

基于 K-means 算法的 10 kV 变压器负载状态检测方法

宋辉,苑龙祥

(国网新疆电力有限公司电力科学研究院 智能量测技术中心,新疆 乌鲁木齐 830000)

摘要:针对平均状态下的热点温度单一、不同负载状态检测响应时间较长的问题,为提高响应速度,基于 K-means 算法,设计了一种 10 kV 变压器负载状态检测方法。建立 10 kV 变压器负载模型,压缩重叠向量矩阵,综合计量变压器负载状态参数指标;计算不同负载状态热点温度,分别讨论正常周期性负载、长期急救负载、短期急救负载等不同负载状态热点温度;基于 K-means 算法评估变压器负载状态,计算欧式距离与平均距离,求解负载状态指标,完成 10 kV 变压器负载状态检测。实例测试结果表明,该算法应用后的正常周期性负载、长期急救负载、短期急救负载条件下最大响应时间为 0.36 s, 0.6 s, 0.2 s, 对变压器负载状态的检测能力更强。

关键词:K-means 算法; 10 kV 变压器; 变压器; 负载检测; 负载状态检测; 变压器负载状态

中图分类号:TP181 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd23928

Load State Detection Method of 10 kV Transformer Based on K-means Algorithm

SONG Hui, YUAN Longxiang

(Intelligent Measurement Technology Center, Electric Power Research Institute of State Grid Xinjiang
Electric Power Co., Ltd., Urumqi 830000, Xinjiang, China)

Abstract: Aiming at the problem of single hot spot temperature under average state and long response time under different load states, in order to improve the response speed, a 10 kV transformer load state detection method based on K-means algorithm was designed. The 10 kV transformer load model was established, the overlapping vector matrix was compressed, and the transformer load state parameter indexes were comprehensively measured. The hot spot temperatures under different load states were calculated, and the hot spot temperatures under different load states such as normal periodic load, long-term emergency load and short-term emergency load were discussed respectively. The load state of transformer was evaluated based on K-means algorithm, the Euclidean distance and average distance were calculated, the load state index was solved, and the load state detection of 10 kV transformer was completed. The example test results show that the maximum response time under the conditions of normal periodic load, long-term emergency load and short-term emergency load are 0.36 s, 0.6 s and 0.2 s, and the detection ability for transformer load state is more stronger.

Key words: K-means algorithm; 10 kV transformer; transformer; load detection; load state detection; load state of transformer

变压器相当于电力系统的保险开关,一旦变压器出现过载现象,电力系统很容易出现问题,进而导致人员或财产的损失,变压器负载状态的检测能力就成为了检测变压器安全性能的重要指标^[1]。变压器负载状态的检测速度越快,电力调度人员的响应时间就越短,电力系统的调度就会更快、更准确。

文献[2]基于用电信息采集大数据,提出了一

种对变压器负载状态的评估方法,通过模糊矩阵判定了变压器的重过载、轻过载、波动负载等多种过载形式,又通过求和的权值判定提高了负载检测的时间。这种检测方法着重于对数据的计算和应用,需要提前处理大量的数据,算法的可移植性较差。文献[3]通过有限元分析软件,提出了一种变压器绕组的拆分方法,计算了变压器的负载情况,预测了变压器的过载规律,基于此设

计了一种对变压器负载情况的检测方法,最后又对该方法进行了仿真分析。该方法对变压器负载状态的检测效果精度较高,却需要十分复杂庞大的数据,因此需要更多的计算时间,响应速度较慢。文献[4]建立了一个对变压器的温度估算模型,引入了热点类比原理,对变压器负载能力作出了评估,并设计了一个变压器负载状态的检测方法。该方法通过顶层油温估算变压器的负载状态,受到环境的影响较大,导致负载的检测精度较差。

本文综合以上文献,提出了一种基于K-means算法的变压器负载状态检测方法,其创新之处在于引入了K-means算法,将变压器负载状态划分为若干标准类别,即将其分为正常周期性负载、长期急救负载、短期急救负载等不同负载状态,聚类分析周期性负载状态检测的数据,对变压器负载检测时间作出了优化,提高了10 kV变压器的安全性能。

1 基于K-means算法设计10 kV变压器负载状态检测方法

1.1 建立10 kV变压器负载模型

在10 kV变压器中,负载状态主要可以分为三种,分别是正常周期性负载、长期急救负载、短期急救负载。此时可以假设总体数据的二元方差为 $H = (h_1, h_2)$,在抽取了 n 个样本容量后,得到如图1所示的旋转椭圆。

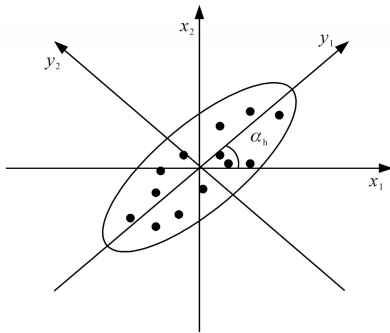


图1 负载椭圆模型

Fig.1 Load elliptic model

在图1中,如果将坐标旋转一个角度,就可以获取损失变量的信息,使得 x_1 轴中的坐标变换到短轴的方向,该坐标的变换方程为

$$\begin{cases} h_x = x_1 \cos \alpha_h + x_2 \sin \alpha_h \\ h_y = y_1 \cos \alpha_h - y_2 \sin \alpha_h \end{cases} \quad (1)$$

式中: x_1, x_2, y_1, y_2 均为旋转椭圆中的坐标轴; h_x, h_y 分别为椭圆在坐标系 x 轴、 y 轴中的旋转分量;

α_h 为椭圆在坐标系中旋转的方向角度。

当新的坐标系产生以后,依据欧式空间的线性变换,可以将原始变量的多维数据压缩重叠,进而产生 n 个相关的矩阵^[5]。

$$\begin{cases} h_{x1} = \alpha_{11}x_1 + \alpha_{21}x_2 + \cdots + \alpha_{n1}x_n \\ h_{x2} = \alpha_{12}x_1 + \alpha_{22}x_2 + \cdots + \alpha_{n2}x_n \\ \vdots \\ h_{xn} = \alpha_{1n}x_1 + \alpha_{2n}x_2 + \cdots + \alpha_{nn}x_n \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\alpha_{11}x_1 \sim \alpha_{nn}x_n$ 的所有符号均为相关矩阵中的特征向量; $h_{x1}, h_{x2}, \dots, h_{xn}$ 为 n 个指标变量^[6-7]。

通过下式可以直接计算综合的变压器负载累计贡献值:

$$\varpi_n = \frac{\sum_{i=1}^n h_{xi}}{\sum_{j=1}^n \alpha_{ij} x_j} \quad (3)$$

式中: $\alpha_{ij}x_j$ 为矩阵中第 i 行、第 j 列的特征向量指标; h_{xi} 为第 x 个矩阵的指标变量总值。

通过以上向量,可以直接得到相关性的评价参量,并以此得到变压器负载模型。

1.2 计算不同负载状态热点温度

热点温度是检测变压器是否达到负载状态的重要指标。因此,在变压器负荷模型中,有必要根据三种负荷状态计算热点温度。其中,正常周期性负载主要是指变压器在正常运行时,由于环境温度的影响而引起的过载现象。在空载条件下,顶层油温升的计算公式为

$$\vartheta_d = 1.2T_b + \Delta\rho_y \quad (4)$$

式中: ϑ_d 为变压器中负载临界状态的顶层平均油温升,以开氏温度作为单位; T_b 为临界状态中的温升修正值; ρ_y 为变压器中绕组杂散损耗与散热中心的比值^[8-9]。

以式(4)计算变压器的热负载,得到下式:

$$T_{lm} = \frac{2.04(U_n + U_t)}{q_{hr}} \quad (5)$$

式中: q_{hr} 为油箱的热功负载能量; U_n 为油箱耗能的散热面积; U_t 为正常周期性负载超出临界点后的功率损耗; T_{lm} 为当变压器发生正常周期性负载时的热点温度。

对于长期急救负载的现象,需要将变压器长时间保持在额定电流的温度下,并持续运转几个月,当变压器的零部件不可避免地老化以后,就会直接出现过载现象^[10-11]。下式可以计算变压器长期急救负载的热点温度:

$$T_{op} = \frac{62.3 \times F_t \times \Delta\eta_n}{I_p} \quad (6)$$

式中: T_{op} 为变压器发生长期急救负载时的热点温度; $\Delta\eta_n$ 为变压器发生长期急救负载时的油温升平均值; F_t 为绕组与变压器绝缘材料的比热容之和; I_p 为变压器电流均值。

变压器中出现短期急救负载的情况, 主要是因为变压器在短时间内连续大额超出临界点, 这样的负载超额现象可能会直接导致变压器的绝缘体损坏, 进而发生过载现象^[12]。下式可以计算短期急救负载的热点温度:

$$T_{dq} = \frac{m_{ui} \times f_{dp} \times t_d}{102.5 \times P_t} \quad (7)$$

式中: T_{dq} 为变压器发生短期急救负载时的热点温度; m_{ui} 为变压器绕组在发生过载现象后线圈的损耗质量; f_{dp} 为负载状况下变压器通过高压和低压产生的附加损耗; P_t 为变压器油温升的平均梯度指标; t_d 为短期急救负载发生的时间^[13]。

想要计算负载状态的热点温度, 就需要综合考虑三种负载状态, 并得到如上所示的三种计算公式。

1.3 基于K-means算法评估变压器负载状态

在使用K-means算法评估数据的含义时, 可以将所有被统计在册的数据全部划分为若干标准类别, 通过欧式距离的定义, 找到最小值 D 。

$$D_{a,b} = \frac{\sqrt{(h_{a1} - h_{b1})^2 + (h_{a2} - h_{b2})^2 + \dots + (h_{an} - h_{bn})^2}}{d_n} \quad (8)$$

式中: $D_{a,b}$ 为K-means算法中自栅格 a 到栅格 b 的欧式距离^[14-15]; d_n 为对象到聚类中心的维度。

以此对待处理的样本数据进行初始化集合, 其平均距离的计算公式为

$$\lambda_{mean} = C_n^i \frac{1}{\sum_{i=1}^n D_{a,b}} \quad (9)$$

式中: λ_{mean} 为数据对象间待处理样本的平均距离; C_n^i 为通过 n 个数据样本任取 i 个数据的组合个数。

通过平均距离, 可以直接得到不同类比的间距, K-means算法的聚类效果越好, 则 ε_d 指标越小, 求解 ε_d 指标的公式为

$$\varepsilon_d = \frac{t_i(a) - t_j(b)}{\max\{t_j, t_i\}} \quad (10)$$

式中: ε_d 为某数据组中两个样本的类间距离分散

程度, ε_d 值越大表明变压器的负载率越高, ε_d 值越小, 则变压器的运行状况就越好; $t_i(a)$, $t_j(b)$ 分别为对象 a 或 b 与中心向量的平均距离; $\max\{t_j, t_i\}$ 为在多种变压器聚类效果中的最大值求解。

通过式(10)可以直接得到基于K-means算法评估变压器负载状态估计, 以 ε_d 为核心, 再通过系数的对照表, 就可以直接得到某变压器的负载状态指标。

1.4 设计变压器负载状态检测算法

综合以上公式, 得到变压器负载状态检测的数据, 将其总结在一个算法中, 得到如图2所示的算法结构设计。

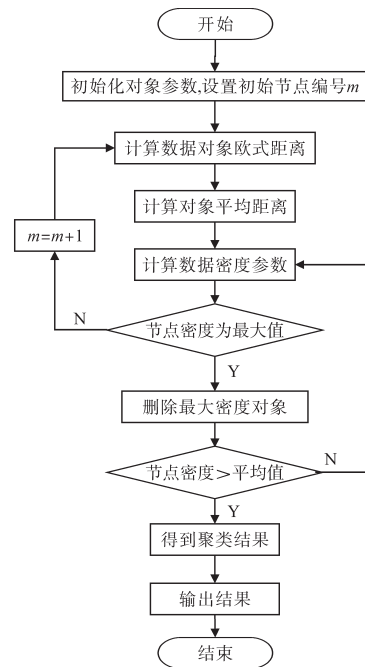


图2 负载状态检测算法

Fig.2 Load state detection algorithm

如图2所示, 在计算密度参数时, 可以通过寻找目睹参数最大值的方式, 解决数据对象初期聚类的问题, 节点密度对平均值的比较公式为

$$f(u) = \begin{cases} 1 & u \leq 0 \\ 0 & u > 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中: $f(u)$ 为节点密度与平均值的判定, 若密度没有大于平均值或等于平均值, 则可以输出1, 即变压器过载, 若密度大于平均值, 则输出0, 即变压器正常运转, 快速而准确地判断某变压器的负载状态。

2 实例测试

2.1 测试准备

将某地10 kV变压器作为实验对象, 型号为

ZZDFPZ-363 400/500-200,实验接线方式如图3所示。

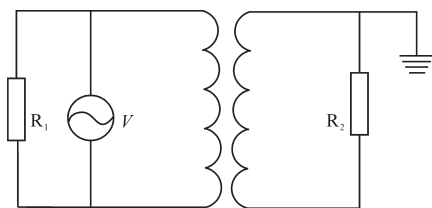


图3 变压器接线示意图

Fig.3 Transformer wiring diagram

图3中,实验电源既具备供电的作用,又具备功率分析的作用;在电源两端有两个电阻,分别编号为 R_1 和 R_2 ,模拟负载损耗的作用。分别测试其在不同负载状态下的响应速度。

2.2 数据处理

变压器的主要作用是分配电力系统中的电能,在此过程中,需要时刻注意变压器的负载状态。对于变压器正常周期性负载状态检测的时间,可以通过下式计算:

$$t_1 = -\sigma_x \ln \left(1 - \frac{T_{\max} - T_u}{1 + K_i + \eta_e^2} \right) \quad (12)$$

式中: t_1 为检测正常周期性负载所需时间损耗; σ_x 为变压器负载检测中的顶层油性时间常数,在该实验中 σ_x 取值为85; $T_{\max}$ 为在10 kV变压器中热点温度的最大限值; T_u 为变压器负载热点温度的平均值; K_i 为变压器的第 i 个负载系数,在本实验中将该系数取值为0.2,0.4,0.6,0.8,1.0,1.2,1.4; η_e 为变压器绕组的损耗常数。

对长期急救负载检测的时间,可以通过下式计算:

$$t_2 = -\sigma_x \ln \left(\Delta\theta_{lr} + \frac{T_{\max} - T_{\min}}{K_i^2 + \frac{1 + \theta_{ln}}{\mu_i}} \right) \quad (13)$$

式中: t_2 为变压器发生长期急救负载时所需的检测时间; $\Delta\theta_{lr}$ 为在变压器工作时的平均油温升系数,在本实验中取值为25; θ_{ln} 为变压器工作的标准油温升系数,在本实验中取值为48.5; $T_{\min}$ 为10 kV变压器中热点温度下限; μ_i 为绕组时间常数,在本实验中取值为0.267。

对短期急救负载的检测时间,可以通过下式计算:

$$t_3 = L_x + \left(1 + \frac{\theta_{ln} - \Delta\theta_{lr}}{K_i^2 \cdot R_x} \right) \quad (14)$$

式中: t_3 为变压器发生短期急救负载时所需的检测时间; L_x 为变压器绕组线圈的长度,取值为

2 650,单位为m; R_x 为变压器绕组在负载前与负载后的损耗比。

综合以上公式,对三种负载状态的响应时间进行测试。

2.3 负载状态响应时间测试

针对以上三种负载状态,分别测试对比实验中四种负载状态检测方法的响应时间,然后将具体的数据记录绘制成负载状态响应时间测试曲线,如图4所示。

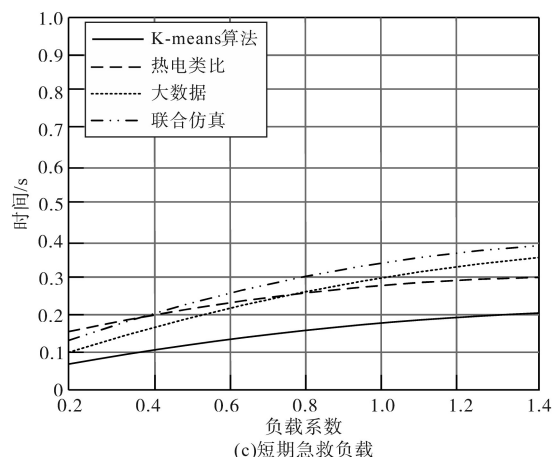
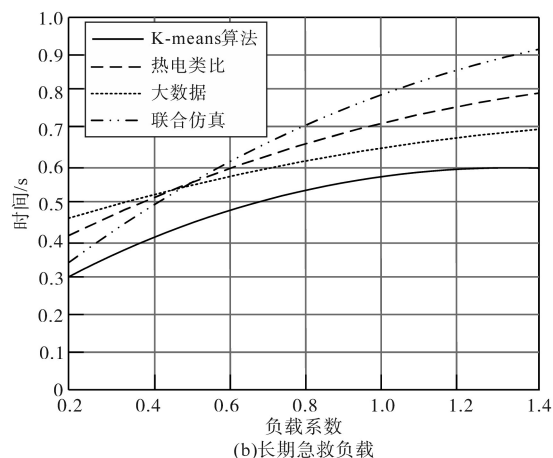
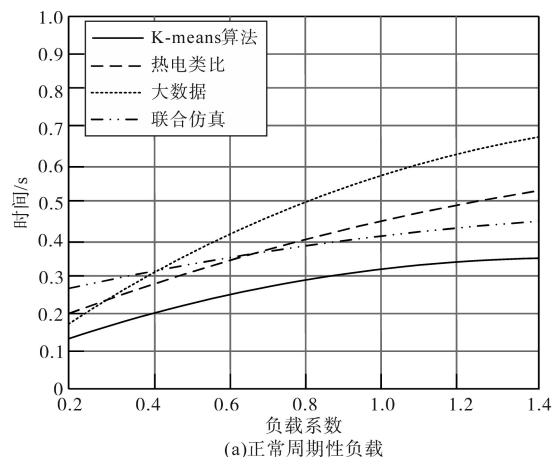


图4 负载状态响应时间测试

Fig.4 Load state response time test

图4中,在正常周期性负载的响应时间测试中,文中设计的K-means算法在负载系数为1.4时,响应时间约为0.36 s,同等条件下,热点类比算法、用电信息采集大数据算法、联合仿真模型三种方法的响应时间分别为0.67 s,0.53 s,0.45 s。在长期急救负载中,当负载系数为1.4时,四种检测方法的响应时间分别为0.6 s,0.79 s,0.69 s,0.91 s。短期急救负载在同等条件下的响应时间分别为0.11 s,0.3 s,0.35 s,0.38 s。这是因为文中设计的方法通过K-means算法,将变压器负载状态划分为若干标准类别,即将其分为正常周期性负载、长期急救负载、短期急救负载等不同负载状态,有针对性地获取负载状态检测数据,计算速度加快,响应时间减少。

结合10 kV变压器负载状态的历史数据,分别进行应用性价比分析,即获取不同方法的投资成本,分析对比结果,如图5所示。

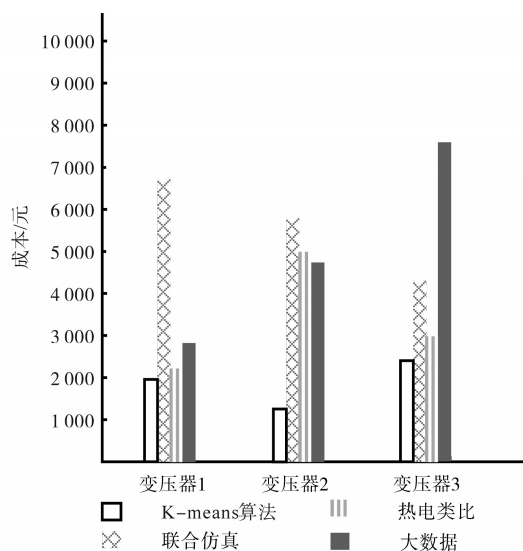


图5 不同方法的投资成本对比结果

Fig.5 Investment cost comparison results for different methods

如图5所示,采用不同方法后,三台变压器的投资成本都存在不同波动,其中,K-means算法的投资成本最小,可降低实际应用成本,提高性价比。

3 结论

为了提高变压器对负载状态的检测能力,设计了基于K-means算法的变压器负载状态检测方法。在分情况求解热点温度之后,基于K-means算法计算欧式距离与平均距离,求解负载状态指标,检测变压器负载状态,其响应速度较高,有效地提高了10 kV变压器负载状态的检测能力。

参考文献

- [1] 王义武,杨余旺,于天鹏,等. 基于Spark平台的K-means算法的设计与优化[J]. 计算机技术与发展,2019,29(3):72-76. WANG Yiwu, YANG Yuwang, YU Tianpeng, et al. Design and optimization of K-means algorithm based on Spark platform[J]. Computer Technology and Development, 2019, 29(3): 72-76.
- [2] 马浩,贺朝会,王立斌,等. 基于用电信息采集大数据的公变负载状态评估[J]. 电测与仪表,2020,57(14):99-105. MA Hao, HE Chaohui, WANG Libin, et al. Load assessment of public transformer based on power consumption information acquisition and big data[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(14): 99-105.
- [3] 于明星,杨丽. 异步电动机在变化负载状态下联合仿真模型的数值计算[J]. 内蒙古科技大学学报,2020,39(2):62-68. YU Mingxing, YANG Li. Numerical calculation of the variable-load combined simulation model for induction motor[J]. Journal of Inner Mongolia University of Science and Technology, 2020, 39(2): 62-68.
- [4] 周则儒,陈斌,李应光,等. 基于热电类比原理的变压器负载能力评估模型[J]. 广东电力,2021,34(4):101-107. ZHOU Zeru, CHEN Bin, LI Yingguang, et al. Transformer load capacity assessment model based on thermoelectric analogy[J]. Guangdong Electric Power, 2021, 34(4): 101-107.
- [5] 杨志栋,倪晴,罗隆福. LCL型高压直流输电系统中换流变压器损耗的仿真研究[J]. 湖南电力,2021,41(2):32-35,40. YANG Zhidong, NI Qing, LUO Longfu. Simulation study of converter transformer loss in LCL-HVDC system[J]. Hunan Electric Power, 2021, 41(2): 32-35, 40.
- [6] 王浩州. 基于机器学习算法的变压器寿命损耗预测研究[J]. 电气应用,2021,40(1):72-78. WANG Haozhou. Research on life loss of transformer based on machine learning algorithms[J]. Electrotechnical Application, 2021, 40(1): 72-78.
- [7] 杨娟,李运富,杨占刚,等. 飞机二次电源负载特性仿真计算与检测分析[J]. 电源学报,2021,19(3):125-133. YANG Juan, LI Yunfu, YANG Zhangang, et al. Simulating calculation and detection analysis of load characteristics of aircraft secondary electrical power supply[J]. Journal of Power Supply, 2021, 19(3): 125-133.
- [8] 吕金壮,潘志城,邓军,等. 基于负载试验的换流变压器振动信号与绕组电流及测点位置特征分布规律分析[J]. 变压器,2020,57(11):64-68. LÜ Jinzhuang, PAN Zhicheng, DENG Jun, et al. Analysis of distribution law of vibration signal and winding current of converter transformer and location characteristics of measuring points based on load test[J]. Transformer, 2020, 57(11): 64-68.
- [9] 罗红波,郭洁. 基于智能电表数据的变压器负载估计[J]. 信息技术,2020,44(11):117-120. LUO Hongbo, GUO Jie. Transformer load estimation based on

(下转第96页)

- [10] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK Ross, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [11] 李文璞,毛颖科,廖道,等. 基于旋转目标检测的变电设备红外图像电压致热型缺陷智能诊断方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(9): 3246-3253.
- LI Wenpu, MAO Yingke, LIAO Xiao, et al. Intelligent diagnosis method of infrared image for substation equipment voltage type thermal defects based on rotating target detection[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9): 3246-3253.
- [12] MA Jianqi, SHAO Weiyan, YE Hao, et al. Arbitrary-oriented scene text detection via rotation proposals[J/OL]. arXiv preprint arXiv: [2021-03-27]. <https://arxiv.org/abs/1703.01086>.
- [13] JIANG Yingying, ZHU Xiangyu, WANG Xiaobing, et al. R2CNN: rotational region CNN for orientation robust scene text detection[J/OL]. arXiv preprint arXiv: [2021-03-27]. <https://arxiv.org/abs/1706.09579>.
- [14] WEN Qian, XUE Yang, PENG Silong, et al. Learning modulated loss for rotated object detection[J/OL]. arXiv preprint arXiv: [2021-03-27]. <https://arxiv.org/abs/1911.08299>.
- [15] XU Yongchao, FU Mingtao, WANG Qimeng, et al. Gliding vertex on the horizontal bounding box for multi-oriented object detection[J/OL]. arXiv preprint arXiv: [2021-03-27]. <https://arxiv.org/abs/1911.09358>.
- [16] 唐建宇,唐春晖. 基于旋转框和注意力机制的遥感图像目标检测算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(13): 114-120.
- TANG Jianyu, TANG Chunhui. Remote sensing image target detection algorithm based on rotating frame and attention mechanism[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(13): 114-120.
- [17] DIGANTA Misra. Mish: A self regularized non-monotonic neural activation function[J/OL]. arXiv preprint arXiv: [2021-03-27]. <https://arxiv.org/abs/1908.08681>.
- [18] WANG Chien-Yao, LIAO Hong-Yuan Mark, Wu Yueh-Hua, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 390-391.
- [19] LIU Shu, QI Lu, QIN Haifang, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8759-8768.
- 收稿日期: 2021-11-25
修改稿日期: 2021-12-18
- =====
- (上接第 88 页)
- smart meter data[J]. Information Technology, 2020, 44(11): 117-120.
- [10] 武雪峥,张玲玲,洪腾腾,等. 单相双绕组变压器空负载运行特性分析[J]. 河南科技, 2020, 39(26): 53-55.
- WU Xuezheng, ZHANG Lingling, HONG Tengting, et al. Analysis of no-load and load operation characteristics of single-phase dual-winding transformer[J]. Journal of Henan Science and Technology, 2020, 39(26): 53-55.
- [11] 傅高金. 油浸式电力变压器负载导则指数方程解法应用探讨和对比分析[J]. 变压器, 2021, 58(4): 26-30.
- FU Gaojin. Discussion and comparative analysis on application of exponential equation solution in load conductor of oil-immersed power transformer[J]. Transformers, 2021, 58(4): 26-30.
- [12] 魏睿,周力行,彭超敏,等. 同相供电系统中负载突变时的电流检测方法[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(4): 147-153.
- WEI Rui, ZHOU Lixing, PENG Chaomin, et al. In phase change in load current monitoring method in power system research[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(4): 147-153.
- [13] 邹明继,吴琦,马璐瑶,等. 三相三柱式配电变压器负载特性对其空载损耗在线检测的影响[J]. 电工技术学报, 2019, 34(2): 493-500.
- ZOU Mingji, WU Qi, MA Luyao, et al. Influence of load characteristics of three-phase and three limbs distribution transformer on on-line detection of no-load loss[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(2): 493-500.
- [14] 罗尚平,刘才铭. 基于 QPSO-LSSVM 的网络通信负载状态识别系统设计[J]. 现代电子技术, 2019, 42(18): 81-83, 89.
- LUO Shangping, LIU Caiming. Design of network communication load status recognition system based on QPSO-LSSVM[J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42(18): 81-83, 89.
- [15] 杨金鑫,范英,樊棋超,等. 基于动态区域搜索框及 K-means 聚类的三车道检测算法[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(27): 253-257.
- YANG Jinxin, FAN Ying, FAN Qichao, et al. Three-lane detection algorithm based on dynamic area search box and K-means clustering[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(27): 253-257.
- 收稿日期: 2021-08-05
修改稿日期: 2021-09-27