

基于经济与气象维度影响因素的省级电网 年度电力需求预测方法

王 宝¹, 马 静¹, 叶 斌¹, 叶 彬¹, 杨 敏¹, 卢金滇², 李亚玲³

(1. 国网安徽省电力有限公司 经济技术研究院, 合肥 230022; 2. 国网安徽省电力有限公司, 合肥 230061; 3. 国网安徽省电力有限公司 六安供电公司, 安徽 六安 237000)

Forecasting method of provincial grid's annual power demand based on influencing factors from economic and meteorological dimensions

WANG Bao¹, MA Jing¹, YE Bin¹, YE Bin¹, YANG Min¹, LU Jindian², LI Yaling³

(1. Institute of Economy and Technology, State Grid Anhui Electric Power Company, Hefei 230022, China; 2. State Grid Anhui Electric Power Company, Hefei 230061, China; 3. State Grid Liuan Power Supply Company, Liuan 237000, China)

摘要:当前,经济新常态和极端天气频发使得电力需求影响因素更加多样化,而用电量和最大负荷等电力需求指标缺乏科学的一体化预测方法。系统分析了电力需求的经济与气象维度主要影响因素,并构建了一套基于经济与气象维度影响因素的省级电网年度电力需求预测模型体系。实例分析表明,无论基于多元线性回归还是智能算法工具构建预测模型,提高预测准确度的核心是识别关键的影响因素。模型系统对用电量和最大负荷预测的平均误差率均处于2%以内的合理水平,是电力市场分析预测人员开展年度电力需求预测工作的一种有效方法。

关键词:经济维度;气象维度;影响因素;电力需求;预测

Abstract: Currently, economic new normal and frequent extreme weather make influencing factors of power demand more diversified. Forever, integrated forecast methods of such two power demand indicators as power consumption and max power load are not scientifically formed. Main influencing factors of power demand from economic and meteorological dimensions are systematically analyzed and a forecast model system of provincial grid's annual power demand is established. The instance of Anhui province demonstrates that the key of improving forecast accuracy is to identify critical influencing factors regardless of basing forecast model on multiple linear regression or intelligent algorithm. Mean forecast error rates of power consumption and max power load remain are both within 2% in this model, becoming an effective method for electricity market analysts to forecast annual power demand.

Key words: economic dimension; meteorological dimension; influencing factors; power demand; forecast

0 引言

电力需求预测是政府部门和电网公司一项重要的基础性工作。社会经济步入新常态后,经济增速由高速换挡至中高速,同时结构调整步伐加快,叠加极端天气频发,使得电力需求影响因素更加多样化,准确预测难度增大。

电力需求包括用电量和最大负荷2项指标,其影响因素主要来自于经济与气象2个维度。先前相关研究中,电力需求的经济维度影响因素一般为经济总量增长^[1-2],气象维度影响因素主要是气温,且大多从日用电量或最大负荷与日气温关系的角度开

展研究^[3-4],未考虑当前的形势变化。经济新常态以后,无论是产业结构还是工业(服务业)内部结构,调整步伐均明显加大,对用电量存在较大影响。部分学者研究了气温累积效应^[5],但尚未提出有效纳入气温累积效应因素指导最大负荷预测的思路或方法。同时先前研究也存在孤立预测的情况,只预测用电量或只预测最大负荷,尚无统筹考虑影响因素的一套预测模型体系。

本文结合经济新常态特征,从经济与气象维度,梳理分析省级电网年用电量和最大负荷2项电力需求指标的主要影响因素,并在此基础上提出一套基于经济与气象维度的省级电网年度电力需求预测模型体系,既包含用电量预测,又包含最大负荷预测。

收稿日期:2019-10-27;修回日期:2019-12-14

基金项目:国家自然科学基金(71801092)

This work is supported by National Natural Science Foundation of China(No.71801092)

1 年度电力需求的经济与气象维度影响因素

1.1 经济维度影响因素

经济维度影响因素主要为经济增长和经济结构调整。

用电量增长通常与GDP增长密切相关,因而经济增长因素通常用GDP指标表征。工业增加值和服务业增加值是GDP的重要组成部分,因而工业增加值或服务增加值也可作为经济增长表征指标。工业占绝对比重省的经济增长指标可在GDP和工业增加值中选择,服务业占绝对比重省的经济增长指标可在GDP和服务业增加值中选择,具体选择方法为计算用电量与各经济增长指标间相关系数,选择相关系数大的指标,相关系数计算如下

$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^T (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^T (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^T (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

式中: γ 为 x 、 y 序列相关系数; x_i 、 y_i 分别为第 i 期 x 、 y 序列值; $\bar{x}$ 、 $\bar{y}$ 分别为 x 、 y 序列均值; T 为序列样本数。

产业结构调整因素可使用二产比重或服务比重等作为表征指标,工业(服务业)内部结构调整因素可使用高耗能行业占工业比重、商业住宿餐饮业占服务业比重等作为表征指标。经济结构调整因素可分别使用产业结构调整表征指标和工业(服务业)内部结构调整表征指标表示,也可将二者表征指标进行综合,形成经济结构调整综合表征指标。

下面以安徽省为例,阐述产业结构调整对用电量的影响。图1给出了2011年以来的安徽产业结构调整情况,“十二五”前3年二产比重基本稳定,经济新常态后产业结构调整明显加快,在用电增速最低的2015年,二产比重同比大幅下降3.4%,随着工业形势好转,2016年降幅收窄至1.7%,2017年暂时性小幅提高0.9%。

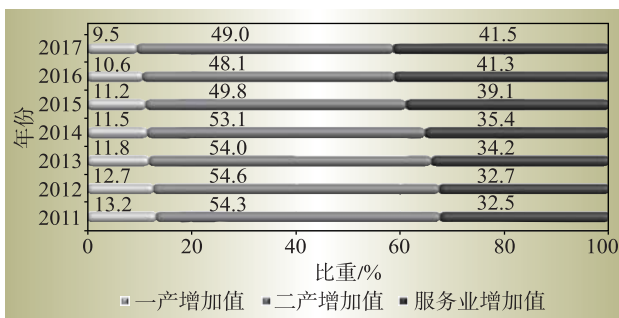


图1 2011—2017年安徽产业结构调整情况

Fig. 1 Industrial structure adjustment of Anhui during year 2011–2017

2017年,安徽二产和服务业用电单耗分别为962 kWh/万元和244 kWh/万元,服务业用电单耗仅占二产的1/4左右,根据下式(2)测算产业结构调整对安徽年度用电量影响。

$\Delta = \text{本期GDP} \times (\text{本期二产经济比重} -$

$$\text{上年同期二产经济比重}) \times \text{本期二产电耗} \times (2) \\ (1 - \frac{\text{本期服务业电耗}}{\text{本期二产电耗}})$$

式中: Δ 为因产业结构调整带来的年度用电量增(减)量。

表1给出了测算结果,2013—2016年由于二产比重下降,对当年用电量存在不同程度的拉低影响,2017年二产比重暂时回升,对全年用电量存在一定提升作用。

表1 2013—2017年产业结构调整对安徽用电量影响

Table 1 Influence of industrial structure adjustment on Anhui's power consumption during year 2013–2017

年份	二产比重 较上年变化/%	因产业结构调整 对用电量影响/亿 kWh	对用电量增 速影响/%
2013	-0.6	-9.1	-0.7
2014	-0.9	-14.4	-0.9
2015	-3.4	-60.4	-3.8
2016	-1.7	-32.9	-2.0
2017	0.9	18.6	1.0

1.2 气象维度影响因素

用电量是期间值,而最大负荷是瞬时值,由于特性差异,用电量和最大负荷的气象维度影响因素存在一定差异。

气象维度对用电量影响主要体现在气温因素上,由于用电量是期间值,气温指标可采用期间各日气温均值,夏季和冬季气温对用电量均产生一定影响,气温指标选择夏季还是冬季需结合被研究省特点。以安徽为例,夏季气温对安徽用电量存在显著影响,如:2014年安徽第三季度用电量出现罕见负增长,同比下降6.4%,而第一、第二和第四季度分别增长8.9%、8.9%和6.2%,主要由于2014年出现凉夏,而2013年则为异常热夏形成用电高基数,因而安徽用电量的气象维度影响因素可选择夏季各日气温均值,具体可选择7月、8月或第三季度各日气温均值。

气象维度对最大负荷影响主要体现在最大负荷日气温和气温累积效应2方面,图2给出了安徽最大负荷(发生在夏季)与最高气温间关系,日最高气温越高,日最大负荷越大。前期相关学者从日电力需求与气温关系角度研究了气温累积效应,夏季高温持续天数越长,最大负荷越大。气温累积效应可根据被研究省最大负荷发生时间特点,选择最大

负荷发生前高温持续天数或最大负荷发生前低温持续天数等指标表征。

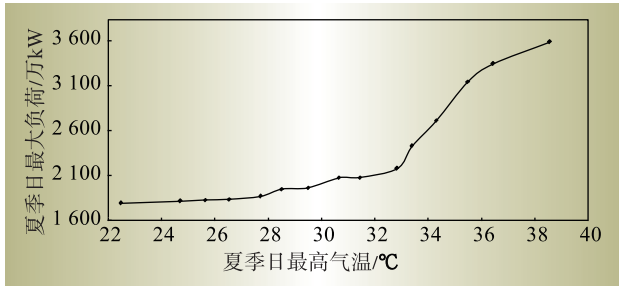


图2 2017年安徽夏季日最大负荷与日最高气温关系

Fig. 2 Relation between summer day's peak load and maximum temperature of Anhui in year 2017

2 年度电力需求预测

2.1 年度用电量预测

省级电网年度用电量影响因素主要表征指标包括经济增长指标、经济结构调整指标和气温指标,其中可选择的气温指标有最高气温、平均气温和最低气温3个,实际选择与用电量的相关系数大的气温指标;考虑到GDP、工业增加值等经济总量指标一般为现价,因而需要进行可比价总量转换,转换计算如下

$$JJZZ_t = JJZZ_1 \times \prod_{i=2}^t (S_i + 1) \quad (3)$$

式中: $JJZZ_t$ 为被研究省第 t 年可比价经济增长指标(GDP、工业增加值或服务增加值); $JJZZ_1$ 为第1年(基准年)现价(可比价)经济增长指标; S_i 为第 t 年经济增长指标可比价增速。

以被研究省年度经济增长指标、经济结构调整指标、气温和用电量指标为解释变量,建立预测模型,模型建立既可采用多元线性回归分析,也可以采用智能算法。基于多元线性回归分析工具建立的预测模型如下

$$YDL_t = \alpha_0 + \alpha_1 JJZZ_t + \alpha_2 JJJG_t + \alpha_3 QW_t + \mu_t \quad (4)$$

式中: YDL 为被研究省年度用电量; $JJZZ_t$ 、 $JJJG_t$ 和 QW_t 为其经济增长、经济结构调整和气温指标; α 为需借助最小二乘估计法的待估参数; μ_t 为随机误差项。模型在实际应用中可根据需要对指标进行取对数处理。

基于最小二乘支持向量机(LSSVM)^[6]工具建立的预测模型如下

$$YDL_j = f(\mathbf{x}_j, C, \sigma^2) = \sum_{j=1}^n \alpha_j K(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k) + b \quad (5)$$

式中: $\mathbf{x}_j$ 为第 j 期各解释变量形成的向量, $\mathbf{x}_j = (JJZZ_j, JJJG_j, JJJG_j, QW_j)$; $f(\mathbf{x}_j, C, \sigma^2)$ 为决策函数,

反映输入向量 $\mathbf{x}_j$ 和输出变量 YDL_j 在高维特征空间中的关系; $K(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k)$ 为RBF径向基核函数; C 为正规化参数,是用户调节置信范围与经验风险的比例,可使泛化能力最优; σ^2 为核参数; α_j 为Lagrange乘子; n 为样本训练集的个数; b 为阈值。

2.2 年度最大负荷预测

根据2.1节分析,省级电网年度最大负荷影响因素仍来自经济和气象维度,经济维度表征指标主要包括经济增长和经济结构调整,气象维度表征指标主要包括最大负荷日气温指标和气温累积效应指标。在最大负荷的实际预测工作中,经济维度表征指标可采用经济电量指标,经济电量定义为年度实际用电量剔除异常天气因素对用电量影响。异常天气影响测算如下

$$YCYD_t = \alpha_3 (QW_t - QW_c) \quad (6)$$

式中: $YCYD_t$ 为第 t 年异常天气带来的用电增(减)量; QW_c 为常年气温水平,通常取历史各年气温的平均值。

最大负荷为瞬时值,因而需要将研究点放在最大负荷发生日。最大负荷=最大负荷发生日用电量/24/日负荷率,因最大负荷发生日负荷率往往存在一定波动,故先以最大负荷发生日用电量作为被解释变量,预测出最大负荷发生日用电量后,再根据日负荷率变化规律预测最大负荷。

以被研究省年度实际用电量-异常天气带来的用电增/减量、最大负荷日气温、气温累积效应指标为解释变量,以最大负荷发生日用电量为被解释变量,建立多元线性回归预测模型或智能算法预测模型,其中多元线性回归预测模型如下

$$RYD_t = \beta_0 + \beta_1 (YDL_t - YCYD_t) + \beta_2 RQW_t + \beta_3 QWLJ_t + \mu_t \quad (7)$$

式中: RYD_t 为被研究省第 t 年最大负荷发生日用电量; RQW_t 为最大负荷日气温指标; $QWLJ_t$ 为气温累积效应指标; β 为需借助最小二乘估计法的待估参数; μ_t 为随机误差项。模型在实际应用中可根据需要对指标进行取对数处理。

2.3 模型求解

多元线性回归模型求解可借助Eviews软件实现,最小二乘支持向量机模型求解可借助Matlab软件实现。最小二乘支持向量机中的正规化参数 C 和核参数 σ^2 需要优化,以确保模型效果最优,参数优化可借助其他智能优化算法,如遗传算法、蚁群算法等^[7-8]。参数 C 和 σ^2 优化具体步骤为:① 将历史样本分为训练样本和测试样本;② 考虑训练误差率=(算法训练值-实际值)/实际值×100,测试误差率=(算法测试值-实际值)/实际值×100%,构建智能优化

算法的适应度函数,适应度函数可设定为训练样本误差率绝对值的均值与测试样本误差率绝对值的均值加权后再取相反数;③ 通过智能优化算法寻优,当适应度函数达到最大值时,对应参数 C 和 σ^2 的解即为最优解。

将未来年解释变量预计值带入上述构建的多元线性回归预测模型或智能算法预测模型,即可得到被研究省未来年用电量和最大负荷预测值。

3 实例分析

以安徽电网年度用电量和最大负荷预测为例加以分析。针对用电量预测,安徽经济结构仍以第二产(工业)为主导,且四大高耗能行业比重较高。通过相关系数分析,安徽年度用电量的主要影响因素中,经济维度选择GDP和第二产比重与四大高耗能占工业比重之乘积,气象维度选择夏季(第三季度)平均气温指标。表2为安徽年度用电量与经济和气象维度指标相关系数。

表2 安徽年度用电量与经济和气象维度指标相关系数
Table 2 Correlation coefficient of annual power consumption with economic and meteorological indicators of Anhui

指标	相关系数	指标	相关系数	指标	相关系数
GDP	0.996	二产比重	0.625	最高气温	0.669
工业增加值	0.989	四大高耗能行业占工业比重	0.577	平均气温	0.702
服务业增加值	0.978	二者比重乘积	0.688	最低气温	0.634

针对最大负荷预测,安徽最大负荷发生在夏季,经相关系数分析,气象维度指标选择最大负荷发生日最高气温和最大负荷发生前35℃以上高温持续天数,经济维度指标选择年经济电量指标。

最大负荷发生日用电量与最大负荷发生日最高气温、年经济电量、最大负荷发生前35℃以上高温持续天数的相关系数分别为0.724、0.992、0.645。

无论是省级电网年用电量还是最大负荷预测,其关键解释变量均只有3个,属于变量较少情况,因此为直观获取各解释变量系数大小,采用多元线性回归工具建立预测模型。基于多元线性回归工具建立的安徽电网年用电量如下

$$\begin{aligned} \text{Log(YDL)} = & -2.002\ 556\ 83 + 0.915\ 362\ 865\ 7 \times \\ & \text{Log(JJZZ)} + 3.612\ 391\ 349 \times \text{JJJG} + \\ & 0.009\ 107\ 020\ 515 \times \text{QW} (R^2 = 0.999\ 5) \end{aligned} \quad (8)$$

式中: R^2 为模型拟合优度,越接近1,模型拟合效果越好。

最大负荷发生日用电量预测模型如下

$$\begin{aligned} \text{Log(RYD)} = & -6.695\ 486\ 661 + \\ & 1.000\ 265\ 3 \times \text{Log(YDL - YCYD)} + \\ & 0.028\ 237\ 865\ 71 \times \text{RQW} + \\ & 0.005\ 234\ 624\ 224 \times \text{QWLJ} (R^2 = 0.996\ 7) \end{aligned} \quad (9)$$

表3给出了基于多元线性回归工具建立的年度用电量和最大负荷日用电量预测模型的误差情况,2个模型的平均绝对百分误差率(各年误差率绝对值的平均值)分别为1.2%和1.7%,均处于2%以内的合理水平。

表3 基于多元线性回归建立的年度用电量和最大负荷日用电量预测模型误差

Table 3 Annual and peak load day's power consumption forecast model error based on multiple linear regression

年份	年度用电量预测模型误差率	最大负荷日用电量预测模型误差率	备注
2007	-1.4	-3.0	拟合样本
2008	-1.6	2.2	
2009	-2.1	-1.0	
2010	2.5	0.4	
2011	0.6	3.3	
2012	0.0	1.5	
2013	-1.0	-0.2	
2014	0.1	0.9	
2015	1.0	-3.1	
2016	0.8	-0.8	测试样本
2017	2.2	-2.7	
平均绝对百分误差率	1.2	1.7	

注:平均绝对百分误差率为各年误差率取绝对值的平均数。

参照文献[9]中量子遗传算法(QGA)优化最小二乘支持向量机(LSSVM)参数后建立最小二乘支持向量机预测模型,图3给出了安徽省年度用电量的QGA-LSSVM算法计算进化过程,以2016年和2017年为测试样本的误差率分别为1.3%和1.7%,与多元线性回归方法基本接近,说明无论采用何种算法工具求解模型,提高预测准确率的核心是找到关键的影响因素。

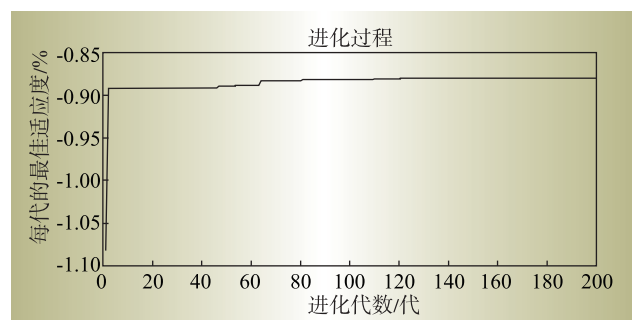


图3 QGA-LSSVM算法进化过程

Fig. 3 Evolution process of QGA-LSSVM algorithm

表4给出了基于多元线性回归工具、考虑经济

和气象维度因素存在差异情景下的安徽年用电量和最大负荷日用电量预测模型的偏差情况。针对年用电量预测模型,仅考虑经济增长指标预测模型误差最大,考虑经济增长和气温指标但未考虑经济结构调整指标预测模型误差次之。最大负荷日用电量预测模型也同样显示,在指标考虑不全的情况下,模型预测误差均大于本文方法。

表4 本文方法与经济和气象维度因素考虑不全情况下模型误差对比

Table 4 Error comparison between this paper's method and the methods under incomplete consideration of economic and meteorological indicators

年份	年用电量预测			最大负荷日用电量预测		
	本文方法	仅考虑经济增长和气温指标	仅考虑经济增长指标	本文方法	仅考虑经济电量和最大负荷日气温指标	仅考虑经济电量指标
2007	-1.4	-1.8	-2.5	-3.0	-4.3	-3.2
2008	-1.6	-2.1	-2.6	2.2	2.5	-1.5
2009	-2.1	-2.8	-2.4	-1.0	-0.9	-7.8
2010	2.5	1.7	1.9	0.4	1.2	-6.9
2011	0.6	1.2	2.0	3.3	2.9	3.7
2012	0.0	0.9	1.0	1.5	1.2	0.2
2013	-1.0	0.5	1.3	-0.2	-3.1	-5.5
2014	0.1	0.8	3.6	0.9	1.4	3.8
2015	1.0	3.4	4.5	-3.1	-2.5	-3.5
2016	0.8	2.8	3.5	-0.8	-2.1	-6.5
2017	2.2	2.4	2.4	-2.7	-3.6	-6.0
平均绝对百分误差率	1.2	1.9	2.5	1.7	2.3	4.4

需指出的是,无论是基于多元线性回归工具还是最小二乘支持向量机建立的省级电网年度电力需求预测模型,均为确定性方程,可保证每次预测结果相同。表5给出了基于QGA-LSSVM算法对安徽电网2018年用电量先后进行的5次预测,每次最小二乘支持向量机参数最优解略有不同,但对2018年预测结果影响很小,可保证每次预测结果基本相同。

表5 基于QGA-LSSVM算法的安徽电网2018年用电量5次预测结果

Table 5 Five forecast results of Anhui grid's power consumption in 2018 based on QGA-LSSVM algorithm

	最小二乘支持向量机 参数最优解		2018年预测值/ 亿 kWh
	正规化参数C	核参数σ²	
第一次预测	1175.2	55.82	2 031.602 235 023 44
第二次预测	1141.5	55.49	2 031.602 235 023 42
第三次预测	1135.6	55.45	2 031.602 235 023 41
第四次预测	1158.4	55.59	2 031.602 235 023 43
第五次预测	1149.3	55.52	2 031.602 235 023 42

表6给出了本文方法与部分文献提出方法预测效果对比情况。由于识别并基于关键影响因素构建预测模型,本文提出方法对省级电网年度用电量和最大负荷预测平均绝对百分误差率均在2%以内,预测效果总体优于相关文献提出的预测方法。

表6 年用电量与平均绝对百分误差率预测效果对比
Table 6 Forecast effect comparison of annual electricity consumption and average absolute percentage error rate

年用电量预测		年最大负荷预测	
选用方法	平均绝对百分误差率	选用方法	平均绝对百分误差率
本文方法	1.2	本文方法	1.7
文献[10]方法	1.0	文献[8]方法	2.9
文献[11]方法	1.8	文献[13]方法	1.8
文献[12]方法	2.5	文献[14]方法	2.0

4 结束语

社会经济进入新常态以来,电力需求影响因素更加多样化,大大增加了省级电网年度电力需求准确预测难度。本文从经济与气象维度系统梳理分析了电力需求主要影响因素,并构建了一套省级电网年度电力需求预测模型体系,体系包含了用电量和最大负荷预测模型。实例分析显示,该模型预测准确度高、预测操作便捷,能够为能源电力管理和电力市场分析预测人员开展省级电网年度电力需求预测工作提供参考依据。

参考文献:

[1] 叶珊,李士华. 江苏省电力消费与地区经济关系的实证分析[J]. 电工电气,2018(1):60-63.
YE Shan, LI Shihua. Empirical analysis between Jiangsu electricity consumption and regional economic relationship[J]. Electrotechnics Electric, 2018(1):60-63.

[2] 刘生龙,高宇宁,胡鞍钢. 电力消费与中国经济增长[J]. 产业经济研究,2014(3):71-80.
LIU Shenglong, GAO Yuning, HU Angang. Electricity consumption and China's economic growth[J]. Industrial Economics Research, 2014(3):71-80.

[3] 葛风雷. 基于线性回归的电网夏季降温负荷与气温相关性分析[J]. 农村电气化,2017(4):9-11.
GE Fenglei. Correlation analysis of grid's cooling load and temperature in summer based on linear regression[J]. Rural Electrification, 2017(4):9-11.

[4] 李继红,张锋. 气温对浙江电网用电量影响的研究[J]. 华东电力,2005,33(11):39-42.
LI Jihong, ZHANG Feng. Effects of temperature on power consumption of Zhejiang electric power grid[J]. East China Electric Power, 2005, 33(11):39-42.

[5] 戚任远. 上海用电负荷预测中气温累积效应分析[J]. 现代电力,2018,35(2):38-42.
QI Renyuan. Analysis on temperature accumulation effect

(下转第61页)

增量配电背景下考虑不确定性修正的规划负荷预测方法

胡文博¹,王 宣¹,陈 艳²

(1. 国网武汉东西湖区供电公司,武汉 430000;2. 国网武汉供电公司,武汉 430000)

Uncertainty correction method for planned load forecasting under the background of incremental distribution

HU Wenbo¹, WANG Xuan¹, CHEN Yan²

(1. State Grid Wuhan Dongxihu Electric Power Supply Company, Wuhan 430000, China;

2. State Grid Wuhan Electric Power Supply Company, Wuhan 430000, China)

摘要:针对新一轮电改推进背景下的城市及园区级增量配电网市场,在分析该背景下电网规划中负荷预测问题与需求的基础上,对面向增量配网规划的负荷预测结论描述方式进行了改进,并进一步提出了考虑分布式能源、入住率等不确定性因素的负荷预测模型,根据预测需求设定不同的置信区间,对不同发展状态下的增量配电网园区进行负荷预测修正。实际算例表明,该方法可为园区增量配电网规划提供考虑不确定性因素的量化思路。

关键词:增量配电市场;负荷预测;电网规划;不确定性分析;分布式能源

Abstract: Aiming at the incremental distribution network market at park level under the background of the new round of electricity reform, the problems and demands of load forecasting in power network planning are analyzed, and the description of load forecasting conclusions for incremental distribution network planning is improved, and a load forecasting model considering uncertainties such as distributed energy and occupancy rate is further proposed. Different confidence intervals is set according to the forecasting demand, and the load forecasting of incremental distribution parks under different development conditions is revised. Practical examples show that the method can provide a quantitative idea for precise planning of park incremental distribution network considering uncertainties.

Key words: incremental distribution market; load forecasting; power network planning; uncertainty analysis; distributed energy

0 引言

随着新一轮电力体制改革的不断推进,增量配电业务改革成为最受关注的一个部分,国家发改委印发的《有序放开配电网业务管理办法》中,明确鼓励社会资本积极参与增量配电网业务,并在《关于规范开展增量配电业务改革试点的通知》中确定了第一批105个增量配电投资业务改革试点项目,明确试点项目向市场主体公平开放^[1-2]。通过梳理试点项目名录可以发现,增量配电以包括高新产业园区、循环经济园区、工业园区等负荷相对集中的园区型项目为主^[3-4],由此也可以看出负荷特性在当前增量配电市场中是相当重要的竞争因素。

增量供电市场竞争中,供电经济性与可靠性是决定性因素。可靠性方面,不同供电方式的供电可

靠性不同,花费的成本也有差别,但在当前政策下,电网成本用于提升可靠性的作用无法体现,因此在当前电价市场机制未完全成熟前,依托供电可靠性的竞争相对难以把握;经济性方面,需要通过精准措施,有针对性地满足园区供电需求,提高增量配网的投入产出比是现阶段市场中重要的影响因素,故对其进行负荷预测就显得尤为重要。

1 面向增量配网规划的负荷预测需求

面向规划的负荷预测是根据规划的内容与目标来确定的。要规划输配电系统所需的设备容量,就要预测供电区域的年负荷总量;要规划变电站设备分布的合理性,就要预测供电区域分块负荷。增量市场背景下,投资主体以及目标的变化,对项目经济性及负荷预测提出了新要求,具体体现为:

(1) 传统电网规划一般包含电源规划、网架规划与无功规划。对于增量配网而言,电源方面,考虑分布式电源但不涉及电源规划,即完全被动型的预测;网架规划方面,对于一个动态非线性多目标不确

收稿日期:2019-10-25;修回日期:2019-12-06

基金项目:国家武汉市供电公司科技项目(Z915A018C041)

This work is supported by Science and Technology Project of State Grid Wuhan Electric Power Supply Company (No.Z915A018C041)