

1-16-2023

Big data recognition method for daily net load curve of substation bus based on SVM

Can QING

School of Electrical& Informational Engineering,Changsha University of Science & Technology,Changsha 410114 ,China

Zhou XING

State Grid Gansu Electric Power Company,Lanzhou 730030 ,China

Yong ZHI

State Grid Gansu Electric Power Company,Lanzhou 730030 ,China

Wenfei LIU

Electric Power Science Research Institute,State Grid Gansu Electric PowerCompany,Lanzhou 730070 ,China

Ruhai HAO

Electric Power Science Research Institute,State Grid Gansu Electric PowerCompany,Lanzhou 730070 ,China

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://jepst.researchcommons.org/journal>

Recommended Citation

QING, Can; XING, Zhou; ZHI, Yong; LIU, Wenfei; HAO, Ruhai; and MA, Rui (2023) "Big data recognition method for daily net load curve of substation bus based on SVM," *Journal of Electric Power Science and Technology*. Vol. 37: Iss. 6, Article 14.

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2022.06.014

Available at: <https://jepst.researchcommons.org/journal/vol37/iss6/14>

This Article is brought to you for free and open access by Journal of Electric Power Science and Technology. It has been accepted for inclusion in Journal of Electric Power Science and Technology by an authorized editor of Journal of Electric Power Science and Technology.

Big data recognition method for daily net load curve of substation bus based on SVM

Authors

Can QING, Zhou XING, Yong ZHI, Wenfei LIU, Ruhai HAO, and Rui MA

基于 SVM 的变电站母线日净负荷 曲线大数据识别方法

青 灿¹, 行 舟², 智 勇², 刘文飞³, 郝如海³, 马 瑞¹

(1.长沙理工大学电气与信息工程学院,湖南长沙 410114;2.国网甘肃省电力公司,甘肃兰州 730030;
3.国网甘肃省电力公司电力科学研究院,甘肃兰州 730070)

摘 要:针对传统基于统计的负荷曲线分类方法存在的准确性和低时效问题,将非侵入式负荷监测与分解技术拓展应用于变电站母线负荷曲线分解。考虑新能源出力,提出一种基于 SVM 和 SCADA 大数据的母线日净负荷曲线识别方法。首先,分析典型行业负荷有功功率曲线变化过程,提取有功突变时间进行负荷预筛选;然后,对有功功率波形进行傅里叶级数拟合,从而获取行业负荷特征标签,实现波形特征提取;其次,采用支持向量机将变电站母线日净负荷曲线波形特征分类识别,实现行业负荷特征辨识。最后对甘肃省电网某 330 kV 变电站实际数据进行 SCADA 仿真,结果表明,该方法可有效获取母线负荷类别,从而提升负荷建模效率。

关 键 词:母线负荷识别;SCADA 系统;傅里叶级数;支持向量机

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2022.06.014 中图分类号:TM863 文章编号:1673-9140(2022)06-0125-07

Big data recognition method for daily net load curve of substation bus based on SVM

QING Can¹, XING Zhou², ZHI Yong², LIU Wenfei³, HAO Ruhai³, MA Rui¹

(1.School of Electrical & Informational Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China;
2.State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730030, China; 3.Electric Power Science Research Institute,
State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730070, China)

Abstract: In view of the accuracy and low time efficiency of the traditional load curve classification method based on statistics, the non-invasive load monitoring and decomposition technology is extended and applied to the bus load curve decomposition of substation in this paper. A method for identifying the daily net load curve of the bus based on SVM and SCADA big data is proposed by considering the output of new energy. Firstly, the change process of the load active power curve of typical industries is analyzed, and the active power mutation time for load pre-screening is extracted. Secondly, Fourier series are utilized to fit the active power waveform. The industry load feature tags are obtained, waveform features are extracted. In addition, for the purpose of identification of the industry load characteristics, the support vectors machine is employed for the waveform characteristics classification and recognition for the daily net load curve of the substation bus. In the end, a 330 kV substation in Gansu Power Grid is simulated by SCADA for verification. It is shown that this method can effectively classify the bus load, thereby improving the effi-

收稿日期:2020-11-30;修回日期:2021-05-10

基金项目:国家自然科学基金(51977012);国家电网公司科技项目(52272218000X)

通信作者:马 瑞(1971—),男,博士,二级教授,博士生导师,主要从事电力能源互联网、电力系统运行与控制研究;E-mail:marui818@126.com

ciency of load modeling.

Key words: bus load decomposition; SCADA system; Fourier series; support vector machine

电力负荷建模作为电力系统仿真的重要组成部分,其准确性会对潮流、电压稳定以及暂态稳定计算等产生重要直接影响^[1-2]。传统基于统计综合法^[3-5]的电力负荷建模关键技术之一是电力负荷曲线分解,但其需要统计各类行业电力负荷中典型用电设备的种类、比例以及各行业负荷占节点负荷的百分比,难以准确统计,且统计困难,统计过程费时、费力。

非侵入式负荷监测与分解(nonintrusive load monitoring and decomposition, NILMD)^[6-7]可将低压用户智能电表负荷数据分解为各用电设备的信息,其关键技术为事件探测、特征提取、负荷识别。针对采集的低频信息,如有功功率,近期诸多学者通过机器学习方法对此进行研究。已涉及到的算法包括 K 近邻(K-nearest neighbor, KNN)^[8]、贝叶斯(bayesian)^[9]算法,遗传算法(genetic algorithm, GA)^[10-11]、隐马尔可夫模型(hidden markob models, HMM)^[12-14]、动态时间规整(dynamic time warping, DTW)算法^[15-16]、人工神经网络(artificial neural network, ANN)^[17-19]等方法。上述方法对低频数据分解虽取得了一定进展,但准确度有待提高。文献[20]利用分段线性近似(piecewise linear approximation, PLA),以高斯动态弯曲核(Gaussian dynamic time warping kernel, GDTW)为核函数的支持向量机进行分类识别,有较高的识别率和较快的识别速度。目前,非侵入式负荷监测与分解技术研究大多数集中在家庭用户低电压层面。变电站层母线负荷曲线分解思路与用户层 NILMD 类似,前提是提取不同行业的典型负荷曲线,其相当于 NILMD 中的特征信息,通常由聚类分析获得^[21-22]。为此,本文提出将非侵入式负荷分解技术拓展到变电站高电压等级层面,即将变电站总负荷功率分解为各典型行业负荷构成功率,进而获取典型行业负荷能耗情况与变电站母线负荷功率变化规律。

本文利用典型行业负荷曲线特征信息及 NILMD 相关研究方法,提出一种母线负荷曲线识别方法。首先,提取典型行业负荷曲线的有功突变时间,并对有功曲线波形进行傅里叶级数拟合,实现波形特征提取;然后,基于数据采集与监控(super-

visory control and data acquisition, SCADA) 系统所得大数据将变电站母线日净负荷功率曲线特征输入到支持向量机模型^[23],对行业负荷曲线进行辨识,实现母线日净负荷曲线识别;最后,通过甘肃省网 330 kV 实际数据验证基于 SCADA 和 SVM 的母线日净负荷曲线识别方法的有效性和正确性。

1 母线负荷曲线模型

电力系统中稳态功率、电流和电压波形都能可靠地描述负荷的特性,本文采用稳态有功功率波形作为描述母线负荷内部各行业负荷的依据。

在某一时间区段内,母线负荷总功率按行业负荷组成分解为模型:

$$P_L(t) = \sum_h^n \alpha_h(t) P_h(t) + e(t) \quad (1)$$

式中 $P_L(t)$ 为 t 时刻母线负荷的总功率; $P_h(t)$ 为 t 时刻第 h 类行业负荷的功率; $\alpha_h(t)$ 为 t 时刻第 h 类行业负荷的功率权重系数; $e(t)$ 为噪声或误差。

常见 4 种典型工、农、商和居民行业日负荷有功功率曲线具有如下特征:

- 1) 居民用电时具有很明显的午、晚高峰特征,其中晚高峰负荷更大,晚间负荷比较小且平稳;
- 2) 商业用电时白天负荷高且平稳、晚上负荷低,具有很明显的上下班特征;
- 3) 工业用电时由于重工业一般为三班作业,轻工业多为单、两班制,相互形成互补,整体负荷大且变化小、平缓;
- 4) 农业负荷时全年呈现很强的季节性,灌溉时节用电主要集中在 09:00—11:00、15:00—17:00,晚间基本没有负荷。

为了单纯地描述 4 种典型行业日负荷曲线的变化特征,将其有功分别进行归一化处理,使其为 0~100 MW,归一化公式为

$$P^* = \frac{100(P - P_{\min})}{P_{\max} - P_{\min}} \quad (2)$$

式中 P_{\min} 为日负荷波谷值; P_{\max} 为日负荷波峰值; P 为未归一化前日负荷; P^* 为归一化日负荷。由此得到归一化后的典型行业日负荷曲线,如图 1 所示。

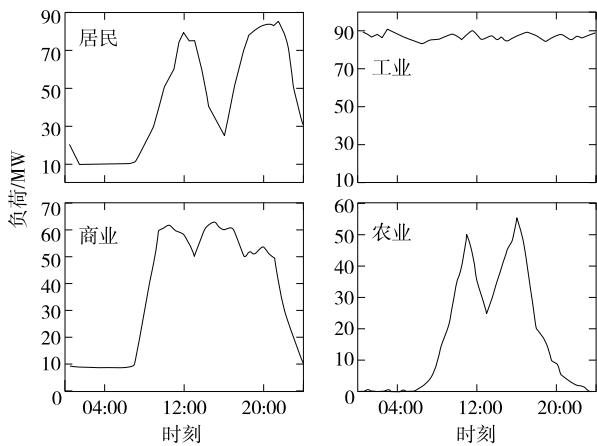


图 1 典型行业日负荷曲线

Figure 1 Daily load curve of typical industry

2 母线负荷曲线识别原理及方法

在母线负荷识别模型中,利用数据采集与监控(SCADA)系统可以得到变电站高压母线负荷总功率,而负荷内部各行业负荷的组成是未知的所求值。由图 1 可知,对于某个特定季节,一段时间内不同行业负荷的功率特性会有差异。因此,本文先对典型行业负荷曲线波形特征进行初步提取;然后对母线负荷有功功率进行傅里叶级数分解,得到各级傅里叶函数系数,采用傅里叶变换系数作为行业负荷特征标签;最后利用 SVM 分类器进行负荷识别。

2.1 曲线特征预筛选

考虑到存在 4 种典型行业负荷,完全利用突变时间和傅里叶级数拟合的系数进行单步遍历会让曲线识别的计算量变大,因此,本文将曲线特征分为曲线预筛选和曲线识别特征两类。首先将负荷突变时间作为曲线预筛选特征进行初步的识别;然后将傅里叶级数拟合的系数作为曲线识别特征;最后利用 SVM 分类器进行分类识别,从而减小分类识别算法计算量。

2.2 傅里叶级数拟合

以甘肃常见的居民、商业、工业、农业 4 类行业负荷为例进行研究与分析。通常不同地区各行业负荷组成情况不一样,监测某地区变电站母线处电力负荷的总功率 $P_L(t)$,对其进行快速傅立叶变换,一般地,4 次傅里叶级数足以完整表达日负荷曲线的特征。

$$P_L(t) = \sum_1^4 [a_k(k\omega x) + b_k(k\omega x)] + a_0 \quad (3)$$

式中 a_k, b_k 为母线电力负荷总功率的各次谐波分量的系数; a_0 为功率基波分量; ω 为母线负荷功率基波分量的角频率。

2.3 SVM

支持向量机属于二分类模型,其基本模型是定义在特征空间上间隔最大的线性分类器。

假设给定二维两类训练样本集 $S = \{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n; y_i = (-1, +1)\}$,这里 x_i 表示第 i 个输入样本, y_i 表示第 i 个输入样本对应的类别值。支持向量机是基于训练样本集 S 求解能够正确地分类训练样本集且几何间隔最大的分离超平面,从而达到分类的目的。

若训练样本集是线性可分的, SVM 模型求解最大分割超平面问题可以表示为含有不等式约束的凸二次规划问题,即

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 \\ \text{s.t. } y_i(\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1, \\ i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (4)$$

若输入空间的训练样本集是非线性可分的,支持向量机用核函数代替线性分类中目标函数与分类决策函数的内积,通过非线性变换将它转化为高维特征空间中的线性分类问题,然后在此空间内求解出最优分类超平面。

非线性映射为

$$\mathbf{x} \rightarrow \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) = (\varphi_1(\mathbf{x}), \varphi_2(\mathbf{x}), \dots, \varphi_n(\mathbf{x}))^T \quad (5)$$

则最优分类器为

$$y(\mathbf{x}) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) \cdot \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + b \right] \quad (6)$$

目前常用的 SVM 核函数主要有 3 种:多项式内积、高斯径向基、Sigmoid 核函数,分别为

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j)^q \quad (7)$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(\frac{-|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh[k\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + \theta]^q \quad (9)$$

本文选用高斯径向基核函数的支持向量机划分多类负荷曲线,即多分类问题。在每两类负荷曲线间构造一个二分类器,若有 N 类,则组成一个共 $N(N-1)/2$ 类的多分类器。本文共包含 4 类典型

负荷曲线,组成一个含有 6 类的多分类器,从而实现 4 种负荷曲线的分类识别。

2.4 曲线识别流程

本文提出的母线负荷曲线识别方法包括支持向量机分类器训练和母线负荷曲线识别两个部分。

1)分类器训练。首先分析典型行业日负荷曲线的负荷突变时间,得到预筛选特征库;然后对行业日负荷曲线进行傅里叶级数拟合,得到傅里叶级数拟合的相关系数,即曲线识别标签库;最后利用高斯核支持向量机模型对曲线识别特征标签训练,得到含有 6 类的二值分类器库。

2)负荷曲线识别。首先根据母线日净负荷曲线的负荷突变时间从之前训练过的二值分类器库中筛选出对应的二值分类器;然后基于 SCADA 系统获取变电站母线日净负荷曲线,通过傅里叶级数拟合得到拟合相关系数,将其作为曲线识别特征输入到二值分类器,得票最多的二值分类器对应的负荷即母线负荷曲线识别结果。

具体的母线负荷曲线识别流程如图 2 所示。

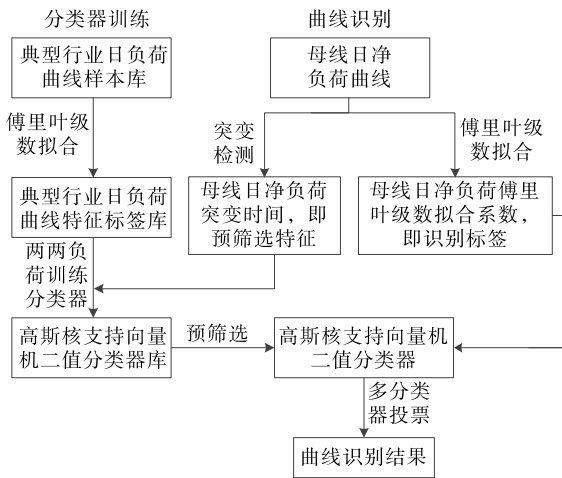


图 2 母线负荷曲线识别流程

Figure 2 Flow chart of bus load curve identification

3 算例分析

本文对甘肃省某 330 kV 变电站下 110 kV 母线日净负荷曲线进行识别,由 SCADA 系统采集得到该变电站母线负荷以及该母线区域新能源出力数据。该地区 4 月 15 日的母线日负荷、风电日出力曲线分别如图 3、4 所示。

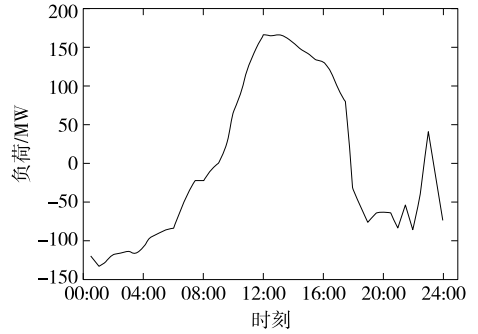


图 3 母线日负荷曲线

Figure 3 Bus daily load curve

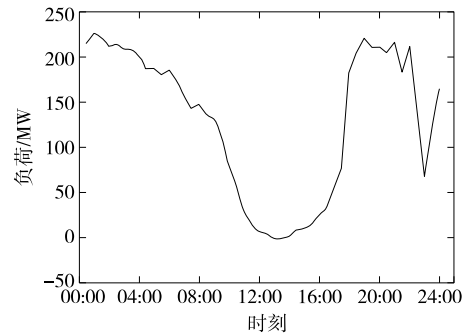


图 4 风电日出力曲线

Figure 4 Wind power daily generation curve

变电站母线日净负荷为母线日负荷与接入风电日出力的叠加,即

$$P'_{bus} = P_{bus} + P_{wind} \quad (10)$$

式中 P'_{bus} 为某时刻母线净负荷; P_{bus} 为相应时刻母线负荷; P_{wind} 为相应时刻母线接入风电出力。由此可以得到母线日净负荷曲线,如图 5 所示。

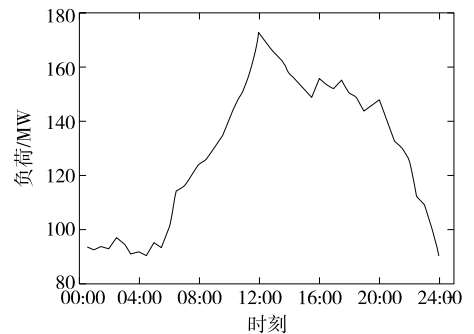


图 5 母线日净负荷曲线

Figure 5 Bus net daily load curve

3.1 曲线预筛选特征

由图 1、5 得到各典型行业日负荷及母线日净负荷曲线突变时间,如表 1 所示,若变电站母线日净负荷波形在 21:00—21:30 左右出现突变,则只需在此处辨识居民、商业负荷;若变电站母线日净负荷波形

在 16:00 左右出现突变,则只需在此处辨识居民、农业负荷,无需对所有行业负荷进行识别,如此可以缩减识别范围,提高识别效率。

表 1 日负荷突变时间

Table 1 Daily load mutation time

行业负荷	突变时刻
居民	07:00,12:00,16:00,21:30
商业	07:30,13:00,21:00
工业	—
农业	08:00,11:00,13:00,16:00
净负荷	06:30,12:00,14:00,20:00

3.2 曲线识别特征标签

对图 1 所示 4 种典型行业日负荷曲线及图 5 母线日净负荷曲线进行傅里叶级数拟合,得到负荷特征标签,如表 2 所示。

表 2 负荷特征标签

Table 2 Load characteristic tags

行业负荷	a_0	a_1	b_1	a_2	b_2
居民	41.82	-12.540	-25.550	1.407	-18.440
商业	38.62	-19.180	-20.930	2.809	-6.819
工业	86.73	0.397	-0.126	0.849	0.527
农业	20.05	-10.550	-20.150	-1.546	-1.147
净负荷	120.60	-39.500	-0.322	3.836	2.237

行业负荷	a_3	b_3	a_4	b_4	ω
居民	-14.070	8.269	3.389	-1.255	6.166
商业	-1.534	2.838	-5.245	-3.798	6.597
工业	-0.339	1.431	-0.219	-0.284	6.702
农业	-6.246	2.926	3.436	1.711	7.581
净负荷	5.817	4.859	2.217	-1.448	0.107

3.3 母线负荷曲线识别

对图 5 所示母线日净负荷曲线进行识别,具体识别过程如下:

1) 基于两两负荷训练分类器,对行业负荷有功波形特征库(包括有功突变时间和傅里叶级数拟合系数)进行分类器训练,得到高斯核支持向量机二值分类器库;

2) 分析母线日净负荷曲线变化过程,提取负荷突变时间,进行预筛选,得到相应的高斯核支持向量机二值分类器;由图 5 可以确定该类母线负荷突变时间为 05:00、11:30、16:30、20:00;

3) 将傅里叶级数拟合后曲线特征识别标签向量

输入到二值分类器,对二值 SVM 分类器进行测试,所有二值分类器中得票数最多的负荷即为识别结果,曲线识别结果如图 6 所示,可以看出,分解出的 4 条典型行业负荷曲线与图 1 对应,分别呈现明显相似的曲线特征。

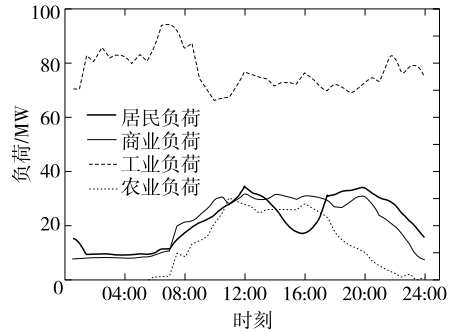


图 6 4 月 15 日曲线分解结果

Figure 6 Curve decomposition results on April 15

为验证该方法的有效性和适应性,对该地区同一 110 kV 母线下 5 月 15 日、6 月 15 日的母线日净负荷曲线进行辨识,曲线识别结果分别如图 7、8 所示。将图 7、8 与图 1 比较,可以看出,曲线识别结果与典型行业负荷曲线具有明显的相似性,故本文所提方法能有效识别变电站母线负荷曲线。

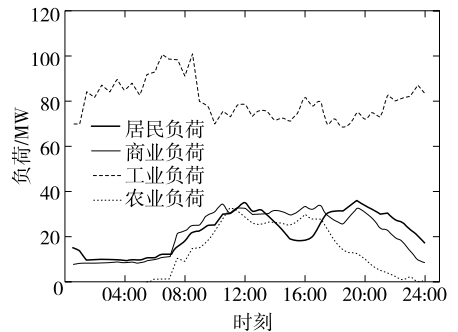


图 7 5 月 15 日曲线分解结果

Figure 7 Curve decomposition results on May 15

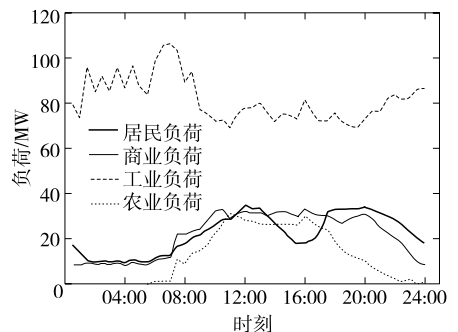


图 8 6 月 15 日曲线分解结果

Figure 8 Curve decomposition results on June 15

4 结语

本文提出了一种基于数据驱动和支持向量机的母线负荷曲线识别方法,得到如下结论:

1)利用 SCADA 变电站母线负荷历史大数据挖掘可有效获取其负荷曲线特征,为统计负荷建模提供新的思路;

2)在母线有功负荷功率暂态突变时间及其傅里叶变换系数标签负荷特征提取基础上,通过构建高斯径向基核函数支持向量机模型,可有效实现变电站母线负荷内部行业负荷种类及组成进行分类。

参考文献:

- [1] 唐秀明,袁荣湘,陈君,等.基于 Carathéodory-Fejér 插值定理考虑误差界的负荷建模方法[J].电工技术学报,2015,30(20):176-184.
TANG Xiuming, YUAN Rongxiang, CHEN Jun, et al. A load modeling method considering error bounds based on carathéodory-Fejér interpolation theorem[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(20): 176-184.
- [2] 李尚远,冯丽,张同尊,等.一种适用于小干扰分析的在线负荷建模方法[J].电网技术,2019,43(4):1439-1446.
LI Shangyuan, FENG Li, ZHANG Tongzun, et al. An online load modeling method for small interference analysis[J]. Power System Technology, 2019, 43(4): 1439-1446.
- [3] 邓鹏,刘敏.基于改进聚类和 RBF 神经网络的台区电网线损计算研究[J].智慧电力,2021,49(2):107-113.
DENG Peng, LIU Min. Power line loss calculation in low voltage region based on improved clustering algorithm and RBF neural network[J]. Smart Power, 2021, 49(2): 107-113.
- [4] 屈星,李欣然,李培强,等.计及配电网调压的综合负荷建模[J].中国电机工程学报,2018,38(6):1695-1705+1906.
QU Xing, LI Xinran, LI Peiqiang, et al. Comprehensive load modeling based on voltage regulation of distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(6): 1695-1705+1906.
- [5] 屈星,李欣然,宋军英,等.遗传算子自适应设计及其在负荷建模中的应用[J].电力系统及其自动化学报,2018,30(7):65-72.
QU Xing, LI Xinran, SONG Junying, et al. Adaptive design of genetic operators and its application in load modeling[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(7): 65-72.
- [6] 孙毅,崔灿,张璐,等.智能用电非侵入式负荷监测系统研究[J].电力科学与技术学报,2019,34(2):155-160.
SUN Yi, CUI Can, ZHANG Lu, et al. Research on intelligent power consumption non-invasive load monitoring system[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(2): 155-160.
- [7] 程祥,李林芝,吴浩,等.非侵入式负荷监测与分解研究综述[J].电网技术,2016,40(10):3108-3117.
CHENG Xiang, LI Linzhi, WU Hao, et al. Summary of non-intrusive load monitoring and decomposition research[J]. Power System Technology, 2016, 40(10): 3108-3117.
- [8] 徐青山,娄藕蝶,郑爱霞,等.基于近邻传播聚类 and 遗传优化的非侵入式负荷分解方法[J].电工技术学报,2018,33(16):3868-3878.
XU Qingshan, LOU Oudie, ZHENG Aixia, et al. A non-intrusive load decomposition method based on neighborhood propagation clustering and genetic optimization[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(16): 3868-3878.
- [9] 肖江, François AUGER, 荆朝霞,等.基于贝叶斯信息准则的非侵入式负荷事件检测算法[J].电力系统保护与控制,2018,46(22):8-14.
XIAO Jiang, François AUGER, JING Zhaoxia, et al. Non-intrusive load event detection algorithm based on bayesian information criterion[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(22): 8-14.
- [10] 祁兵,韩璐.基于遗传优化的非侵入式居民负荷辨识算法[J].电测与仪表,2017,54(17):11-17.
QI Bing, HAN Lu. A non-intrusive resident load identification algorithm based on genetic optimization[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(17): 11-17.
- [11] 孙毅,崔灿,陆俊,等.基于遗传优化的非侵入式家居负荷分解方法[J].电网技术,2016,40(12):3912-3917.
SUN Yi, CUI Can, LU Jun, et al. A non-intrusive household load decomposition method based on genetic optimization[J]. Power System Technology, 2016, 40(12): 3912-3917.
- [12] 陈思运,高峰,刘烃,等.基于因子隐马尔可夫模型的负

- 荷分解方法及灵敏度分析[J].电力系统自动化,2016,40(21):128-136.
- CHEN Siyun,GAO Feng,LIU Ting,et al.Load decomposition method and sensitivity analysis based on factor hidden Markov model[J].Automation of Electric Power Systems,2016,40(21):128-136.
- [13] 卢天琪.结合事件检测的 HMM 非侵入式电力负荷监测算法研究[D].武汉:华中科技大学,2017.
- [14] 单光普.基于 HMM 的非侵入式居民用电负荷分解研究[D].北京:华北电力大学,2018.
- [15] 华亮亮,黄伟,杨子力,等.基于 DTW 算法的非侵入式家居负荷行为识别方法[J].电测与仪表,2019,56(14):17-22.
- HUA Liangliang, HUANG Wei, YANG Zili, et al. A non-intrusive home load behavior recognition method based on DTW algorithm[J].Electrical Measurement & Instrumentation,2019,56(14):17-22.
- [16] 程瑛颖,杜杰,周全,等.基于随机矩阵理论和聚类算法的电表运行状态评估方法[J].中国电力,2020,53(11):116-125.
- CHENG Yingying,DU Jie,ZHOU Quan,et al.Evaluation method for running state of electricity meters based on random matrix theory and clustering algorithm[J].Electric Power,2020,53(11):116-125.
- [17] 江帆,杨洪耕.基于广义回归神经网络的非侵入式负荷识别方法[J].电测与仪表,2020,57(3):1-6+18.
- JIANG Fan, YANG Honggeng. Non-intrusive load identification method based on generalized regression neural network[J].Electrical Measurement & Instrumentation,2020,57(3):1-6+18.
- [18] 任文龙,许刚.基于深度序列翻译模型的非侵入式负荷分解方法[J].电网技术,2020,44(1):27-37.
- REN Wenlong, XU Gang. Non-intrusive load decomposition method based on deep sequence translation model[J].Power System Technology,2020,44(1):27-37.
- [19] 汉京善,吕海平,李丹煜,等.基于 GA-BP 神经网络算法的输电线路舞动预警方法[J].电网与清洁能源,2021,37(4):1-7+14.
- HAN Jingshan, LÜ Haiping, LI Danyu, et al. Prediction of transmission line galloping using improved BP neural network based on genetic algorithm[J].Power System and Clean Energy,2021,37(4):1-7+14.
- [20] 牟魁翌,杨洪耕.基于 PLA-GDTW 支持向量机的非侵入式负荷监测方法[J].电网技术,2019,43(11):4185-4193.
- MOU Kuiyi, YANG Honggeng. Non-intrusive load monitoring method based on PLA-GDTW support vector machine[J].Power System Technology,2019,43(11):4185-4193.
- [21] 徐振华,李欣然,钱军,等.变电站用电行业负荷构成比例的在线修正方法[J].电网技术,2010,34(7):52-57.
- XU Zhenhua, LI Xinran, QIAN Jun, et al. Online correction method of load composition ratio of substation power industry[J].Power System Technology,2010,34(7):52-57.
- [22] 曾兴,蔡泽祥,孙宇嫣,等.综合能源系统配用电监控业务计算负荷建模方法[J].供用电,2020,37(9):42-49+57.
- ZENG Xing, CAI Zexiang, SUN Yuyan, et al. Workload modeling method for power distribution monitoring business in integrated energy system[J].Distribution & Utilization,2020,37(9):42-49+57.
- [23] 林常青,上官安琪,徐箭,等.基于样本熵和支持向量机的短期风速预测模型[J].电力科学与技术学报,2014,29(4):12-17.
- LIN Changqing, SHANGGUAN Anqi, XU Jian, et al. Short-term wind speed prediction model based on sample entropy and support vector machine[J].Journal of Electric Power Science and Technology,2014,29(4):12-17.