

DOI: 10.7667/PSPC171021

基于历史信息挖掘的变压器健康状态聚类方法

李洁珊¹, 王朝硕¹, 章禹², 郭创新²

(1. 中国南方电网超高压输电公司, 广东 广州 510000; 2. 浙江大学电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要: 传统变压器健康状态评估主要集中在评价准则与模型建立上, 然而人为因素与低数据利用率或导致评估结果不准确, 对此提出了一种基于历史信息挖掘的变压器健康状态聚类方法。首先利用关联分析挖掘变压器历史信息, 以置信度量化评价指标。其次采用主分量分析方法获取评价指标关联权重, 据此修正指标聚类空间。最后通过 Canopy-kmeans 两层聚类方法分析变压器集群健康状态, 针对不同簇给出相应健康等级以指导状态检修与运行调度。算例分析验证了该方法的可行性与有效性。

关键词: 变压器; 健康状态; 大数据; 关联分析; 主分量分析; 聚类分析

A clustering method for transformer health state based on historical information mining

LI Jiesshan¹, WANG Chaoshuo¹, ZHANG Yu², GUO Chuangxin²

(1. EHV Transmission Company, China Southern Power Grid, Guangzhou 510000, China;
2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Traditional transformer health state assessment is mainly focused on evaluation guideline and mathematical model establishment. However, the assessment results may be inaccurate due to human factors and low data utilization. A clustering method for transformer health state based on historical information mining is proposed to solve these problems. First, association analysis method is applied to extract transformer historical information and quantify evaluation indexes with confidence level. Then association weights of evaluation indexes are obtained from principal component analysis to correct index clustering space. Finally, Canopy-kmeans two-layer clustering method is utilized to analyze transformers health state and assign corresponding health ratings to different clusters to guide the condition-based maintenance and operation dispatching. The feasibility and effectiveness of the proposed method are verified in case study.

This work is supported by National High-tech R & D Program of China (863 Program) (No. 2015AA050204).

Key words: transformer; health state; big data; association analysis; principal component analysis; clustering analysis

0 引言

电力变压器是电力系统中传输、分配电能的重要设备,其安全稳定的运行是电网可靠供电的保障。及时、准确地了解变压器健康状态,有助于掌握电网运行的安全隐患,为调度运行、状态检修的执行提供可靠依据,提升电网资源的利用效率。

目前,变压器的健康状态评估研究与应用主要集中在两方面,即评价准则与模型建立。评价准则方面,南方电网与国家电网相继发布了输变电设备的状态评价与风险评估相关准则^[1-2],为变压器健康

状态评价提供指导,其主要思想是将变压器拆分为多个部件(包括本体、套管、分接开关等),对每个部件各项指标进行打分,最终获得各部件评分与变压器综合评分,以指导状态检修。该方法简单易行,在工程上已广泛采用。但由于打分制受人为影响大、指标选择冗余等原因,存在着评判结果与实际有出入的现象。在模型建立方面,国内外许多学者对变压器的故障率模型进行了大量研究。文献[3]提出了一种表征变压器绝缘老化的 Arrhenius-Weibull(AW)模型,刻画绝缘寿命与变压器热点温度间的关系;文献[4]在此基础上考虑变压器当前健康状态,将健康指数纳入到 AW 模型中;文献[5]考虑过负荷造成的变压器绝缘老化并分析了变压器承受的风险情况;文献[6]则研究了油中气体对变压器运行状态的影

基金项目:国家高技术研究发展计划资助(863计划)(2015AA050204)

响。上述研究根据物理规律与回归分析技术, 建立数学模型来描述内外因素对于变压器健康状态的影响, 相较于评价导则法更为客观, 但也存在着不足之处: ① 数学模型涵盖变量有限, 无法充分挖掘数据中的信息资源; ② 某些数学模型建立较为困难; ③ 结果验证较为复杂, 且不同类型变压器模型与参数都可能不同。因此, 模型建立方法至今尚处于研究阶段, 仍未得到广泛应用。

大数据技术, 如关联、回归、聚类等分析方法的广泛应用, 为体量庞大、结构繁杂的输变电设备数据的潜藏信息挖掘与利用提供可能, 这是传统方法所不具备的^[7-9]。本文提出了一种基于历史信息挖掘的变压器健康状态聚类方法: 首先, 利用关联规则的置信度指标量化历史记录中各类指标与变压器健康状态间的关联程度; 其次, 采用主分量分析法 (Principal Component Analysis, PCA) 获取各项评价指标对变压器健康状态的影响并以相应权重来表征; 最后, 根据前述权重对当前变压器进行健康状态聚类分析。算例分析表明, 本文方法可有效选取对变压器健康状态影响较大的评价指标, 并对当前设备进行健康等级划分, 指导调度运行与状态检修。

1 设备历史数据信息挖掘

传统评价方法往往无法充分挖掘利用设备历史数据所涵盖的信息, 且其不可避免的各类难题也导致评价结果存在着一定的误差。因此, 本文引入大数据技术对设备历史数据进行信息挖掘, 刻画评价指标对设备健康状态的影响程度, 该结果将被应用于后续变压器健康状态的聚类分析与评价中。

1.1 关联规则对指标的量化

在南方电网的变压器状态评价导则^[1]中, 包括变压器概况与本体、套管、冷却系统、分接开关以及非电量保护系统等部件, 而概况或各个部件的评价又由许多细项支撑, 如本体评价涵盖了渗漏油、本体油位、噪声及振动等。尽管导则已对各指标进行了打分量化, 但存在人为误差大、未考虑指标重要度等问题, 本节将利用关联规则中的置信度指标量化描述变压器评价指标对变压器健康状态的影响, 结果作为 PCA 定权的输入。

1) 关联规则概述

关联分析被用于发现隐藏在大型数据集中的有意义的联系, 广泛地被应用在生物信息学、医疗诊断和数据分析中^[10]。令 $I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$ 为包含 n 个待分析项的集合 (项集), $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 为所有事务的集合, 其元素 $t_j = \{i_1, i_2, \dots, i_k\}$ 为 I 的子集, t_j 含 k 个项, 被称为 k -项集。关联分析基于描述项集关联

性的规则 (关联规则) 进行, 关联规则形如 $X \rightarrow Y$, 其中项集 X 和 Y 分别为规则的先导和后继, 且两者互斥。关联规则的相关性强弱可由支持度 s 与置信度 c 来描述, 计算方法为^[10]

$$s(X \rightarrow Y) = \frac{\sigma(X \cup Y)}{m} \quad (1)$$

$$c(X \rightarrow Y) = \frac{\sigma(X \cup Y)}{\sigma(X)} \quad (2)$$

式中: $\sigma(\cdot)$ 表示项集的支持度, 即项集出现在某一事务的次数, 如 $\sigma(X \cup Y)$ 表示项集 X 与 Y 同时出现在某一事务中的次数; m 为所有的事务数量。可见, 支持度 s 刻画了规则先导 X 与后继 Y 同时出现的可能性, 而置信度 c 描述了规则后继 Y 对先导 X 的依赖程度。

2) 指标量化方法

利用置信度 c 可量化各类指标对于变压器健康状态的关联程度, 对历年的变压器缺陷记录进行统计, 可利用如下规则形式:

(1) 变压器故障事务集合 $T = \{\text{历年变压器出现的缺陷记录}\}$;

(2) 规则先导 $X_{i,j} = \{\text{第 } i \text{ 个部件的第 } j \text{ 项指标出现劣化}\}$;

(3) 规则后继 $Y_i = \{\text{变压器部件 } i \text{ 出现故障}\}$ 。

以本体指标中的渗漏油、本体油位指标 (分别记为 $X_{1,1}$ 与 $X_{1,2}$) 为例, 统计某地区电网 2008 年至 2015 年间的 110~220 kV 主变的缺陷记录 (包括重大/紧急缺陷、一般缺陷以及生产管理系统缺陷库等记录)。其中 2008 年渗漏油引起的本体故障有 12 条, 而渗漏油在 2008 年共发生 41 次, 由式 (2) 计算其置信度 $c(X_{1,1} \rightarrow Y_1)$ 为

$$c(X_{1,1} \rightarrow Y_1) = \frac{\sigma(X_{1,1} \cup Y_1)}{\sigma(X_{1,1})} = \frac{12}{41} \times 100\% = 29.27\%$$

同理, 本体油位异常 4 条, 发生了 24 次, 因此其置信度为 $c(X_{1,2} \rightarrow Y_1)$ 为 16.67%。以变压器本体为例, 其评价指标的置信度矩阵如表 1 所示 (剔除了统计值全为 0 的指标)。

1.2 PCA 定权方法

如此繁多的细项指标中, 有一部分实际上对于表征变压器健康状态的作用并不明显, 生产中更多地依靠检修人员的经验来判断变压器的运行状况是否健康。而基于经验的判断也存在着失误的情况, 因此, 如何通过历史数据挖掘出能有效反映变压器健康状态的指标尤为重要。

主分量分析法是图像处理研究中常用的降维方法, 可将多个存在相关性的变量转换为少量线性无

表 1 变压器本体评价指标的置信度矩阵
Table 1 Confidence matrix of transformer body evaluation indexes

编号	指标名称	08	09	10	11	12	13	14	15
1	短路情况	25.64	21.62	30.95	32.65	36.84	21.88	16.67	25.58
2	过负荷	10.26	12.20	7.89	10.26	10.20	18.92	8.57	7.32
3	渗漏油	29.27	29.41	28.21	31.11	27.66	40.00	34.29	23.68
4	本体油位	16.67	9.68	17.86	21.21	6.90	3.85	13.79	17.65
5	噪声及振动	0	0	66.67	0	0	0	50.00	0
6	运行油温	12.00	12.90	11.11	14.81	16.67	15.15	12.50	6.90
7	红外测温	13.64	10.64	6.12	13.73	15.38	8.00	13.95	10.20
8	绕组介损	50.00	0	0	50.00	0	0	0	33.33
9	总烃	7.32	10.81	11.43	5.13	8.82	11.63	7.14	10.53
10	乙炔	6.45	0	4.17	0	0	7.89	12.12	6.90
11	氢气	8.77	7.55	13.73	7.69	12.77	9.09	8.93	12.24
12	油中糠醛含量	0	0	0	7.14	0	0	8.33	5.56
13	油介质损耗因数	0	0	0	3.85	0	5.26	5.71	4.35
14	油击穿电压	0	0	3.23	6.52	0	5.26	9.30	6.45
15	水分	0	13.33	0	0	5.41	9.09	14.29	0

关的变量。本文引入 PCA 分析方法获取表征各项评价指标对变压器健康状态的影响程度的权重系数，为之后的聚类分析提供支持。其主要思路如下所述。

- 1) 假设有 n 个指标, m 个样本, 由关联规则量化指标得到 $n \times m$ 初始数据矩阵 X_0 ;
- 2) 对初始数据矩阵 X_0 进行标准化, 得到标准矩阵 X_{st} ;
- 3) 计算相关系数矩阵 $R = X_{st} X_{st}^T$, 求取 R 的特征值 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 从大到小排列) 与特征向量 (p_1, p_2, \dots, p_n) ;
- 4) 利用式(3)计算特征值累计贡献率 C_i , 确定主分量个数。当 C_i 大于 85% 时, 前 i 个分量作为主分量^[11-13];

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^i \lambda_j}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

5) 假设有 p 个主分量, 则可通过式(4)计算各项指标的权重向量 W_0 ^[14];

$$W_0 = (w_1, w_2, \dots, w_n) = (\lambda_1 p_1, \lambda_2 p_2, \dots, \lambda_p p_p)^T \quad (4)$$

6) 权重 W_0 进行线性变换得到 W , W 元素的取值为[1, 2]。

基于上述思路, 对表 1 中的置信度矩阵进行 PCA 分析, 可得到表 1 中各个指标的权重向量 W

如图 1 所示。其中, 权重最高的是 3 号指标(渗漏油), 权重最小的是 12 号指标(油中糠醛含量)。

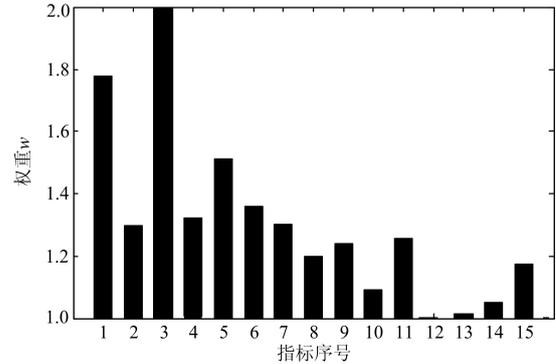


图 1 指标权重

Fig. 1 Indexes weights

2 设备健康状态聚类流程

聚类算法通过学习变压器各项指标与变压器健康状态间的潜在关联, 能够将当前运行的变压器按照健康状态的不同划分成多个簇。聚类结果的每个簇中, 变压器健康状态较为相近, 可为电力系统的调度运行、状态检修提供参考。

2.1 Canopy 算法

k -means 算法也被称为 k 均值算法, 是一种常用的聚类算法, 其优点是简单易行, 但由于簇的数量(k 值)由人为给定, 因此也受到 k 值选取的影响。本文引入一种 Canopy 算法^[15]来解决上述问题。与

传统聚类算法不同, Canopy 算法无需指定簇的数量, 减少了 k 值选取的盲目性, 但由于其精度较低, 因此在 Canopy 聚类后往往需要利用其他聚类算法进行二次聚类, 使得结果更为准确。基于以上原因, 本文采用的 Canopy-kmeans 算法包括 Canopy 初步聚类与 k -means 深度聚类两个层次, 其中 Canopy 算法的主要步骤如下:

1) 令 $m=1$, 选定空间半径 r 。对所有样本数据集 S , 共 N_s 个样本, 设每个样本有 D 个维度, 求取每个样本点 x_i 相对空间原点 O 的距离 $d(x_i, O)$ 。

$$d(x_i, O) = \sqrt{\sum_{j=1}^D (x_{i,j} - 0)^2} \quad (i=1, 2, \dots, N_s) \quad (5)$$

式中, $x_{i,j}$ 为点 x_i 的第 j 个维度的值, 选取其中距离最小的样本点作为第一个中心点, 存入点集 Q 中。

2) 将处于以第 m 个中心点为球心, r 为半径的多维空间球体内的点从集合 S 中删去。

3) 若 $S \neq \emptyset$, 则对 S 中剩余的 N_r 个样本点, 计算其与前 m 个中心点间的距离, 取其最小值, 比较所有剩余样本点的该最小距离, 选取最大值, 如式 (6) 所示, 选中的样本点则作为新的中心点, 存入 Q 中, $m=m+1$, 并转入步骤 2; 若 $S = \emptyset$, 则结束计算, 将 Q 中样本点的个数作为接下来 k -means 的簇数 k 。

$$\max_i \left(\min_n \left(d(x_i, x_{Qn}) \right) \right) = \max_i \left(\min_n \left(\sqrt{\sum_{j=1}^D (x_{i,j} - x_{Qn,j})^2} \right) \right) \quad (6)$$

式中: x_{Qn} 为第 n 个已有的簇中心点; $x_{Qn,j}$ 为第 n 个已有的簇中心点的第 j 个维度的值。

具体到变压器的健康状态聚类上, 其中的样本集合 S 即当前运行的变压器群, 各个维度即不同的评价指标 (D 为 W 的元素数)。值得注意的是, 在以往关联规则的应用中, 默认规则先导具有非对称二元属性(即劣化与未劣化)^[14], 往往忽略了某些指标的对称二元属性或分类属性(两个或多个劣化程度), 如渗漏油指标具有 2 个分类(轻微渗油、油滴速度快于每滴 5 s 或形成油流), 而本文考虑这一特点, 对维度取值做出了改进。现对维度取值规则进行说明: ① 若某指标具有非对称二元属性, 则取值为 0(未劣化)或 1(劣化); ② 若某指标具有对称二元属性, 则取值为 0(未劣化)或 1(轻微劣化)或 2(严重劣化); ③ 若某指标具有分类属性(如 N 类), 则取值由轻微至严重依次选择 $[0, N]$ 内的整数。

2.2 总体流程

本文提出的一种基于历史信息挖掘的变压器健康状态聚类方法, 其方法流程如图 2 所示, 是一个

三层架构:

1) 采用关联分析方法, 量化历史记录中评价指标与变压器健康状态间的关联程度, 得到基于关联规则的置信度矩阵;

2) 对置信度矩阵采用 PCA 方法, 定量分析不同指标对变压器健康状态的影响, 通过指标权重刻画这一影响程度;

3) 对于当前运行中的变压器样本集合, 利用 PCA 分析得出的权重对欧式空间中各指标维度进行线性变化, 再进行 Canopy-kmeans 聚类, 将变压器样本集合划分为多个代表不同健康等级的簇, 从而指导电网运行生产。

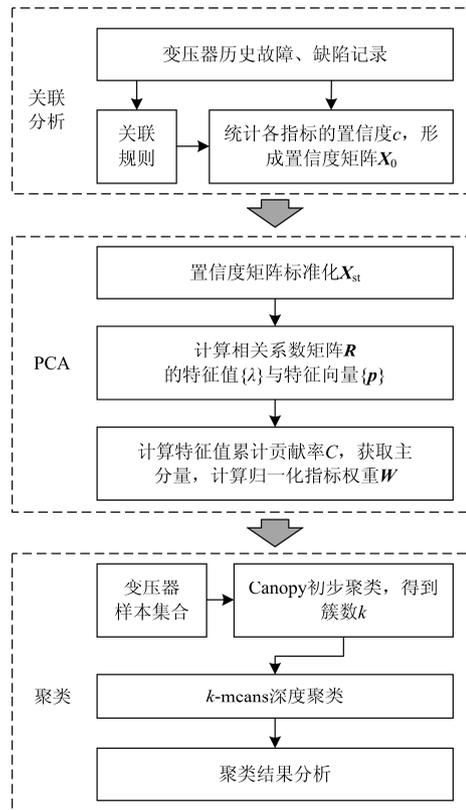


图 2 基于历史信息挖掘的变压器健康状态聚类流程

Fig. 2 Flow chart of clustering method for transformer health state based on historical information mining

3 算例分析

采样的地区电网共拥有 110 kV 变压器 497 台, 220 kV 变压器 134 台, 取某次缺陷统计数据对其进行聚类分析, 选取簇半径 $r=7.5$, 通过 Canopy 算法得到 k 值为 5, 再利用 k -means 方法对样本集合进行聚类, 每个簇中心点与坐标原点的距离(簇中心点距离)以及簇样本点数量如表 2 所示。其中, 由变压器评价指标的维度取值规则可知, 某簇中心点与坐

标原点的距离越远, 该簇整体的健康状态也就越恶劣。因此, 根据簇中心点距离对变压器聚类结果的各簇进行相对健康状态等级(简称“健康等级”)的划分, 如表 2 所示, 由 V 级至 I 级, 变压器健康状态逐渐劣化, 各自占比如图 3 所示。

表 2 聚类结果

Table 2 Clustering result

	中心点与原点距离	样本点数量	健康等级
簇 1	1.550 4	267	V
簇 2	2.276 3	142	IV
簇 3	3.102 2	116	III
簇 4	4.397 0	71	II
簇 5	6.250 5	35	I

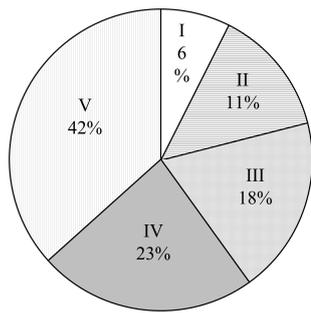


图 3 不同健康等级的变压器样本数占比

Fig. 3 Proportion of transformer samples in different health grades

根据上述健康等级的划分, 一方面可指导检修的人力、物资等优先投放到健康等级较高的变压器群中, 另一方面可提醒调度人员尽量避免过负荷运行健康状态恶劣的变压器, 及时调整运行方式。

为验证聚类方法的有效性, 在 5 个簇中分别随机抽取 1 台变压器进行指标比较, 如表 3 所示。由

表 3 抽取结果

Table 3 Sampling result

编号	指标名称	变压器健康等级				
		I	II	III	IV	V
1	短路情况	3	2	1	0	0
2	过负荷	1	1	0	1	0
3	渗漏油	1	0	1	1	0
4	本体油位	1	0	1	0	0
5	噪声及振动	0	0	0	0	0
6	运行油温	0	1	0	0	0
7	红外测温	1	0	0	0	1
8	绕组介损	0	0	1	0	0
9	总烃	1	0	0	0	0
10	乙炔	1	0	0	0	0
11	氢气	0	0	0	1	0
12	油中糠醛含量	1	2	1	0	0
13	油介质损耗因数	1	1	0	0	0
14	油击穿电压	1	0	0	0	0
15	水分	0	1	0	0	0

此可见, 当健康等级由 I 至 V 时, 抽样变压器的各项指标取值总体呈下降趋势, 即其健康状态向好, 因此本文方法的有效性得到验证。

4 结语

本文提出了一种基于历史信息挖掘的变压器健康状态聚类方法, 得到如下结论:

1) 该方法分为 3 层框架, 相较于评价导则避免了人为因素的干扰, 突出了主要指标的影响, 又可充分挖掘历史缺陷、故障数据中潜藏的信息, 避免了数学模型建立困难的问题;

2) 针对繁多的评估指标, 采用关联分析与 PCA 分析量化了诸多评估指标对变压器健康状态间的影响程度;

3) 聚类分析得到的结果一方面可指导变压器的评估、检修方向, 另一方面也可用来对未评估的少量变压器进行直接归类, 避免了经常性的聚类。

本文方法主要面向大批量变压器集群的健康状态进行快速聚类, 为状态检修提供大方向的指导, 而对于单台变压器的具体缺陷情况以及绝缘随时间的老化未做深入评估。今后的研究将主要关注评价指标与变压器故障类别的关联分析以及变压器健康状态的时间演化规律等。

参考文献

- [1] 中国南方电网责任有限公司. 110 kV-500 kV 油浸式电力变压器(电抗器)状态评价导则: Q/CSG11001—2010[S]. 广州: 中国南方电网责任有限公司, 2010.
China Southern Power Grid Co., Ltd. 110 kV-500 kV oil immersed power transformer (reactor) state assessment guidelines: Q/CSG11001—2010[S]. Guangzhou: China Southern Power Grid Co., Ltd, 2010.
- [2] 国家电网公司. 油浸式变压器(电抗器)状态评价导则: Q/GDW 169—2008[S]. 北京: 中国电力出版社, 2008.
State Grid Corporation of China. Oil immersed transformer (reactor) state assessment guidelines: Q/GDW 169—2008[S]. Beijing: China Electric Power Press, 2008.
- [3] 何剑, 程林, 孙元章, 等. 条件相依的输变电设备短期可靠性模型[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(7): 39-46.
HE Jian, CHENG Lin, SUN Yuanzhang, et al. Condition dependent short-term reliability models of transmission equipment[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(7): 39-46.
- [4] 张翔, 宋子彤, 杨致慧, 等. 一种基于负载率和设备检

- 测信息的油浸式变压器故障率模型[J]. 电网技术, 2013, 37(4): 1159-1165.
- ZHANG Xiang, SONG Zitong, YANG Zhihui, et al. A failure model for oil-immersed transformer based on load factor and equipment inspection information[J]. Power System Technology, 2013, 37(4): 1159-1165.
- [5] MCCALLEY J, VITTAL V. Risk assessment for transformer loading[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2001, 16(3): 346-353.
- [6] 鹿鸣明, 王逸飞, 郭创新, 等. 一种基于 PHM 考虑老化和设备状态的油浸式变压器故障率模型[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(18): 66-71.
- LU Mingming, WANG Yifei, GUO Chuangxin, et al. Failure rate model for oil-immersed transformer based on PHM concerning aging process and equipment inspection information[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(18): 66-71.
- [7] 高志远, 曹阳, 徐昊亮, 等. 电力系统关键技术发展论刍议[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(17): 14-17.
- GAO Zhiyuan, CAO Yang, XU Haoliang, et al. Primary discussion on the key technologies development of power system[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(17): 14-17.
- [8] 齐俊, 曲朝阳, 娄建楼, 等. 一种基于 Hadoop 的电力大数据属性实体识别算法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(24): 52-57.
- QI Jun, QU Zhaoyang, LOU Jianlou, et al. A kind of attribute entity recognition algorithm based on Hadoop for power big data[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(24): 52-57.
- [9] 彭小圣, 邓迪元, 程时杰, 等. 面向智能电网应用的电力大数据关键技术[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(3): 503-511.
- PENG Xiaosheng, DENG Diyuan, CHENG Shijie, et al. Key technologies of electric power big data and its application prospects in smart grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(3): 503-511.
- [10] TAN P, STEINBACH M, KUMAR V. 数据挖掘导论[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2011.
- [11] 孙义豪, 李秋燕, 丁岩, 等. 基于主成分分析及系统聚类的县域电网综合评价方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(8): 30-36.
- SUN Yihao, LI Qiuyan, DING Yan, et al. County power grid evaluation system based on principal component analysis and hierarchical cluster analysis[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(8): 30-36.
- [12] 齐敏芳, 付忠广, 景源, 等. 基于信息熵与主成分分析的火电机组综合评价方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(2): 58-65.
- QI Minfang, FU Zhongguang, JING Yuan, et al. A comprehensive evaluation method of power plant units based on information entropy and principal component analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(2): 58-65.
- [13] 周松林, 茆美琴, 苏建徽. 基于主成分分析与神经网络的风电功率预测[J]. 电网技术, 2011, 35(9): 128-132.
- ZHOU Songlin, MAO Meiqin, SU Jianhui. Prediction of wind power based on principal component analysis and artificial neural network[J]. Power System Technology, 2011, 35(9): 128-132.
- [14] 严英杰, 盛戈峰, 陈玉峰, 等. 基于关联规则和主成分分析的输电线路状态评价关键参数体系构建[J]. 高压技术, 2015, 41(7): 2308-2314.
- YAN Yingjie, SHENG Gehao, CHEN Yufeng, et al. Establishment of key parameter system for condition evaluation of transmission line based on association rules and principal component analysis[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(7): 2308-2314.
- [15] 毛典辉. 基于 Map-Reduce 的 Canopy-Kmeans 改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(27): 22-26.
- MAO Dianhui. Improved Canopy-Kmeans algorithm based on Map-Reduce[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(27): 22-26.

收稿日期: 2017-07-10; 修回日期: 2017-09-26

作者简介:

李洁珊(1985—), 女, 硕士, 工程师, 研究方向为输变电设备状态评价与电力企业设备信息管理。E-mail: 554207565@qq.com

(编辑 许威)