

陈向群,肖湘奇,黄瑞,等.基于多维信息融合的窃电识别技术[J].湖南科技大学学报(自然科学版),2022,37(2):73-78.
doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2022.02.011

CHEN X Q, XIAO X Q, HUANG R, et al. On Stealing Monitoring Based on Grey Correlation and SVM Support Vector Machine Fusion[J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2022, 37(2): 73-78. doi: 10.13582/j.cnki.1672-9102.2022.02.011

基于多维信息融合的窃电识别技术

陈向群¹,肖湘奇¹,黄瑞¹,杨茂涛¹,胡军华¹,朱鹏²,夏向阳^{2*}

(1.国网湖南省电力有限公司 供电服务中心(计量中心),湖南 长沙 410004;
2.长沙理工大学 电气与信息工程学院,湖南 长沙 410114)

摘要:针对配电网线路时常发生窃电事故,造成电力企业经济损失的问题,考虑窃电事故发生时,配电线路的电气参数及用户侧计量数据发生明显变化,提出将灰色关联分析与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)理论相融合,对配电线路的特征参数和用户用电情况进行比例权重特征分析,结合季节性气象特征和社会经济等多源信息,提高模型输出结果的可靠性,从而精确判断是否发生窃电事故.最后,利用实例数据验证所提方法能够合理地窃电线路和用户进行监控.

关键词:配电网;灰色关联分析;支持向量机;窃电;监测

中图分类号:TM734 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-9102(2022)02-0073-06

On Stealing Monitoring Based on Grey Correlation and SVM Support Vector Machine Fusion

CHEN Xiangqun¹, XIAO Xiangqi¹, HUANG Rui¹, YANG Maotao¹, HU Junhua¹, ZHU Peng², XIA Xiangyang²

(1. Power Supply Service Center (Metrology Center), State Grid Hunan Electric Power Company Limited, Changsha 410004, China;
2. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: Aiming at the huge economic energy losses due to stealing of electricity on distribution network lines, the electrical parameters of the distribution line and electricity consumption of the user have changed significantly on the occurrence of electricity stealing. Based on a gray correlation and SVM support vector machine fusion, this paper analyses and weights the distribution line characteristic parameters and user power consumption, combined with each feature quantity to deal with the correlation and improved the accuracy of the judgment results. Finally, an example has been used to verify that the proposed method can reasonably monitor the lines and users.

Keywords: distribution network; grey correlation; SVM; stealing of electricity; monitoring

电能现代社会发展中占据重要地位,是生产和生活中不可缺少的重要能源,但时常发生的窃电等事故给社会造成了严重的影响.目前,常见的窃电方式主要有欠流法窃电、移相法窃电、扩差法窃电和借零法窃电^[1-2].近年来,窃电者采用多种新的窃电方法,加大了反窃电难度.防窃电的主要难点在于用户用电信息的无损传输以及如何利用得到的有限信息判断出用户是否存在窃电行为^[3-7].为了更加有效地对用户用电信息进行采集,童光华等^[8]采用 RS-148 为硬件终端,通过双向通信向主站传递信息;蔡耀年等^[9]采

用 ADE7758 芯片作为窃电主站核心芯片,保证各相电流在 1 000 : 1 的动态范围内误差最小,将通信接口与 SPI 兼容串行接口相连接,保证计量参数全部传递.在实际的计量检定过程中,采集到的原始信息量较少,仅有用户侧电压、用户侧电流、用电量和功率因数等^[10-12].为了合理地利用有限的信息对窃电行为进行判断,赵俊鹏等^[13]采用各级负荷点数据进行窃电监控,但仅提出了无线网接入方式并未给出具体的模型设计;Skupin A 等^[14]选用全电子式电能表和加强装表接电管理的措施来防止窃电行为,但是仅介绍装置和监视的方式,并未提出具体的窃电措施;刘杰等^[15]采用一种基于深度学习的特征提取方法,即堆叠去相关自编码器的深层结构和高度非线性,能够从用户用电数据中提取高度抽象和简明的特征,并使用支持向量机将这些特征映射到指示是否窃电的标签.上述文献的测量方法均存在测量精度与识别准确度难以相匹配的问题,不能及时有效地对用户窃电行为进行判断.

针对测量精度不准的问题,本文提出一种基于监督学习方法的多维信息融合的配电网窃电诊断模型.利用堆叠去相关自编码器的深层结构和高度非线性提取电力用户用电数据中的相关特征,对无用数据进行清洗和剔除,并对其进行聚类分析,接着设定支持向量机(Support Vector Machine, SVM)惩罚参数赋予所提因素特征的不同权重,选取高关联低不确定性的主要特征作为支持向量机回归建模的输入样本属性,对用户用电数据进行加权融合,获取模型输出标签,结合季节性气象特征和社会经济多源信息判定是否发生窃电事故.

1 基于灰色关联分析和 SVM 支持向量机的配电网窃电检测

1.1 算法理论分析

配电网采集到的用户用电数据均包含各种无用数据,不能不经处理直接用于分析是否发生窃电事故.因此,需要对采集到的脏数据,即数据中的异常值、缺失值和重复值进行探索和清洗,并对数据进行聚类分析,达到判断窃电的目的.

1.1.1 灰色关联分析

灰色关联分析根据数据所绘图形的相似性对所输入的数据相关性进行关联度的判定.设参考数列为 $X_0 = \{X_0(k) \mid k = 1, 2, \dots, n\}$, 比较数列为 $X_i = \{X_i(k) \mid k = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, m\}$, 灰色关联度和关联度系数为

$$x_i(k) = \frac{X_i(k)}{X_i(1)}, k = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, m; \quad (1)$$

$$\varepsilon_i(k) = \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}. \quad (2)$$

式中: $\varepsilon_i(k)$ 为 $x_0(k)$ 和 $x_i(k)$ 间的灰色关联度系数,根据判断其值的大小可以分析 $x_0(k)$ 和 $x_i(k)$ 的相关性; ρ 为分辨系数.

1.1.2 支持向量机的概率估计理论

将后验概率引入到标准的支持向量机中,根据已经确定的结论得出函数模型,并利用所得模型进行数据拟合,将标准的 SVM 输出值 f 映射为概率值 $p(y = 1 \mid f)$, 得到

$$p(y = 1 \mid f) = \frac{1}{1 + e^{af+b}}. \quad (3)$$

式中: a, b 为正常用户和窃电用户.

参数 a, b 根据训练集通过求解式(4)最大似然问题来解决.

$$F(a, b) = \min \left\{ - \sum_{i=1}^i t_i \log [p_i + 1 - t_i \log (1 - p_i)] \right\}. \quad (4)$$

式中: $F(a, b)$ 为函数; $p_i = \frac{1}{1 + e^{af+b}}$ 为样本 X_i 的概率估计值; t_i 为松弛变量.

$$t_i = \begin{cases} \frac{N_+ + 1}{N_- + 2}, S = 1; \\ \frac{1}{N_- + 2}, S = -1. \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, l). \quad (5)$$

式中: N_+ , N_- 为正类样本数目和负类样本数目; S 为所有样本的概率; l 为样本总量.

1.1.3 灰色关联分析与 SVM 支持向量机理论融合比例权重确定

根据式(2)可得灰色关联系数矩阵判断矩阵

$$Q = \begin{bmatrix} \varepsilon_1(1) & \cdots & \varepsilon_1(n) \\ \vdots & & \vdots \\ \varepsilon_m(1) & \cdots & \varepsilon_m(n) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

式中: $[\varepsilon_1(j), \varepsilon_2(j), \dots, \varepsilon_m(j)]$ 为第 m 个指标对第 j 个指标的灰色关联度.

取

$$\bar{w}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \varepsilon_i(j), \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (7)$$

式中: \bar{w}_j 为第 j 个指标的指标权重.

1.2 数据提取

窃电是指用户或企业使用不合法手段让进行用电量计量的电表计量减少的现象. 电能表所计量的用户用电量是在一定时间内所用的电量, 即一定时间内的有功功率之和. 电能表所计量的用电量与时间、用户侧电压、流经电能表的电流和功率因数有关, 所以窃电行为是对上述参数进行修改, 即通过改变用户侧电压、流经电能表的电流和功率因数 3 个参数来进行窃电.

当配电网中发生窃电现象时, 节点电压、支路电流、支路功率和支路损耗均会发生变化, 导致电能表计量的用户用电量发生改变. 如图 1 所示为正常用户 A 和窃电用户 B 的用电情况.

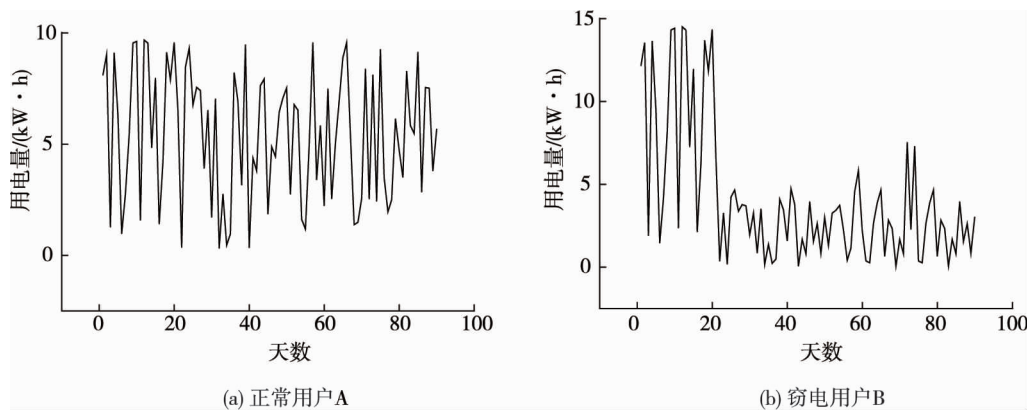


图 1 A, B 两用户的用电情况

由图 1 可知: 正常用户 A 的用电量趋于平稳状态, 而窃电用户 B 在第 20 天后的用电量大幅下降. 图 1 中出现了数据缺失和异常值, 将图 1 中的图像进行数据处理后, A, B 两用户的具体用电量如表 1 所示, 用电量各参数如表 2 所示.

由表 1 和表 2 可知: 用户 A 和用户 B 用电量的各个指标参数存在一定的差异性, 但是仅根据用电量的变化只能判断出用户 B 是疑似窃电用户, 因此, 需要更加准确可靠的方式对用户的窃电行为进行监控.

不同的特征信号从不同方面反映出配电网用户的用电量情况, 仅观测用户用电量的变化只能选定出疑似窃电用户, 而且误判概率高. 各种电气参数可以反映配电网中的各种运行情况, 发生窃电现象时, 所窃

电的线路会发生明显的功率变化和损耗变化,所以选取平均线损率和线损率标准差来挑选发生窃电现象的线路.在挑选出窃电支路后,对所在线路的电能表数据进行检测,根据电能表所计电量与时间、用户侧电压、流经电能表的电流、功率因数有关的特性,利用平均用电量、用电量标准差、电压不平衡率、电流平衡率和功率因数查找出窃电用户.

表 1 A, B 两用户 1 月—3 月用电

案例	月份	用电量总和/(kW·h)	用电量极差/(kW·h)
用户 A	1	148.60	9.49
	2	143.88	8.23
	3	149.26	5.67
用户 B	1	181.82	13.74
	2	79.78	4.83
	3	98.60	7.02

表 2 A, B 两用户 1 月—3 月用电特征参数

案例	最大值	最小值	均值	标准差	中位数	众数
用户 A	9.890	0.410	4.823	3.860	4.689	5.766
用户 B	14.470	0.269	5.700	1.630	6.034	4.028

2 灰色关联和 SVM 支持向量机算法相结合的窃电检测方法

基于灰色关联分析和 SVM 支持向量机的窃电检测方案由灰色关联分析、SVM 支持向量机训练建模和数据预测 3 部分组成.检测方案:(1)收集原始数据,如线损率标准差、平均用电量等;(2)数据处理,对收集到的原始数据进行清洗,将未表现出用电信息的数据和冗余的数据进行清除同时对数据进行合理地补充;(3)计算灰色关联信息,确定影响因素;(4)在对数据进行进一步归一化处理,确定样本模糊隶属度;(5)利用 $p_i = \frac{1}{1 + e^{af+b}}$ 确定窃电发生的概率,进行排查.窃电检测流程如图 2 所示.

;(5)利用 $p_i = \frac{1}{1 + e^{af+b}}$ 确定窃电发生的概率,进行排查.窃电检测流程如图 2 所示.

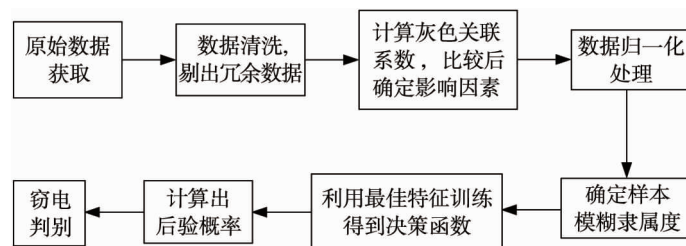


图 2 基于灰色关联分析和 SVM 支持向量机的窃电检测流程

3 实例分析

根据发生窃电事故前后的平均线损率和线损率标准差确定窃电线路,采用平均用电量、用电量标准差、电压不平衡率、电流不平衡率和功率因数找出窃电用户.根据灰色关联分析,计算出上述各个指标数据归一化处理后的模糊关联度如表 3 所示.由表 3 可知:(1)平均线损率与电压不平衡率、电流不平衡率的关联度在 0.5 以下,说明平均线损率与电压不平衡率、电流不平衡率之间存在着较弱的关联;(2)平均用电量与电压不平衡率、电流不平衡率和功率因数的关联度均在 0.9 以上,说明居民的平均用电量几乎由电压不平衡率、电流不平衡率和功率因数决定;(3)线损率标准差与平均用电量的关联度在 0.4~0.5,说明两者之间存在关联,但关联性不强.

由表5可知:对上述实验参数进行基于灰色关联分析和SVM支持向量机的数据处理,可以准确地选出窃电用户,且由于采集的数据均为实时数据,因此,能够显著地提高对窃电用户的抓取能力。

4 结论

- 1)将灰色关联分析与SVM支持向量机引入配电网用户用电分析预测,具有一定的可行性。
- 2)通过实例验证了本文所提方法的准确性高,能对用户的用电计量提供一定的便利。
- 3)由于采集的数据均为实时数据,因此,本文所提方法能够显著地提高对窃电用户的实时抓取,可以对异常用电用户进行实时预测。

参考文献:

- [1]王佳仁,谢宁,王承民,等.提升现代配电系统效率和效益的研究与实践[J].电网技术,2018,42(11):3543-3549.
- [2]鲍力涛,汪皖玉,周鹏.电能计量装置防窃电技术[J].电气时代,2021(9):57-59.
- [3]张显鑫.探析无线通信技术在防窃电工作中的应用[J].电子世界,2020(9):130-131.
- [4]许伟强.基于大数据分析的营销稽查防窃电分析预警应用[J].通信电源技术,2020,37(6):79-82.
- [5]夏灵.用电信息采集系统在防窃电中的研究与应用[J].科技风,2019(27):158.
- [6]吴迪,王学伟,窦健,等.基于大数据的防窃电模型与方法[J].北京化工大学学报(自然科学版),2018,45(6):79-86.
- [7]张伟.浅谈如何装表接电及防窃电的分析与处理[J].科技经济导刊,2019,27(17):62.
- [8]童光华,李宁,杨晨,等.面向非技术性损失的用电异常检测方法分析[J].自动化与仪器仪表,2019(2):122-124.
- [9]蔡耀年,唐杰,马燕玲,等.基于无线通信的配电网用户实时防窃电系统设计[J].计算机测量与控制,2019,27(5):173-177.
- [10]戴航,张远,王佳.供电企业防窃电方法综述[J].电子世界,2018(7):14-15.
- [11]陈启鑫,郑可迪,康重庆,等.异常用电的检测方法:评述与展望[J].电力系统自动化,2018,42(17):189-199.
- [12]张世熙.多种防窃电技术在降损中的综合应用研究[J].山东工业技术,2019(9):200.
- [13]赵俊鹏,吕孟玉,张洋瑞,等.基于用电信息采集系统的反窃电风险评估研究与应用[J].河北电力技术,2019,38(1):24-25.
- [14]Skupin A, Ansmann A, Engelmann R, et al. The Spectral Aerosol Extinction Monitoring System (SÆMS): setup, observational products, and comparisons[J]. Atmospheric Measurement Techniques, 2014, 7(3): 701-712.
- [15]刘杰,侯跃斌,刘念.针对非技术性损失的智能用电异常检测方法[J].华东电力,2014,42(4):650-65.