

组合模型在能源需求预测的应用

孟凡生, 李美莹

(哈尔滨工程大学 经济管理学院, 150001 哈尔滨)

摘要: 为科学预测未来我国能源需求,通过文献萃取选取经济发展水平、人口规模、城市化率、产业结构和技术进步水平作为我国能源需求影响因素.运用拉开档次法计算各模型权重,构建 ARIMA、多元回归、灰色 GM(1,1)和支持向量回归机的组合预测模型,运用该组合模型和目前常用组合预测模型分别计算我国 2005-2011 年能源需求,并与实际结果进行比较,结果表明:该组合预测模型具有更高的预测精度.最后运用该组合模型预测 2012-2020 年我国能源需求,预测结果表明:2012-2020 年我国能源需求以平均 3.42% 的同比增长率增长,2020 年我国能源需求量将比 2012 年增加 30% 左右.

关键词: 能源需求;预测;组合模型

中图分类号: F206

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2013)11-0106-06

Application of combined model in energy demand prediction

MENG Fansheng, LI Meiyang

(School of Economics and Management, Harbin Engineering University, 150001 Harbin, China)

Abstract: To scientifically predict energy demand, the economic development level, population scale, urbanization rate, industrial structure and level of technical progress were selected as the influencing factors of energy demand, the weight of each model based on Deviation Maximization Method was calculated, and the combined model of ARIMA, Multiple Regression, Grey GM(1,1) and Support Vector Regression were established to calculate energy demand from 2005 to 2011 respectively. The result shows that the combined model based on deviation maximization method has higher prediction accuracy. Finally predict China energy demand from 2012 to 2020 based on the combined model, the prediction results show that China energy demand increases at an average growth rate of 3.42% from 2012 to 2020, China energy demand in 2020 will be about 30% more than that in 2012.

Key words: energy demand; forecast; combined model

能源是经济发展和社会进步的重要物质保障,更是实现我国城市化、工业化和现代化目标的重要基石.近年来能源需求的持续增长带来了能源供需极不平衡的状态,已成为当今实业界和学术界关注的焦点.科学预测未来我国能源需求,为我国能源安全战略规划提供科学依据和决策参考,具有重要的理论和现实意义.国内外学者及相关机构对能源预测进行了广泛的研究,但大多以

单一模型进行分析. JOULE 研究组^[1] 20 世纪 80 年代末和 90 年代初开发了 MIDAS 模型,用来研究长期的能源规划和预测问题,通过综合的过程分析和计量经济学方程实现对能源系统的动态仿真; J. Bentzen 等^[2] 采用协整和误差修正模型、S. Weigend 等^[3] 运用时间序列模型、V. Gevorgian 等^[4] 运用混沌动力学理论对能源需求进行预测分析.国内学者柴建等^[5] 运用偏最小二乘(PLS)-趋势外推组合模型,胡雪棉等^[6] 运用基于 Matlab 的 BP 神经网络,刘嘉等^[7] 运用 ESDPM 模型,孙涵等^[8] 运用支持向量回归机分别对我国能源需求进行预测.由于能源系统的复杂性和非线性特点单一模型不能准确地对能源需求进行预测分析,而组合预测能够充分利用多个模型信息的丰

收稿日期: 2012-11-26.

基金项目: 国家自然科学基金面上资助项目(71072075); 国家自然科学基金项目(2010GXQ5D328); 黑龙江省社会科学基金资助项目(08D001); 黑龙江软科学重点基金资助项目(GB07D104-2).

作者简介: 孟凡生(1963—),男,教授,博士生导师.

通信作者: 李美莹, 752265815@qq.com.

富性综合各模型的优点, 预测精度将高于单一模型预测的精确度^[9]. 近年来, 学术界在能源预测方面常用的组合模型有: 灰色 GM 与 BP 网络的组合模型、非线性回归与灰色预测优化组合模型、GM(1,1) 与 ANN 优化组合模型等^[10-12]. 本文在分析各组合模型优缺点和适用范围的基础上, 采用基于 ARIMA、多元回归、灰色 GM(1,1) 和支持向量回归机组合模型对我国能源需求进行预测, 达到降低中长期预测中非平稳数据随机扰动、非平稳变量之间虚假因果等因素的影响, 加强趋势拟合能力和非线性时间序列时延状态空间相关性的阐述以实现组合模型拟合度高和结果稳定的效果, 从而准确描述未来我国能源需求情况及趋势发展, 为能源决策提供更为科学可靠的理论依据.

1 单一预测模型的构建

能源系统是一个复杂的系统, 能源需求受诸多因素影响: 随着经济发展水平的提高, 能源需求的增长是必然趋势; 能源是人类社会赖以生存的物质基础, 人口总数直接影响能源消费总量; 农村人口向城市人口的转移, 推动城市、住房建设和汽车等高耗能行业的发展, 影响能源需求; 第 2 产业是我国能源消费的主导产业, 第 2 产业对能源的需求直接导致能源需求的变化; 技术进步反映能源节约和清洁利用水平, 技术进步提高能源使用效率, 影响能源需求量. 基于上述分析, 根据科学性、重要性、可操作性等原则选取经济发展水平、人口规模、城市化率、产业结构和技术进步水平作为我国能源需求的主要影响因素^[13], 分别选取国民生产总值 (GDP)、全国人数、城市人口数占总人口数的比例、第 2 产业占整个产业的比重、能源加工转换效率衡量经济发展水平、人口规模、城市化率、产业结构和技术进步水平影响因素^[14-18]. 本文根据《中国统计年鉴》1975-2011 年我国能源需求量及相关影响因素原始数据对未来我国能源需求进行预测分析.

1.1 ARIMA 模型

1.1.1 ARIMA 模型的原理

ARIMA 模型是将预测对象随时间推移而形成的数据序列视为一个随机序列, 用一定的数学模型来近似描述该序列, 模型确定后就可以从时间序列的过去值及现在值对未来进行预测^[19]. ARIMA(p, d, q) 模型包含 3 个过程: 自回归过程 AR(p)、移动平均过程 MA(q) 和 I(d) 过程^[20].

1.1.2 ARIMA 模型的构建

为消除原时间序列 Y 出现异方差的可能, 对

Y 进行对数处理即 $Q = \log(Y)$, 运用 ADF 单位根检验对序列的平稳性进行检验, 检验结果如表 1 所示. ADF 检验结果表明原序列经过二阶差分后平稳, 即 $d = 2$.

表 1 我国能源需求时间序列的平稳性检验

序列	ADF 统计量	临界值			P 值
		1%	5%	10%	
Q	3.056 0	-3.653 7	-2.957 1	-2.617 4	1.000 0
Q^*	-1.123 2	-3.632 9	-2.948 4	-2.612 9	0.695 6
Q^{**}	-4.815 6	-3.639 4	-2.951 1	-2.614 3	0.000 4

注: Q^* 为 Q 的一阶差分; Q^{**} 为 Q 的二阶差分.

通过计算自相关系数和偏自相关系数确定模型的 p 和 q , 使用 Eviews6.0 软件对序列 Q 做自相关系数和偏自相关系数分析, 得自相关函数和偏自相关函数均具拖尾性, 自回归参数 $p = 5$, 移动平均参数 $q = 5$. ARIMA(5, 2, 5) 模型的残差序列是白噪声序列, 检验效果较好.

1.2 多元回归模型

根据影响因素的分析和选取, 本文采用经济发展水平 x_1 、人口规模 x_2 、城市化率 x_3 、产业结构 x_4 和技术进步水平 x_5 作为能源需求影响因素构建回归预测模型. 为消除纲量不同和数值差异造成的误差, 对相关因素的原始数据进行标准化处理; 利用我国能源需求影响因素的标准化数值, 以能源需求量为因变量 y 、1975-2011 年的 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 为自变量, 运用最小二乘法建立回归分析模型, 得到预测模型

$$y = -2.9148 + 1.8608x_1 - 2.0541x_2 + 1.6610x_3 + 1.5950x_4 - 0.5087x_5.$$

$$t = (-4.4384) (3.4677) (-2.2244) (6.4766) (4.3826) (-1.9904).$$

可决系数 $R^2 = 0.9791$ 和调整的可决系数 $\bar{R}^2 = 0.9756$ 均接近 1, 表明模型的拟合优度较高; $F = 280.9263$, 给定显著性水平 $\alpha = 0.05$, 查找 F 分布表, 得到临界值 $F_{0.05}(5, 31) = 2.5100$, 显然 $F > F_{\alpha}(k, n - k - 1)$, 表明模型的线性关系在 95% 置信水平下显著成立, 回归模型总体上显著有效; 给定显著性水平 $\alpha = 0.05$, 计算 $t_{0.025}(31) = 1.6970$, 所有自变量的 t 都大于该临界值, 所有解释变量都通过了变量显著性检验, 检验结果表明: 该模型可用于我国未来能源需求的预测.

1.3 灰色 GM(1,1) 模型

1.3.1 灰色 GM(1,1) 模型的原理

灰色系统理论从不同角度、不同侧面论述了处理各类不确定性信息的理论和方法, 着重研究如何依据有限的灰色信息去预测该系统的未来变

化趋势和决策,具有允许少容量样本的优点^[21-22].GM(1,1)模型是灰色预测模型的核心模型,通过灰色生成或序列算子的作用弱化随机性,挖掘潜在的规律,经差分方程或微分方程之间的互换实现建立连续动态微分方程的新飞跃^[23].

1.3.2 灰色 GM(1,1)模型的构建

选取 1975-2011 年我国能源需求总量相关数据,建立原始时间序列 $X^0 = (x_1^0, x_2^0, \dots, x_m^0)$,其中, x_m^0 为各年的能源需求量.为削减时间序列的随机性,计算其一次累加序列 $X^1 = (x_1^1, x_2^1, \dots, x_m^1)$,

其中, $x_k^1 = \sum_{i=1}^k x_i^0, (k = 1, 2, \dots, m)$.

由 X^1 建立 GM(1,1)模型,对应的微分方程为

$$\frac{dx^1}{dt} + ax^1 = b.$$

式中: a, b 分别为待定参数,其中: a 为 GM(1,1)的发展系数; b 为灰色作用量.

利用最小二乘法估计参数 $[a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y$.

其中,

$$B = \begin{pmatrix} -(x_1^1 + x_2^1)/2 & 1 \\ -(x_2^1 + x_3^1)/2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -(x_{m-1}^1 + x_m^1)/2 & 1 \end{pmatrix}, Y = \begin{pmatrix} x_2^0 \\ x_3^0 \\ \vdots \\ x_m^0 \end{pmatrix}.$$

根据 1975 - 2011 年我国能源需求量相关数据,得 $(B^T B)^{-1} B^T Y = \begin{bmatrix} -0.0611 \\ 5.0447 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$,即 $a = -0.0611, b = 5.0447$.

将 a, b 带入与 GM(1,1)模型相对应的微分模型中,求解其响应函数为

$$\hat{x}_{k+1}^1 = \left(x_1^0 - \frac{b}{a}\right)e^{-ak} + \frac{b}{a} = 89.9350e^{0.0611k} - 82.6324$$

式中, $k = (1, 2, \dots, m)$.

将响应函数还原,即得 GM(1,1)预测模型为

$$\hat{x}_{k+1}^0 = \hat{x}_{k+1}^1 - \hat{x}_k^1 = (1 - e^a)\left(\hat{x}_1^0 - \frac{b}{a}\right)e^{-ak} = 5.4005e^{0.0611k}.$$

式中, $k = (1, 2, \dots, m)$.

k 时刻的残差为

$$\varepsilon_k^0 = x_k^0 - \hat{x}_k^1.$$

式中: x_k^0 为 k 时刻原始需求量; \hat{x}_k^1 为 k 时刻预测需求量.

原始需求量均值为

$$\bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m x_k^0.$$

残差均值为

$$\bar{\varepsilon} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \varepsilon_k^0 = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (x_k^0 - \hat{x}_k^1).$$

原始需求量的方差为

$$S_1^2 = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (x_k^0 - \bar{x}).$$

残差方差为

$$S_2^2 = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (\varepsilon_k^0 - \bar{\varepsilon}).$$

后验差比值为

$$C = \frac{S_2}{S_1}.$$

后验差比值 C 是反应模型精度的指标, C 越小表示模型精度越高;一般要求 $C < 0.35$,最大不能超过 0.65 ^[24].经检验 $C = \frac{1.3470}{8.5971} = 0.1567 < 0.35$,符合检验要求;进行小误差概率检验, $P = P\{|\varepsilon(K) - \bar{\varepsilon}| < 0.6745S_1\} = 1$.检验结果 $C < 0.35$ 且 $P > 0.95$ 表明 GM(1,1)模型可用于我国能源需求量的预测.

1.4 支持向量回归机模型

1.4.1 支持向量回归机的原理

支持向量回归机(SVM)是一种专门研究有限样本情况下非参数估计问题的机器学习方法,可在高维的空间里构造好的分类规则,为分类算法提供统一的理论框架,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多优势,已成为机器学习界的研究热点之一,具有良好的推广性^[25].

1.4.2 支持向量回归机模型的构建

为防止纲量差异造成的误差,提高预测准确度,对相关因素原始数据进行归一化处理.根据影响因素的分析,选取经济发展水平、人口规模、城市化率、产业结构和技术进步水平 5 个影响因素作为输入变量,用 $(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$ 表示;能源需求预测作为输出变量,用 y 表示.随机选取 30 个样本数据作为训练样本,其余 7 个样本作为测试样本,建立多输入、单输出的支持向量回归机预测模型.

利用支持向量回归机进行回归和预测的基本思想^[26-27] 是通过非线性变换将输入的影响因素 x_1, x_2, \dots, x_k ,通过非线性变化 $\varphi(x)$,映射到一个高维的特征空间 F ,在此空间中将原非线性模型转化为最优线性回归函数为

$$f(x) = \omega^T \varphi(x) + b. \tag{1}$$

式中: ω 为权重; b 为偏置.

利用结构风险最小化原则,对式(1)中的参

数 ω 和 b 进行求解

$$R_{\text{emp}}[f] = \sum_{i=1}^S C(e_i) + \lambda \|\omega\|^2. \quad (2)$$

式中: $R_{\text{emp}}[f]$ 为经验风险; $\|\omega\|^2$ 为置信风险; $C(e_i)$ 为损失函数; λ 为正则化参数; e_i 为误差; S 为样本容量.

求解式(2)等价于求解

$$\min L = \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^S (\varepsilon_i^* + \varepsilon_i)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} y - [\omega, \varphi(X_i)] - b \leq \varepsilon + \varepsilon_i^* \\ [\omega, \varphi(X_i) + b - y] \leq \varepsilon + \varepsilon_i \\ \varepsilon_i^* \geq 0, \varepsilon_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, k \end{cases}. \quad (3)$$

式中: $C = \frac{1}{\lambda}$ 为正规化参数; ε 为不敏感损失函数.

为便于求解,通常引入式(3)的对偶问题,得标准支持向量回归机模型为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(X_i, X) + b.$$

式中: α_i, α_i^* 分别为支持向量参数; $K(X_i, X)$ 为内积函数.

核函数可以实现支持向量机复杂的非线性分类,既降低高维空间内积运算的耗时,又无需清楚了解非线性变换的具体形式^[28].根据 Mercer 条件,本文选取高斯径向基核函数,经等价变换得到

$$f(x) = \sum_{j=1}^l a_j \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) + b.$$

选取 1975-2004 年训练样本作为输入,对应的能源需求量作为输出,在 Matlab 上进行 SVM 编程,经反复试算,确定 $C = 65$ 、核函数参数 $\sigma^2 = 40$.对我国 2005-2011 年能源需求量进行预测并与实际进行比较,验证该模型的预测精度,2005-2011 年的误差分别为 1.600 9、0.903 4、2.475 2、4.127 3、1.179 5、2.934 1、3.981 3%,最大误差 $\leq 5\%$,最小误差仅为 0.903 4%,且平均误差为 2.457 4%,表明该模型对能源需求具有较好的预测能力.

2 组合预测模型的构建

2.1 拉开档次法确定权重

拉开档次法确定权重的基本思想^[29]是从整体上最大限度地体现各被评价对象之间的差异,使之尽量拉开档次,以利于对其排序;从几何角度看,将 n 个被评价对象看成由 m 个评价指标构成的 m 维评价空间中的 n 个点或向量,寻求 n 个被评价对象的评价值就相当于把这 n 个点向某一维空间做投影,根据 m 维评价空间构造最佳一维空

间,使得各点在此一维空间上的投影点最为分散,即各被评价对象之间的分散程度最大.拉开档次法是一种完全挖掘数据信息,不带有任何主观感情色彩的方法.本文应用此方法将准确地从整体上区分各模型对能源需求预测的影响程度,对能源预测的模型进行客观的权重分配.取极大型评价指标 x_1, x_2, \dots, x_m 的线性函数,建立被评价对象的综合评价函数为

$$y = \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \dots + \omega_m x_m = \omega^T x. \quad (4)$$

式中: $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m)^T$ 为 m 维待定正向量; $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 为被评价指标的状态向量.

如将第 k 个被评价对象的 m 个标准观测值 $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}$ 代入式(4),得

$$y_i = \omega_1 x_{i1} + \omega_2 x_{i2} + \dots + \omega_m x_{im}. \quad (5)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, n$.

若记

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad A = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}.$$

则式(5)可写成:

$$y = A\omega.$$

确定权重系数向量 ω 的原则^[30]为尽可能地体现被评价对象之间的差异,即求指标向量 x 的线性函数 $\omega^T x$,使此函数对 n 个被评价对象取值的分散程度尽可能大.变量 $y = A\omega$ 按 n 个评价对象取值构成样本的方差为

$$S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \frac{y^T y}{n} - \bar{y}^2. \quad (6)$$

将 $y = A\omega$ 代入式(6),原始数据标准化处理

可知 $\bar{y} = 0$,即有

$$ns^2 = \omega^T A^T A \omega = \omega^T H \omega. \quad (7)$$

其中, $H = A^T A$ 是实对称矩阵.

显然,对 ω 不加限制时,式(7)可取任意大.限定 $\omega^T \omega = 1$,求式(7)最大值.即确定 ω ,使得

$$\begin{aligned} & \max \omega^T H \omega \\ & \text{s.t. } \omega^T \omega = 1 \\ & \omega > 0. \end{aligned}$$

若取 ω 为 H 的最大特征值所对应的标准特征向量,将其归一化即得权重系数向量;若 H 为正方形,则有唯一正的最大特征值 λ_{\max} 及存在唯一与 λ_{\max} 相对应的正特征向量^[31].

2.2 组合预测模型的构建

运用拉开档次法计算 ARIMA、多元回归、灰色 GM(1,1) 和支持向量回归机的权重系数分别

为:0.173 4、0.257 4、0.191 7、0.377 5,构建能源需求预测组合模型为

$\hat{y} = 0.1734y_1 + 0.1917y_2 + 0.2574y_3 + 0.3775y_4$. 式中: y_1 为 ARIMA 的预测值; y_2 为多元回归的预测值; y_3 为灰色 GM(1,1) 的预测值; y_4 为支持向量回归机的预测值.

分别运用 ARIMA、多元回归、灰色 GM(1,1)、支持向量回归机单一模型和 4 种模型的组合对我国 2005-2009 年能源需求进行预测,并与测试样本的实际需求量进行比较,计算相对平均误差;此外比较目前应用较为广泛的组合模型预测我国 2005-2009 年能源需求的检验精度,如表 2 所示.

表 2 预测方法精度的比较

方法	相对平均误差/%
ARIMA	3.008 9
多元回归	3.020 7
灰色 GM(1,1)	2.650 3
支持向量回归机	2.457 4
ARIMA、多元回归、灰色 GM(1,1) 和支持向量回归机组合	1.230 8
常用组合预测方法举例:	
灰色 GM 与 BP 网络组合 ^[32]	1.716 7
多元回归、灰色预测与神经网络 ^[33]	1.619 9
指数平滑与 ARIMA 组合 ^[34]	1.923 7
GM(1,1)与趋势外推组合 ^[35]	2.269 0

结果表明,本文构建的组合预测模型和其他组合模型相比,能够以较高的精度对未来能源需求进行预测分析.运用本文所建组合模型预测 2010-2011 年我国能源需求量分别为 335 337.05 和 259 509.32 亿 t 标准煤,与实际需求量 324 939、348 002 亿 t 标准煤相比,误差分别为 1.032、1.341%,较之其他预测模型具有更高的精度.因此,基于该组合预测模型对 2012-2020 年我国能源需求量进行预测,如表 3 所示.

表 3 2012-2020 年我国能源需求预测情况

年份	预测值/(亿 t 标准煤)
2012	36.374 5
2013	38.092 3
2014	39.156 6
2015	41.371 4
2016	42.563 7
2017	43.735 1
2018	44.908 6
2019	46.036 5
2020	47.582 1

3 结 论

1)从预测结果计算得到,2012-2020 年我国能源需求量以平均 3.42% 的年增长率增长,2020 年我国能源需求量比 2012 年增加 30% 左右,未来我国能源需求量相对较大.我国经济发展对能源的依赖性较强,煤炭在能源消费结构中长期占主导地位,这种依靠化石能源的高碳式经济增长,对低碳经济的发展带来严峻考验,因此,应加强能源技术投资与研发、推动产业结构的优化升级,全面实现我国的可持续发展.

2)分析比较本文构建的组合预测模型与其他组合模型可以看出,该组合模型比灰色 GM 与 BP 网络组合模型、指数平滑与 ARIMA 组合模型、GM(1,1)与趋势外推组合以及多元回归、灰色预测与神经网络组合模型预测精度分别提高 28.30、36.02、45.76、24.02 %,因此,采用 ARIMA、多元回归、灰色 GM(1,1)和支持向量回归机组合预测模型大幅度提高了能源需求的预测精度.

参 考 文 献

[1] CAPROS P, MANTZOS L. The european energy outlook to 2010 and 2030 [J]. International Journal of Global Energy Issues, 2000, 14(1/4): 137-154.

[2] BENTZEN J, ENGSTED T. Short and long run elasticities in energy demand: a cointegration [J]. Energy Economics, 1993, 15(1): 9-16.

[3] WEIGEND A S. Time series analysis and predication using gated experts with application to energy demand forecast [J]. Applied Artificial Intelligence, 1996, 10(6): 583-624.

[4] GEVORGIAN V, KAISER M. Fuel distribution and consumption simulation in the republic of Armenia [J]. Simulation, 1998, 71(3): 154-167.

[5] 柴建, 郭菊娥, 卢虎, 等. 基于 Bayes 误差修正的我国能源消费需求组合预测研究[J]. 中国人口·资源与环境, 2008, 18(4): 50-55.

[6] 胡雪棉, 赵国浩. 基于 Matlab 的 BP 神经网络煤炭需求预测模型[J]. 中国管理科学, 2008, 16(专辑): 521-525.

[7] 刘嘉, 陈文颖, 刘德顺. 中国能源服务需求预测模型[J]. 清华大学学报:自然科学版, 2010, 50(3):481-484.

[8] 孙涵, 成金华. 中国工业化、城市化进程中的能源需求预测与分析[J]. 中国人口·资源与环境, 2011, 21(7): 7-12.

[9] 索瑞霞, 王福林. 组合预测模型在能源消费预测中的应用[J]. 数学的实践与认识, 2010, 40(18): 80-85.

[10] 付加锋, 蔡国田, 张雷. 基于 GM 和 BP 网络的我国

- 能源消费量组合预测模型[J]. 水电能源科学, 2006, 24(2): 1-5.
- [11] 周扬, 吴文祥, 胡莹, 等. 基于组合模型的能源需求预测[J]. 中国人口·资源与环境, 2010, 20(4): 63-68.
- [12] 张翎. 用统计分析方法预测能源需求量[J]. 数理统计与管理, 2001, 20(5): 27-30.
- [13] 国家发展和改革委员会能源研究所课题组. 中国 2050 年低碳发展之路: 能源需求暨碳排放情景分析 [M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [14] 高岩, 周德群, 刘晨琛. 基于指数型弱化缓冲算子的能源需求预测[J]. 管理学报, 2010, 7(8): 1211-1214.
- [15] 林伯强. 中国能源需求的经济计量模型[J]. 统计研究, 2001, (10): 34-39.
- [16] 陶阳威, 孙梅, 王小芳. 基于改进的 BP 神经网络的中国能源需求预测研究[J]. 山西财经大学学报, 2010, 32(2): 3-5.
- [17] 郭娥, 柴建, 吕振东. 我国能源消费需求影响因素及其影响机理分析[J]. 管理学报, 2008, 9(5): 651-654.
- [18] 王妍, 李京文. 我国煤炭消费现状与未来煤炭需求预测[J]. 中国人口·资源与环境, 2008, 18(3): 152-155.
- [19] TANG Zaiyong, ALMEIDA C, FISHWICK P A. Time series forecasting using neural networks vs. box-jenkins methodology [J]. Simulation, 1991, 57(5): 303-310.
- [20] CONEJO A J, PLAZAS M A, ESPINOLA R, *et al.* Day-ahead electricity price forecasting using the wavelet transform and ARIMA models [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(2): 1035-1042.
- [21] De La TORRE S, CONEJO A J, CONTRERAS J. Simulating oligopolistic pool-based electricity markets: a multiperiod approach [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18(4): 1547-1555.
- [22] TIEN T L. A research on the deterministic grey dynamic model with multiple inputs DGDMMI (1, 1, 1) [J]. Applied Mathematics and Computation, 2003, 139(2/3): 401-416.
- [23] 刘思峰, 党耀国, 方志耕, 等. 灰色系统及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2010: 11-25.
- [24] 李祚泳, 张明, 邓新民. 基于遗传算法优化的 GM(1,1) 模型及效果检验 [J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(8): 136-139.
- [25] VAPNIK V N. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [26] 孙涵, 杨普容, 成金华. 基于 Matlab 支持向量回归机的能源需求预测模型 [J]. 系统工程理论与实践, 2011, 31(10): 2001-2007.
- [27] TRIPATHI S, SRINIVAS V V, NANUNDIAH R S. Downscaling of precipitation for climate change scenarios: a support vector machine approach [J]. Journal of Hydrology, 2006, 330(3/4): 621-640.
- [28] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向量机 [M]. 北京: 科学出版社, 2004: 32-65.
- [29] 郭亚军. 综合评价理论、方法及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2007: 67-71.
- [30] 郭亚军, 马凤妹, 董庆兴. 无量纲化方法对拉开档次法的影响分析 [J]. 管理科学学报, 2011, 14(5): 19-28.
- [31] 魏明华, 黄强, 邱林, 等. 基于“纵横向”拉开档次法的水环境综合评价 [J]. 沈阳农业大学学报, 2010, 41(1): 59-63.
- [32] 卢奇, 顾培亮, 邱世明. 组合预测模型在我国能源消费系统中的建构及应用 [J]. 系统工程理论与实践, 2003, (3): 24-30.
- [33] 刘爱芹. 基于组合模型的能源消费预测研究 [J]. 中国人口·资源与环境, 2010, 20(11): 25-29.
- [34] 邓志茹. 我国能源供求预测研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2011: 49-56.
- [35] 熊国强, 刘海磊. 我国能源消费的组合预测模型 [J]. 统计与决策, 2009, (2): 21-22.

(编辑 张红)