

基于分时电价下电力需求响应分析*

王 昆¹ 戴 波² 鲍 毅¹ 卢君波¹ 孙 伟¹

(1. 杭州天丽科技有限公司 杭州 310051; 2. 国网浙江省电力公司信息通信分公司 杭州 310007)

摘 要:针对分时电价下电力供需不平衡,导致资源浪费及用电高峰期的电网压力过大问题,本文提出了基于分时电价下电力需求响应分析。首先,对电力需求的行为进行了分析,分时电价由峰、平、谷时段电价的不同构成,电力用户也会根据3个阶段电价的不同,结合其他影响因素,制定用电措施,并初步提出了电力需求响应的模型包含的影响因素;其次提出了改进的支持向量机回归模型(SVM),采用网格法优化 SVM 里面的 δ 和 C 算子,提升 SVM 的预测精度,将对电力需求侧的影响因素分为输入、输出因子,构建基于 SVM 的分时电价下电力需求响应模型;最后,针对实际企业进行算例仿真,从 MATLAB 仿真结果中可以看出,本文所提方法精度很高,在分时电价下电力需求侧的用电量预测中具有高可靠性和实用性,为决策人员制定合理的供需计划提供了可靠的理论基础。

关键词:分时电价;电力需求;响应;SVM

中图分类号: TM715 TP183 TN0 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4099

Based on time-sharing power demand response analysis

Wang Kun¹ Dai Bo² Bao Yi¹ Lu Junbo¹ Sun Wei¹

(1. Hangzhou Telek Technology Co., Hangzhou 310051, China;

2. State Grid Zhejiang Information & Telecommunication Branch, Hangzhou 310007, China)

Abstract: In view of the time-sharing electricity power imbalance between supply and demand, lead to waste of resources and the peak season of power grid stress problem, is proposed in this paper, based on electric power demand response analysis under time-sharing electricity price. Firstly, the behavior of electricity demand is analyzed, and the different components of the electricity price are divided into different components of the electricity price. The power users will also formulate the electricity measures according to the different prices of the three stages, combine other factors, and preliminarily put forward the influencing factors of the model of power demand response. Secondly, the improved support vector machine regression model (SVM) is proposed. The inside of the grid method is used to optimize the SVM δ and C operator, improve the forecast precision of SVM, the influencing factors on electric power demand side can be divided into the input and output factors, build the time-sharing electricity price under the electric power demand response model based on SVM. Finally, an example simulation of the actual enterprise is carried out. As can be seen from MATLAB simulation results, the accuracy of the proposed method is very high. In the forecast of power consumption of power demand side at the time of separation of electricity price, it has high reliability and practicability. It provides a reliable theoretical basis for decision-making personnel to formulate reasonable supply and demand plan.

Keywords: time-sharing price; electricity demand; response; SVM

0 引 言

随着目前智能电网的飞速发展,电力企业逐步实现了信息化、数字化、自动化建设,在此有利环境下,如何有效的深度挖掘电力需求侧信息,为电网的平稳运行,使电力

用户的经济效益最大化,从而建立电力用户与电网之间的供需平衡,具有重要意义^[1]。

目前,已有部分学者针对电力需求对电网进行了研究,文献[2]分析了城镇化进程与电力需求增长之间的联系,构建其间存在的关系模型,用于预测地区的电力负荷

收稿日期:2017-09

* 基金项目:国家电网公司科技项目(SGZJ0000BGJS1500460)资助

变化等问题。文献[3]对电力需求侧能源管理进行了研究,并根据实际运行情况建立了需求响应系统各个模块之间的关系模型,为电网的管理与业务工作带来了极大便利。文献[4]采用改进的灰色预测模型对电力需求进行预测,将该方法在某市的电力需求上进行预测,预测效果良好,表明了此方法的有效性。文献[5]将电力数据按阶段进行划分,采用熵权法求取每个阶段的不同权重值,在负荷预测中,预测精度较高。文献[6]根据电力系统采集的数据,根据 GMM 方法,对农村电力需求进行模型估计,参考了对电力影响的多方面因素,并提出了增加电力消费的相关建议。

虽然目前针对电力需求侧对电力系统的研究很多,但是还没有发现考虑电网实施分时电价的政策后,电力用户基于实际情况的行为响应问题。本文从电力用户需求行为进行了分析,分析了分时电价并提出了需求响应回归模型,提出了改进的 SVM 回归模型,用于构建电力用户在分时电价下的用电量预测模型,最后进行实际算例仿真,验证了所提方法的有效性,为决策人员构建电力的供需平衡做出了有利贡献。

1 需求行为分析

随着智能电网的发展,通过研究电力需求侧相应规律对实现电网的节能,提升运行效率,掌握电力运行的主动权具有重要意义^[7]。电力需求响应行为就是要掌握电力用户的用电规律,采用模型形式展现出来。

1.1 分时电价

分时电价就是将每天的用电量按照峰、平、谷 3 个阶段进行划分,对每个阶段制定不同的电价。这样的制度可以使很多电力用户将用电时间从峰、平时段转移到谷时段,对于减轻电力系统的压力以及提升电力管理都有重要作用。根据浙江的分时电价划分方法,高峰时间:8:30~11:30,18:00~23:00,低谷时间:23:00~7:00,剩下的时间则是平阶段,平阶段时采用普通电价,高峰与低谷时比普通电价上升下降 60%^[8]。则其分时电价表示如下:

$$P_i = P_0 \times (1 + PR_i), i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中: N 为划分的阶段数目,比如 $N=3$,则说明划分成了 3 段。 P_i 是 i 时段的计费准则。 P_0 为普通计费标准。 PR_i 是与普通电价的比率。一般情况下,峰谷阶段相比于普通计费的浮动比率值大小是相等的,以 $N=3$ 时为例即为 $PR_1 = -PR_3$ 。所以,式(1)可以描述为:

$$P_i = P_0 \times (1 + U_i \cdot PR) \quad (2)$$

式中: PR 是分时电价的浮动比率。 U_i 是峰谷电价和普通电价的浮动关系,峰、平、谷的 U_i 为 1、0、-1。

1.2 用户响应行为分析

通过采用分时电价将电力需求时段分成了峰、平、谷 3 个阶段,不同时段电价的调整促进了电网消费的转型,也带来了更大的经济效益,促进了用户做出相应的响应^[9]。下面将确定对电费产生影响的因素,并构建相应的因果模型。

在不同的阶段,电费不同的情况下,用户每天的电费如式(3)所示。

$$C = \sum_{i=1}^3 P_i \times Q_i \quad (3)$$

式中: $Q_i (i=1, 2, 3)$ 为峰、平、谷阶段各自的用电量。一天中总的用电量如式(4)所示。

$$Q = \sum_{i=1}^3 Q_i \quad (4)$$

联立式(3)、(4), PV 为峰谷电量差。

$$PV = Q_1 - Q_3 \quad (5)$$

$$C = P_0 \times (PR \times PV + Q) \quad (6)$$

式中: P_0 为平均供电成本。从上式看出,采用分时电价对电力用户进行管理之后,对电费影响最大的因素是 PR 、 Q 、 PV 。

1.3 需求响应行为的回归模型

电力用户的需求响应,就是用户根据当前的分时电价的不同,参考自身的经济发展,制定相对应的用电措施^[10]。对于制定用电措施有影响的因素包括电价,用户类别,环境等,所以,用电措施可以表示成下式。

$$WP = f(PR, CI, Q, TC, RQ) \quad (7)$$

式中: CI 是行业类别, TC 是外界环境, PQ 为随机因素。上式所表达的意思就是,电力用户在外界环境的影响下,针对自己的行业类别,根据电价的不同,制定不同的用电措施。对上式中的某个或某几个因素进行改变,用以分析不同因素对用电措施的影响大小,并制定合理的改进措施^[11]。

2 数据挖掘与支持向量机

2.1 数据挖掘

目前,随着电力行业云计算,电力大数据的飞速发展,以及各种智能算法深入的研究,目前数据挖掘技术在各个行业有了广泛应用,比如医疗、搜索引擎、网上商城、移动数据分析等^[12]。目前,已经有很多方法在数据挖掘领域有了实际应用,例如回归、判别、聚类等方法^[13]。数据挖掘的过程如下所示:

- 1) 问题的分析;
- 2) 数据分析,收集,准备;
- 3) 建立模型;
- 4) 对所建立的模型进行评价或实际应用;

2.2 支持向量机回归的改进模型

支持向量机(support vector machine, SVM)是 Corinna 于 1995 年提出^[14]。它是对数据进行分类的机器学习方法。SVM 的实现过程如下所述。

确定训练样本 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\}$, 其中 $x_i \in R^n, y_i \in R^m$ 。

- 1) 首先通过 $\phi(x)$ 对原始数据进行映射处理。

$$F(x) = w \cdot \phi(x) + b \quad (8)$$

式中: w 是权重向量, b 为阈值。为了使 SVM 模型更简单,要使 $\|\omega\|^2$ 取最小值。设定样本的所有误差均在 ϵ 内,对式(1)加入影响因子 ξ^+ , ξ^- 和 C , 用于将 SVM 变成优化算法:

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i^+ + \xi_i^-) \quad (9)$$

$$s. t. \begin{cases} y_i - \omega^T \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i^+ \\ \omega^T \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^- \\ \xi_i^+ \geq 0 \\ \xi_i^- \leq 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中： ξ 的计算方法为：

$$|\xi|_g = \max\{0, |\xi| - \varepsilon\} \quad (11)$$

将式(9)引入 Lagrange 算子 a_i^+, a_i^- , 转化为对偶问题。

$$\begin{aligned} \max Q(a^+, a^-) = & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (a_i^+ - a_i^-)(a_j^+ - a_j^-) K(x_i, x_j) - \\ & \sum_{i=1}^l (a_i^+ + a_i^-) \cdot \varepsilon + \sum_{i=1}^l (a_i^+ - a_i^-) \cdot y_i \\ s. t. \quad & 0 \leq a_i^+, a_i^- \leq C, i = 1, \dots, l \\ & \sum_{i=1}^l (a_i^+ - a_i^-) = 0 \end{aligned} \quad (12)$$

Lagrange 算子不等于 0 的时候, SVM 回归的估计公式为：

$$f(x) = \sum_i^{n_s} (a_i^+ - a_i^-) K(x, x_i) + b \quad (13)$$

式中： n_s 是支持向量个数, $K(x, x_i)$ 为核函数。 $K(x, x_i)$ 的计算公式为：

$$K(x, x_i) = e^{-\frac{\|x-x_i\|^2}{2\delta^2}} \quad (14)$$

式中： δ 是核参数。

在上述的 SVM 模型中,出现的 δ 和 C 参数的选取对其性能有很大影响。为了优化这两个参数,本文选取 LIBSVM Data 网站数据进行实验仿真。对参数的优化方

法有网格搜索和神经网络优化两种。网格搜索使对 δ 和 C 的所有取值进行遍历搜索,选取分类误差最小的值作为做优值^[15]。神经网络法是采用如 GA 或 PSO 方法对其寻优。本文将对比这几种方法的寻优效果,选取最优值。网格搜索时,取 δ 和 C 在 $[2^{-8}, 2^8]$ 之间,步长 0.1。对文献[16]网站中的数据进行实验对比,结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,GA 和 PSO 方法对 SVM 的参数寻优处理,准确率很高,但是相比于网格法,综合分析,网格法的寻优时间较短,精度较高。所以本文才有网格法优化 SVM 的相关参数。

2.3 基于支持向量机的需求行为建模

电力需求响应行为分析需要考虑的因素较多,且为非线性关系,所以,本文选用 SVM 方法。SVM 分析步骤为：

- 1) 分析数据属性,将其分为输入因子 x , 输出因子 y 。
- 2) 利用样本训练数据训练 SVM 网络模型,确定网络参数^[17]。
- 3) 采用样本数据测试 SVM 模型的效果。
- 4) 将训练好的 SVM 模型,应用在电力用户需求响应行为^[18]。

3 算例分析

3.1 算例仿真

基于上述研究,采用 MATLAB 实现 SVM 算法,针对浙江省某地区的某企业 2016 年 7 月 1 日~7 月 25 日进行 SVM 网络模型的构建,采用 7 月 26 日~7 月 31 日的负荷数据进行测试效果分析。如图 1、图 2、图 3 分别是峰、平、谷 3 个阶段的用电量测试结果。横轴供 18 个点,前 6 个点为没有进行分时电价的测试,7~12 是进行分时电价的测试,13~18 是综合了所有行业进行测试的结果。图中的实线为实际电量,虚线为预测电量。

表 1 SVM 参数寻优精度比较

类别		C	δ	CV 精度	训练精度	测试精度	耗时/s
Wine	网格法	0.25	0.406 1	96.629	96.629	98.816	15.956
	GA	8.073 6	5.522	96.629	100	97.753	11.68
	PSO	1.056	0.1	96.629	96.629	98.876	10.394
Livedisorders	网格法	2.143	0.153 9	64.0	70.0	57.43	63.851
	GA	15.418	0.217 8	73.0	81.0	73.069 5	101.34
	PSO	2.694	0.725	65.25	78.5	62.78	56.298
Diabetes	网格法	1.414 2	0.406	97.33	97.33	97.65	35.344
	GA	2.21	21.668	95.667	100	95.822	63.601
	PSO	6.751	0.1	97.33	97.33	97.65	53.072

3.2 结果分析

通过上述对分时电价下企业用电量的预测可知,峰、平、谷各个阶段的误差是 3.97%, 4.39%, 7.07%。可以判断峰时与平时阶段的误差较低,谷阶段的误差相对较大。所以,根据预测的结果提出相应的意见,当每日的用电量一定的时候,谷阶段的用电量可以通过总电量减去峰阶段

和平时阶段的用电量。

目前用电信息采集实时可靠,为合理的制定分时电价提供了可靠的数据支持。由于各个行业用电的规律不同,所以采用 SVM 方法预测行业在不同时段用电量的大小,促进企业合理规划用电时段,可以增大企业经济效益,同时也减轻了电网高峰运行的压力。本文所提的基于分时

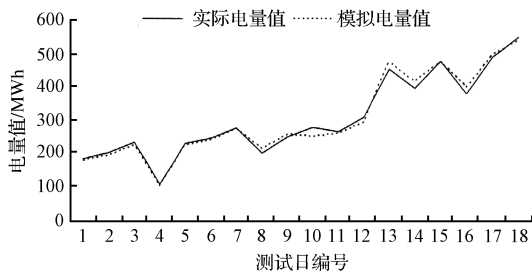


图1 峰时段模型预测效果(平均相对误差 3.97%)

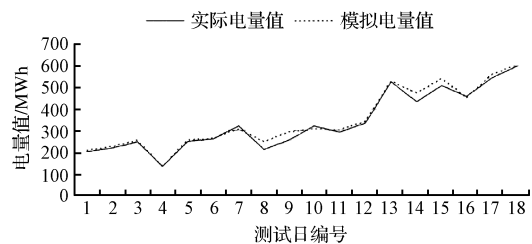


图2 平时段模型预测效果(平均相对误差 4.39%)

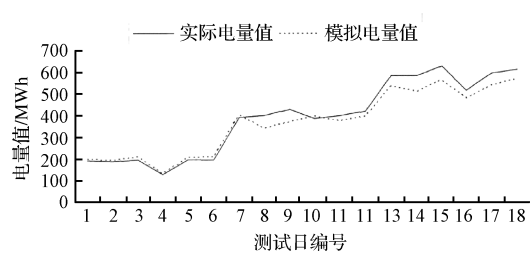


图3 谷时段模型预测效果(平均相对误差 7.07%)

电价下电力需求响应可以促进企业实现负荷转移,为电网及地区的稳定发展提供了保障。

4 结论

基于分时电价下电力需求侧响应行为问题,本文分析了电力用户针对分时电价的响应行为,并构建了影响电力用户响应行为的模型,提取了对响应行为有影响的因素。提出的采用网格法优化的 SVM 算法,经过优化过后,通过对比 GA, PSO 优化的 SVM,验证了其精度可靠,以及耗时较少的优点。将改进的 SVM 方法应用于预测分时电价下电力用户用电量值的大小,峰、平、谷的仿真误差分别为 3.97%、4.39%、7.07%,可知提出的预测方法的有效性。本文所提的基于分时电价下电力需求响应分析模型,为电力决策人员制定相应的供需平衡计划,以及提出的分时电价政策为电力用户的负荷转移等方面提供了科学的指导,为电网的稳定运行提供了可靠保障。

参考文献

[1] 单葆国,韩新阳,谭显东,等. 中国“十三五”及中长期电力需求研究[J]. 中国电力,2015,48(1):6-10,14.
[2] 肖欣,周渝慧,张宁,等. 城镇化进程与电力需求增长的关系研究[J]. 中国电力,2015,48(2):145-149,160.

[3] 闫华光,陈宋宋,钟鸣,等. 电力需求侧能效管理与需求响应系统的研究与设计[J]. 电网技术,2015,39(1):42-47.
[4] 曾波. 基于改进灰色预测模型的电力需求预测研究(英文)[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版),2012,29(6):99-104.
[5] 龙禹,王小英,周琪,等. 考虑不同发展情境的江苏省中长期电力需求预测[J]. 中国电力,2016,49(7):72-76.
[6] 沈小波. 中国农村居民电力需求的影响因素[J]. 统计研究,2014,31(1):84-90.
[7] 黄建. 基于 LEAP 的中国电力需求情景及其不确定性分析[J]. 资源科学,2012,34(11):2124-2132.
[8] 段炜,胡兆光,吴思竹,等. 基于智能体响应均衡模型的经济政策-电力需求动态模拟[J]. 中国电机工程学报,2014,34(7):1206-1212.
[9] 王鹏,陈启鑫,夏清,等. 应用向量误差修正模型的行业电力需求关联分析与负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报,2012,32(4):100-107.
[10] 熊雄,叶林,杨仁刚. 电力需求侧规模储能容量优化和经济性分析[J]. 电力系统自动化,2015,39(17):42-48,88.
[11] 赵会茹,周佳,郭森,等. 影响中长期电力需求的社会发展指标体系研究[J]. 陕西电力,2015,43(8):71-77,81.
[12] 梁吉业,钱宇华,李德玉,等. 大数据挖掘的粒计算理论与方法[J]. 中国科学:信息科学,2015,45(11):1355-1369.
[13] 汪莹,周婷,王光岐,等. 基于数据挖掘的安全管理信息系统研究——以某煤炭企业班组安全管理为例[J]. 中国矿业大学学报,2014,43(2):362-368.
[14] 薛浩然,张珂珩,李斌,等. 基于布谷鸟算法和支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(8):8-13.
[15] 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.
[16] LIBSVM Data: Classification, Regression, and Multi-label[EB/OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvmtools/datasets/>
[17] 焦卫东,林树森. 整体改进的基于支持向量机的故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2015,36(8):1861-1870.
[18] 王恺,关少卿,汪令祥,等. 基于模糊信息粒化和最小二乘支持向量机的风电功率联合预测建模[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(2):26-32.

作者简介

王昆,1975年出生,硕士,杭州天丽科技有限公司中级工程师,主要研究方向为智能电网用户、需求侧管理、需求响应。
E-mail: 3028910975@qq.com