

## 基于多变量 LS-SVM 和模糊循环推理系统的负荷预测

胡时雨\*, 罗滇生, 阳 霜, 阳经纬

(湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082)

(\* 通信作者电子邮箱 hushiyumail@qq.com)

**摘 要:** 智能电网环境下, 电力需求响应的发展给传统用电模式带来重大变化, 用户可以根据电能需求结合实时电价调整用电模式, 这使得负荷预测变得更加复杂。通过相似日负荷序列局部形相似计算, 选取样本数据, 采用多输入双输出的最小二乘支持向量机( LS-SVM ), 对负荷和价格进行同时预测, 得到初步预测结果。考虑需求响应条件下实时电价与负荷之间的相互影响, 采用基于数据挖掘技术的模糊循环推理系统模拟人的思维过程, 通过挖掘电价变化量、负荷变化量等变量之间的关联规则, 模拟电价与负荷预测之间存在的博弈过程, 对多变量最小二乘支持向量机预测算法的初步预测结果进行循环修改, 直至负荷和电价预测结果趋于稳定。多变量最小二乘支持向量机不存在容易陷入局部最优等问题, 并且有良好的泛化能力, 基于改进的模糊关联规则挖掘算法和循环预测控制算法具有良好的完备性和鲁棒性, 能够逼近现实环境的各种可能情况, 修正负荷预测结果。针对某电网的实际预测结果表明, 该方法具有较好的预测效果。

**关键词:** 智能电网; 实时电价; 负荷预测; 多变量最小二乘支持向量机; 关联规则挖掘算法; 模糊循环推理系统

**中图分类号:** TP18      **文献标志码:** A

### Load forecasting based on multi-variable LS-SVM and fuzzy recursive inference system

HU Shiyu\*, LUO Diansheng, YANG Shuang, YANG Jingwei

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China)

**Abstract:** In the smart grid, the development of electric power Demand Response (DR) brings great change to the traditional power utilization mode. Combined with real-time electricity price, consumers can adjust their power utilization mode by their energy demand. This makes load forecasting more complicated. The multi-input and two-output Least Squares Support Vector Machine (LS-SVM) was proposed to preliminarily predict the load and price at the same time. Considering the interaction between the real-time electricity price and load, the fuzzy recursive inference system based on data mining technology was adopted to simulate the game process of the forecasting of the price and load, and then the preliminary forecast results of multi-variable LS-SVM prediction algorithm were recursively corrected until the forecasting results were tending towards stability. Multi-variable LS-SVM can avoid running into local optima and has an excellent capacity of generalization, the improved association rules mining algorithm and loop predictive control algorithm have good completeness and robustness, and can correct the forecasting result approximately in every real situation. Simulation results of the actual power system show that the proposed method has better application effects.

**Key words:** smart grid; real-time electricity price; load forecast; multi-variable Least Squares Support Vector Machine (LS-SVM); association rules mining algorithm; fuzzy recursive inference system

## 0 引言

电力负荷预测是电力系统安全调度和经济运行的重要依据。在电力市场环境下, 各电力公司若要制定合理的经济运行模型和具有竞争力的实时电价, 则需依赖准确和快速的负荷预测<sup>[1]</sup>。智能电网在现有电网结构的基础上, 采用先进的传感测量技术、信息通信技术、分析决策技术、自动控制技术、能源电力技术与电网基础设施的高度集成<sup>[2]</sup>, 使得需求响应成为智能电网的重要组成部分。需求响应让电力市场中的用户根据市场价格信号或者激励机制作出响应, 改变了传统用

电模式, 强调电力用户直接根据市场情况主动调节自身负荷需求。

在需求响应条件下, 以高级计量基础设施 (Advanced Metering Infrastructure, AMI) 为主的新型电力电子技术促进了用户与电网之间的互动, 使得电力用户能够通过统一的信息共享平台获取电网的信息并作出反映, 电价的变化改变了用户的用电模式: 部分用户为了减少用电费用会将用电时间从电价高的时段转移到电价低的时段<sup>[3]</sup>。而用户对电价变化的这种反应势必会形成不同于固定电价的日负荷曲线。随着用电负荷的调整, 售电商也会调整电价, 实现削峰填谷, 平

收稿日期: 2014-09-09; 修回日期: 2014-11-17。      基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51277057)。

**作者简介:** 胡时雨(1990-), 男, 湖南岳阳人, 硕士研究生, 主要研究方向: 电力系统负荷预测、电力市场; 罗滇生(1971-), 男, 湖南长沙人, 教授, 博士, 主要研究方向: 电力系统负荷预测、电力市场; 阳霜(1990-), 女, 湖南湘潭人, 硕士研究生, 主要研究方向: 电力系统负荷预测、电力市场; 阳经纬(1989-), 男, 湖南娄底人, 硕士研究生, 主要研究方向: 电力系统负荷预测、电力市场。

缓负荷,减少因电力系统大幅波动造成的经济损失。电价随负荷需求变化,电价变化影响需求量<sup>[4]</sup>,并且处于不断地变化当中,两者不断博弈直至达到均衡的状态。售电商需要获取未来的负荷来调整电价,用户则需要获取未来的电价来调整用电时段,所以准确的负荷预测受到实时电价预测的影响。

长期以来,人们致力于负荷预测研究,并提出了许多预测算法,其中广泛应用的负荷预测方法有小波分析法<sup>[5]</sup>、模糊数学法<sup>[6]</sup>、专家系统法<sup>[7]</sup>、人工神经网络技术<sup>[8]</sup>、灰色系统预测法等。考虑影响负荷预测准确性的因素主要包括天气、季节、日期类型等。考虑实时电价影响的算法还不多,文献[4]首先对不考虑电价因素的预测日负荷进行了预测,并根据近期实施电价的变化对负荷预测结果进行修正。文献[8-9]考虑了实时电价的影响,利用灰色模型弱化数据的随机性以及神经网络的高度非线性,进行负荷预测。总体来看,这些负荷预测模型只是考虑了电价对负荷的单向影响,而没有考虑电价与负荷之间交互影响这一动态过程。

鉴于此,本文充分考虑智能电网环境下负荷与电价交互影响的动态过程,使用多变量最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LS-SVM)预测算法对负荷与电价进行多输入多输出预测,得到初步的电价与负荷预测结果;利用模糊关联规则挖掘算法来提取电价与负荷之间的关联特征,由模糊循环推理系统产生电价和负荷的修正量对多变量最小二乘支持向量机的预测结果进行循环修正,直至负荷与电价预测值趋于稳定,达到均衡状态,得到最终的负荷预测结果。循环预测控制系统充分考虑了电价与负荷的博弈过程,提高了智能电网需求响应条件下的负荷预测精度。

## 1 实时电价条件下负荷预测影响因素分析

在智能电网需求响应条件下,电价与负荷之间的联系非常密切,用户会根据自己的需求来选择用电方式,根据电价的高低选择何时用电,何时用哪种用电设备。而最极端以及最自然实现需求响应的方式就是实时电价,它是一种动态电价,能够反映电力市场的实时供需状况,符合市场经济要求。实时电价不是提前设定的,而是随着供需状况变化而持续不断波动,负荷的变化影响着电价的波动,实时电价的波动又会影响到负荷的变化,当电价的更新周期越短时,电价的杠杆作用发挥得越充分。用户对电价的变化反应势必会形成不同于固定电价时代的日负荷曲线。图1为澳大利亚某地区2012年3月某天的每半小时负荷与电价的归一化曲线。

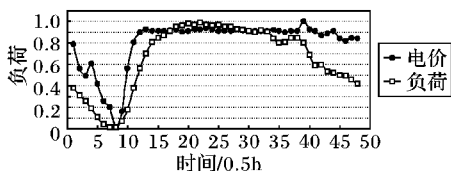


图1 负荷与电价的关系曲线

图1中,横轴取为一天中每半小时的取点数,负荷和电价的单位量纲不同,为了方便比较负荷与电价的走向趋势,负荷和电价的数据分别进行了归一化处理。从图中可以看出:电价和负荷曲线变化趋势有类似之处,当负荷出现在峰值时,电价也相应地比较高,使用户减少用电,起到削峰的作用;当负

荷出现在低谷时,电价也比较低,鼓励用户增加用电,起到填谷的作用。

由此可见,在智能电网需求响应条件下,电力需求与电价直接相关,实时电价因素对短期负荷预测有着主要的影响,随着电力市场的深入和推广,这种影响将增大,在预测模型的建立时应重点考虑。

除了实时电价之外,其他因素也不能忽略,包括生产需求、气温、预测日期类型等<sup>[10]</sup>。其中,气温的影响比较显著,当天气剧烈变冷/变热时,大量采暖/降温负荷将投入运行;而当平均温度持续过高或过低时,由于温度累积效应,日用电量将大幅度提高<sup>[11]</sup>;预测日类型也是一个重要的因素,节假日与正常日的负荷有很大不同,主要原因在于节假日里大量工厂企业用电负荷退出,使得节假日负荷较正常日负荷有明显降低,节假日主要是居民用电负荷、服务行业用电负荷和不能停产的工业负荷等基本负荷,这部分负荷成分的组成与正常休息日(星期六、星期日)负荷相似,但由于存在调休政策形成的旅游长假的影响,两者也存在较大差异<sup>[12]</sup>。

## 2 相似日负荷序列局部形相似

在智能电网需求响应条件下,需要在很短的时间进行负荷预测,可以利用负荷数据的周期性,基于最近数日和相似日负荷数据在相同时段内变化的相近特性,分析预测时刻负荷和前面若干时刻负荷的内在规律,构成相关特性。通过对负荷序列局部特性分析可知,由相似曲线得到的预测时刻负荷和前面若干时刻负荷的内在规律更能准确地反映目标曲线预测时刻负荷和前面若干时刻负荷的内在规律。本文通过计算各预测样本与目标样本的形相似程度的大小<sup>[13-14]</sup>,考虑取预测时刻前若干点构成的负荷序列作为预测样本。

根据日期类型、气象条件等因素选取预测日的 $M$ 个相似日,取预测时刻的前点负荷构成目标样本 $L_T^p$ ,取各相似日负荷序列中的同时段负荷作为预测样本 $L_i^p$ 。

$$L_i^p = \{L_{i[p-(d-1)]}, \dots, L_{i(p-1)}, L_{i(p)}\} \quad (1)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, M$ ,  $M$ 为选取的相似日天数。

$$L_T^p = \{L_{T[p-(d-1)]}, \dots, L_{T(p-1)}, L_{T(p)}\} \quad (2)$$

其中: $L_i^p$ 为预测样本中的一个序列; $L_T^p$ 为目标样本。两个局部序列的长度为 $d$ ,当前时刻为 $p$ 。

形系数是一种序列形状相似性指标,主要描述负荷序列的形态相似性,定义目标样本 $L_T^p$ 和预测样本 $L_i^p$ 的形系数为:

$$S_{iT}^p = \frac{1}{d} \sum_{k=p-d+1}^p |x_{iT_k} - e_{iT}| \quad (3)$$

其中: $x_{iT_k} = L_{i(k)} - L_{T(k)}$ ,  $e_{iT} = \frac{1}{d} \sum_{k=p-d+1}^p x_{iT_k}$ 表示目标样本 $L_T^p$ 和预测样本 $L_i^p$ 动态变化的差值, $e_{iT}$ 为其均值。

当一个序列是另一个序列垂直方向上下移动形成的,即两个序列形状完全相同时, $x_{iT_k} = e_{iT}$ ,形系数 $S_{iT}^p = 0$ ;当两个序列形状存在差异时, $x_{iT_k} \neq e_{iT}$ , $S_{iT}^p \neq 0$ ,且 $x_{iT_k}$ 与 $e_{iT}$ 间差异越远, $S_{iT}^p$ 越大。因此 $S_{iT}^p$ 能很好地反映两个序列形状的性质差异。

根据形系数 $S_{iT}^p$ 排序确定选取的相似时段的负荷、电价、日平均温度等数据作为训练样本。

### 3 负荷预测模型

#### 3.1 多变量LS-SVM

最小二乘支持向量机是支持向量机的一个版本,它是将标准支持向量机算法中的不等式约束转化为等式约束而得到的。它能够按任意精度逼近非线性函数,得到全局极小值点。与人工神经网络方法相比,SVM不存在容易陷入局部最优等问题,并且提高了泛化能力,收敛速度快,因此有较大的优越性,可广泛应用于电力系统负荷预测中。

本文在负荷预测时考虑了实时电价与负荷交互影响这样一个动态博弈过程,同时进行短期负荷与电价预测,这是一个多变量、强非线性的高度复杂过程,原来多输入/单输出预测算法已经不能适用。因此,本文采用多变量LS-SVM算法<sup>[15]</sup>进行负荷与电价的预测。

对于一个多输入/多输出对象,假定给定训练数据集 $\{(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i^{(j)})\}_{i=1, j=1}^{N, M}$ ,其中: $N$ 为训练样本数, $M$ 是输出变量的数量, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n$ 是输入矢量, $\mathbf{y}_i^{(j)} \in \mathbf{R}$ 是相应的输出。根据Suykens等<sup>[16]</sup>的LS-SVM理论,输入空间通过非线性函数 $\varphi(\cdot)$ 被映射到一个高维的特征空间 $F$ 中, $F$ 为 $k$ 维空间。在特征空间,采用式(2)来估计未知的非线性函数。

$$f^{(j)}(\mathbf{x}) = \mathbf{w}_j^T \varphi(\mathbf{x}) + b_j; j = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

其中: $\mathbf{w}_j \in \mathbf{R}^k$ ;  $b_j$ 为误差,  $b_j \in \mathbf{R}$ 。

多输入/多输出系统LS-SVM的优化问题可以定义为

$$\min_{\mathbf{w}_j, e_{i,j}} \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M \mathbf{w}_j^T \mathbf{w}_j + \frac{1}{2} \gamma \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N e_{i,j}^2 \quad (5)$$

满足等式约束:

$$\begin{cases} y_i^{(1)} = \mathbf{w}_1^T \varphi_1(\mathbf{x}_i) + b_1 + e_{i,1} \\ y_i^{(2)} = \mathbf{w}_2^T \varphi_2(\mathbf{x}_i) + b_2 + e_{i,2} \\ \vdots \\ y_i^{(M)} = \mathbf{w}_M^T \varphi_M(\mathbf{x}_i) + b_M + e_{i,M} \end{cases} \quad (6)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, N$ 。

构建上述优化问题的Lagrange函数为:

$$I_{\alpha}^{(M)} = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}_j\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 - \sum_{i=1, j=1}^{N, M} \alpha_{i,j} [\mathbf{w}_j^T \varphi_j(\mathbf{x}_i) + b_j + e_{i,j} - y_i^{(j)}] \quad (7)$$

其中: $e_{i,j}$ 为松弛变量,  $e_{i,j} \geq 0$ ;  $\gamma$ 为正规化参数,  $\gamma \geq 0$ 。

最优条件为:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}_j} = 0 \rightarrow \mathbf{w}_j = \sum_{i=1}^N \alpha_{i,j} \varphi_j(\mathbf{x}_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b_j} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_{i,j} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_{i,j}} = 0 \rightarrow \alpha_{i,j} = \gamma e_{i,j} \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_{i,j}} = 0 \rightarrow \mathbf{w}_j^T \varphi_j(\mathbf{x}_i) + b_j + e_{i,j} - y_i^{(j)} = 0 \end{cases} \quad (8)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M$ 。消去方程组中的 $\mathbf{w}_j$ 和 $e_{i,j}$ ,得到线性系统:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{E}^T \\ \mathbf{E} & \mathbf{R} + \mathbf{I}/\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{b}_M \\ \boldsymbol{\alpha}_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{Y}_M \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中:

$$\mathbf{b}_M = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_M] \quad (10)$$

$$\mathbf{Y}_M = [\mathbf{Y}^{(1)} \ \mathbf{Y}^{(2)} \ \dots \ \mathbf{Y}^{(M)}] = \begin{bmatrix} y_1^{(1)} & y_1^{(2)} & \dots & y_1^{(M)} \\ y_2^{(1)} & y_2^{(2)} & \dots & y_2^{(M)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_N^{(1)} & y_N^{(2)} & \dots & y_N^{(M)} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\boldsymbol{\alpha}_M = [\boldsymbol{\alpha}^{(1)} \ \boldsymbol{\alpha}^{(2)} \ \dots \ \boldsymbol{\alpha}^{(M)}] = \begin{bmatrix} \alpha_{1,1} & \alpha_{1,2} & \dots & \alpha_{1,M} \\ \alpha_{2,1} & \alpha_{2,2} & \dots & \alpha_{2,M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \alpha_{N,1} & \alpha_{N,1} & \dots & \alpha_{N,M} \end{bmatrix} \quad (12)$$

求解式(6)得到 $\boldsymbol{\alpha}_M$ 和 $\mathbf{b}_M$ ,则相应的LS-SVM多变量最优线性回归函数为:

$$f^{(j)}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \alpha_{i,j} K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b_j; j = 1, 2, \dots, M \quad (13)$$

其中核函数均采用径向基函数:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp\{-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2 / \sigma^2\} \quad (14)$$

在实际的预测过程中,要同时准确预测出一天中每半小时共48个预测点的负荷和电价,就必须全面考虑影响负荷和电价预测的各种因素。二者都具有周期变化的特点,如一天之内、一周之内、季节变化等,和时间有明显的相关性:当负荷出现在峰值的时候,电价也相应地处于比较高的阶段;当负荷出现在低谷时,电价也比较低。二者具有类似的变化规律<sup>[17]</sup>。即一般地讲,负荷较高的时候,电价也比较高;负荷较低的时候,电价也比较低。

采集数据的最新样本,训练模型的输入变量为:

$$\mathbf{X}(k) = [L_{d-N}(k), \dots, L_{d-2}(k), L_{d-1}(k), P_{d-N}(k), \dots, P_{d-2}(k), P_{d-1}(k), L_d(k-m), \dots, L_d(k-2), L_d(k-1), P_d(k-m), \dots, P_d(k-2), P_d(k-1), \bar{T}_d, D_d]$$

其中: $L_{d-N}(k)$ 、 $P_{d-N}(k)$ 分别指与预测日 $d$ 局部形相似的最近前 $N$ 天 $k$ 时刻的负荷值和电价值; $L_d(k-m)$ 、 $P_d(k-m)$ 分别指预测时刻前 $m$ 个步长点的负荷值和电价值; $\bar{T}_d$ 表示待预测日的平均温度; $D_d$ 表示待预测日类型;本文 $N$ 取3, $m$ 取5。

输出变量为 $\mathbf{Y}(k) = [L_d(k) \ P_d(k)]$ ,分别表示预测负荷和电价。该模型对每天每半小时共48个预测点的负荷和电价进行逐步预测,得到初步预测结果,随后采用基于数据挖掘技术的模糊循环推理系统对该结果进行修正。

#### 3.2 模糊关联规则挖掘算法

模糊关联规则提取使计算机像人脑那样对感知器官提供的不精确及不完整的传感信息进行判断和推理<sup>[18]</sup>,利用模糊关联规则提取电价和负荷变化量之间的关联特征,可以对负荷和电价预测结果进行修正。本文将模糊规则提出的模糊关联规则挖掘算法<sup>[19]</sup>改进成多输入/多输出对象的模糊关联规则提取算法,产生的规则库具有良好的完备性和鲁棒性,从而提高了模糊模型的精度。

##### 3.2.1 模糊规则库的数据挖掘

存在 $N$ 个输入和输出数据对集合:



$$\{(\mathbf{x}^p; \mathbf{y}^p) \mid p = 1, 2, \dots, N\} \quad (15)$$

其中:  $\mathbf{x}^p = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  是第  $p$  个输入数据对,  $\mathbf{y}^p = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$  表示输入响应的输出数据对。从这些输入输出数据对中提取模糊规则,并用该规则库建立模糊模型。数据挖掘方法产生模糊规则库的主要步骤如下:

步骤1 输入和输出变量的模糊区间划分。

首先,设前提输入变量  $x_i$  的域值区间为  $[x_i^-, x_i^+]$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ),在每一个变量区间上定义  $c_i$  个模糊集,用  $A(x_i) = \{A_1^{x_i}, A_2^{x_i}, \dots, A_{c_i}^{x_i}\}$  表示对应的模糊集。结论输出变量  $y_j$  的域值区间为  $[y_j^-, y_j^+]$  ( $j = 1, 2, \dots, m$ ),在每一个变量区间上定义  $c_j$  个模糊集,用  $B(y_j) = \{B_1^{y_j}, B_2^{y_j}, \dots, B_{c_j}^{y_j}\}$  表示对应的模糊集合。最后,给每个模糊集合分配隶属度函数。

步骤2 普通记录转化为模糊记录。

将式(13)的输入输出数据对存放到普通型数据库表中。简单地说,输入输出数据对在关系数据库中以表的形式被保存,其中行代表一条记录,列表代表一条记录的一个属性。如果用

$$L = \{x_1, x_2, \dots, x_n, y_1, y_2, \dots, y_m\} \quad (16)$$

表示属性集合,任意记录(行)  $t_p$  表示属性集合  $L$  中第  $p$  个对应的记录值。整个的记录集合用下面的  $T_L$  来定义:

$$T_L = \{t_1, t_2, \dots, t_N\} \quad (17)$$

如果用  $A(x_i) = \{A_1^{x_i}, A_2^{x_i}, \dots, A_{c_i}^{x_i}\}$  表示前提属性  $x_i$  的模糊集合,  $B(y_j) = \{B_1^{y_j}, B_2^{y_j}, \dots, B_{c_j}^{y_j}\}$  表示结论属性  $y_j$  的模糊集合,可得到集合  $A = \left\{ \bigcup_{i=1,2,\dots,n} A(x_i) \right\}$  和  $B = \left\{ \bigcup_{j=1,2,\dots,m} B(y_j) \right\}$ 。对于属性  $F = \{A \cup B\}$ ,用下面的  $T_F$  定义记录在该属性上的集合:

$$T_F = \{\mu_F(t_1), \mu_F(t_2), \dots, \mu_F(t_N)\} \quad (18)$$

通过上面的定义,可以将模糊记录保存在另一关系表中。列表表示属性  $F$ ,行表示取值在  $[0, 1]$  区间的记录。至此,完成了普通记录转化为模糊记录的工作。

步骤3 计算模糊规则的支持度。

从数据挖掘的角度看,如果一条模糊规则有实际意义,它必须具有足够的支持度,支持度反映了样本记录对该条规则的支持程度,现定义支持度如下:

$$Sup(x \Rightarrow y) = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \prod_{j=1}^m \mu_{(B_j^{y_j})p}(y_j) \prod_{i=1}^n \mu_{(A_i^{x_i})p}(x_i) \quad (19)$$

其中:  $\mu_{(A_i^{x_i})p}(x_i)$  和  $\mu_{(B_j^{y_j})p}(y_j)$  分别表示记录  $p$  的隶属度函数值,  $N$  是在  $T_F$  中的记录总数,  $l_i = 1, 2, \dots, c_i$ ,  $l_j = 1, 2, \dots, c_j$ 。

步骤4 创建完备的模糊规则库。

算法具体描述如下:首先,要保证由前提变量构成的每个模糊子空间都能被遍历;其次,结论变量在模糊子空间选用的最佳模糊集,由规则的最大支持度决定。该算法分为三步:1)遍历  $x$  的所有模糊集并计算隶属度值;2)遍历  $y$  的模糊集并计算支持度;3)基于最大支持度获取模糊规则。

步骤5 计算模糊规则的信任度。

一个模糊系统就是一个从输入映射到输出的 IF...THEN 规则集合,一般规则越多逼近效果越好。但随着输入变量个数和变量的模糊集分割数增多,模糊规则的数目也呈指数增

长,那么无疑会产生规则爆炸。上面挖掘方法产生的规则是完备的,当前提变量的个数和变量的模糊集分割数不是过多时,完全可以采用这些完备规则。但当前提变量的个数和变量的模糊集分割数过多时,可以采用下面的规则信任度来约简规则

$$Conf(x \Rightarrow y) = \frac{Sup(x \Rightarrow y)}{\frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \prod_{i=1}^n \mu_{(A_i^{x_i})p}(x_i)} \quad (20)$$

这种约简所产生的规则库不完备性建立在规则库完备性的基础上,便于系统实施人为约简那些信任度较低的规则。

### 3.2.2 建立模糊模型

由上面最大支持度决定的模糊规则子空间构成如下模糊语句

$$R^{(K)}: \text{if } x_1 \text{ is } A_{l_1}^{x_1}, x_2 \text{ is } A_{l_2}^{x_2}, \dots, x_n \text{ is } A_{l_n}^{x_n} \\ \text{then } y_1 \text{ is } B_{l_1}^{y_1}, y_2 \text{ is } B_{l_2}^{y_2}, \dots, y_m \text{ is } B_{l_m}^{y_m} \quad (21)$$

其中:  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbf{R}^n$ ,  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T \in \mathbf{R}^m$  分别为模糊系统的输入与输出,  $A_{l_i}^{x_i}$  与  $B_{l_j}^{y_j}$  分别表示前提变量  $x_i$  与结论变量  $y_j$  的模糊集,  $l_i = 1, 2, \dots, c_i$ ,  $l_j = 1, 2, \dots, c_j$ ,  $K = 1, 2, \dots, H$ , 并且  $H = c_1 \times c_2 \times \dots \times c_n \times c_1 \times c_2 \times \dots \times c_m$ 。

在建立了上面的模糊规则后,采用单值模糊化、乘积运算、加权平均反模糊化可得到下面的模糊模型:

$$f(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{k=1}^H \bar{y}_j^k \prod_{i=1}^n \mu_{(A_i^{x_i})k}(x_i)}{\sum_{k=1}^H \prod_{i=1}^n \mu_{(A_i^{x_i})k}(x_i)} \quad (22)$$

其中,  $\bar{y}_j^k$  是第  $k$  条规则在模糊隶属度函数  $\mu_{B_{l_j}^{y_j}}(y_j)$  取得最大值时所对应的点,也就是  $\mu_{B_{l_j}^{y_j}}(y_j) = 1$  时所对应的点。

### 3.3 模糊循环推理系统修正

传统负荷预测方法将历史数据输入到负荷预测模型中,然后得到未来负荷预测值,电价通常是不随时间推移而改变的。然而这种负荷预测方法在现在复杂电力市场环境是无能为力的,尤其是不断变化的电价对负荷预测的影响。在需求响应条件下,负荷与电价之间的交互影响是一个有多种干扰因素的动态系统,供电商和用户都会根据外界环境和实际需求变化进行推理和判断,对负荷和电价变化作出反映,呈现一个博弈过程,并最终使电价与负荷达到一个均衡状态。

本文首先通过计算相似日负荷序列局部形相似,选取样本数据,然后采用多变量 LS-SVM 预测算法对负荷和电价进行同时预测,得到初步的预测结果。

在智能电网需求响应环境下,用户与供电商直接能够直接互动,当供电商提前发布价格信息时,普通用户会根据价格的变化对用电量和用电时段作出理性调整,当预测电价有上涨的趋势时,用户会调整用电时间减少用电量,势必会影响用电负荷;电价下降则相反。但也不排除特殊天气以及日期类型对用户选择用电的干扰,作出一些不考虑电价变化的用电选择。电价和负荷之间的相互影响是一个动态调整过程,利用模糊循环推理系统模拟供电商和用户对价格和需求的博弈,对多变量 LS-SVM 的初步预测值进行循环修正,达到均衡状态,使其在实时电价条件下进一步提高多变量 LS-SVM 的负荷预测精度。

模糊循环推理系统修正预测的示意图如图2所示。

模糊集合的建立包括输入数据和输出数据模糊集的建立。为了使模糊循环推理系统能够更完整地模拟各种电价变化以及环境,本文综合考虑各种影响因素,通过相似日局部形相似选取的样本中获取数据,将输入数据定为预测负荷、预测电价、负荷变化量、电价变化量、日平均温度以及预测日类型;输出数据则为负荷修正量和电价修正量。表1给出了各模糊集的模糊变量的定义<sup>[20]</sup>。

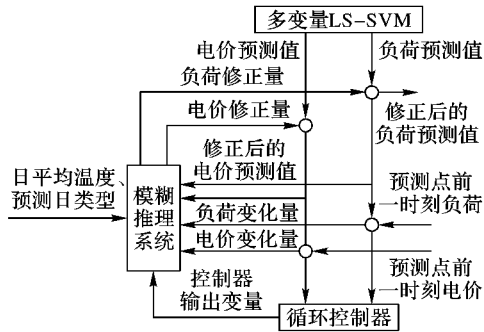


图2 模糊循环推理系统模型

表1 各模糊集的模糊变量的定义

变量类型	模糊集	模糊变量
输入变量	预测负荷	VL(极小), L(小), NM(正常), H(大), VH(极大)
	预测电价	
	电价变化量	HD(显著降低), LD(轻微降低), ND(基本不变), LR(轻微增加), HR(显著增加)
	负荷变化量	
	日平均温度	VL(极低), L(低), NM(正常), H(高), VH(极高)
输出变量	预测日类型	WD(工作日), WE(周末), HO(节假日)
	负荷修正量	HD(显著降低), LD(轻微降低), ND(基本不变), LR(轻微增加), HR(显著增加)
	电价修正量	HD(显著降低), LD(轻微降低), ND(基本不变), LR(轻微增加), HR(显著增加)

对每个模糊变量分配隶属度函数之后,再应用上面介绍的模糊关联规则挖掘算法对大量已知数据进行学习,经过反复测试,完成模糊规则提取,最终的结构是以 IF...THEN 的形式表示,其规则表达形式为:IF 预测负荷 = H, AND 预测电价 = H, AND 电价变化量 = HR, AND 日平均温度 = NM, AND 预测日类型 = WD, THEN 负荷修正量 = LD, 电价修正量 = LD。

模糊循环推理系统循环控制器算法的步骤为:

步骤1 选取一段时期的数据样本,对数据进行相似日选取,并进行负荷序列局部形相似计算确定训练样本。

步骤2 选择合适的参数,包括多变量LS-SVM核函数和参数 $\sigma$ 、 $\gamma$ ,定义模糊集模糊定量,选取预测电价修正前后偏差控制值 $P_{\min}$ 和预测负荷修正前后偏差控制值 $L_{\min}$ 。

步骤3 为了提高预测模型的运算速率,选取样本数据进行离线预测以及模糊规则提取。

步骤4 根据实时数据,对多变量LS-SVM预测结果进行修正,把前后两轮预测结果与预测点前一时刻真实值的偏差作为判断依据,如果前后两轮预测负荷偏差小于 $L_{\min}$ 并且预测电价偏差小于 $P_{\min}$ ,则停止修正由控制器输出;如果前后两轮预测负荷偏差不小于 $L_{\min}$ 或者预测电价偏差不小于 $P_{\min}$ ,则

由控制器输出控制模糊循环推理系统进行修正。

步骤5 增加修正次数,当负荷与电价修正停止时,直接输出最终负荷预测结果。

## 4 实例分析

本文采用澳大利亚某地区2012年3月至9月的负荷数据、温度数据和实时电价<sup>[21]</sup>进行建模分析,该地区负荷变化受气象因素影响显著,季节气温变化明显,年温差较大。实验采用CPU为Intel i5四核处理器,主频2.5 GHz,4 GB内存的计算机,操作系统为Windows7,编译软件为Matlab7.10.0。本文将提出的多因素LS-SVM加循环修正负荷预测(以下简称循环修正负荷预测)模型仿真,与传统LS-SVM负荷预测(以下简称传统负荷预测)模型的预测结果进行比较。其中,在进行循环修正负荷预测时将2012年3月至8月每半小时的负荷数据作为训练数据,2012年9月每半小时的负荷数据作为测试数据,首先采用多变量LS-SVM对48个预测点的负荷和电价进行逐步预测,得到初步预测结果,随后采用基于数据挖掘技术的模糊循环推理系统对该结果进行修正,循环修正时将前后两轮预测负荷偏差 $L_{\min}$ 设置为5%,预测电价偏差 $P_{\min}$ 设置为5%。结果的相对误差 $e$ 为:

$$e = (X_t - X_p) / X_t \times 100\% \quad (23)$$

其中: $X_t$ 表示实际负荷值, $X_p$ 表示预测负荷值。

由仿真结果显示,采用循环修正负荷预测值均比传统负荷预测值更接近真值,同时相对误差也更小。传统负荷预测最大相对误差为10.765%,最小相对误差为-0.249%,平均相对误差为1.789%;循环修正负荷预测最大相对误差为4.893%,最小相对误差为0.153%,平均相对误差为0.569%。图3和图4给出了2012年9月某日不同预测方法之间的预测对比,循环修正负荷预测值更加接近真实值。

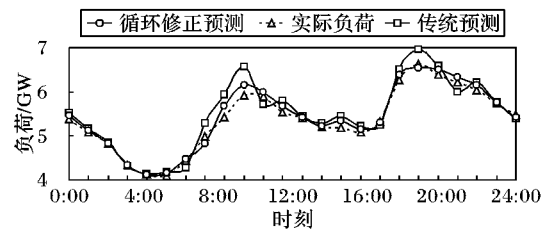


图3 2012年9月某日实际负荷与不同方法负荷预测结果

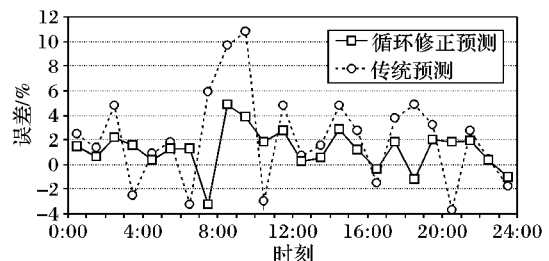


图4 2012年9月某日传统预测和循环修正预测误差对比

为了验证本文预测方法的有效性,表2列出了2012年9月某星期内负荷预测结果。由表2可以看出,采用循环修正负荷预测比传统负荷预测结果精度有所提高。因此,在智能需求响应条件下,考虑电价的同时还需要考虑人在其中参与作用对负荷与价格的影响,最终影响的负荷的变化也证明了本文方法的有效性。

表2 2012年9月某星期内负荷预测结果

预测时间	日平均误差/%	
	传统负荷预测	循环修正负荷预测
星期一	1.702	1.325
星期二	2.826	2.035
星期三	2.513	1.612
星期四	1.946	1.305
星期五	2.372	1.905
星期六	1.975	1.567
星期日	2.845	2.325

## 5 结语

本文研究了基于多变量LS-SVM和模糊关联规则挖掘算法的短期负荷预测方法,考虑到需求响应条件下负荷和价格需要同时进行预测,本文采用多输入双输出的LS-SVM预测算法,能够初步完成预测。需求响应条件下用户能够根据电价、温度以及预测日等信息改变自己的用电习惯,进而能够影响负荷,本文采用基于数据挖掘技术的模糊循环推理系统模拟这一过程,通过挖掘电价变化量、负荷变化量等变量之间的关联规则,然后对多变量LS-SVM回归算法的预测负荷和预测电价进行修正,得到的预测结果再次输入模糊循环推理系统进行循环修正,直至修正后的预测结果偏差达到理想值,此时输出负荷预测结果,进一步提高了预测精度。多变量LS-SVM不存在容易陷入局部最优等问题,并且有良好的泛化能力;而模糊关联规则挖掘算法具有良好的完备性和鲁棒性,能够逼近现实环境的各种可能情况,修正预测负荷;循环预测控制则能反映电价与负荷的交互过程,提高预测精度。实例分析和预测结果表明:本文方法是一种适用于实时电价情况下的有效、实用的短期负荷预测方法。

### 参考文献:

- [1] LIAO N, HU Z, MA Y, *et al.* Review of the short-term load forecasting methods of electric power system [J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(1): 147-152. (廖旋焕, 胡智宏, 马莹莹, 等. 电力系统短期负荷预测方法综述 [J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(1): 147-152.)
- [2] LI Y, CHEN P. A parallel SVR model for short term load forecasting based on Windows Azure platform [C]// Proceedings of the 2012 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference. Piscataway: IEEE, 2012: 1-4.
- [3] LEI S, SUN C, ZHOU Q, *et al.* Short-term load forecasting method based on RBF neural network and ANFIS system [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(22): 81-85. (雷绍兰, 孙才新, 周淑, 等. 基于径向神经网络和自适应神经模糊系统的电力短期负荷预测方法 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(22): 81-85.)
- [4] MOTAMED A, ZAREIPOUR H, ROSEHART W D. Electricity price and demand forecasting in smart grids [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(2): 664-674.
- [5] GUAN C, LUH P B, MICHEL L D, *et al.* Very short-term load forecasting: wavelet neural networks with data pre-filtering [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 28(1): 30-41.
- [6] KHOTANZAD, A, ZHOU E, ELRAGAL H. A neuro-fuzzy approach to short-term load forecasting in a price-sensitive environment [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, 17(4): 1273-1282.
- [7] ZHANG Y, ZHOU Q, SUN C, *et al.* RBF network and ANFIS-based short-term load forecasting approach in real-time price environment [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(3): 853-858.
- [8] GE S, JIA O, LIU H. A gray neural network model improved by genetic algorithm for short-term load forecasting in price-sensitive environment [J]. Power System Technology, 2012, 36(1): 224-229. (葛少云, 贾鸥莎, 刘洪. 基于遗传灰色神经网络模型的实时电价条件下短期电力负荷预测 [J]. 电网技术, 2012, 36(1): 224-229.)
- [9] HE Y, DAI A, LUO T, *et al.* A two-stage electricity demand forecasting model in the smart grid [J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(21): 167-172. (何永秀, 戴爱英, 罗涛, 等. 智能电网条件下的两阶段电力需求预测模型研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(21): 167-172.)
- [10] YIN S, ZHANG Y, BAI K. A smart power utilization system based on real-time electricity prices [J]. Power System Technology, 2009, 33(19): 81-85. (殷树刚, 张宇, 拜克明. 基于实时电价的智能用电系统 [J]. 电网技术, 2009, 33(19): 11-16.)
- [11] KANG C, ZHOU A, WANG P, *et al.* Impact analysis of hourly weather factors in short-term load forecasting and its processing strategy [J]. Power System Technology, 2006, 30(7): 5-10. (康重庆, 周安石, 王鹏, 等. 短期负荷预测中实时气象因素的影响分析及处理策略 [J]. 电网技术, 2006, 30(7): 5-10.)
- [12] DING Q, ZHANG H, ZHANG J. Temperature sensitive method for short term load forecasting during holidays [J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(17): 93-97. (丁恰, 张辉, 张君毅. 考虑气象信息的节假日负荷预测 [J]. 电力系统自动化, 2005, 29(17): 93-97.)
- [13] LUO D, HE H. A shape similarity criterion based curve fitting algorithm and its application in ultra-short-term load forecasting [J]. Power System Technology, 2007, 31(21): 81-84. (罗滇生, 何洪英. 基于形态相似准则的曲线拟合算法及其在超短期负荷预测中的应用 [J]. 电网技术, 2007, 31(21): 81-84.)
- [14] LUO D, LI W, HE H. Very short-term load forecasting method based on local shape similarity [J]. Proceedings of the CSU-EP-ISA, 2008, 20(1): 75-79. (罗滇生, 李伟伟, 何洪英. 基于局部形相似的超短期负荷预测方法 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2008, 20(1): 75-79.)
- [15] SUYKENS J, VANDEWALLE J. Multiclass least squares support vector machines [C]// Proceedings of the 1999 International Joint Conference on neural networks. Piscataway: IEEE, 1999: 900-903.
- [16] SUYKENS J, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [17] ZHOU D, LAI F, LIU Y, *et al.* Electric power system load forecast and electricity price forecast [J]. Power System Protection and Control, 2000, 28(10): 31-33. (周佃民, 赖非, 刘亚安, 等. 电力系统负荷预测与电价预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2000, 28(10): 31-33.)
- [18] BAI Y, MENG X, HAN X. Mining fuzzy association rules in quantitative databases [J]. Applied Mechanics and Materials, 2012, 182/183: 2003-2007.
- [19] WANG Y, WANG D, CHAI T. Extraction of fuzzy rules with completeness and robustness [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(9): 1337-1342. (王永富, 王殿辉, 柴天佑. 一个具有完备性和鲁棒性的模糊规则提取算法 [J]. 自动化学报, 2010, 36(9): 1337-1342.)
- [20] MA W, BAI X, MU L. Short term load forecasting using artificial neuron network and fuzzy inference [J]. Power System Technology, 2003, 27(5): 29-32. (马文晓, 白晓民, 沐连顺. 基于人工神经网络和模糊推理的短期负荷预测方法 [J]. 电网技术, 2003, 27(5): 29-32.)
- [21] Australian Energy Market Operator. AEMO's first national gas forecasting report [R/OL]. [2014-11-17]. <http://www.aemo.com.au>.