盘故障诊断系统及应用[J]. 电气传动, 2020, 50(3): 97-101.  
Zhan Peng, Chen Yong, Hao Ruifeng, *et al.* Code disc fault diagnosis system and application based on differential algorithm[J]. Electric Drive, 2020, 50(3): 97-101.
- [9] 鲍玉川,石一辉,肖峥,等. 基于SCADA系统大数据分析的配电网辅助监视方法研究[J]. 供用电, 2019, 36(3): 63-67, 91.  
Bao Yuchuan, Shi Yihui, Xiao Zheng, *et al.* Research on auxiliary monitoring method of distribution network based on big data analysis of SCADA system[J]. Power Supply, 2019, 36(3): 63-67, 91.
- [10] 马丽叶,丁荣荣,卢志刚,等. 基于可拓云模型的配电网经济运行综合评价及灵敏度分析[J]. 电工电能新技术, 2016, 35(7): 8-16.  
Ma Liye, Ding Rongrong, Lu Zhigang, *et al.* Comprehensive evaluation and sensitivity analysis of distribution network economic operation based on extension cloud model[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2016, 35(7): 8-16.
- [11] Ma Y, Yu X, Niu Y. A parallel heuristic reduction based approach for distribution network fault diagnosis[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2015, 73: 548-559.
- [12] 顾然,董向明,张海龙,等. 基于模型预测控制的配电网无功优化控制策略[J]. 电网与清洁能源, 2016, 32(11): 37-42.  
Gu Ran, Dong Xiangming, Zhang Hailong, *et al.* Reactive power optimization control strategy of distribution network based on model predictive control[J]. Power System and Clean Energy, 2016, 32(11): 37-42.
- [13] 林威,刘东,李庆生,等. 基于分布式模型预测控制的主动配电网区域协同控制[J]. 南方电网技术, 2016, 10(12): 10-15.  
Lin Wei, Liu Dong, Li Qingsheng, *et al.* Regional collaborative control of active distribution network based on distributed model predictive control[J]. Southern Power Grid Technology, 2016, 10(12): 10-15.
- [14] 欧阳曙光. 智能配电网大数据应用需求和场景分析研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 12(31): 11-12.  
Ouyang Shuguang. Research on big data application demand and scenario analysis of intelligent distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 12(31): 11-12.
- [15] Cai B, Liu Y, Fan Q, *et al.* Multi-source information fusion based fault diagnosis of ground-source heat pump using bayesian network[J]. Applied Energy, 2014, 114(2): 1-9.

收稿日期:2020-08-12

修改稿日期:2020-08-27