

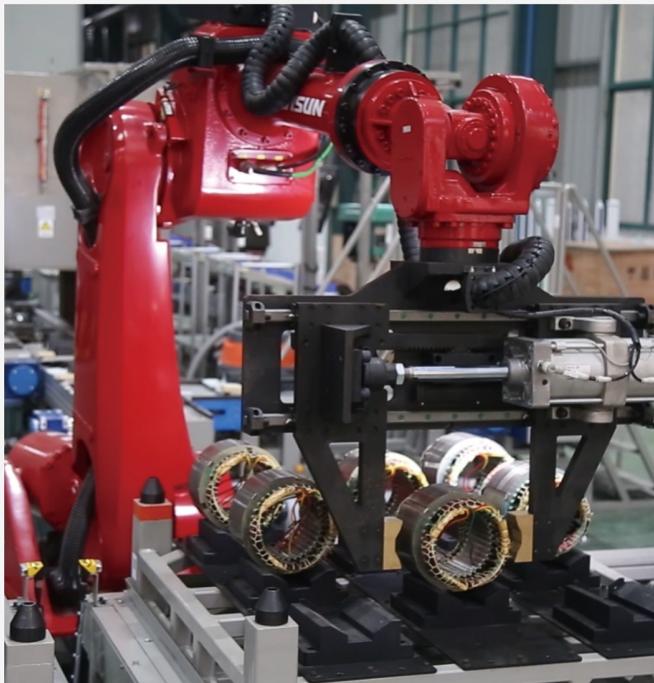
本文全文线上首发由
上海电器科学研究所
(集团)有限公司
支持

杨斌,伏雷.
基于双模调频分解的低压配电网同期
线损率预测模型.
电机与控制应用,2021,48(11):98.



中国智能制造系统解决方案供应商联盟（成员）
上海智能制造系统解决方案供应商（首批）

电机·智能制造



咨询服务

规划设计

设计制造

信息化系统

项目实施



扫码联系我们

联系人：黄先锋 手机：13501892388
上海电器科学研究所（集团）有限公司
上海电机系统节能工程技术研究中心有限公司
上海市武宁路505号9号楼6层

基于双模调频分解的低压配电网 同期线损率预测模型

杨斌，伏蕾

(国网宁夏电力有限公司固原供电公司, 宁夏 固原 756000)

摘要:为了高精度评价电力系统运行方式合理性以及电力企业运营状况,研究基于双模调频分解的低压配电网同期线损率预测模型,利用高精度的线损率预测结果提升电网运营管理性能。采集低压配电网电能传输信号,通过双模调频分解方法利用双模调频基函数分解信号,去除无用信号;利用分层式节点识别策略在分解后的配电信号中划分低压配电网的负荷节点,获取各负荷节点的注入电流;利用支持向量机方法建立同期线损率预测模型,将所获取的注入电流输入到模型中,输出线损率预测优化结果。试验结果表明,该预测模型的预测结果与实际结果极为吻合,平均绝对误差和均方根误差均不超过0.09%,证明该模型可有效预测低压配电网同期线损率,预测精度高,可为智能配电网运营管理提供有效依据。

关键词:低压配电网; 同期线损率; 双模调频分解; 预测模型

中图分类号: TM 714 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2021)11-0098-06

doi: 10.12177/emca.2021.117

Synchronous Line Loss Rate Prediction Model of Low-Voltage Distribution Network Based on Dual-Mode Frequency Modulation Decomposition

YANG Bin, FU Lei

(Guyuan Power Supply Company of State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Guyuan 756000, China)

Abstract: In order to evaluate the rationality of power system operation mode and the operation status of electric power enterprises with high accuracy, the prediction model of line loss rate of low-voltage distribution network based on dual-mode frequency modulation (FM) decomposition is studied, and the high-precision prediction result of line loss rate is used to improve the operation and management performance of power network. The power transmission signals of low-voltage distribution network are collected, and the dual-mode FM basis function is used to decompose the signals and remove useless signals by dual-mode FM decomposition method. The hierarchical node identification strategy is used to divide the load nodes of the low-voltage distribution network from the decomposed distribution signals, and the injection current of each load node is obtained. Support vector machine (SVM) method is used to establish a prediction model of line loss rate in the same period. The injection current obtained is input into the model, and the optimization result of line loss rate prediction is output. Experimental results show that the prediction results of the model are in good agreement with the actual results, and the mean absolute error and root mean square error are both lower than 0.09%, which proves that the model can effectively predict the line loss rate of low-voltage distribution network in the same period with high prediction accuracy, and can provide an effective basis for the operation and management of intelligent distribution network.

收稿日期: 2021-07-28; 收到修改稿日期: 2021-10-21

作者简介: 杨斌(1972—),男,经济师,主要研究方向为电力系统运营监测与分析、电力大数据质量分析、项目全过程管理及生产经营管理等。

伏蕾(1986—),女,工程师,主要研究方向为电力系统监测与分析,配网数据分析和线损管理等。

Key words: low voltage distribution network; synchronization line loss rate; dual-mode frequency modulation (FM) decomposition; prediction model

0 引言

智能电网发展迅速,电力系统运行中的线损问题受到众多研究学者的重视^[1]。采集配电网电力数据具有较高难度,线损率仅可利用电力系统中众多损耗设备的物理特性建立相关模型计算,电力系统中众多设备运行过程中存在较高的波动以及偏差,因此低压配电网同期线损计算精度较低,缺少合理的低压配电网同期线损预测方法,导致低压配电网的线损无法控制在合理区间内^[2-3]。低压配电网同期线损的精准预测可提升电力系统的管理性能,其预测精度是评价电力系统运行方式合理性以及电力企业运营状况的重要指标^[4]。

目前已有众多学者针对配电网同期线损进行研究,文献[5]设计了基于激光点云的中压配电网同期线损检测系统。采用主成分分析法(PCA)提取预测电力系统线损参数,利用激光探测传感装置提取点云特征,构建样本点的特征向量,求解SVM的判别函数,最终实现对中压配电网同期线损的精确检测。但该种方法是对线损的检测方法,预测的准确率并不高。文献[6]针对配电网能量管理和节能降损的要求,提出了一种基于特征选择和Stacking集成学习的配电网线损预测方法。通过相关性分析法、最大信息系数法和基于树模型的特征选择法对特征进行综合分析,选择重要特征作为配电网线损预测模型的输入特征;建立Stacking集成学习配电网线损预测模型,实现配电网同期线损预测,但预测的准确率不足,无法满足实际需要。

基于以上研究文献的成果与不足,为了提高线损率预测的准确性,研究基于双模调频分解的低压配电网同期线损率预测模型。双模调频分解方法基于线性调频双模基函数,投影分解低压配电网中的网络信号,去除无用信号;利用分层式节点识别策略识别分解信号,利用支持向量机方法建立预测模型,实现低压配电网同期线损精准预测。通过试验验证所研究模型具有较高的同期线损预测精度,具有较高可行性,可有效降低线损预测误差,提升智能配电网运营管理性能。

1 双模调频分解的低压配电网同期线损率预测

1.1 双模调频分解

采集低压配电网配电过程中的电能传输信号^[7-9],依据传输信号特性,用线性基函数表示如下:

$$f(t) = \sum_{n \in Z} s_n h_n \quad (1)$$

式中: Z 与 h_n 分别为自然数以及基函数; s_n 为电力运行信号的展开系数。

设置正交基函数处理电力运行信号,选取内积法获取展开系数,表达式如下^[10]:

$$s_n = \langle f(t), h_n \rangle / \|h_n\| \quad (2)$$

随机信号 $f(t)$ 的双模线性调频基函数近似程度可利用 s_n 获取。

双模的线性调频基函数表达式如下:

$$D(h_{a,b,l}(t)) = \{h_{a,b,l}(t)\} \quad (3)$$

$$h_{a,b,l}(t) = K_{a,b,l} \exp[-(at + bt^2)] \mathbf{1}_l(t) \quad (4)$$

存在 $\|h_{a,b,l}\| = 1$,可得:

$$\|h_{a,b,l}(t)\| = K_{a,b,l} \times \mathbf{1}_l, K_{a,b,l} = 1/\mathbf{1}_l \quad (5)$$

式中: $h_{a,b,l}(t)$ 与 D 分别为双模线性调频基函数和基函数集合; l 与 $K_{a,b,l}$ 分别为动态时域和归一化系数; b 与 a 分别为信号频率斜率以及运行信号频率的偏置参数,尺度系数决定了参数 a 与 b 的值; $\mathbf{1}_l(t)$ 为矩阵窗函数。

依据信号采样定律可知, $a + 2bt < f_s/2$,其中 f_s 表示采样频率。

利用双模调频基函数分解低压配电网运行信号的过程为,设存在基函数库 D ,选取最佳基函数于基函数库内分解低压配电网运行信号 $f(t)$ 。

确定分解低压配电网运行信号的基函数后,存在极大的针对 $f(t)$ 的投影系数在所确定基函数动态时域 I 中,最大投影系数获取公式如下:

$$\eta_l = \max_l \langle f(t), h_{a,b,l}(t) \rangle \quad (6)$$

式(6)中,低压配电网运行信号的初始相位以及经过分解后所获取的幅值均存在于投影 η_l 中。

设此时低压配电网运行信号表达式如下:

$$\begin{aligned} f(t) &= \cos(\theta(t) + \varphi) = \\ &\{\exp[-(\theta(t) + \varphi) + \exp[(\theta) + \varphi]]\}/2 \end{aligned} \quad (7)$$

因为 b 与 a 表示信号频率斜率和运行信号频率的偏置参数, 尺度系数决定了参数 a 与 b 的值, 根据式(4) 和式(5) 求得的 $h_{a,b,l}(t)$ 的结果为 $\frac{1}{\mathbf{1}_l} \exp[-(\theta(t) + \varphi)] \mathbf{1}_l(t)$, 即

$\exp[-(\theta(t) + \varphi)]$, 代入到式(6) 中, 联立式(7) 可求出最大投影系数:

$$\eta_l = \max_l \langle f(t), h_{a,b,l}(t) \rangle \approx \exp(-\varphi)/2 \quad (8)$$

依据以上分析可知, 电力运行信号分解以及频率的频偏数据和斜率数据可利用双模调频基函数体现。

动态时域为 I 时, 包含最大投影系数的电力运行信号的分解信号用 $G_l(t)$ 表示, 其表达式如下:

$$G_l(t) = 2 |\eta_l| \exp\{-i[at + bt^2 - \arg(2\eta_l)]\} \mathbf{1}_l(t) \quad (9)$$

信号在动态时域 I 中可转化为

$$f_l(t) = G_l(t) + r_l(t) \quad (10)$$

式(10) 中, 通过分解所获取的残留信号 $r_l(t)$ 与分解信号 $G_l(t)$ 相应基函数存在正交关系, 可得公式如下:

$$\|f_l(t)\|^2 = \|G_l(t)\|^2 + \|r_l(t)\|^2 \quad (11)$$

通过分解获取的残留信号最小时, 该信号的投影系数最大, 利用以上过程获取不同动态时域下的最大投影系数以及相应基函数^[11]。

利用动态时域连接方法令全部低压配电信号通过分解所获取的残留信号具有极小能量, 可得公式如下:

$$\max \sum_{l \in L^n} \|G_l(t)\|^2, L^n = \{I_1^n, I_2^n, \dots, L\} \in \{I\} \quad (12)$$

式中: n 与 L^n 分别为分解数量和动态时域集。

可得 L^n 的最大投影系数为 $\eta^n = \{\eta_{l_1}^n, \eta_{l_2}^n, \dots\}$; L^n 的双模调频基函数为 $H^n = \{h_{a_1, b_1, l_1}^n, h_{a_2, b_2, l_2}^n\}$ 。

连接 L^n 时, 将配电信号分解总能量最大作为连接的约束条件, 可得分解信号与初始配电信号关系表达式如下:

$$f(t) = \sum_{l_i \in L^1} [G_{l_i}(t) + r_{l_i}(t)] \quad (13)$$

$$r^1 = \sum_{l_i \in L^1} r_{l_i}(t) = f(t) - \sum_{l_i \in L^1} G_{l_i}(t) \quad (14)$$

$$G^1 = \sum_{l_i \in L^1} G_{l_i}(t) \quad (15)$$

利用以上过程首次分解配电信号, 其中 G^1 与 r^1 分别表示分解所获取的信号和分解后的残留信号。重复迭代以上过程直至残留信号低于设定阈值, 此时残留信号和分解信号表达式如下:

$$r^n = \sum_{l_i \in L^n} r_{l_i}(t) = r^{n-1} - \sum_{l_i \in L} G_{l_i}(t) \quad (16)$$

$$G^n = \sum_{l_i \in L^n} r_{l_i}(t) \quad (17)$$

残留信号 r^n 的能量随着分解层数的增加而逐渐降低直至为 0, 通过以上过程去除配电信号中所包含的无用信号, 提升同期线损率预测精度。

1.2 同期线损智能优化

基于完成分解后的配电信号, 利用分层式节点识别策略精准识别处理负荷节点。

负荷节点识别流程图如图 1 所示。

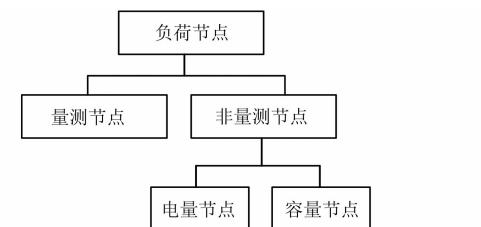


图 1 分层式负荷节点识别流程

依据是否安装监测装置, 将低压配电网监测负荷节点分为量测节点和非量测节点, 监测装置显示内容以及电量信息包含于量测节点中; 非量测节点则不包含电量信息, 电量信息分为容量节点和电量节点, 电量节点包含功率因数、有功和无功电量等内容, 容量节点包括有功电流和无功电流等内容^[12-13]。

低压配电网中注入参考节点的平均电流公式如下:

$$I_{P(\text{av})} = \frac{A_P}{T\sqrt{3}U} \quad (18)$$

$$I_{Q(\text{av})} = \frac{A_Q}{T\sqrt{3}U} \quad (19)$$

公式: $I_{P(w)}$ 与 $I_{Q(w)}$ 分别为注入的有功和无功电流值; A_P 与 A_Q 分别为节点的有功电量值和无功电量值; T 与 U 分别为预测时间和预测点配电变压器高压侧额定电压值。

获取低压配电网注入容量节点的有功电流和无功电流公式如下:

$$I_{P,i}^n = \frac{S_e^n}{\sum_{m_3}^{m_3}} (I_{P,i}^0 - \sum_{m_1} I_{P,i}^{m_1} - \sum_{m_2} I_{P,i}^{m_2}) \quad (20)$$

$$I_{Q,n}^n = \frac{S_e^n}{\sum_{m_3}^{m_3}} (I_{Q,i}^0 - \sum_{m_1} I_{Q,i}^{m_1} - \sum_{m_2} I_{Q,i}^{m_2}) \quad (21)$$

式中: m_1 为量测节点集合; m_2 为容量节点集合; m_3 为电量节点集合; S_e^n 为低压配电网内节点配变的额定容量; i 为时间; n 为监测节点, P 和 Q 分别为有功电流值和无功电流值^[14-16]。

1.3 线损率预测模型

支持向量机同时考虑了经验风险和结构风险的最小化,因此具有稳定性。其构建决策边界时要求边距最大,因此包容性较强。铰链损失函数的取值特点使向量机具有稀疏性, SVM 的稳健性和稀疏性在确保了可靠求解结果的同时降低了计算量和内存开销。因此,基于支持向量机实现低压配电网同期线损率预测的优化。

将采用双模调频分解方法去除无用信号的配电信号放入低压配电网同期线损率数据库中,进行线损率预测。设数据库中共包含样本 $\{(u_i, y_i)\}_{i=1}^m$ 的数量为 m , 其中 $u_i \in R^p$ 与 $y_i \in R$ 分别表示所建立同期线损率预测模型的输入变量以及输出线损率。将注入电流设置为预测模型输入,设置损失函数作为预测模型误差的二次项^[17-18], 根据结构风险最小化原则获取支持向量机的低压配电网同期线损率预测优化问题,公式如下:

$$\begin{cases} \min_{w,b,\xi_i} J(w, \xi_i) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^m \xi_i^2 \\ s.t. \quad y_i = w^T \varphi(u_i) + b + \xi_i \quad i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (22)$$

式中: w 与 b 分别为权值向量以及常数; γ 与 $\varphi(u_i)$ 分别为正则化参数以及非线性映射; ξ_i 为误差变量。

建立拉格朗日函数求解优化问题最小值,公式如下:

$$L(w, b, \xi, \alpha) = J(w, \xi) - \sum_{i=1}^m \alpha_i [w^T \varphi(u_i) + b + \xi_i - y_i] \quad (23)$$

式中: α 为拉格朗日乘子, $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m]^T$ 。

通过求解参数 α 与 b , 获取低压配电网同期线损率预测模型如下:

$$y(u) = \sum_{i=1}^m \alpha_i K(u, u_i) + b \quad (24)$$

式中: $K(u, u_i)$ 为高斯径向基核函数。

2 模型测试

为验证所研究模型预测低压配电网同期线损率的有效性,选取某电力公司 380 V 低压变配电设备组成的低压配电网作为试验对象。采用模型预测该电力公司 5 个台区的线损率,采集该地区 2019 年 6 月 1 日—2019 年 6 月 30 日的有功供电量、无功供电量等相关数据。清洗及预处理所采集数据,删除存在缺失和异常的样本,共删除 1.8% 的样本。该低压配电网运行参数区间如表 1 所示。

表 1 电力运行参数区间

参数名称	区间
端口电流/A	29.2~215.4
有功供电量/(kW·h)	490~3 940
无功供电量/(kW·h)	0~385
电表数量/个	37~284
气象温度/℃	19.5~29.7
居民容量占比/%	24~91
气象湿度/(% RH)	35~94
线损率/%	0.03~4.94

研究区域的负荷节点共 10 个,各节点容量、供电量、电流的配变原始参数如表 2 所示。

表 2 配变原始参数

负荷节点	容量/kVA	供电量/(kW·h)	电流/kA
1	40	11 000	-
2	30	3 800	-
3	-	28 000	50
4	-	34 000	44
5	-	63 000	122
6	-	51 000	101
7	80	19 000	-
8	120	57 000	-
9	-	21 000	73
10	110	49 000	-

采用本文方法分层次识别后,将负荷节点分为电量节点和容量节点。识别结果如下如表3所示。

表3 分层次识别结果

容量节点	电量节点
3	1
4	2
5	7
6	8
9	10

比较表2和表3,可知本文分层次识别结果与原始参数一致,准确率极高,在此基础上进行线损预测。

为了加强试验结果的真实性,分别采用试验文献[5-6]、本文模型预测该低压配电网的同期线损,将三种方法的线损预测结果与实际线损结果对比,如图2所示。

由图2可知,与文献[5-6]相比,本文模型的预测结果,与实际线损结果极为接近,说明本文模型具有较高的预测精度。原因是本文使用双模调频分解的方法,重复迭代去除配电信号中无用信号,提升了预测精度。

依据以上同期线损预测结果获取该低压配电网同期线损率预测结果如图3所示。

由图3可知,采用本文模型可有效预测低压配电网同期线损率,预测结果与实际结果极为吻合,相差不到0.1%,量化分析上述误差值,即定量评价同期线损率预测性能,统计结果如表4所示。

表4 误差统计结果 %

台区序号	平均绝对误差	均方根误差
1	0.06	0.09
2	0.06	0.08
3	0.08	0.07
4	0.04	0.06
5	0.09	0.08

由表4可知,采用本文方法预测低压配电网同期线损率的平均绝对误差和均方根误差均不超过0.09%,说明本文模型具有较高的低压配电网同期线损预测精度。

3 结语

为解决目前采集智能配电网同期线损数据较为困难、预测结果精度较低的问题,本文利用双模

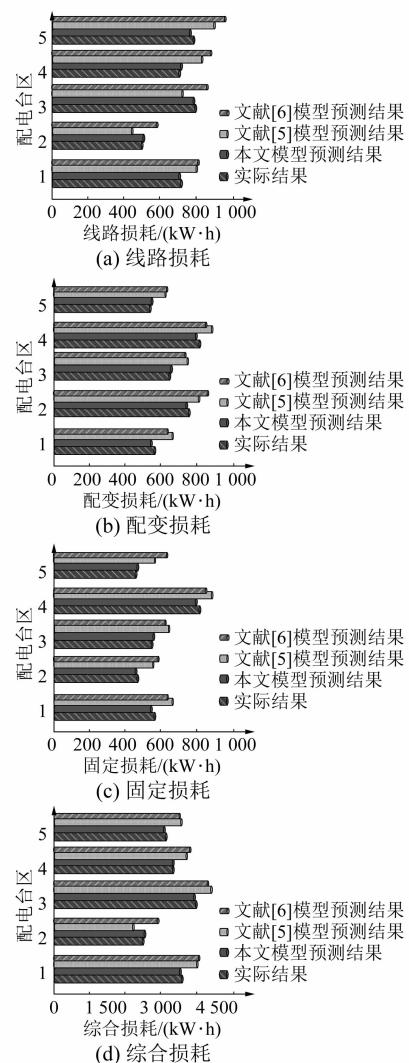


图2 同期线损预测结果

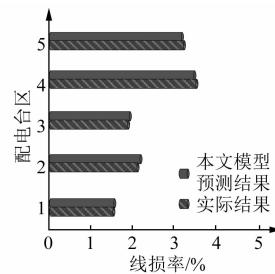


图3 线损率预测结果

调频分解方法建立低压配电网同期线损率预测模型,引入分层式节点识别策略获取不同负荷节点的注入电流,利用支持向量机建立预测模型,获取低压配电网同期线损预测结果。通过试验验证,所研究模型可获取精准的同期线损预测结果,降

低非同期数据造成的线损预测误差,为低压配电网运营管理提供理论依据。

【参考文献】

- [1] 米师农,张建成,郭伟. 基于改进 FPA 算法的互联微电网优化调度模型 [J]. 高电压技术, 2019, 45(9) : 2849.
- [2] 魏星, 黄志洪, 杨海钢. 高吞吐率双模浮点可重构 FFT 处理器设计实现 [J]. 电子与信息学报, 2018, 40(12) : 3042.
- [3] 王方雨, 刘文颖, 陈鑫鑫, 等. 基于惩罚变权的 RDA 同期线损数据质量评估模型 [J]. 中国电力, 2020, 53(12) : 223.
- [4] 袁洪涛, 韦钢, 张贺, 等. 基于模型预测控制含充换储一体站的配电网优化运行 [J]. 电力系统自动化, 2020, 44(5) : 187.
- [5] 陈海涛, 周鑫, 雷才嘉. 基于激光点云的中压配电网日同期线损检测系统设计 [J]. 电网与清洁能源, 2019, 35(10) : 28.
- [6] 邓威, 郭钇秀, 李勇, 等. 基于特征选择和 Stacking 集成学习的配电网网损预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(15) : 108.
- [7] 王志伟, 李建岐, 黄毕尧. 基于混合队列模型的配电网状态监测业务通信带宽预测 [J]. 电力建设, 2019, 40(11) : 1.
- [8] 史雷, 赵滨滨, 徐晓萌, 等. 基于分层节点识别策略的中低压配电网同期线损优化系统的研究 [J]. 电测与仪表, 2019, 56(24) : 39.
- [9] 杨海滔, 张洋, 唐海峰, 等. 计入负荷分布不确定性的低压台区线损率合理范围估计 [J]. 水电能源科学, 2018, 36(8) : 181.
- [10] 任佳依, 顾伟, 王勇, 等. 基于模型预测控制的主动配电网多时间尺度有功无功协调调度 [J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(5) : 1397.
- [11] 李江, 刘伟波, 李国庆, 等. 基于序贯蒙特卡洛法的直流配电网可靠性评估与预测 [J]. 太阳能学报, 2018, 39(1) : 154.
- [12] YOU S, SEGERBERG H. Integration of 100% micro-distributed energy resources in the low voltage distribution network: a Danish case study [J]. Applied Thermal Engineering, 2014, 71(2) : 797.
- [13] LIU J, ZHU X, WEI Z, et al. Improvement and analysis on the experiment of the third harmonic suppression in the low-voltage distribution power network [J]. International Journal of Wireless and Mobile Computing (IJWMC), 2017, 13(2) : 114.
- [14] LAM C, ZHOU Z, LI S, et al. Analysis of transient voltage stability in a low voltage distribution network using SST for the integration of distributed generations [J/OL]. Journal of Electrical and Computer Engineering, 2018[2021-10-21]. <https://doi.org/10.1155/2018/3498491>.
- [15] 方学智, 李傲伟, 龙琴, 等. 适应配电网网格化规划的可靠性预测方法 [J]. 电测与仪表, 2020, 57(3) : 72.
- [16] 赵凤展, 郝帅, 张宇, 等. 基于变分模态分解 BA-LSSVM 算法的配电网短期负荷预测 [J]. 农业工程学报, 2019, 35(14) : 190.
- [17] 杨楠, 黎索亚, 李宏圣, 等. 考虑负荷预测误差不确定性的配电网中压线路差异化规划方法研究 [J]. 电网技术, 2019, 42(6) : 1907.
- [18] 王明捐, 刘友波, 高红均, 等. 计及运行成本风险的主动配电网两阶段随机模型预测控制 [J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(11) : 8.

~~~~~

欢迎订阅 2022 年《电机与控制应用》

2021 年在邮局漏订的读者, 可联系编辑部补订, 具体请咨询编辑部

地址: 上海市武宁路 505 号《电机与控制应用》编辑部

邮编: 200063

电话: 021-62574990-462

邮箱: eec@seari.com.cn

国内邮发代号: 4-199

每册定价: 15.00 元

全年定价: 180.00 元