

基于关联分析及堆栈自编码器的气象敏感负荷功率估算方法

陈彦翔^{1,2}, 秦川^{1,2}, 鞠平^{1,2}, 赵静波³, 金宇清^{1,2}, 施佳君^{1,2}

(1. 河海大学 能源与电气学院, 江苏 南京 211100;

2. 河海大学 可再生能源发电技术教育部工程研究中心, 江苏 南京 211100;

3. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏 南京 210008)

摘要:气象敏感负荷的逐年增长是夏季电网负荷不断攀升的重要原因,准确估算此类负荷功率对电网运行调度、估计地区需求侧响应能力均有益处。提出了改进典型相关分析方法,建立了负荷-气象非线性关联模型,基于此可计算历史负荷数据中的气象敏感负荷功率。建立了基于堆栈自编码器(SAE)的气象敏感负荷功率估算模型,利用SAE的无监督学习提取日负荷曲线的降维特征,利用关联模型的计算结果作为有标签样本训练估算模型的全连接层,从而由日负荷曲线直接获得气象敏感负荷功率曲线。基于实际电网数据的算例结果验证了所提方法的有效性。

关键词:气象敏感负荷;功率估算;关联分析;负荷-气象关联模型;堆栈自编码器

中图分类号:TM 714

文献标识码:A

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2018.05.031

0 引言

随着全球变暖趋势愈演愈烈、国民生活水平的不断提高,以空调为主的气象敏感负荷的用电功率逐年攀升,2017年北京等部分地区的夏季空调耗电占比甚至过半^[1]。研究气象敏感负荷功率的估算问题不仅能提高负荷功率模型的准确性,为夏季电网的安全稳定运行提供调控依据,也能为需求侧响应能力评估提供依据,具有重要的研究意义。

目前,对气象敏感负荷功率的估算按照研究目标的不同,主要可分为适用于中长期估算的气象敏感负荷年、月最大功率估算问题^[2-4]及适用于中短期的气象敏感负荷功率曲线估算2类;按照研究方法的不同,可分为传统的估算方法及采用机器学习模型的估算方法。在气象敏感负荷功率曲线的估算问题上,各种方法的总体思路均类似,即选取部分春秋季节代表日的日负荷功率曲线为基准,适当处理后计算夏季基准负荷曲线,然后用夏季总负荷曲线减去基准负荷后获得气象敏感负荷功率曲线。传统方法以最大负荷比较法^[5]及基准负荷比较法^[6]为代表,前者采用春季和秋季中气温不超过25℃的日期的日负荷曲线作为基准负荷曲线样本,但未考虑工作日、节假日对气象敏感负荷的影响;后者选取春季和秋季所有工作日的日负荷曲线为基准负荷曲线样本,但其只考虑温度,未考虑湿度等其他气象因素的

影响。文献[7]以多种气象信息为限,确定基准负荷日,并根据日最大负荷与各气象因素之间的相关性关系确定嫡权重系数,加权平均获得年基准负荷曲线,是相对完善的改进方法。文献[8-9]分别采用灰色预测及BP神经网络模型等机器学习方法,利用无气象敏感负荷的日负荷曲线预测夏季的基准负荷曲线,进而对气象敏感负荷进行估算,此类方法的优点是能较好地考虑到负荷的增长特性。

总体而言,上述估算方法均利用无气象敏感负荷(如春秋季节)的典型负荷曲线获得夏季基准负荷曲线。然而实际情况下,由于负荷的复杂性和时变性,夏季基准负荷曲线与春秋季节负荷曲线可能不完全一致,从而对气象敏感负荷估算的准确性产生不利影响。为此,本文不求取基准负荷曲线,而是直接基于实际负荷数据与气象信息之间的相关性,提出改进典型相关分析方法构建负荷-气象非线性关联模型,并通过辨识模型参数获得气象敏感负荷功率曲线的历史样本。然后,考虑到实际应用时气象数据有可能缺失的情况,进一步提出了基于堆栈自编码器SAE(Stacked Auto-Encoder)的气象敏感负荷功率估算模型。利用SAE的无监督学习提取总负荷曲线的降维特征,利用历史样本有监督地训练估算模型的全连接层,以根据日负荷曲线直接获得当前日的气象敏感负荷功率曲线。本文所提方法综合考虑了各类影响因素,且尽可能地减少了人为假设,实际电网负荷数据的算例结果验证了本文所提方法的有效性。

1 基于改进典型相关分析的负荷-气象关联模型

1.1 负荷功率的影响因素分析

为了从总负荷曲线中准确估算气象敏感负荷,

收稿日期:2018-02-22; **修回日期:**2018-03-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51407060);江苏省电力公司科技项目(J2018054);111引智计划“新能源发电与智能电网学科创新引智基地”项目(B14022)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51407060), Science and Technology Project of Jiangsu Electric Power Company(J2018054) and “111” Project of “Renewable Energy and Smart Grid”(B14022)

需要对负荷功率变化的影响因素进行分析。负荷功率的影响因素主要包括4类:①影响负荷长期增长特性的因素,如文献[10]提及的各种社会经济指标;②影响负荷在同日内不同时刻的功率变化的因素,如用户的用电行为习惯(例如居民用户在工作日晚上用电量较大,在白天上班后用电量较少);③影响负荷在不同日同一时刻功率的变化因素,主要为节假日与工作日的用电行为变化;④气象因素。

为了准确地描述负荷功率与气象因素的相关性,需要从总负荷功率中消除前3类因素对负荷功率的影响。

本文采用一元回归分析方法消除影响因素①。基础负荷长期增长量可描述为:

$$\Delta P_{\text{basis}} = \alpha t + \beta \quad (1)$$

其中, ΔP_{basis} 为基础负荷长期增长量; α 、 β 为一元回归参数。

利用每年的春秋季节负荷数据估计回归参数,目标函数为:

$$\hat{\alpha}, \hat{\beta} = \arg \min \frac{1}{m} \left[\sum_{i=1}^m (\alpha t_i + \beta - p_i)^2 \right] \quad (2)$$

其中, m 为春秋季节负荷样本数; t_i 、 p_i 分别为第 i 个样本的时间及总负荷功率值。

获得回归参数后,任意 t 时刻的消除影响因素①的负荷功率为:

$$P'_{\text{sum}}(t) = P_{\text{sum}}(t) - (\alpha t + \beta) \quad (3)$$

其中, $P'_{\text{sum}}(t)$ 为消除影响因素①的负荷功率; $P_{\text{sum}}(t)$ 为总负荷功率。

对于影响因素②、③,本文采用不同月相似日的相同时刻负荷功率(后文均简称为“纵向”负荷功率)构建其关联分析样本,样本数据结构如表1所示(所选日期均为工作日或均为节假日)。由于采用不同日相同时刻的数据构建样本,因此可以避免同日内用电行为习惯因素对负荷功率的影响;对工

作日和节假日分别构建数据样本,可以避免不同日对负荷功率的影响。

1.2 气象因子分析

气象条件中包含多个气象因子,如温度、湿度、风速、风向等。根据文献[11],气象敏感负荷受温度和湿度的影响较大,而与风速等其他气象因子的相关性小。因此,本文着重研究温度、湿度这2个气象因子与气象敏感负荷的相关性。

a. 温度。

由于人的体感温度滞后于外界环境温度,而最终用电行为取决于体感温度^[12],因此需要考虑温度的累积效应。本文采用文献[13]的修正公式对原始温度进行修正:

$$T_{\text{DayMod}} = (T_{\text{day1}} \lambda_{\text{day1}} + T_{\text{day2}} \lambda_{\text{day2}}) / (\lambda_{\text{day1}} + \lambda_{\text{day2}}) \quad (4)$$

$$\lambda_{\text{day1}} = 1 - \exp[-\exp(T_{\text{day1}} - 26/6)] \quad (5)$$

$$\lambda_{\text{day2}} = 1 - \exp[-\exp(T_{\text{day2}} - 26/6)] \quad (6)$$

其中, T_{DayMod} 为当天的修正温度; T_{day1} 为当天的原始温度; T_{day2} 为前一天的修正温度; λ_{day1} 为当天的修正系数; λ_{day2} 为前一天的修正系数。

由式(4)~(6)可见,修正后的温度包含了当天的原始温度及前一天的修正温度,从而有效地考虑了温度的累计和迟滞效应。

b. 湿度。

在相同气温条件下,相对湿度越高,人感觉越热;而相同湿度条件下,温度越高人的体感温度也越高。因此温度和湿度正相关^[13]。基于正相关性,本文对湿度因子的修正描述为:

$$H_T = T_{\text{DayMod}} H \quad (7)$$

其中, H_T 为湿度因子的修正值; H 为相对湿度。

1.3 基于改进典型相关分析的负荷-气象关联模型

经过1.1节所述方法处理后获得的“纵向”负荷功率数据与“纵向”气象敏感负荷功率的变化趋势基本一致,但与气象因素之间呈现一定的非线性关系^[13]。因此,本文先利用典型相关分析方法描述“纵向”负荷与气象敏感负荷之间的线性关系,然后引入非线性变换描述气象敏感负荷与气象因素之间的非线性关系,从而构建负荷-气象非线性关联模型。基于该模型,可以根据“纵向”负荷功率数据以及气象数据估算气象敏感负荷功率。

基于典型相关分析,“纵向”负荷与气象敏感负荷的相关系数可以描述为:

$$r_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (8)$$

其中, r_{XY} 为相关系数; X 为归一化后的“纵向”负荷

表1 样本数据结构

Table 1 Data structure of samples

样本	数据			
样本1	1月x日 00:00 功率	2月x日 00:00 功率	...	12月x日 00:00 功率
	1月x日 00:00 温度	2月x日 00:00 温度	...	12月x日 00:00 温度
	1月x日 00:00 湿度	2月x日 00:00 湿度	...	12月x日 00:00 湿度
	1月x日 00:10 功率	2月x日 00:10 功率	...	12月x日 00:10 功率
	1月x日 00:10 温度	2月x日 00:10 温度	...	12月x日 00:10 温度
	1月x日 00:10 湿度	2月x日 00:10 湿度	...	12月x日 00:10 湿度
...	...	...	...	...

功率; Y 为气象敏感负荷, $\bar{X}$ 、 $\bar{Y}$ 分别为某一样本的 X 、 Y 曲线均值; n 为单个样本的采样点个数, 如果取 4—10 月的“纵向”负荷功率数据为样本, 则 $n=7$; i 为采样点序号。

气象敏感负荷与气象因素之间的非线性关系可以描述为(以温度为例): 当温度逐渐超过人的舒适温度范围 21~24 °C 后, 气象敏感负荷缓慢增加; 随着温度继续升高, 气象敏感负荷快速增长; 到一定高温时, 由于负荷基本饱和, 气象敏感负荷的变化又趋于平缓。可见, 这一非线性关系与图 1 所示的 Sigmoid 函数曲线的特性一致。因此可以引入 Sigmoid 函数描述气象敏感负荷与气象因素之间的非线性关系。

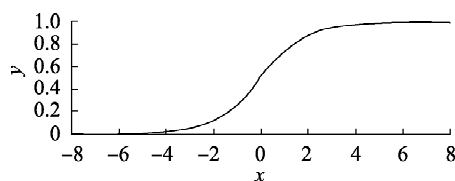


图 1 Sigmoid 函数曲线

Fig.1 Curve of Sigmoid function

需要指出的是, 如图 1 所示的 Sigmoid 函数曲线虽然增长特性正确, 但仅能表示函数值在 $[0, 1]$ 区间、以点 $(0, 0.5)$ 为对称中心的曲线。因此, 对其进行推广得:

$$S(x) = \frac{a}{1 + e^{-wx+b}} \quad (9)$$

其中, 参数 a 反映曲线的幅值; w 反映曲线的增长速度; b 决定曲线对称中心的横坐标。

采用推广的 Sigmoid 函数后, 将修正温度 T 、湿度 H_r 作为该函数的自变量, 可反映温度、湿度与气象敏感负荷 Y 间的关系, 即:

$$Y = \frac{a_1}{1 + e^{-w_1 T + b_1}} + \frac{a_2}{1 + e^{-w_2 H_r + b_2}} \quad (10)$$

综上, 式(7)、(8)与(10)构成了基于改进典型关联分析的负荷—气象关联模型。以相关系数 r_{XY} 最大为目标函数, 辨识获得式(10)中的 6 个参数, 即可计算相应的气象敏感负荷功率。

1.4 关联模型参数辨识及气象敏感负荷功率求解

负荷—气象关联模型参数辨识及气象敏感负荷功率的求解步骤如下。

a. 对历史负荷功率数据及气象数据分别采用四分位法及一次函数拟合进行数据清洗及填补, 剔除数据中的异常值, 然后用移动平均法进行数据平滑处理, 消除较大的噪声在训练时对模型的不利影响。

b. 按表 1 所示数据结构形成样本集。为了保证样本的完备性, 取全年中 4—10 月的相似工作日数据构建样本集。为了避免不同变量的不同数量级对

参数估计的影响, 对各样本中的各变量进行归一化处理。

c. 以样本平均相关系数 r_{XY} 最大为目标函数, 如式(11)所示。利用梯度法辨识关联模型的 6 个参数。

$$J = \min \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (1 - r_{XY}^{(i)}) \quad (11)$$

其中, M 为样本总数。

d. 将辨识获得的参数值与各样本的气象数据代入式(10)即获得该“纵向”样本对应时间下的“纵向”气象敏感负荷曲线 Y 。

e. 实际气象敏感负荷功率值计算。由于相关分析只评估曲线走势, 不评估曲线波动的整体幅度, 因此对 Y 再次进行最大最小值归一化, 即可获得气象敏感负荷功率在总负荷功率中的占比:

$$\rho_{\text{weather}}^{(j)} = \frac{Y^{(j)} - Y_{\min}}{Y_{\max} - Y_{\min}} \quad (12)$$

其中, $\rho_{\text{weather}}^{(j)}$ 为样本中第 j 个数据的气象敏感负荷功率占比; $Y^{(j)}$ 为 Y 中第 j 个气象敏感负荷功率估计值; $Y_{\max}$ 、 $Y_{\min}$ 分别为 Y 中的最大、最小值。

则实际的气象敏感负荷功率估算值为:

$$P_{\text{weather}} = \rho_{\text{weather}} (P_{\max} - P_{\min}) \quad (13)$$

其中, $P_{\max}$ 、 $P_{\min}$ 分别为该样本对应的总负荷功率的最大值、最小值。

f. 将关联模型计算获得的“纵向”气象敏感负荷功率按照正常时序排列, 即可获得“横向”排列的日气象敏感负荷功率曲线。

2 基于 SAE 的气象敏感负荷功率估算模型

基于负荷—气象关联模型可以获得历史负荷功率曲线中的气象敏感负荷功率, 但该模型对样本数据的完整性要求高。实际情况下, 节点的日负荷功率曲线可直接从能量管理系统(EMS)获得, 数据完整性较高。但气象数据尤其是以 10 min 为采样间隔的气象因子变化曲线, 容易存在数据缺失的情况。如果当日的气象数据缺失较多, 则无法利用关联模型估算该日的气象敏感负荷。

为此, 本节进一步提出基于 SAE 的气象敏感负荷估算模型。利用 SAE 的无监督学习提取日负荷曲线的降维特征; 在 SAE 的输出端增加全连接层, 并利用关联模型计算结果作为有标签样本训练全连接层。在实际应用时, 该估算模型可以根据日负荷曲线直接获得气象敏感负荷功率曲线, 显著提升了方法的实用性。

基于 SAE 的气象敏感负荷估算模型结构如图 2 所示。模型包括 SAE 和全连接层 2 个部分。SAE 的输入为日负荷曲线, 输入维数为 144(即单日负

荷曲线的采样点数);SAE的输出维数以及编码、解码层数为超参数,需要在模型训练、测试时调优确定。全连接层位于SAE的输出端,其输入维数与SAE的输出维数一致,输出为144个点的日气象敏感负荷功率,从而形成由SAE提取的日负荷曲线深层特征到气象敏感负荷功率曲线的映射。

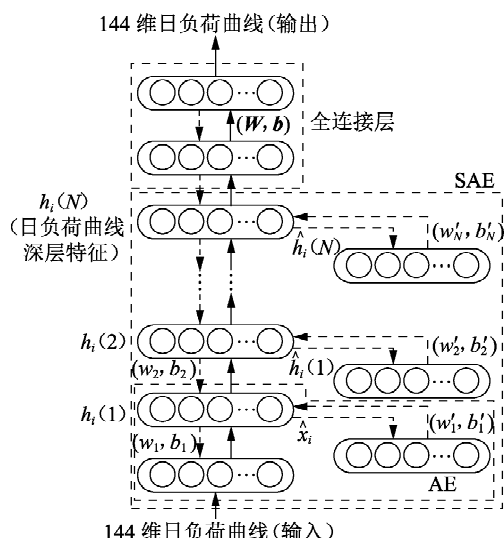


图2 基于SAE的气象敏感负荷估算模型结构

Fig.2 Estimation method structure of meteorological sensitive load based on SAE

SAE编码、解码各层的前向、反向传播计算公式在文献[14-15]中均有较完整的阐述,此处不再赘述。

每个全连接层模型可表示为:

$$O=R(WI+b) \quad (14)$$

其中, I 、 O 分别为该层的输入、输出向量; W 、 b 分别为权值矩阵和偏置矩阵; R 为激活函数。

本文采用基于Python的Keras深度学习框架搭建估算模型。模型的训练及气象敏感负荷的估算步骤如下。

a. 以4—10月所有的日负荷曲线作为样本对SAE进行无监督训练,从而对日负荷曲线进行降维并提取其深层特征。以解码器输出与相应日负荷曲线的平均绝对百分误差(MAPE)最小作为训练的目标函数。MAPE的计算公式为:

$$MAPE = \sum_{i=1}^N \left| \frac{x_i - x'_i}{x_i} \right| \times \frac{100}{N} \quad (15)$$

其中, x_i 为实际的日负荷功率; x'_i 为解码器输出值; N 为总的采样点数。

实际测试后,最终选定SAE的超参数为:SAE编码、解码层各4层,即进行4次自编码过程,最终将144个点的日负荷数据降维至5个深层特征参数。经过降维,全连接层的输入维数(5维)及神经元个数大幅减少,即需要确定的权重及偏置参数大幅减少,有效地降低了全连接层的训练难度。

b. 以关联模型计算结果作为有标签样本训练全连接层。全连接层的输出标签为关联模型计算得到的“纵向”日气象敏感负荷功率曲线,输入样本对与输出对应的日负荷功率曲线,训练的目标函数为MAPE最小。

经过实际测试,最终设置2层的全连接层,分别含25、144个神经元。其第一层的激活函数取ReLU函数,第二层取tanh函数。故实际上带气象敏感负荷功率曲线为标签的样本仅需训练2层全连接层即可。

c. 估算模型训练好后,以测试样本中的日负荷曲线作为输入,则模型的输出即为需要估算的气象敏感负荷功率曲线。

3 算例分析

本文算例以江苏省某地级市某220 kV变电站为研究对象。该变电站下包含了工业、商业、居民及牵引负荷,负荷类型全面。采集的数据为该站2015年全年负荷功率(采样间隔为5 min),以及温度、湿度数据(采样间隔为10 min)。算例分析中,首先分析负荷-气象关联模型的参数辨识结果,然后分析图2所示估算模型中SAE的无监督训练结果,最后将关联模型、基于SAE的估算模型以及传统方法^[6]获得的日气象敏感负荷功率曲线进行对比,以验证本文方法的合理性。

3.1 关联模型参数辨识

a. 数据清洗及样本集构建。由于气象数据有一定的缺失,最终获得如表1所示的有效“纵向”样本1420个,每个样本为4—10月相似工作日(每个月取10 d的数据)相同时刻的负荷功率、温度、相对湿度数据。

b. 基础负荷长期增长量计算。基于一元回归分析,按式(2)估计参数后可得:

$$P_{\text{basis}} = 1.59 \times 10^{-5} t + 51.98$$

可见,该变电站下2015年基础负荷长期几乎没有增长,故可忽略这一因素。

c. 梯度法辨识关联模型参数。由于不同时刻的模型参数可能不同,采用2种方案进行模型参数辨识,每个方案均选择前1300个样本作为训练集,后120个样本作为测试集。

方案1:集中辨识。用所有1300个训练集样本辨识一组关联模型参数,并利用测试集观察参数的泛化能力。

方案2:分组辨识。将训练样本分为4组,分别辨识4组参数;对测试集中的每个样本,采用4组参数分别计算,取结果最优的一组参数为该样本对应的关联模型参数。

d. 参数辨识结果及对比。采用梯度法辨识参

数,集中辨识和分组辨识 2 种方案的参数估计结果分别如表 2、表 3 所示。

表 2 集中辨识参数估计结果

Table 2 Parameter estimation results of centralized identification

a_1	a_2	w_1	w_2	b_1	b_2	相关系数
1.460	0.719	1.839	7.046	5.516	10.815	0.892 9

表 3 分组辨识参数估计结果

Table 3 Parameter estimation results of grouping identification

组号	a_1	a_2	w_1	w_2	b_1	b_2	相关系数
1	17.91	3.26	2.98	-83.74	25.27	23.95	0.960 8
2	20.50	47.64	4.71	0.29	30.48	27.16	0.966 3
3	69.71	-113.98	92.55	-210.68	69.67	-179.37	0.903 0
4	22.84	23.35	31.79	52.12	28.37	43.76	0.890 6

2 种方案下,1 300 个训练集及 120 个测试集的平均相关系数对比如表 4 所示。可见,分组辨识细化训练模型参数后,训练集及测试集的相关系数均优于集中辨识。

表 4 2 种方案的平均相关系数

Table 4 Average correlation coefficient of two schemes

方案	平均相关系数	
	训练集	测试集
集中辨识	0.892 9	0.851 6
分组辨识	0.930 1	0.922 5

因此,后文将采用分组辨识的 4 组参数按 1.4 节中所述步骤计算气象敏感负荷功率。

3.2 SAE 无监督训练

取 2015 年 4—10 月(共 214 d,其中包含节假日 69 d)所有工作日该变电站 140 条日负荷曲线作为无标签样本训练估算模型中的 SAE 部分,另 5 条作为测试样本。

取测试集中 4 d(7 月 27—30 日)实际日负荷曲线与经 SAE 编解码后输出的日负荷曲线进行比较,结果如图 3 所示,其各自的 MAPE 如表 5 所示。

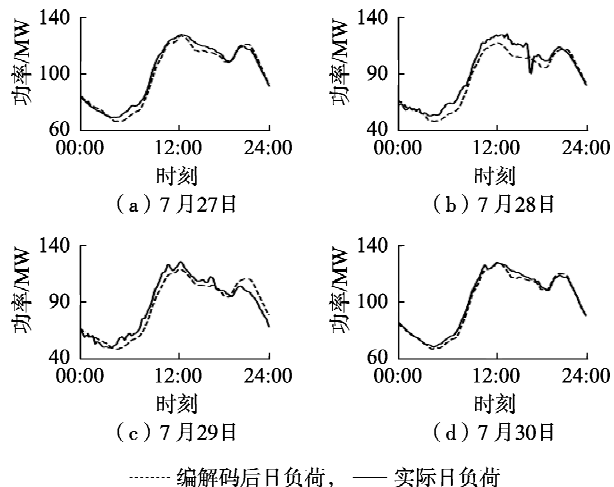


图 3 总负荷实际值与 SAE 计算结果比较

Fig.3 Comparison between total actual load power and calculative result based on SAE

表 5 SAE 计算结果的 MAPE 值

Table 5 MAPE of calculative result based on SAE

日期	MAPE/%	日期	MAPE/%
7 月 27 日	1.982	7 月 29 日	3.874
7 月 28 日	4.030	7 月 30 日	1.916

由图 3 及表 5 可见,SAE 计算所得的功率曲线与实际负荷曲线高度吻合,说明了 SAE 降维提取深层特征(输入的 144 维降至 SAE 编码后输出的 5 维深层特征)时能较完整地反映输入曲线信息。

3.3 气象敏感负荷估算

基于 3.1 节的关联模型参数,可计算“横向”的日气象敏感负荷功率曲线共 70 条(4—10 月,每个月 10 d)。取其中 65 条数据作为带标签样本训练估算模型中的全连接层,另 5 条作为测试集。全连接层训练完成后,以测试集中的日负荷曲线作为图 2 所示估算模型的输入,可直接获得日气象敏感负荷功率。

图 4 为 7 月 27—30 日(测试集),SAE 估算模型、关联模型以及传统方法^[6]所得的日气象敏感负荷功率曲线对比。

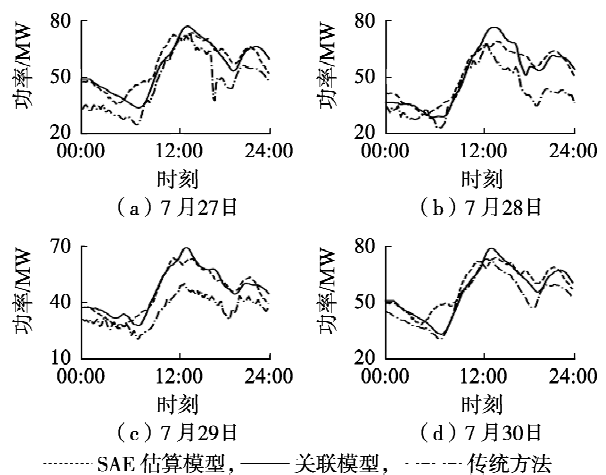


图 4 SAE 估算模型、关联模型及传统方法计算结果比较

Fig.4 Calculative result comparison among SAE estimation model, correlation model and traditional method

由图 4 可以得出如下结论。

a. 3 种方法所得气象敏感负荷功率曲线的变化趋势相同,初步验证了本文所提 2 种方法的合理性。

b. SAE 估算模型与关联模型的结果总体接近,验证了基于 SAE 模型估算方法的有效性,即利用少量的关联模型计算结果作为有标签样本可以对 SAE 估算模型进行有效的训练,从而在气象数据缺失较多的情况下,根据日负荷曲线直接估算气象敏感负荷功率曲线。

c. 总体而言,采用本文所提 2 种方法获得的气象敏感负荷功率数值略高于传统方法,这可能是由于传统方法用春秋典型日基础负荷的均值描述夏季基准负荷,未考虑春、夏季基准负荷的差异,导致

部分气象敏感负荷残留;而本文所提2种方法能有效地避免这种缺陷,进一步验证了其合理性。

4 结论

本文采用基于关联分析与SAE模型解决气象敏感负荷的功率估算问题,得出以下主要结论。

a. 提出的负荷-气象关联模型可以准确地描述“纵向”负荷、气象敏感负荷以及气象因素之间的非线性关系。实际的计算结果表明,该方法能够避免传统方法未考虑不同季节基准负荷差异的缺陷。

b. 所提SAE估算模型能够较好地处理气象数据缺失较多时的气象敏感负荷功率估算问题,该模型可以根据日负荷曲线直接获得气象敏感负荷功率曲线,实用性得到显著提升。

参考文献:

- [1] 北京日报. 北京今夏电网负荷预计再创新高,空调耗电占比过半[EB/OL]. [2017-07-11]. <http://china.huanqiu.com/hot/2017-07/10961390.html>.
- [2] 王宁,谢敏,邓佳梁,等. 基于支持向量机回归组合模型的中长期降温负荷预测[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(3):92-97.
WANG Ning, XIE Min, DENG Jialiang, et al. Prediction of medium- and long-term cooling load based on support vector machine regression model[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(3):92-97.
- [3] 刘继东,韩学山,楚成博,等. 考虑非气象因素的电网夏季降温负荷研究[J]. 电力自动化设备,2013,33(2):40-46.
LIU Jidong, HAN Xueshan, CHU Chengbo, et al. Study on summer cooling load of power grid considering non-meteorological factors[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(2):40-46.
- [4] 王治华,杨晓梅,李扬,等. 气温与典型季节电力负荷关系的研究[J]. 电力自动化设备,2002,22(3):16-18.
WANG Zhihua, YANG Xiaomei, LI Yang, et al. Study on relationship between temperature and electrical loads in typical seasons[J]. Electric Power Automation Equipment, 2002, 22(3):16-18.
- [5] 石峰,吴笛,李宝珠. 重庆市夏季空调负荷分析及有效调节空调负荷的措施建议[J]. 电力技术经济,2008,20(1):42-46.
SHI Feng, WU Di, LI Baozhu. The analysis of summer air-conditioning load in chongqing and the measures to adjust the air-conditioning load effectively[J]. Electric Power Technologic Economics, 2008, 20(1):42-46.
- [6] 张志强. 基于电网侧的空调负荷特性分析及其调控措施研究[D]. 北京:华北电力大学,2007.
ZHANG Zhiqiang. Study on the characteristics of air-conditioning load characteristics and its control measures based on power grid side[D]. Beijing:North China Electric Power University, 2007.
- [7] 谢敏,邓佳梁,刘明波,等. 基于气象信息和熵权理论的降温负荷估算方法[J]. 电力系统自动化,2016,40(3):135-139.
XIE Min, DENG Jialiang, LIU Mingbo, et al. Estimation method of cooling load based on meteorological information and entropy weight theory[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(3):135-139.
- [8] 刘思捷,张海鹏,林舜江,等. 夏季日最大降温负荷的估算和预测方法[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(5):75-81.
- LIU Sijie, ZHANG Haipeng, LIN Shunjiang, et al. Estimation and prediction method of maximum cooling load in summer days[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(5):75-81.
- [9] 糜作维. 基于BP人工神经网络的空调降温负荷预测[J]. 电力需求侧管理,2010,12(4):27-30.
MI Zuwei. Prediction of cooling load based on BP artificial neural network[J]. Power Demand Side Management, 2010, 12(4):27-30.
- [10] 谢敏,邓佳梁,吉祥,等. 基于信息熵和变精度粗糙集优化的支持向量机降温负荷预测方法[J]. 电网技术,2017,41(1):210-214.
XIE Min, DENG Jialiang, JI Xiang, et al. Cooling load forecasting method using support vector machine based on information entropy and variable precision rough set optimization[J]. Power System Technology, 2017, 41(1):210-214.
- [11] 刘旭,罗滇生,姚建刚,等. 基于负荷分解和实时气象因素的短期负荷预测[J]. 电网技术,2009,33(12):94-100.
LIU Xu, LUO Diansheng, YAO Jiangang, et al. Short-term load forecasting based on load decomposition and real-time meteorological factors[J]. Power System Technology, 2009, 33(12):94-100.
- [12] 蒋建东,程志豪,朱明嘉. 考虑积温效应的短期负荷组合预测方法[J]. 电力自动化设备,2011,31(10):28-31.
JIANG Jiandong, CHENG Zhihao, ZHU Mingjia. Combined short-term load forecast with accumulated temperature effect[J]. Electric Power Automation Equipment, 2011, 31(10):28-31.
- [13] LI C, ZHOU J, CAO Y, et al. Interaction between urban microclimate and electric air-conditioning energy consumption during high temperature season[J]. Applied Energy, 2014, 117(3):149-156.
- [14] 朱乔木,陈金富,李弘毅,等. 基于堆叠自动编码器的电力系统暂态稳定评估[J/OL]. 中国电机工程学报:1-10. [2017-06-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20170612.1911.015.html>. DOI:10.13334/j.0258-8013.pcsee.170095.
ZHU Qiaomu, CHEN Jinfu, LI Hongyi, et al. Transient stability assessment of power system based on stack automatic encoder[J/OL]. Proceedings of the CSEE:1-10. [2017-06-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20170612.1911.015.html>. DOI:10.13334/j.0258-8013.pcsee.170095.
- [15] 崔江,唐军祥,龚春英,等. 一种基于改进堆栈自动编码器的航空发电机旋转整流器故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报,2017,37(19):5696-5706,5847.
CUI Jiang, TANG Junxiang, GONG Chunying, et al. A method for extracting fault features of a rotary rectifier based on improved stack automatic encoder[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(19):5696-5706,5847.

作者简介:



陈彦翔

陈彦翔(1994—),男,浙江杭州人,硕士研究生,研究方向为气象敏感负荷功率的分离与估算(E-mail:yanxiangxf@163.com);

秦川(1981—),男,江苏靖江人,副教授,博士,研究方向为电力系统分析与控制(E-mail:cqin@hhu.edu.cn);

鞠平(1962—),男,江苏靖江人,教授,博士,主要研究方向为电力系统建模与控制(E-mail:pju@hhu.edu.cn)。

Estimation method of meteorological sensitive load power based on correlation analysis and stacked auto-encoder

CHEN Yanxiang^{1,2}, QIN Chuan^{1,2}, JU Ping^{1,2}, ZHAO Jingbo³, JIN Yuqing^{1,2}, SHI Jiajun^{1,2}

(1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. Renewable Energy Power Generation Technology Engineering Research Center of Ministry of Education, Hohai University,

Nanjing 211100, China; 3. State Grid Jiangsu Electric Power Company Research Institute, Nanjing 210008, China)

Abstract: The annual increase of meteorological sensitive load is an important reason for the increasing load of grid in summer and correct estimation of such load power is beneficial to the operation scheduling of power grid and the estimation of regional demand side response. An improved typical correlation analysis method is proposed, and a load-meteorology nonlinear correlation model is established, based on which, the meteorological sensitive load power in the historical load data can be calculated. An estimation model of meteorological sensitive load based on SAE (Stacked Auto-Encoder) is established. The unsupervised learning ability of SAE is utilized to extract the dimension reduction characteristics of daily load curve, and the calculative results of the correlation model is used as a label sample to train the full connection layers of the estimation model, thus the meteorological sensitive load power curve can be obtained directly by the daily load curve. Results of an example based on actual grid data verify the validity of the proposed methods.

Key words: meteorological sensitive load; power estimation; correlation analysis; load-meteorology correlation model; stacked auto-encoder

(上接第210页 continued from page 210)

Adaptive harmonic droop control strategy of low-voltage microgrid inverter

HUANG Junchi, ZENG Jiang, YANG Lin, HUANG Zhonglong

(School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: In the typical low-voltage microgrid with multiple distributed generation inverters connected in parallel at the same PCC (Point of Common Coupling), it's difficult to coordinately suppress the harmonic voltage of PCC without communication lines among inverters, so an adaptive harmonic droop control strategy for the inverters is proposed. The block diagram of Robust harmonic droop control is established and analyzed by introducing the idea of the fundamental Robust droop control to harmonic control, which is simplified according to the particularity of the rated condition. On this basis, the adaptive adjustment strategy of droop coefficients based on the detection of harmonic voltage of PCC and the multi quasi-PR (Proportional Resonant) current tracking scheme are designed. The parallel operation of two inverters is constructed in the PSCAD simulation software to verify the proposed strategy, and simulation results show that the adaptive harmonic droop control strategy can restrain the harmonic voltage of PCC in the given range, and allocate the harmonic power according to the capacity of each inverter. An experimental platform for grid-connected operation of two inverters is built to further verify the effectiveness of the proposed strategy, and results show that the proposed control strategy can make the inverters participate in the power quality improvement of microgrid independently and autonomously and suppress the harmonic voltage of PCC according to their capacities without communication lines and load current sensors.

Key words: low-voltage microgrid; electric inverters; harmonic suppression; droop control; harmonic power