

基于改进变权重组合预测模型的产品销售预测

王方顺, 严洪森, 刘欣

(东南大学 复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室, 江苏 南京 210096;

东南大学 自动化学院, 江苏 南京 210096)

摘 要:通过分析汽车产品销售时序的特性引入组合预测理论,提出了一种改进的变权重组合预测模型并给出了变权重系数的求取方法。然后针对小样本、多维、多峰、非线性的销售时序特点,采用了基于支持向量机的三种单项预测方法。再通过实例分析显示基于改进变权重组合预测模型的预测精度高于单项预测模型和普通变权重组合预测模型。最后进行了汽车销售时序预测表明基于改进变权重组合预测模型的产品销售预测方法是有效和可行的。

关键词:变权重;组合预测;支持向量机;模型

中图分类号:TP391;TH166

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)03-0217-05

Prediction of Product Sales Based on Improved Combined Forecasting Model with Variable Weights

WANG Fang-shun, YAN Hong-sen, LIU Xin

(Ministry of Education Key Laboratory of Measurement and Control of CSE, Southeast University,

Nanjing 210096, China;

School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Through the characteristic analysis of car product sale series, a combination forecast theory is introduced, and an improved combined forecasting model with variable weights is proposed. And then, the coefficient with variable weights estimation method is put forward. Considering the characteristics of multi-dimension, small samples, nonlinearity and multi-apex, three methods of monomial prediction based on support vector machine (SVM) are used in this paper. By analyzing the example, it shows that the improved combined forecasting model with variable weights has higher prediction accuracy than the monomial prediction model. Finally, the results of forecasting car sale indicate that the product sale forecasting method based on the improved combined forecasting model with variable weights is effective and feasible.

Key words: variable weights; combined forecasting; support vector machine; model

0 引言

随着社会经济的高速发展,人们对各种社会产品的需求越来越大。如何准确地预测一种产品的社会需求,避免过度生产,实现利润最大化,对于企业越来越重要。在研究企业产品的销售预测时序时发现,任何单一的预测模型只能体现预测对象的部分特征,为了降低单一模型的预测误差,有效地提高预测的精度,在不同时刻对不同预测模型给予不同权重的组合预测模型能够有很好的预测效果^[1],这种时变权重模型称为变权重组合预测模型^[2]。

企业产品销售数据具有多维、非线性、多峰、小样本等特性,而影响产品销售更有产品本身和外界宏观经济要素,所以产品销售预测系统是多维因素影响的非线性系统。以往组合预测中所用的单项预测模型一般是一些经典模型,如 ARMA^[3]、移动平均法^[4]、指数平滑法^[5]等线性时序模型对上述特征的销售数据进行预测时,误差相当大,又如神经网络模型^[6]虽然能够很好地处理非线性时序,但对于小样本其泛化能力较差。总之,以上模型都不能够很好反应样本数据特征,而文中所采用的单项预测模型——支持向量机模型^[7,8],对小样本、多维、非线性系统能很好地逼近,符合产品销售数据样本特征,故具有良好的预测效果。如 Yan 和 Xu 提出的模糊 v-支持向量机^[9]在应用于产品开发的时间预测,吴奇和严洪森提出的鲁棒支持向量机^[10]、高斯支持向量机^[11]、小波支持向量机^[12]

收稿日期:2011-07-31;修回日期:2011-11-02

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50875046,60934008)

作者简介:王方顺(1986-),男,安徽桐城人,硕士研究生,研究方向为产品需求预测;严洪森,博士,教授,博士生导师,研究方向为知识化制造、生产计划与调度、预测等。

等在应用于产品销售预测上都取得了很好的效果。

文中所采用的各种单项预测模型都是以抑制某种或某些噪音而建立的,只能够反映部分噪音特征,而文中的改进变权重组合预测模型是集合各种单项模型的优势,很好地补偿各种噪音影响,从而达到精确预测之目的。

自从 Bates 和 Granger 提出组合预测模型以来,组合预测方法便被广泛应用于各个领域^[13]。目前众多组合预测模型的权重系数一经确定就不再改变,如王波的组合预测在粮食产量预测中的应用^[14]等,不能使系统的预测实现最优最精确;而以样本点处组合预测误差绝对值最小为原则的变权重组合模型虽然是时变权重系数^[2],但它在样本训练时所得权重系数集过度拟合,不一定能真实地反映样本特征,其预测能力相对较差(但比定权重系数模型的预测能力好)。而文中所提出的改进变权重组合预测模型,不仅考虑某时刻样本点处组合预测误差绝对值,而且同时对单项预测模型的预测百分绝对误差进行分析,使在求取样本权重系数集时避免过度拟合,从而使组合预测结果尽量地接近真实值,提高预测精度,为企业制定生产方案提供依据和参考。

文中以南京某著名汽车公司为研究背景,使理论研究和实际应用很好地结合。汽车的销售是整个汽车制造生命周期的最重要的环节,销售的好坏影响企业的生存,也是实现精益生产的瓶颈,准确掌握汽车的需求变化对整个企业的长远战略目标的制定有重大的决定意义。

1 改进的变权重组合预测模型

设对于同一预测问题,有 m 种预测方法,分别为 f_1, f_2, \dots, f_m , 则组成该变权重组合预测模型为:

$$f(t) = g_1(t)f_1(t) + g_2(t)f_2(t) + \dots + g_m(t)f_m(t) = \sum_{i=1}^m g_i(t)f_i(t) \quad (t=1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

式中: $f(t)$ 为变权重组合预测模型在 t 时刻的预测值; $f_i(t)$ 为第 i 种单项预测模型在 t 时刻的预测值; $g_i(t)$ 为第 i 种单项预测模型在 t 时刻的权重值。其中, $g_i(t)$ 满足下式:

$$\sum_{i=1}^m g_i(t) = 1 \text{ 且 } g_i(t) \geq 0 \quad (t=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

设 $e_i(t)$ 、 e_t 分别为第 i 种单项预测模型和变权重组合预测模型在 t 时刻的预测误差,分别满足下式:

$$e_i(t) = y(t) - f_i(t) \quad (3)$$

$$e_t = y(t) - f(t) \quad (4)$$

其中 $y(t)$ 为在 t 时刻的实际销售值($t=1, 2, \dots, n$)。

设 $c_i(t)$ 为第 i 种单项预测模型在 t 时刻的预测绝对百分误差,满足下式:

$$c_i(t) = \frac{|e_i(t)|}{y(t)} = \frac{|y(t) - f_i(t)|}{y(t)} \quad (5)$$

对于组合预测模型而言,所采用单项预测能力的好坏不应只反应在某一方面,即变权重系数的求取不能以某种衡量条件作为唯一条件。以往变权重组合预测模型通常以样本点处组合预测误差绝对值最小为原则^[2],来求取权重系数,当某时刻某几种单项预测模型的预测百分绝对误差很接近时,仅仅将预测误差绝对值最小的单项模型的权重赋值为 1,其它模型权重系数为 0,而这仅仅反映样本的部分时序特征。因为文中所选取的单项预测模型都是以补偿某种噪音而建立的支持向量机模型,当几种模型的预测百分绝对误差很接近时,说明其针对某种噪音有了较好的补偿,但对其它噪音补偿效果未知,所以其模型权重系数不能简单赋值为 0。为此,定义如下:

定义 1 在变权重组合预测模型中, $g_i(t)$ 为第 i 种单项预测模型在 t 时刻的权重值, $c_i(t)$ 为第 i 种单项预测模型在 t 时刻的预测绝对百分误差, θ 为一非负常量, m 为变权重组合预测模型中采用的单项预测模型数量。对于 $i=1, 2, \dots, m$, 存在 p 个单项预测 i 满足 $c_i(t) \leq \theta$, 则在 t 时刻这 p 个单项预测之中的每个单项预测模型 i 在变权重组合预测模型中权重值 $g_i(t)$ 不能赋值为 0。

由定义 1, 得到改进后的变权重组合预测模型的权重系数的求取方法,即以样本点处组合预测误差绝对值尽量小为基本原则,在满足权重系数本身要求的基础上得出优化组合模型,即尽量满足下式:

$$\text{Min } E = |e_t| = \left| \sum_{i=1}^m g_i(t)e_i(t) \right| \quad (6)$$

$$\text{S. t. } \sum_{i=1}^m g_i(t) = 1, g_i(t) \geq 0; (t=1, 2, \dots, n)$$

对于上述模型(6),假设当某 t 时刻满足 $c_i(t) \leq \theta$ 单项模型个数为 p 个,并给出如下定义:

定义 2 在变权重组合预测模型中, t 时刻使模型(6)中有 $\min E = |e_t|$ 的解定义为主导权重系数,所有的主导权重系数之和赋值为 q ,且满足 $0 \leq q \leq 1$ 。

根据定义 1 和定义 2 的思想,对模型(6)的求解过程并不能保证所有的解都使 E 最小,即对模型(6)不是求取最优解而是求取满意解。则模型(6)满意解的求解分 2 种情况讨论:

(1) 在 t 时刻,对于所有的 i , 均有 $e_i(t) \geq 0$ (或 $e_i(t) \leq 0$), 即所有的单项预测模型预测的误差都是同向的。

当 $p \leq 1$ 时,假设在 t 时刻,第 j 种模型预测的误差

的绝对值最小,则模型(6)的满意解为:

$$g_i(t) = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i = 1, 2, \dots, m, \text{ 且 } i \neq j \end{cases} \quad (7)$$

当 $m \geq p > 1$ 时,假设在 t 时刻,第 j 种模型预测的误差的绝对值最小,则模型(6)的满意解为:

$$g_i(t) = \begin{cases} q, & i = j \\ \frac{1-q}{p-1}, & i \in c_u \leq \theta \text{ 且 } i \neq j \\ 0, & i = \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

式(7)、式(8)中 t 满足 $t = 1, 2, \dots, n_0$ 。

(2) 在 t 时刻,有部分单项预测模型的预测误差是 $e_i(t) \geq 0$,而另外部分的预测误差是 $e_i(t) \leq 0$,即并非所有的预测误差都是同向。假设在 t 时刻,对所有预测误差为非负的部分,第 j_1 种预测方法的 $e_{j_1}(t)$ 最小;对所有预测误差为负数的部分,第 j_2 种预测方法的 $e_{j_2}(t)$ 的绝对值最小。

当 $p \leq 1$ 时,模型(6)的满意解为:

$$g_i(t) = \begin{cases} \frac{|e_{j_1}(t)|}{|e_i(t)| + |e_{j_1}(t)|}, & i = j_1 \\ \frac{|e_{j_2}(t)|}{|e_i(t)| + |e_{j_2}(t)|}, & i = j_2 \\ 0, & i = 1, 2, \dots, m \text{ 且 } i \neq j_1 \text{ 且 } i \neq j_2 \end{cases} \quad (9)$$

当 $m \geq p > 1$ 时,当第 j_1, j_2 种预测方法属于 $c_i(t) \leq \theta$ 时,模型(6)的满意解为:

$$g_i(t) = \begin{cases} \frac{|e_{j_1}(t)|}{|e_i(t)| + |e_{j_1}(t)|} \cdot q, & i = j_1 \\ \frac{|e_{j_2}(t)|}{|e_i(t)| + |e_{j_2}(t)|} \cdot q, & i = j_2 \\ \frac{1-q}{p-2}, & i \in c_u \leq \theta \text{ 且 } i \neq j_1 \text{ 且 } i \neq j_2 \\ 0, & i = \text{其它} \end{cases} \quad (10)$$

当第 j_1, j_2 种预测方法不完全属于 $c_i(t) \leq \theta$ 时,模型(6)的满意解为:

$$g_i(t) = \begin{cases} \frac{|e_{j_1}(t)|}{|e_i(t)| + |e_{j_1}(t)|} \cdot q, & i = j_1 \\ \frac{|e_{j_2}(t)|}{|e_i(t)| + |e_{j_2}(t)|} \cdot q, & i = j_2 \\ \frac{1-q}{p-1}, & i \in c_u \leq \theta \text{ 且 } i \neq j_1 \text{ (or } j_2) \\ 0, & i = \text{其它} \end{cases} \quad (11)$$

式(9)~式(11)中 t 满足 $t = 1, 2, \dots, n_0$ 。

由上面的两种情况讨论,根据式(7)、式(8)和式(9)~式(11)得到了改进后的变权重组合预测模型的

样本数据权重值,并使组合预测模型的拟合精度达到预测要求。

构建改进变权重组合预测模型的目的是对将来进行预测,在式(7)、式(8)和式(9)~式(11)得到权重值的基础上,文中进行如下两种方式处理 $t = n+1, n+2, \dots, n+k, \dots$ 时刻的权重值。

$$(1) \quad g_i(n+1) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n g_i(t), \quad g_i(n+2) = \frac{1}{n} \sum_{t=2}^{n+1} g_i(t), \dots, g_i(n+k) = \frac{1}{n} \sum_{t=k}^{n+k-1} g_i(t), \dots; i = 1, 2, \dots, m; \text{ 且 } \sum_{i=1}^m g_i(t) = 1, g_i(t) \geq 0. \quad (12)$$

$$(2) \quad g_i(n+1) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n g_i(t), g_i(n+2) = \frac{1}{n+1} \sum_{t=1}^{n+1} g_i(t), \dots, g_i(n+k) = \frac{1}{n+k-1} \sum_{t=1}^{n+k-1} g_i(t), \dots; i = 1, 2, \dots, m; \text{ 且 } \sum_{i=1}^m g_i(t) = 1, g_i(t) \geq 0. \quad (13)$$

根据式(12)或式(13)得到组合权重系数,利用式(1)计算出预测值。

2 单项预测模型的选取

文中以南京某汽车公司的汽车销售作为研究背景,汽车销售时序具有小样本、多维、非线性、模糊性等特征。以线性预测为主的模型进行预测的误差相当大,且以大样本预测为主的神经网络模型的预测精度也较差,故文中选取以支持向量机为模型的单项预测方法。

分别选取基于具有高斯损失函数支持向量机的预测模型、基于鲁棒 v -支持向量机的预测模型和基于鲁棒小波 v -支持向量机的预测模型。

基于具有高斯损失函数支持向量机的预测模型能够很好地补偿白噪音(white noise)。因为实际的销售时序经常受到一些随机误差影响而退化,这种退化通常称为噪音。在数据的收集、传输和处理的过程中都有可能出现噪音;噪音可能依赖销售时序,也可能与之无关。并且白噪音的一个特例就是高斯噪音(Gaussian noise)。

因为产品的销售时序通常不仅仅有白噪音,还有服从正态分布或幅值较大,或是奇异点等的混合噪音。这时损失函数为鲁棒函数的支持向量机就能够很好地进行补偿。根据支持向量机模型选择的核函数不同,分为:

(1) 以高斯函数为核函数的基于鲁棒 v -支持向量机的预测模型;

(2) 以小波函数为核函数的基于鲁棒小波 v -支持向量机的预测模型。

3 实例分析

以南京某汽车公司的汽车销售短期预测为例,通过调查与研究,考虑影响销售的六个产品特征要素:汽车价格波动因素、汽车品牌知名度、季节性因素、汽车外形美观度、销售工程师经验和居民可支用存款数。前五个因素为语言型数据,利用模糊综合评价法获取语言型因素的影响权重;最后一个因素为数值型数据。具体步骤如下:建立因素集 U ,评语集 V ,根据因素集中六个评价因素对汽车销售影响的程度不同,分别给予不同的权重,产生权重集 A ,权重集是因素集上的一个模糊子集,权重集 A 的各个因素权重的分配采用层次分析法、调查分析法等确定,最终获得权重集 A 中因素对汽车销售的影响程度的数据就是数值型。选取权重集 A 中 60×6 个数据和 60 个汽车销售数据作为训练集 T ,选取权重集 A 中 12×6 个数据来预测产生 12 个汽车销售数据作为测试集 TS ,即通过前五年的销售数据预测最近一年的销售数据。

利用 Matlab R2006b 编制相应的模型训练和预测程序,运行环境为 Pentium D 2.80GHz、内存 1G 的微机。分别使用基于具有高斯损失函数支持向量机的预测模型、基于鲁棒 v -支持向量机的预测模型和基于鲁棒小波 v -支持向量机的预测模型对训练集 T 进行训练分别得到预测值,文中取 $\theta = 5\%$, $q = 0.8$,利用改进变权重组合预测模型对样本进行训练得到组合预测值(见表 1,表 1 仅列出部分值)。

表 1 五种预测模型的样本训练预测值

| 销售 时序 | 实际销 售量 | 改进变权 重组模型 预测值 | 普通变权 重组模型 预测值 | 高斯支持 向量机预 测值 | 鲁棒支持 向量机预 测值 | 小波支持 向量机预 测值 |
|----------|-----------|---------------------|---------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| 1 | 448 | 461.3 | 460.8 | 465.8 | 461.1 | 460.8 |
| 2 | 842 | 835.3 | 842.0 | 866.2 | 808.8 | 808.7 |
| 3 | 1452 | 1421.5 | 1426.3 | 1397.5 | 1426.3 | 1407.1 |
| 4 | 1684 | 1635.9 | 1636.9 | 1627.0 | 1636.8 | 1636.9 |
| 5 | 699 | 699.0 | 699.0 | 737.6 | 746.5 | 651.4 |
| 6 | 1053 | 1053.0 | 1053.0 | 1050.4 | 1053.1 | 1053.0 |
| 7 | 200 | 265.6 | 265.6 | 265.6 | 274.0 | 274.1 |
| 8 | 1872 | 1832.4 | 1833.4 | 1823.3 | 1833.3 | 1833.4 |
| 9 | 1456 | 1450.0 | 1456.0 | 1426.0 | 1476.5 | 1431.5 |
| 10 | 1025 | 1021.8 | 1025.0 | 1030.7 | 1010.1 | 1008.9 |

根据式(7)、(8)和式(9)~(11),对表 1 中各预测模型得到的预测值和实际值,利用改进变权重组合预测模型得到训练集 T 各个单项预测权重,见表 2;根据式(12),利用改进变权重组合预测模型进行计算,得到最近十二个月各个单项预测模型权重,见表 2。

利用三种单项预测模型,分别对汽车短期销售的测试集 TEST 进行预测计算,在得出数据的基础上,结合表 2 所得到各模型相应时刻的权重值,运用式(1),

进行变权重组合预测模型的汽车销售预测,预测结果见表 3(因销售单位为辆,故预测结果取整)。

表 2 三种单项预测模型在组合模型中的权重值(最近 12 个月)

| 销售时序 | 高斯支持向量机 | 鲁棒支持向量机 | 小波支持向量机 |
|------|---------|---------|---------|
| 1 | 0.2970 | 0.2128 | 0.4902 |
| 2 | 0.3010 | 0.2167 | 0.4823 |
| 3 | 0.2858 | 0.2243 | 0.4899 |
| 4 | 0.3038 | 0.2125 | 0.4977 |
| 5 | 0.2939 | 0.2148 | 0.4913 |
| 6 | 0.2880 | 0.2191 | 0.4929 |
| 7 | 0.3040 | 0.2096 | 0.4864 |
| 8 | 0.2813 | 0.2225 | 0.4962 |
| 9 | 0.2831 | 0.2265 | 0.4904 |
| 10 | 0.2850 | 0.2223 | 0.4927 |
| 11 | 0.2814 | 0.2202 | 0.4984 |
| 12 | 0.2808 | 0.2188 | 0.5004 |

表 3 改进变权重组合预测模型预测结果

| 月份 | 预测值 | 月份 | 预测值 |
|----|------|----|------|
| 1 | 1697 | 7 | 495 |
| 2 | 1159 | 8 | 1497 |
| 3 | 1850 | 9 | 1067 |
| 4 | 1050 | 10 | 586 |
| 5 | 960 | 11 | 1379 |
| 6 | 1077 | 12 | 1845 |

在三种单项预测模型预测的基础上,对照汽车销售的实际值,观察预测值和实际值之间的关系,图 1 给出了各预测模型的预测值与实际值,为使图形清晰,图 1 只绘出了实际值和改进变权重组合预测模型的预测值的曲线。

图 1 中符号涵义定义如下:‘☆’表示普通变权重组合预测模型的预测值,‘○’表示高斯支持向量机预测模型的预测值,‘+’表示鲁棒支持向量机预测模型的预测值,‘×’表示小波支持向量机预测模型的预测值,‘*’表示销售的实际值,‘.’表示改进变权重组合预测模型的预测值。

图 2 是图 1 的局部放大图,图中符号定义如图 1。

从图 1 可以看出,基于支持向量机的单项预测模型和变权重组合预测模型的拟合程度都较高,而改进变权重组合预测模型与实际销售数据的拟合效果最好。通过比较三种单项预测模型及变权重组合预测模型^[2]与改进的变权重组合模型的 MSE(均方误差,通常用来在同一预测项目中应用不同的预测方法进行好坏比较),基于高斯支持向量机的单项预测模型的 MSE 为 2642.5、基于鲁棒支持向量机的单项预测模型的 MSE 为 1717.4、基于小波支持向量机的单项预测模型的 MSE 为 597.5,普通变权重组合预测模型^[2]的 MSE 为 426.5,而改进变权重组合预测模型的 MSE 为 255.5,从中发现改进后的组合预测模型的 MSE 最小,

说明改进的变权重组合预测模型效果最好,具有较高的精度,满足预测要求。

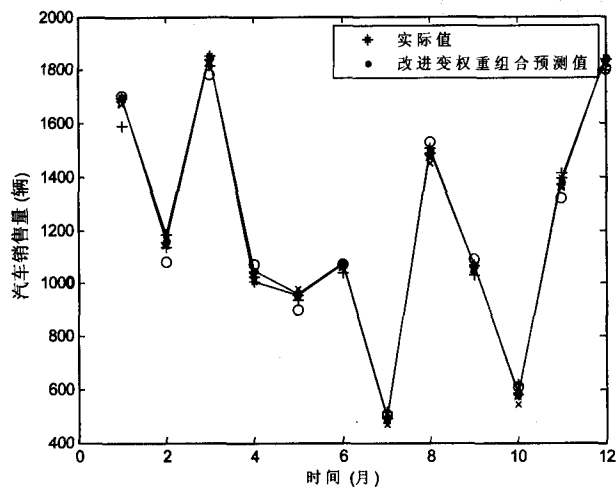


图1 各预测模型的预测产量图

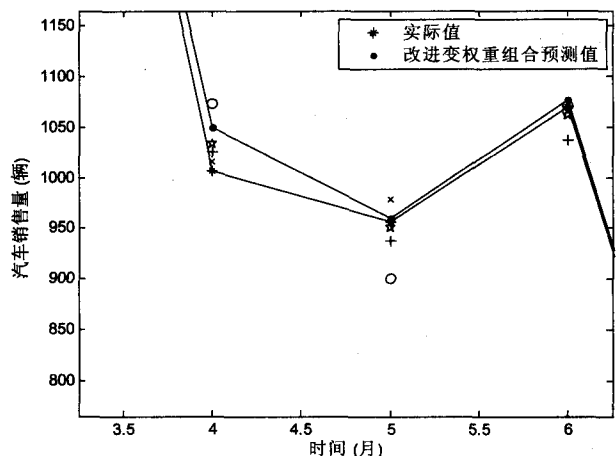


图2 局部放大的各预测模型的预测产量图

4 结束语

产品销售预测是工厂生产规划和库存控制的基础,随着市场竞争的加剧,面对日益复杂的产品需求,企业迫切地需要及时获得未来产品的需求量,所以需要精确的预测方法/模型,并根据预测结果来制定生产计划,以实现“零库存”的生产管理目标。

汽车企业产品的销售量的预测受到很多因素的影响,而单一预测模型通常只能补偿某种噪音,所取得预

测结果往往精度不够高,预测不够准确;而改进的变权重组合预测模型利用各单项预测模型的时变权重组合,能够补偿各种噪音,取得较好的预测结果。通过实例分析表明改进的变权重组合预测模型具有良好的性能,可实际应用于汽车产品销售预测中。

参考文献:

- [1] 徐大江. 确定最优组合预测权重数的线性规划方法[J]. 预测, 1993, 12(2): 56-57.
- [2] 赵国忻, 王明涛. 一种变权重组合预测方法研究[J]. 西北纺织工业学院学报, 2000, 14(3): 226-232.
- [3] 郭涛. 城市生活垃圾常量预测研究[J]. 现代商贸工业, 2007, 19(12): 89-90.
- [4] 胡跃强, 庞志峰. 移动平均数在金华市痢疾疫情监测预警中的应用[J]. 现代预防医学, 2008, 35(10): 1809-1810.
- [5] 孟繁柱, 金志英, 王荣森. 我国城市垃圾产量预测[J]. 环境保护科学, 2003, 29(6): 21-24.
- [6] 杨先海, 褚金奎, 吕传毅. 基于BP神经网络模型的城市生活垃圾产生量预测研究[J]. 西安理工大学学报, 2003, 19(4): 335-339.
- [7] Thissen U, Brakela R V, Weijerb A P, et al. Using support vector machines for time series prediction[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2003, 69(1-2): 35-49.
- [8] 包哲静, 皮道映, 孙优贤. 基于并行支持向量机的多变量非线性模型预测控制[J]. 控制与决策, 2007, 22(8): 922-926.
- [9] Yan H S, Xu D. An approach to estimating product design time based on fuzzy ν -support vector machine[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2007, 18(3): 721-731.
- [10] 吴奇, 严洪森. 基于鲁棒 ν -支持向量机的产品销售预测模型[J]. 计算机集成制造系统, 2009, 15(6): 1081-1087.
- [11] 吴奇, 严洪森. 基于具有高斯损失函数支持向量机的预测模型[J]. 计算机集成制造系统, 2009, 15(2): 306-312.
- [12] 吴奇, 严洪森, 王斌. 基于鲁棒小波 ν -支持向量机的产品销售预测模型[J]. 自动化学报, 2009, 35(7): 1027-1032.
- [13] Bates J M, Granger C W J. Combination of forecasts[J]. Operations Research Quarterly, 1969, 20(4): 451-468.
- [14] 王波. 组合预测在吉林省粮食产量预测中的应用[J]. 安徽农业科学, 2010, 38(32): 18538-18539.

(上接第216页)

cient service recommendation system for cloud computing market[C]//The 2nd International Conference on Interaction Sciences: Information Technology, Culture and Human. New York: ACM Press, 2009: 839-845.

- [14] Venugopal S, Chu Xingchen, Buyya R. A Negotiation Mechanism for Advance Resource Reservation Using the Alternate [C]//IWQoS. Enschede: [s. n.], 2008: 40-49.
- [15] Nallur V, Bahsoon R, Xin Yao. Self-optimizing architecture for

ensuring quality attributes in the cloud[C]//2009 & European Conference on Software Architecture. Cambridge: IEEE, 2009: 281-284.

- [16] Mihailescu M, Teo Y M. Dynamic Resource Pricing on Federated Clouds[C]//2010 10th IEEE/ACM International Conference on Cluster, Cloud and Grid Computing. Melbourne: IEEE/ACM, 2010: 513-517.