

基于驱动信息控制项的灰色多变量离散时滞模型及其应用

党耀国, 魏 龙[†], 丁 松

(南京航空航天大学 经济与管理学院, 南京 211106)

摘 要: 针对传统灰色多变量离散模型存在未考虑各驱动因素的时滞动态变化特征及未利用各驱动因素往期数据的问题,通过引入驱动信息控制项调整系数 T_i 和作用系数 λ_i ,构建新的灰色多变量离散时滞DDGMD(1, N)模型,并推导出模型参数估计及时间响应式.采用灰色扩维识别方法对调整系数 T_i 进行识别,明晰各驱动因素及其滞后参数;采用粒子群算法对作用系数 λ_i 进行优化求解,反应驱动因素往期数据对于当期系统行为序列的影响.最后以江苏省能源消费量预测为例,验证了所提出的模型适用于具有时滞特征的小样本数据预测的有效性.

关键词: 灰色模型; DDGMD(1, N)模型; 驱动信息控制项; 时滞; 能源消费量

中图分类号: N945.1

文献标志码: A

Delay multi-variables discrete grey model based on the driving-information control and its application

DANG Yao-guo, WEI Long[†], DING Song

(College of Economics and Management, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: Aiming at the problem that traditional grey multi-variable discrete models don't consider the time-delay dynamic characteristics and the utilization of previous data of the driving variables, a new grey multi-variable discrete model, abbreviated as DDGMD(1, N), is constructed. And a model parameter calculation method is discussed by introducing adjustment coefficient T_i and effect coefficient λ_i of the driving information control. Then, the adjustment coefficient is identified by using the method of grey extended dimension identification, which clarifies the driving variables and their time-delay parameters. The effect coefficient is determined, which reflects the influence of the previous data of driving variables to the system behavioral sequence, by using the particle swarm optimization algorithm. Finally, a real application about the forecast of the energy consumption in Jiangsu Province is used to demonstrate the feasibility and practicability of the DDGMD(1, N) model. The validity of the model is proved to be suitable for the prediction of small sample data with time-delay characteristics.

Keywords: grey model; DDGMD(1, N) model; driving-information control; time-delay; energy consumption

0 引言

灰色预测理论是灰色系统理论的重要组成部分,由于其在少数据情况下仍可以得到较为准确的拟合和预测结果,已广泛应用于城市环境、交通管理、能源分析等众多领域^[1-2].GM(1, N)预测模型作为灰色预测理论的重要分支,通过利用驱动因素序列信息,探究系统特征序列及驱动因素序列之间的关系,也更符合灰色系统“部分信息已知、部分信息未知”的灰色系统结构特征,一直是学者研究的焦点.

为探究多变量灰色模型驱动变量的作用机制,张

可^[3]通过引入阶跃函数,将驱动因素序列对于系统行为序列的分时影响予以体现,并建立了基于驱动项控制函数的新型预测模型.为了解决GM(1, N)模型时间响应式不精确和建模精度不高的问题,学者们从以下方面进行了研究.周伟等^[4]对传统GM(1, N)模型的建模机理进行了分析,提出两种不同的非线性优化模型,并运用BP神经网络对优化模型进行非线性函数拟合求解;Tien^[5]发现传统GM(1, N)模型的白化方程求解方法存在着较大误差,并采用卷积积分对求解方法进行改进,提出了新型GMC(1, N)模型,

收稿日期: 2016-07-12; 修回日期: 2016-09-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71071077, 71371098); 中央高校基本科研业务费专项基金项目(NC2012001, NR2013033); 江苏高校哲学社会科学重点研究基地项目(2012JDXM005).

作者简介: 党耀国(1964—),男,教授,博士生导师,从事灰色系统理论、数量经济等研究; 魏龙(1991—),男,硕士生,从事灰色系统理论的研究.

[†]通讯作者. E-mail: nuua_david@163.com

验证了 GMC(1, N) 模型新型求解方法的正确性, 在之后对 GMC(1, N) 模型进行了不同的改进, 并应用到不同领域, 取得了良好的效果. 为了反应现实经济社会中的时滞现象, 翟军等^[6]首次建立了基于时滞参数的 GM(1, 2) 模型, 并通过实例说明了时滞 GM(1, 2) 模型能够更好地反映变量与系统行为间的时序关系. 此后, 学者们又相继提出了很多有意义的改进模型. Hao 等^[7]通过灰色关联分析法明晰驱动变量的滞后参数, 进一步提升了模型预测精度; 毛树华等^[8]通过引入分数阶累加算子, 将时滞 GM(1, N, τ) 模型扩展为分数阶 GM(1, N, τ) 模型, 并通过粒子群算法确定了模型最优的分数阶累加生成阶数, 拓宽了灰色多变量模型的应用范围; 王正新^[9]通过引入驱动项时滞系数反应不同期数据对于系统行为序列的影响, 并给出了时滞 GM(1, N) 模型的派生模型; 张可等^[10]通过引入时滞项控制驱动因素, 利用相空间重构法构造了全新的多变量离散时滞 GM(1, N) 模型.

现有的研究对于灰色系统的完善、推广意义重大, 但现有多变量灰色 GM(1, N) 模型仍存在以下问题: 一方面, 现有模型一般只能用于解决时序变化一致的多变量建模预测问题, 而对于现实世界中系统与变量间复杂的时序逻辑关系适应性偏弱; 另一方面, 对于驱动变量往期数据未充分利用, 未考虑驱动变量往期数据对于当期系统行为序列的影响.

基于此, 本文通过引入驱动信息控制项调整系数 T_i 和作用系数 λ_i , 构造一种新的灰色多变量离散时滞 DDGMD(1, N) 模型, 并对模型时间响应式进行验证求解. 采用灰色扩维识别方法和粒子群算法对调整系数和作用系数进行识别确认, 明晰了系统驱动因素及其滞后参数, 并对驱动因素的建模数据进行合理调节控制. 最后采用该模型解决江苏省能源消费量的预测问题, 同时采用传统 DGM(1, N) 模型和多变量 GM(1, N) 时滞模型^[9]进行建模拟合. 通过对比分析发现, 考虑系统行为序列与驱动变量间的时序逻辑关系和驱动变量往期数据对当期系统行为序列的影响可以提高模型对于江苏省能源消费量趋势预测的准确度, 且模型含义更加准确.

1 基于驱动信息控制项的灰色多变量离散时滞模型构建

1.1 模型构建及参数识别

定义 1^[10] 设 $X_1^{(0)} = (x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), \dots, x_1^{(0)}(n))$ 为系统行为序列, $X_i^{(0)} = (x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(n))$ ($i = 2, 3, \dots, N$) 为相关因素序列, $X_i^{(1)} = (x_i^{(1)}(1), x_i^{(1)}(2), \dots, x_i^{(1)}(n))$ ($i = 1, 2, \dots, N$) 为一

次累加生成序列, 称

$$x_1^{(1)}(k) + \beta_1 x_1^{(1)}(k-1) = \sum_{i=2}^N \beta_i x_i^{(1)}(k) + \beta_{N+1} \quad (1)$$

为灰色多变量离散模型基本形式, 记为 DGM(1, N).

DGM(1, N) 模型将参数估计和模拟预测公式统一为离散形式, 有效避免了模型求解过程中因转换导致的系统误差. 但是, 由式 (1) 可见, DGM(1, N) 模型存在未考虑各驱动因素的时滞动态变化特征和未利用各驱动因素往期数据的问题. 这些问题的存在使得模型不能更好地适应现实世界中系统发展变化的时滞因果规律. 基于此, 本文在 DGM(1, N) 模型的基础上, 构建基于驱动信息控制项的灰色多变量离散时滞模型.

定义 2 设 $X_1^{(0)} = (x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), \dots, x_1^{(0)}(n))$ 为系统行为序列, $X_i^{(0)} = (x_i^{(0)}(-l), \dots, x_i^{(0)}(0), x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(m))$ ($i = 2, 3, \dots, N$) 为相关因素序列, l, m, n 为正整数, 且 $l + m > n$. 相关因素 $X_i^{(0)}$ 的 p_i 期滞后序列为

$$X_{ip}^{(0)} = (x_i^{(0)}(1 - p_i), x_i^{(0)}(2 - p_i), \dots, x_i^{(0)}(n - p_i)).$$

系统行为序列与相关因素序列的一阶累加序列为

$$X_i^{(1)} = (x_i^{(1)}(1), x_i^{(1)}(2), \dots, x_i^{(1)}(n)), \\ i = 1, 2, \dots, N.$$

系统行为原始序列与相关因素原始序列的一阶累加序列的 p_i 期滞后序列为

$$x_i^{(1)}(k) = \sum_{j=1}^k x_i^{(0)}(j), \\ i = 1, 2, \dots, N, \quad k = 1, 2, \dots, n, \\ X_{ip}^{(1)} = (x_i^{(1)}(1 - p_i), x_i^{(1)}(2 - p_i), \dots, x_i^{(1)}(n - p_i)), \\ i = 1, 2, \dots, N.$$

其中

$$x_i^{(1)}(k - p_i) = \sum_{j=1}^k x_i^{(0)}(j - p_i), \\ i = 1, 2, \dots, N, \quad k = 1, 2, \dots, n.$$

$\mu(k)$ 为阶跃函数, 记 $T_i = \mu(p_i - \varepsilon) + k\mu(-p_i)$, $p_i \geq 0$, ε 为大于 0 的任意小的数, $k = 2, 3, \dots, n$. 则称

$$x_1^{(1)}(k) + \beta_1 x_1^{(1)}(k-1) = \beta_2 \sum_{j=T_2}^k \lambda_2^{k-j} x_2^{(1)}(j - p_2) + \beta_3 \sum_{j=T_3}^k \lambda_3^{k-j} x_3^{(1)}(j - p_3) + \dots +$$

$$\beta_N \sum_{j=T_N}^k \lambda_N^{k-j} x_N^{(1)}(j-p_N) + \beta_{N+1} = \sum_{i=2}^N \beta_i \sum_{j=T_i}^k \lambda_i^{k-j} x_i^{(1)}(j-p_i) + \beta_{N+1} \quad (2)$$

为基于驱动信息控制项的灰色多变量离散时滞模型基本形式,记为DDGMD(1, N) (delay discrete GM(1, N) model based on the driving information control). 其中: $\beta_i \sum_{j=T_i}^k \lambda_i^{k-j} x_i^{(1)}(j-p_i)$ 为模型驱动项;

$\sum_{j=T_i}^k \lambda_i^{k-j}$ 为模型驱动信息控制项; λ_i^{k-j} 为第 i 个驱动变量驱动信息控制项作用系数,是以时间序列 j 为自变量的递增函数,表示第 i 个驱动变量的往期数据对于当期系统行为序列的不同影响程度 ($0 < \lambda_i < 1, i = 2, 3, \dots, N$). 随着时间的推移, λ_i^{k-j} 逐渐增大,表示新数据对于系统行为序列的影响程度逐渐增大,这也与灰色系统中新信息优先原理相一致. $T_i = \mu(p_i - \varepsilon) + k\mu(-p_i)$ 为第 i 个驱动变量的驱动信息控制项调整系数,当 $p_i > 0$ 时, $T_i = 1$,此时第 i 个驱动变量往期数据全部都纳入模型中,且不同期数据对于当期系统行为序列的影响程度由作用系数 λ_i^{k-j} 控制;当 $p_i = 0$ 时, $T_i = k$,此时只有第 i 个驱动变量的当期数据纳入模型中. 通过引入驱动信息控制项,不但能够充分挖掘驱动项的隐藏信息,而且可以根据系统与驱动变量之间的时滞关系合理调整建模数据,进而提升模型预测精度.

定理1 根据定义1和定义2,若 $\hat{\beta} = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N, \beta_{N+1}]^T$ 为参数列,且

$$Y = [x_1^{(1)}(2) \ x_1^{(1)}(3) \ \dots \ x_1^{(1)}(n)]^T, \quad B = [C \ D],$$

其中

$$C = [-x_1^{(1)}(1) \ -x_1^{(1)}(2) \ \dots \ -x_1^{(1)}(n-1)]^T,$$

$$D =$$

$$\begin{bmatrix} \sum_{j=T_2}^2 \lambda_2^{2-j} x_2^{(1)}(j-p_2) & \dots & \sum_{j=T_N}^2 \lambda_N^{2-j} x_N^{(1)}(j-p_N) & 1 \\ \sum_{j=T_2}^3 \lambda_2^{3-j} x_2^{(1)}(j-p_2) & \dots & \sum_{j=T_N}^3 \lambda_N^{3-j} x_N^{(1)}(j-p_N) & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \sum_{j=T_2}^n \lambda_2^{n-j} x_2^{(1)}(j-p_2) & \dots & \sum_{j=T_N}^n \lambda_N^{n-j} x_N^{(1)}(j-p_N) & 1 \end{bmatrix},$$

则有:

- 1) 当 $n = N + 2$ 时, $\hat{\beta} = B^{-1}Y$, $|B| \neq 0$;
- 2) 当 $n > N + 2$ 时, $\hat{\beta} = (B^T B)^{-1} B^T Y$;
- 3) 当 $n < N + 2$ 时, $\hat{\beta} = B^T (B B^T)^{-1} Y$.

具体证明过程见文献[10].

定理2 $X_i^{(0)}$ 、 $X_i^{(1)}$ 、 T_i 和模型参数估计如定理1所示,取 $\hat{x}_1^{(1)}(1) = x_1^{(1)}(1)$, 则有:

1) 模型的时间响应式为

$$\hat{x}_1^{(1)}(k+1) = (-1)^k \beta_1^k x_1^{(1)}(1) + \frac{1 - (-\beta_1)^k}{1 + \beta_1} \beta_{N+1} + \sum_{l=2}^{k+1} (-1)^{k-l+1} \beta_1^{k-l+1} \sum_{i=2}^N \beta_i \sum_{j=T_i}^l \lambda_i^{l-j} x_i^{(1)}(j-p_i).$$

2) 系统行为序列的还原式为

$$\hat{x}_1^{(0)}(k+1) = \alpha^{(1)} \hat{x}_1^{(1)}(k+1) = \hat{x}_1^{(1)}(k+1) - \hat{x}_1^{(1)}(k), \quad k = 1, 2, \dots, n-1.$$

证明 1) 利用数学归纳法证明. 当 $k = 1$ 时,有

$$\begin{aligned} x_1^{(1)}(2) &= (-1)^1 \beta_1^1 x_1^{(1)}(1) + \frac{1 - (-\beta_1)^1}{1 + \beta_1} \beta_{N+1} + \\ &\sum_{l=2}^2 (-1)^{2-l} \beta_1^{2-l} \sum_{i=2}^N \beta_i \sum_{j=T_i}^l \lambda_i^{l-j} x_i^{(1)}(j-p_i) = \\ &-\beta_1 x_1^{(1)}(1) + \sum_{i=2}^N \beta_i \sum_{j=T_i}^2 \lambda_i^{2-j} x_i^{(1)}(j-p_i) + \beta_{N+1}, \end{aligned}$$

结论正确.

假设当 $k = m$ 时,结论成立,即

$$\begin{aligned} x_1^{(1)}(m+1) &= (-1)^m \beta_1^m x_1^{(1)}(1) + \frac{1 - (-\beta_1)^m}{1 + \beta_1} \beta_{N+1} + \\ &\sum_{l=2}^{m+1} (-1)^{m-l+1} \beta_1^{m-l+1} \sum_{i=2}^N \beta_i \times \\ &\sum_{j=T_i}^l \lambda_i^{l-j} x_i^{(1)}(j-p_i). \end{aligned}$$

根据定义(2),当 $k = m + 2$ 时可以得到

$$\begin{aligned} x_1^{(1)}(m+2) + \beta_1 x_1^{(1)}(m+1) &= \\ \sum_{i=2}^N \sum_{j=T_i}^{m+2} \beta_i \lambda_i^{m+2-j} x_i^{(1)}(j-p_i) + \beta_{N+1}. \end{aligned}$$

将 $x_1^{(1)}(m+1)$ 代入上式化简可得

$$\begin{aligned} x_1^{(1)}(m+2) &= (-1)^{m+1} \beta_1^{m+1} x_1^{(1)}(1) + \frac{-\beta_1 - (-\beta_1)^{m+1}}{1 + \beta_1} \beta_{N+1} + \\ &\sum_{l=2}^{m+1} (-1)^{m+2-l} \beta_1^{m+2-l} \sum_{i=2}^N \beta_i \times \\ &\sum_{j=T_i}^l \lambda_i^{l-j} x_i^{(1)}(j-p_i) + \beta_{N+1} + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& (-1)^{(m+2)-(m+2)} \beta_1^{(m+2)-(m+2)} \times \\
& \sum_{i=2}^N \beta_i \sum_{j=T_i}^{m+2} \lambda_i^{m+2-j} x_i^{(1)}(j-p_i) = \\
& (-1)^{m+1} \beta_1^{m+1} x_1^{(1)}(1) + \frac{1 - (-\beta_1)^{m+1}}{1 + \beta_1} \beta_{N+1} + \\
& \sum_{l=2}^{m+2} (-1)^{m+2-l} \beta_1^{m+2-l} \sum_{i=2}^N \beta_i \sum_{j=T_i}^l \lambda_i^{l-j} x_i^{(1)}(j-p_i).
\end{aligned}$$

由上式可知, 当 $k = m + 1$ 时, 结论依然成立.

2) 根据灰色系统中一阶累加生成算子的性质可得

$$\begin{aligned}
\hat{x}_1^{(0)}(k+1) &= \alpha^{(1)} \hat{x}_1^{(1)}(k+1) = \\
\hat{x}_1^{(1)}(k+1) - \hat{x}_1^{(1)}(k), \quad k &= 1, 2, \dots, n-1.
\end{aligned}$$

定理2得证. $\square$

1.2 驱动信息控制项的识别

驱动信息控制项的识别是 DDGMD(1, N) 模型最重要的部分, 主要是模型驱动信息控制项调整系数 T_i 和驱动信息控制项作用系数 λ_i 的识别. 下文将分别依据灰色扩维识别方法与粒子群算法对系数 T_i 和 λ_i 进行识别.

1.2.1 驱动信息控制项调整系数 T_i 识别

驱动信息控制项调整系数 T_i 的识别主要是驱动变量及其滞后参数的识别. 由于灰色多变量模型中系统行为序列与影响因素以及影响因素之间的关系纷繁复杂, 使得信息挖掘难度较大. 为了充分利用影响因素包含的信息, 本文拟借鉴混沌动力学中的相空间扩维思想, 通过延时坐标相空间重构将系统影响因素进行扩维分解, 将原来一维的数据扩展成多维数据, 进一步提取和挖掘系统影响因素隐藏的信息, 以提高模型建模和预测精度. 具体思路为: 首先确定各影响因素的扩维分解的维度; 然后运用灰色扩维识别方法将各影响因素序列分解为与系统行为序列等长的子序列; 最后通过系统行为序列与各影响因素子序列的灰色关联度, 识别选取驱动变量及其时滞参数^[10].

定义3 设系统行为序列 $X_1^{(0)}$, 相关因素序列 $X_i^{(0)}$ 如定义2所示, 依据灰色扩维方法将影响因素序列进行扩维识别, 可得到 $m+l-n+2$ 个扩维子序列, 具体为

$$\begin{aligned}
& X_{i,l+1}^{(0)} = \\
& (x_i^{(0)}(-l), x_i^{(0)}(1-l), \dots, x_i^{(0)}(n-1-l)), \\
& \vdots \\
& X_{i,0}^{(0)} = (x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(n)),
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \vdots \\
& X_{i,n-m}^{(0)} = \\
& (x_i^{(0)}(1-n+m), x_i^{(0)}(2-n+m), \dots, x_i^{(0)}(m)).
\end{aligned}$$

影响因素 X_i 的 p_i 期滞后序列 $X_{i,p}$ 与系统行为原始序列 X_1 的灰色绝对关联度为 $\varepsilon_{i,p}$, 设关联度阈值为 r , 若存在 $\varepsilon_{i,p} \geq r$, 则称 X_i 为系统行为序列的强关联因素.

定义4 X_0 、 X_i 、 r 、 $\varepsilon_{i,p}$ 如定义3所示, 假设 X_i 为系统行为序列的强关联因素, 有:

- 1) 若仅存在 $p_i > 0$, 使得 $\varepsilon_{i,p} \geq r$, 则称 X_i 为 X_0 的滞后因素;
- 2) 若仅存在 $p_i = 0$, 使得 $\varepsilon_{i,p} \geq r$, 则称 X_i 为 X_0 的同期因素;
- 3) 若仅存在 $p_i < 0$, 使得 $\varepsilon_{i,p} \geq r$, 则称 X_i 为 X_0 的先行因素;

当强关联因素 X_i 为系统行为序列 X_0 的滞后因素时, X_i 可作为系统的驱动因素, 且 X_i 的往期数据都将通过驱动信息控制项纳入模型中对系统行为序列 X_0 进行模拟和预测; 当强关联因素 X_i 为系统行为序列 X_0 的同期因素时, X_i 也可作为系统的驱动因素, 但只有 X_i 的当期数据对当期系统行为序列 X_0 产生影响, 此时可以通过驱动信息控制项的参数调整将其纳入模型中对系统行为序列 X_0 进行模拟和预测; 当强关联因素 X_i 为系统行为序列 X_0 的先行因素时, 由于系统行为序列 X_0 的变化要先行于强关联因素 X_i , 此时 X_i 不能对系统行为序列 X_0 进行模拟和预测, 因此强关联因素 X_i 不被纳入到模型中.

命题1 X_0 、 X_i 、 r 、 $\varepsilon_{i,p}$ 如定义3所示, X_i 为系统行为序列的驱动因素, 有:

- 1) 若 X_i 存在滞后时间连续的多个子序列 $X_{i,p}, X_{i,p+1}, \dots, X_{i,q}$ 均满足 $\varepsilon_{i,j} \geq r, j = p, p+1, \dots, q$, 则模型中 X_i 的滞后参数为 $p_i = \frac{1}{q-p+1} \sum_{j=p}^q p_j$. 当滞后参数为非整数时, 采用文献[8]中的规则进行处理.
- 2) 若 X_i 存在滞后时间不连续的子序列 $X_{i,p1}, X_{i,p2}, \dots, X_{i,pm}$ 均满足 $\varepsilon_{i,j} \geq r, j = p1, p2, \dots, pm$, 记 $\varepsilon_{i,\tau} = \max \varepsilon_{i,j}$, 则模型中 X_i 的滞后参数为 $p_i = p_\tau$.

根据定义3和定义4进行模型驱动项识别时, 如何选取合适的嵌入维数对影响因素进行分解会直接影响到模型的建模和预测精度. 根据文献[11-12]中对于嵌入维数的改进优化方法, 系统行为序列的自身发展特征至关重要. 当系统行为序列发展呈现周期

性规律时,可以直接选取周期长度作为嵌入维数将影响因素扩维分解为多个子序列;当系统行为序列发展无明显规律呈现时,则需保证模型预测精度的基础上适当扩大嵌入维数,保证影响因素信息能够得到充分挖掘。

1.2.2 驱动信息控制项作用系数 λ_i 识别

在实际模型应用中,驱动信息控制项作用系数 λ_i 是未知的,虽然可以根据实际调研、专家评估等定性方法给出估计值,但都存在一定程度的主观性,使得问题求解缺乏科学性。为了提高模型的预测精度,本文以建模平均误差最小化为目标,将模型参数、时间响应式等已知条件作为约束条件,构建以下非线性优化模型:

$$\min_{\lambda_i} \text{avg}(e(k)) = \frac{1}{n-1} \sum_{k=2}^n \frac{|\hat{x}_1^{(0)}(k) - x_1^{(0)}(k)|}{x_1^{(0)}(k)},$$

$$i = 2, 3, \dots, N.$$

$$\text{s.t. } \hat{x}_1^{(1)}(k) =$$

$$(-1)^k \beta_1^k x_1^{(1)}(1) + \frac{1 - (-\beta_1)^k}{1 + \beta_1} \beta_{N+1} +$$

$$\sum_{l=2}^{k+1} (-1)^{k-l+1} \beta_1^{k-l+1} \sum_{i=2}^N \beta_i \sum_{j=T_i}^l \lambda_i^{l-j} x_i^{(1)}(j - p_i),$$

$$\hat{x}_1^{(0)}(k) = \hat{x}_1^{(1)}(k) - \hat{x}_1^{(1)}(k-1),$$

$$k = 2, 3, \dots, n;$$

$$\hat{\beta} = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N, \beta_{N+1}]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y,$$

$$0 < \lambda_i < 1. \quad (3)$$

本文拟采用粒子群智能优化算法对式(3)进行优化求解,得到驱动信息控制项作用系数 λ_i 后,再将基于最小二乘法求得的参数列 $\hat{\beta} = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N, \beta_{N+1}]^T$ 代入模型时间响应式,即可得到模型模拟和预测值。

综上所述,DDGMD(1, N)模型建模、预测步骤如图1所示。

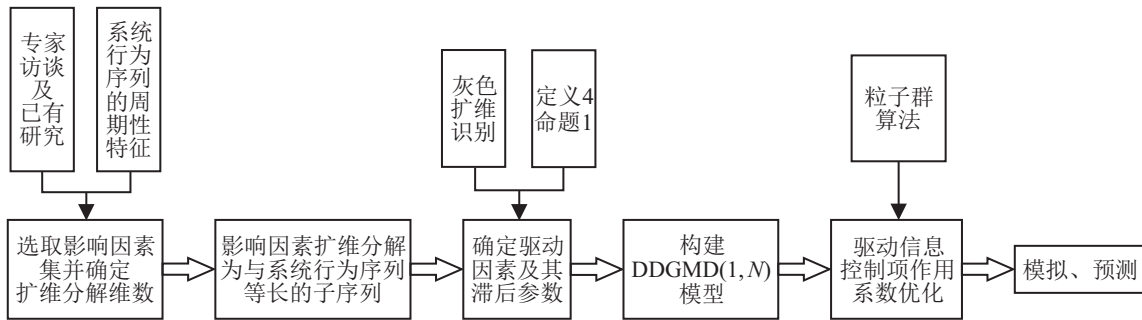


图1 DDGMD(1, N)模型建模、预测步骤流程

2 案例分析

能源是一个国家经济增长和社会发展的物质基础,可靠的能源需求预测作为重要的决策工具可以为我国能源发展和政策制定提供有效的依据^[13]。江苏省作为我国工业大省和经济强省,经济发展速度始终在全国前列,能源消费量也一直处于全国较高水平。对能源消费量在江苏省未来经济发展中的作用进行研究,对能源消费量进行科学合理预测,将对我国在资源稀缺条件下建立节能社会、制订科学的能源发展规划与产业政策具有重大意义,同时也将促进社会经济的可持续发展。

现有的能源消费量预测方法主要有:经济计量法^[14]、灰色预测法^[15]、人工智能算法^[16]和组合预测法等^[17]。虽然现有研究为能源消费量的预测提供了众多可行方法,为科学决策奠定了理论基础。但是,已有研究主要集中于经济、社会等影响因素对于能源消费量的实时影响,忽略了能源消费量与影响因素之

间可能存在的时滞关系。为此,本文在分析和辨别江苏省能源消费量影响因素的基础上,根据驱动信息控制项识别方法明晰能源消费量与影响因素之间的作用机理,并探究两者之间可能存在的时滞关系,建立江苏省能源消费量DDGMD(1, N)模型模拟和预测江苏省能源消费量的发展趋势。

2.1 江苏省能源消费量影响因素识别

江苏省能源消费量的影响因素众多,人口、经济环境和产业结构等因素是江苏能源消费量变化的直接影响因素。随着科技的进步与对外开放程度的不断提升,科技进步水平、对外开放程度和城市化水平等因素也会对能源消费量造成间接影响。直接影响因素和间接影响因素共同作用,如一只看不见的手,指挥着能源消费量的变化规律。通过走访调研、专家访谈并结合已有研究,分别选取江苏省总人口 X_2 反应当前的人口资源状况;江苏省地区生产总值 X_3 、人均地区生产总值 X_4 、城镇居民人均可支配收入 X_5 、

城镇居民人均生活消费支出 X_6 、农村居民人均纯收入 X_7 和农村居民人均生活消费支出 X_8 作为经济发展水平的测量指标;第二产业地区生产总值 X_9 和第二产业地区生产总值占比 X_{10} 描述地区产业结构水平;采用城镇人口 X_{11} 、城镇人口占比 X_{12} 、第三产业地区生产总值 X_{13} 、第三产业地区生产总值占比 X_{14} 测量江苏省城市化水平;发明专利授予数量 X_{15} 反应江苏省科技进步水平;以实际外商直接投资额 X_{16} 和对外贸易进出口总额 X_{17} 描述江苏省对外开放水平. 从《江苏统计年鉴》选取 1999 ~ 2014 年江苏省能源消费量各影响因素数据作为建模分析基础, 具体数据如表 1 所示.

表 1 1999 ~ 2014 年江苏省能源消费量影响因素数据

年份	X_2 /万人	X_3 /亿元	X_4 /元	X_5 /元	X_6 /元	X_7 /元	X_8 /元	X_9 /亿元	X_{10} /%	X_{11} /万元	X_{12} /%	X_{13} /亿元	X_{14} /%	X_{15} /件	X_{16} /万美元	X_{17} /亿美元
1999	7 213.1	7 697.8	10 695	6 538	5 011	3 495	2 294	39 202.2	50.9	2 520.1	34.9	27 40.3	35.6	167	642 291	312.6
2000	7 327.2	8 553.7	11 765	4 634	3 772	2 457	1 938	44 35.9	51.9	3 040.8	41.5	3 069.5	35.9	341	642 358	456.4
2001	7 358.5	9 456.8	12 879	6 800	5 323	3 595	2 337	49 07.5	51.9	3 134.7	42.6	3 454.9	36.5	244	715 363	513.6
2002	7 405.5	10 606.9	14 369	8 178	6 043	3 996	2 625	56 04.5	52.8	3 310.3	44.7	3 891.9	36.7	334	1 036 615	703.1
2003	7 457.7	12 442.9	16 743	9 262	6 709	4 239	2 704	67 87.1	54.6	3 488.0	46.8	4 493.3	36.1	623	1 580 214	1 136.7
2004	7 523.0	15 003.6	20 031	10 482	7 332	4 754	3 035	84 38.0	56.3	3 624.6	48.2	5 198.0	34.6	1 026	1 213 783	1 708.6
2005	7 588.2	18 598.7	24 616	12 319	8 622	5 276	3 567	105 25.0	56.6	3 832.1	50.5	6 612.2	35.6	1 241	1 318 339	2 279.4
2006	7 655.7	21 742.1	28 526	14 084	9 629	5 813	4 135	122 82.9	56.5	3 973.3	51.9	7 914.1	36.4	1 631	1 743 140	2 840.0
2007	7 723.1	26 018.5	33 837	16 378	10 715	6 561	4 792	144 71.3	55.6	4 108.7	53.2	9 730.9	37.4	2 220	2 189 206	3 496.7
2008	7 762.5	30 982.0	40 014	18 680	11 978	7 357	5 328	169 93.3	54.8	4 215.2	54.3	11 888.5	38.4	3 508	2 512 001	3 922.7
2009	7 810.3	34 457.3	44 253	20 552	13 153	8 004	5 805	185 66.4	53.9	4 342.5	55.6	13 629.1	39.6	5 322	2 532 298	3 388.3
2010	7 869.3	41 425.5	52 840	22 944	14 357	9 118	6 543	217 53.9	52.5	4 767.6	60.6	17 131.5	41.4	7 210	2 849 777	4 657.9
2011	7 898.8	49 110.3	62 290	26 341	16 782	10 805	7 693	252 03.3	51.3	4 889.4	61.9	20 842.2	42.4	11 043	3 213 173	5 397.6
2012	7 920.0	54 058.2	68 347	29 677	18 825	12 202	8 655	271 22.0	50.2	4 990.1	63.0	23 518.0	43.5	16 242	3 575 956	5 480.9
2013	7 939.5	59 753.4	75 354	31 585	22 262	13 521	10 759	290 86.1	48.7	5 090.0	64.1	27 197.4	45.5	16 790	3 325 922	5 508.4
2014	7 960.1	65 088.3	81 874	34 346	23 476	14 958	11 820	308 54.5	47.4	5 190.8	65.2	30 599.5	47.0	19 671	2 817 416	5 637.6

1999 ~ 2014 年江苏省能源消费量如图 2 所示, 数据来源于《江苏统计年鉴》. 根据江苏省能源消费量的趋势特征和文献[12]中选定扩维参数的方法, 以下分析过程中并没有对 1999 ~ 2014 年江苏能源消费量的全部数据进行因素识别和分析, 而是选择能源消费量发展趋势较快的 2003 ~ 2012 年数据作为扩维周期, 对影响因素进行灰色扩维识别, 即选取 $n = 10$ 作为嵌入维度参数探究影响江苏省能源消费量的强

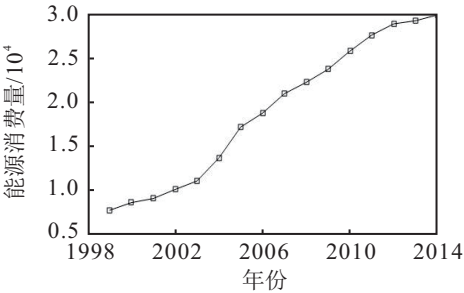


图 2 1999 ~ 2014 年江苏省能源消费量变化趋势图

关联因素, 并根据关联度阈值确定系统驱动因素, 考虑驱动因素与能源消费量之间的时滞关系, 最后建立基于驱动信息控制项的能源消费量 DDGMD(1, N) 模型对研究期内能源消费量与驱动因素之间的作用机理进行模拟, 并选取 2013 ~ 2014 年能源消费量数据对比模型精度.

2.2 江苏省能源消费量的驱动因素及其滞后效应分析

首先, 明确分析过程中, 江苏省能源消费量的强关联因素选取的阈值为 $r = 0.85$. 同时, 江苏省能源消费量影响因素各期扩维子序列与能源消费量的关联度值如表 2 所示. 灰色扩维识别过程以地区生产总值指标为例进行分析, 以明确其与江苏省能源消费量的作用关系. 地区生产总值指标的灰色扩维识别序列如表 3 所示.

表 2 影响因素各期扩维子序列与能源消费量关联度值

指标	$X_{i,4}$	$X_{i,3}$	$X_{i,2}$	$X_{i,1}$	$X_{i,0}$	$X_{i,-1}$	$X_{i,-2}$
X_2	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51
X_3	0.90	1.00	0.91	0.83	0.78	0.75	0.74
X_4	0.99	0.90	0.82	0.77	0.73	0.70	0.69
X_5	0.70	0.82	0.83	0.84	0.93	0.81	0.78
X_6	0.62	0.73	0.70	0.72	0.75	0.79	0.81
X_7	0.56	0.64	0.61	0.63	0.65	0.68	0.70
X_8	0.55	0.58	0.59	0.60	0.62	0.65	0.66
X_9	0.74	0.79	0.83	0.81	0.66	1.00	0.99
X_{10}	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
X_{11}	0.55	0.53	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54
X_{12}	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
X_{13}	0.65	0.69	0.74	0.80	0.84	0.95	1.00
X_{14}	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
X_{15}	0.54	0.56	0.60	0.64	0.70	0.77	0.85
X_{16}	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.50	0.50
X_{17}	0.57	0.58	0.60	0.61	0.62	0.61	0.60

表 3 地区生产总值的扩维序列关联度值

序列	$X_{3,4}$	$X_{3,3}$	$X_{3,2}$	$X_{3,1}$	$X_{3,0}$	$X_{3,-1}$	$X_{3,-2}$
1	7 697.8	8 553.7	9 456.8	10 606.9	12 442.9	15 003.6	18 598.7
2	8 553.7	9 456.8	10 606.9	12 442.9	15 003.6	18 598.7	21 742.1
3	9 456.8	10 606.9	12 442.9	15 003.6	18 598.7	21 742.1	26 018.5
4	10 606.9	12 442.9	15 003.6	18 598.7	21 742.1	26 018.5	30 982.0
5	12 442.9	15 003.6	18 598.7	21 742.1	26 018.5	30 982.0	34 457.3
6	15 003.6	18 598.7	21 742.1	26 018.5	30 982.0	34 457.3	41 425.5
7	18 598.7	21 742.1	26 018.5	30 982.0	34 457.3	41 425.5	49 110.3
8	21 742.1	26 018.5	30 982.0	34 457.3	41 425.5	49 110.3	54 058.2
9	26 018.5	30 982.0	34 457.3	41 425.5	49 110.3	54 058.2	59 753.4
10	30 982.0	34 457.3	41 425.5	49 110.3	54 058.2	59 753.4	65 088.3

由表 2 可知,地区生产总值的四期、三期和二期滞后序列 $X_{3,4}$ 、 $X_{3,3}$ 、 $X_{3,2}$ 与能源消费量的关联度值大于阈值,这表明地区生产总值是能源消费量的强关联因素.从两者动态角度分析,地区生产总值的增长要滞后于能源消费量的增加,这意味着随着经济的持续发展,未来很长一段时间内都将会带来巨大的能源需求压力.综合分析可知,地区生产总值可以作为能源消费量的驱动因素纳入 DDGMD(1, N) 模型中.

人均地区生产总值的四期、三期滞后序列 $X_{4,4}$ 、 $X_{4,3}$ 与能源消费量的关联度值大于阈值,表明人均生产总值的增长滞后于能源消费量的增加.与地区生产总值不同,由于人口的增长与地区生产总值的双重

作用使得人均地区生产总值对于能源消费量的影响时滞更大,人均地区生产总值也将作为能源消费量的驱动因素纳入 DDGMD(1, N) 模型中.

城镇居民人均可支配收入当期序列 $X_{5,0}$ 与能源消费量的关联度值达到了 0.93,表明城镇居民人均可支配收入与能源消费量是同期发展序列.与此同时,先行一期与先行二期序列与能源消费量的关联度值也都十分接近阈值,这表明随着城镇居民人均可支配收入的提升,可能会对能源消耗量的增加有一定抑制作用.因此,城镇居民人均可支配收入可作为驱动因素纳入能源消费量 DDGMD(1, N) 模型中.

城镇居民人均生活消费支出、农村居民人均纯收入、农村居民人均生活消费支出与能源消费量的关联度值如表 2 所示.其中,3 个指标的不同期滞后序列与能源消费量的关联度都没有大于阈值,表明三者都不是能源消费量的强关联因素.其余 5 类影响因素与能源消费量的因素识别和滞后分析与以上分析类似.

产业结构影响因素中,第二产业生产总值占比与能源消费量关联性相对较弱,各期滞后序列与能源消费量之间的关联度均未超过阈值;第二产业生产总值的各期滞后序列中,一期先行序列与二期先行序列 $X_{9,-1}$ 、 $X_{9,-2}$ 与能源消费量的关联度都大于阈值,这也从动态角度反应出第二产业总产值的增长要滞后于能源消费量的增加,表明在研究期内我国第二产业的整体发展一定程度上是建立在能源消费量的提升上.

城市化水平因素中,城镇人口、城镇人口占比与第三产业总产值占比 3 个指标各期滞后序列与能源消费量的关联度均未超过阈值,与能源消费量的关联性较弱;第三产业总产值各期滞后序列中,一期先行序列与二期先行序列 $X_{13,-1}$ 、 $X_{13,-2}$ 与能源消费量的关联度都大于阈值.这是由于第三产业具有附加值高、能耗低等特点,第三产业产值提升一定程度上对能源消费量的提升具有抑制作用.

对外开放程度因素中,实际外商直接投资额与对外贸易进出口总额的各期滞后序列与能源消费量的关联度均未超过阈值,即两者都不是能源消费量的强关联因素.

科技进步水平与总人口两类影响因素中,总人口各期滞后序列与能源消费量的关联度均未超过阈值,与能源消费量的关联性较弱;反应科技进步水平的发明专利授予数量的二期先行序列与能源消费量的关联度超过了阈值,这是由于科技水平的进步是建立

在能源消费量持续增加的背景下的,也是科技水平不断进步的动力之一. 相关研究表明,合理地推动科技进步对节能降耗的贡献,可以有效缓解能源需求持续加大的压力^[18].

2.3 江苏省能源消费量 DDGMD(1, N) 模型构建及分析

根据第2.2节模型驱动因素的识别和分析,分别选取地区生产总值 X_3 、人均地区生产总值 X_4 、城镇居民人均可支配收入 X_5 作为系统驱动因素,采用本文提出基于驱动信息控制项的预测方法,建立江苏省能源消费量 DDGMD(1, N) 模型

$$\begin{aligned} \hat{x}_0^{(1)}(k) + \beta_1 \hat{x}_0^{(1)}(k-1) = & \\ \beta_3 \sum_{j=1}^k \lambda_3^{k-j} x_3^{(1)}(j-3) + \beta_4 \sum_{j=1}^k \lambda_4^{k-j} x_4^{(1)}(j-3.5) + & \\ \beta_5 \sum_{j=1}^k \lambda_5^{k-j} x_5^{(1)}(j) + \beta_6, & \end{aligned} \tag{4}$$

其中 X_0 为江苏能源消费量原始序列.

根据定理1和粒子群优化算法得到模型各参数如表4所示. 从表4可以得知, DDGMD(1, N) 模型参数中,城镇居民人均可支配收入系数为负值,其余驱动因素均为正值,这与第2.2节因素分析结论相一致.

表4 DDGMD(1, N) 模型参数值

参数	β_1	β_3	β_4	β_5	β_6	λ_3	λ_4	λ_5
参数值	-0.003 281	0.628 8	0.675 4	-0.319 8	-0.114 8	0.565 4	0.930 5	0.287 1

本文通过相对误差 (APE) 和平均相对误差 (MAPE) 检验模型的模拟及预测精度,分别采用 DGM(1, N) 模型、多变量时滞 GM(1, N) 模型^[9] 对比建模,模型白化方程如下所示:

$$\begin{aligned} \hat{x}_0^{(1)}(k) - 0.35 \hat{x}_0^{(1)}(k-1) = & \\ -7.39 x_3^{(1)}(k) + 8.46 x_4^{(1)}(k) - 0.21 x_5^{(1)}(k) + 0.062, & \end{aligned} \tag{5}$$

$$\begin{aligned} \hat{x}_0^{(1)}(k) - 0.098 \hat{x}_0^{(1)}(k-1) = & \\ 8.34 \sum_{j=1}^k 0.001^{k-j} x_3^{(1)}(j) - & \\ 9.02 \sum_{j=1}^k 0.19^{k-j} x_4^{(1)}(j) + 1.75 \sum_{j=1}^k 0.34 x_5^{(1)}(j). & \end{aligned} \tag{6}$$

多个灰色多变量预测模型对于江苏省能源消费量的模拟和预测结果如表5所示. 由表5可知,本文模型模拟和预测误差均明显低于 DGM(1, N) 模型和多变量时滞 GM(1, N) 模型. 由式(5)可知, DGM(1, N) 模型未对驱动因素往期数据进行充分利用,也未考虑驱动因素与能源消费量之间可能存在的时滞关系,从而造成模型建模和预测误差较大. 由式(6)可知,多变量时滞 GM(1, N) 模型中引入系数 λ_i 表示驱动变量往期数据对于当期系统行为序列的影响程度,使得模型信息利用更加充分,但是由于未进一步分析能源消费量与各驱动因素间可能存在的时滞关系,导致模型存在一定机理性错误. 如该模型中人均地区生产总值 X_4 作用系数为负值,即认为人均地区生产总值的增加会导致能源消费量的减少,这一结论与实际情况相冲突.

表5 江苏省能源消费量模拟和预测结果对比

年份	原始值	DGM(1, N) 模型		GM(1, N) 模型		本文模型	
		模拟值	APE / %	模拟值	APE / %	模拟值	APE / %
2003	11 060.68	11 060.68	—	11 060.68	—	11 060.68	—
2004	13 651.69	13 668.64	0.12	13 651.69	0.01	13 641.68	0.07
2005	17 167.39	99 20.84	42.21	16 373.74	4.62	17 167.21	0.01
2006	18 742.19	12 139.48	35.23	18 189.20	2.95	18 688.93	0.28
2007	20 948.04	13 652.50	34.83	19 494.15	6.94	20 469.72	2.28
2008	22 232.23	15 148.80	31.86	22 232.20	0.01	22 600.60	1.66
2009	23 709.28	15 586.38	34.26	25 051.66	5.66	23 756.37	0.20
2010	25 773.7	17 187.01	33.32	26 332.92	2.17	25 329.18	1.72
2011	27 588.97	18 632.25	32.46	29 077.88	5.40	27 695.71	0.39
2012	28 849.84	19 118.58	33.73	31 119.85	7.87	28 700.68	0.52
MAPE / %		30.89		3.96		0.79	
2013	29 205.38	20 357.91	30.29	31 040.63	6.28	27 796.23	4.82
2014	29 863.03	21 029.09	29.58	27 855.17	6.72	29 425.85	1.46
MAPE / %		29.94		6.50		3.14	

本文模型通过引入驱动信息控制项,采用灰色多维识别方法确定了能源消费量的驱动因素调整系数 T_i ,明晰了驱动因素与能源消费量之间的时序关系;采用粒子群算法对作用系数 λ_i 进行优化求解,将驱动因素往期数据对于当期系统行为序列的影响予以体现,使得模型更加科学合理. 综合对比各种建模方法,本文提出的模型建模与预测精度较高,适用于具有时滞特征的小样本数据预测问题.

3 结论

本文针对传统离散GM(1, N)模型中未考虑各驱动因素的时滞动态变化特征及未利用各驱动因素往期数据的问题,通过引入驱动信息控制项调整系数 T_i 和作用系数 λ_i ,建立了新的DDGMD(1, N)模型,并通过灰色扩维识别方法与粒子群算法对系数进行识别优化.新模型通过驱动信息控制项能够合理控制驱动因素建模数据及驱动因素与系统行为序列之间的时序关系,使得模型信息利用更加充分,模型机理更加科学合理,从而提升了模型的建模预测精度.应用案例分析表明,DDGMD(1, N)模型能够较好地适用于具有时滞特征的小样本数据的预测问题.

参考文献(References)

- [1] 刘思峰, 党耀国, 方志耕. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2004: 116-220.
(Liu S F, Dang Y G, Fang Z G. Grey system theory and its application[M]. Beijing: Science Press, 2004: 116-220.)
- [2] 肖新平, 宋中民, 李峰. 灰技术基础及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 225-230.
(Xiao X P, Song Z M, Li F. The basis of grey echnology and its application[M]. Beijing: Science Press, 2005: 225-230.)
- [3] 张可. 基于驱动控制的多变量离散灰色模型[J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(8): 2084-2091.
(Zhang K. Multi-variables discrete grey model based on driver control[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2014, 34(8): 2084-2091.)
- [4] 周伟, 方志耕. 非线性优化GM(1, N)模型及其应用研究[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(2): 317-320.
(Zhou W, Fang Z G. Nonlinear optimization method of gray GM(1, N) model and application[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(2): 317-320.)
- [5] Tien Tzu Lis. A research on the grey prediction model GM(1, n)[J]. Applied Mathematics and Computation, 2012, 218(9): 4903-4916.
- [6] 翟军, 冯英俊, 盛建明. 带有时滞的GM(1, 2)模型及应用[J]. 系统工程, 1996, 14(6): 66-68.
(Zhai J, Feng Y J, Sheng J M. A time lag existing GM(1, 2) model and its application[J]. Systems Engineering, 1996, 14(6): 66-68.)
- [7] Hao Y H, Wang Y J, Zhao J J. Grey system model with time lag and application to simulation of karst spring discharge[J]. Grey Systems: Theory and Application, 2011, 1(1): 47-56.
- [8] 毛树华, 高明运, 肖新平. 分数阶累加时滞模型及其应用[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(2): 430-436.
(Mao S H, Gao M Y, Xiao X P. Fractional order accumulation time-lag model and its application[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2015, 35(2): 430-436.)
- [9] 王正新. 多变量时滞GM(1, N)模型及其应用[J]. 控制与决策, 2015, 30(12): 2298-2304.
(Wang Z X. Multivariable time-delayed GM(1, N) model and its application[J]. Control and Decision, 2015, 30(12): 2298-2304.)
- [10] 张可, 曲品品, 张隐桃. 时滞多变量离散灰色模型及其应用[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(8): 2092-2103.
(Zhang K, Qu P P, Zhang Y T. Delay multi-variables discrete grey model and its application[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2015, 35(8): 2092-2103.)
- [11] 夏军. 中长期径流预报的一种灰关联模式识别与预测方法[J]. 水科学进展, 1993, 4(3): 190-197.
(Xia J. A grey correlative analysis and pattern recognition applied to mid-long term runoff forecasting[J]. Advances in Water Science, 1993, 4(3): 190-197.)
- [12] 夏军. 灰色系统水文学: 理论、方法及应用[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 2000: 46-54.
(Xia J. Grey system hydrology: Theory, method and application[M]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology Press, 2000: 46-54.)
- [13] 王安建, 王高尚. 能源与国家经济发展[M]. 北京: 地质出版社, 2008: 81-90.
(Wang A J, Wang G S. Energy and state economy development[M]. Beijing: Geological Publishing House, 2008: 81-90.)
- [14] 林伯强. 中国能源需求的经济计量分析[J]. 统计研究, 2001(10): 34-39.
(Lin B Q. Econometric analysis of China's energy demand[J]. Statistical Research, 2001(10): 34-39.)
- [15] Lee Y S, LI Tong. Forecasting energy consumption using a grey model improved by incorporating genetic programming[J]. Energy Conversion and Management, 2011, 52(1): 147-152.
- [16] 陈卫东, 朱红杰. 基于粒子群优化算法的中国能源需求预测[J]. 中国人口、资源与环境, 2013, 23(3): 39-43.
(Chen W D, Zhu H J. Energy demand forecast in China based on particle swarm optimization algorithm[J]. China Population, Resources and Environment, 2013, 23(3): 39-43.)
- [17] 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.
(Zhou Y, Wu W X, Hu Y, et al. Energy demand forecasting based on combined model[J]. China Population, Resources and Environment, 2010, 20(4): 63-68.)
- [18] 尚红云, 蒋萍. 中国能源消耗变动影响因素的结构分解[J]. 资源科学, 2009, 31(2): 214-223.
(Shang H J, Jiang P. The structure decomposition analysis of factors influencing energy consumption change in China[J]. Resources Science, 2009, 31(2): 214-223.)

(责任编辑: 郑晓蕾)