

基于自适应 ARMA 模型的区域农业总产值构成研究与应用

张洁瑕^{1,2}, 郝晋珉^{1*}, 胡吉敏³

(1. 中国农业大学资源环境学院, 北京 100193; 2. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081;
3. 大连理工大学水资源与防洪研究所, 大连 116024)

摘要: 由于噪声的存在并随时间累积, 传统的自回归滑动平均模型 (ARMA 模型) 不能直接应用于时间序列的中期预测。该文针对这种情况, 提出了一种自适应的自回归滑动平均模型, 将模型状态划分为无噪声的迭代模型和有噪声的观测模型, 并根据迭代模型的特点, 详细推导并完整给出了它的迭代求解公式, 以便使其可以用于时间序列的中期预测, 同时研究 1985~2001 年黄淮海平原农业、牧业与渔业产值预测模型, 得到较理想的预测结果。并用所建模型对 2001 年产值进行外延预测, 以期对区域农业结构调整提供理论依据。

关键词: 自适应; ARMA 模型; 中期预测; 农业总产值

中图分类号: S11+5

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2008)-8-0084-05

张洁瑕, 郝晋珉, 胡吉敏. 基于自适应 ARMA 模型的区域农业总产值构成研究与应用[J]. 农业工程学报, 2008, 24(8): 84-88.

Zhang Jiexia, Hao Jinmin, Hu Jimin. Composition of the gross output value of regional agriculture based on Adaptive Autoregressive Moving-Average Model and its application[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(8): 84-88.(in Chinese with English abstract)

0 引言

“三农”问题是中国经济发展的核心, 农业结构调整是“三农”问题中的一个热门话题^[1]。近年来在中央和各级地方政府的大力倡导下, 农业结构调整在全国各地全面展开^[2-6], 同时随之而来的便是对这种调整成效进行的评价^[7,8]。无疑农林牧渔各产业按比例协调发展是衡量农业结构调整的重要目标。黄淮海平原是中国重要的农业产区之一, 准确的跟踪预测该区域未来农林牧渔各产业的发展趋势, 适时调整各个产业在农林牧渔业中的比例, 以使区域农业结构合理有序的发展, 就显得尤为重要。自回归滑动平均 (auto-regressive moving-average, ARMA) 模型^[1]由于其简单和有效性受到广泛的关注, 其理论分析也很深入彻底, 是线性时间序列预测的主要工具之一。由于实际存在的生态或物理模型很难严格满足线性性, 特别是在中长期时间尺度上, 因此 ARMA 有很多推广, 可以处理非线性的模型。一种方法就是利用非线性的建模^[10,12], 比如递归神经网络模型^[13,14], 但是这些方法由于其非线性特点, 求解一般都非常困难, 结果也很难解释, 丢失了线性模型的易解释、简单实用的特点。其实还存在另外一类对线性模型的简单推广, 就是对原

来的模型输入/输出进行非线性变换, 然后再利用线性模型进行求解。这样可以很好地利用已有的线性 ARMA 的研究成果。

由于时间序列预测过程中, 实际数据中噪声的存在和在预测过程中的累积效应, 因此不能直接利用 ARMA 模型进行中期预测。本文针对这种情况, 提出了一种自适应的 ARMA 模型, 将模型状态划分为无噪声的内部迭代模型和有噪声的观测输出。由于内部迭代模型无噪声, 可以很好地进行中期预测。在自适应 ARMA 模型中, 其参数和状态都是未知的, 因此本质上它为是非线性的模型。但当固定模型参数时, 它变成了一个关于模型状态的线性模型, 其解析解可以求得, 这个解为模型参数的函数。这样模型的求解问题化为模型参数的非线性问题。本文详细推导并完整给出了模型的代价函数关于模型参数的梯度, 利用梯度下降法, 给出了模型参数的迭代求解公式。

1 自适应 ARMA 模型

所谓的 ARMA 模型就是: 已知时间序列 d_1, d_2, \dots, d_n 和相应的输入向量 x_1, x_2, \dots, x_n , 然后假设

$$d_{k+1} = \alpha_1 d_k + \alpha_2 d_{k-1} + \dots + \alpha_r d_{k+1-r} - \beta_0 - \beta_1 x_1(k+1) - \dots - \beta_m x_m(k+1) + \varepsilon(k, \mathbf{a}, \mathbf{\beta}) \quad (1)$$

式中 $\varepsilon(k, \mathbf{a}, \mathbf{\beta})$ ——噪声项, 模型参数 $\mathbf{a} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r)^T$, $\mathbf{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m)^T$; r ——模型的阶数。通过对 $\varepsilon(k, \mathbf{a}, \mathbf{\beta})$ 概率分布函数的假定, 利用已知时间序列 d_1, d_2, \dots, d_n , 结合式 (1) 和最大后验概率估计可以求得模型参数 $\mathbf{a}, \mathbf{\beta}$ 。然后对 (1) 以后的 $k = n, n+1, \dots$, 等时刻的值进行预测。

收稿日期: 2007-01-15 修订日期: 2008-01-17

基金项目: 长江学者和创新团队发展计划 (IRT0412); 国家科技攻关项目 (2004BA508B01)

作者简介: 张洁瑕 (1975—), 女, 山西运城人, 博士生, 研究方向为土地资源管理、土地利用及土地生态等的研究。北京 中国农业科学院农业资源利用与区划研究所, 100081。Email: zhangxiwen88@126.com

*通讯作者: 郝晋珉 (1960—), 男, 教授, 山西太谷人, 博士生导师, 主要从事土地利用规划研究。北京 中国农业大学资源与环境学院, 100193

2 自适应 ARMA 模型学习算法

已知 n 维数据 $\mathbf{d} = (d_1, d_2, \dots, d_n)^T$ ，我们的目标是寻找一个 n 维数据 $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ ，使得逼近误差

$$\mathbf{E} = (1/2) \|\mathbf{d} - \mathbf{y}\|^2$$

最小，其中要求 \mathbf{y} 满足

$$\begin{aligned} y_{k+1} &= \alpha_1 y_k + \alpha_2 y_{k-1} + \dots + \alpha_r y_{k+1-r} - \beta_0 \\ &\quad - \beta_1 x_1(k+1) - \dots - \beta_m x_m(k+1), \\ k &= r, r+1, \dots, n-1 \end{aligned}$$

这个模型中， x_i 表示和 \mathbf{y} 相关的输入或者在回归中的相关因子。因此问题可以表述为：

$$(\text{opt1}) \quad \min_{\mathbf{y}, \alpha, \beta} \frac{1}{2} \|\mathbf{d} - \mathbf{y}\|^2 \quad (2)$$

s.t.

$$\begin{aligned} y_{k+1} &= \alpha_1 y_k + \alpha_2 y_{k-1} + \dots + \alpha_r y_{k+1-r} - \beta_0 \\ &\quad - \beta_1 x_1(k+1) - \dots - \beta_m x_m(k+1), \\ k &= r, r+1, \dots, n-1 \end{aligned}$$

注意式 (2) 的优化问题为非线性的优化问题，为了可以得到解析解，优化策略为先固定 α ，求得 opt1 优化问题的最优值，这时它为 α 的函数，不妨记为 $g(\alpha)$ ，然后再使用具有动量项的梯度下降方法求 $g(\alpha)$ 关于 α 的梯度。具体的算法推导如下。

首先，固定 α ，求得 opt1 优化问题的最优值 $g(\alpha)$ ，这时为如下的优化问题：

$$(\text{opt 2}) \quad g(\alpha) = \min_{\mathbf{y}, \beta} \frac{1}{2} \|\mathbf{d} - \mathbf{y}\|^2 \quad (3)$$

s.t.

$$\mathbf{A}\mathbf{y} - \mathbf{B}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{0}$$

在这个模型中，系数向量 α 和 \mathbf{y} 是需要求解的。而 \mathbf{d} 和输入数据矩阵 \mathbf{B} 为已知的。为了讨论的简单起见，不失一般性，我们假设 \mathbf{B} 为列满秩矩阵。

我们注意到， \mathbf{A} 的元素里也包含着待求解的自适应 ARMA 模型的系数向量 α 。我们首先固定 \mathbf{A} ，然后求解出 x 和 β 。这时为线性约束下的二次优化问题，因此为凸优化问题。利用 Lagrange 乘子法求其对偶得 $L(\mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}; \boldsymbol{\lambda})$ 表达式，分别求 $L(\mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}; \boldsymbol{\lambda})$ 对 \mathbf{y} 的偏导数并令其为零得

$$\mathbf{y} = \mathbf{d} - \mathbf{A}^T \boldsymbol{\lambda} \quad (4)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} = -\mathbf{B}^T \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{0} \quad (5)$$

将式 (4) 与 (5) 代入式 $L(\mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}; \boldsymbol{\lambda})$ 表达式，可得对偶优化问题为

$$(\text{opt3}) \quad \max_{\boldsymbol{\lambda}} \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{A} \mathbf{d} - \frac{1}{2} \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{A} \mathbf{A}^T \boldsymbol{\lambda} \quad (6)$$

s.t.

$$\mathbf{B}^T \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{0}$$

对于式 (6) 定义的优化问题 opt3，我们是可求得最优解的。实际上，使用 Lagrange 乘子法，我们获得 $L(\boldsymbol{\lambda}, \mathbf{y})$ ，在通过求 $L(\boldsymbol{\lambda}, \mathbf{y})$ 关于 $\boldsymbol{\lambda}$ 的偏导数并令其为零，可推得 $\boldsymbol{\lambda}$ 表达式，再由式 (6) 约束式的约束条件可以求

得 \mathbf{y} 的值并代入得 $\boldsymbol{\lambda}$ 表达式，可以得到：

$$\boldsymbol{\lambda} = (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1} (\mathbf{I} - \mathbf{B} [\mathbf{B}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1} \mathbf{B}]^{-1} \mathbf{B}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1}) \mathbf{A} \mathbf{d} \quad (7)$$

利用式 (7) 的结果代入式 (6) 并整理，可以优化问题最终化为求解 $g(\alpha)$ 的最小值。求得 α 的值以后利用 (7) 得到 $\boldsymbol{\lambda}$ ，最后通过式 (5) 可以得到 \mathbf{y} 的值， \mathbf{y} 于 α 的值确定以后，利用式 (3) 约束式可得 $\boldsymbol{\beta}$ 值。

实际上，通过联合式 (7)、(4) 以及式 (3) 约束式，还可得到：

$$\boldsymbol{\beta} = [\mathbf{B}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1} \mathbf{B}]^{-1} \mathbf{B}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1} \mathbf{A} \mathbf{d} = \mathbf{y} \quad (8)$$

利用矩阵对向量的微分公式和逆矩阵的微分公式，联合式 (4)、(7) 与 (8)，得到：

$$\partial g(\alpha) / \partial \alpha_i = \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{A}_i \mathbf{y} \quad (9)$$

这样就得到了梯度表示的简洁形式，有利于编程实现。

为了简便，利用梯度下降法求得最优的 α ，更新公式可以写为

$$\alpha(t+1) = \alpha(t) - \eta \nabla g(\alpha(t)) \quad (10)$$

通过联合式 (7)、(8)、(4) 和 (10)，就得到了自适应 ARMA 模型的优化算法。

3 基于自适应 ARMA 模型的应用说明

对于实际应用预测中比较常用的 logistic 模型，可以分析如下。由于 logistic 函数具有形式

$$p(t) = 1 / (k + ab^t)$$

式中 $p(t)$ —— t 年的待预测项目数量。由于不是直接使用自回归滑动平均模型，因此我们使用倒数变换，即

$$Q(t) = 1 / p(t) = k + ab^t$$

所以有

$$\begin{aligned} Q(0) &= k + a, Q(t+1) \\ &= k + ab^{t+1} \\ &= bQ(t) - (b-1)k \end{aligned}$$

可见使用倒数变换后， $Q(t)$ 可以用自回归滑动平均建模。由于此模型是针对实际预测中因噪声的存在并随时间累积的问题，因此我们提出自适应的滑动平均模型进行中期预测。由于如何确定模型阶数 r 是一个公开而富有挑战性的问题。本文不涉及这方面的讨论。

现利用此方法并根据 1985~2001 年黄淮海平原农业、牧业与渔业实际产值比重建建立预测模型，进而对 2001 年黄淮海平原农业、牧业与渔业产值比重进行外延预测。

3.1 预测结果检验

表 1 为黄淮海平原 1985~2001 年农牧渔业各产值及由预测模型得到的预测值，对实际值和预测值进行相关分析及预测误差率分析。

表 1 1985~2001 年黄淮海平原农牧渔业各产值、预测值及预测误差率
Table 1 Measured value, predicted value and prediction-error rate on the output values of farming, animal husbandry and fishery in Huang-huai-hai plain from 1985 to 2001

序号	年份	实际值			预测值			预测误差率		
		农业	牧业	渔业	农业	牧业	渔业	农业	牧业	渔业
01	1985	78.28	17.17	1.38	79.93	15.28	1.60	2.11	11.01	15.94
02	1986	78.63	16.63	1.71	77.78	17.37	1.81	1.08	4.45	5.85
03	1987	77.72	17.29	2.19	75.90	19.17	2.02	2.34	10.87	7.76
04	1988	73.34	21.08	2.67	74.25	20.73	2.23	1.24	1.66	16.48
05	1989	73.30	21.46	2.35	72.80	22.08	2.43	0.68	2.89	3.40
06	1990	72.65	22.02	2.54	71.54	23.04	2.63	1.53	4.63	3.54
07	1991	71.00	23.63	2.76	70.43	24.25	2.84	0.80	2.62	2.90
08	1992	68.97	25.24	3.21	69.47	25.12	3.04	0.72	0.48	5.30
09	1993	68.58	25.87	3.02	68.62	25.87	3.24	0.06	0.00	7.28
10	1994	65.63	29.26	3.70	67.88	26.52	3.43	3.43	9.36	7.30
11	1995	66.63	28.75	3.08	67.23	27.08	3.63	0.90	5.81	17.86
12	1996	66.11	29.00	3.43	66.66	27.56	3.83	0.83	4.97	11.66
13	1997	66.06	27.89	4.71	66.16	27.98	4.02	0.15	0.32	14.65
14	1998	64.31	30.09	4.02	65.73	28.34	4.21	2.21	5.82	4.73
15	1999	68.10	25.57	4.60	65.35	28.66	4.41	4.04	12.08	4.13
16	2000	65.77	27.81	4.66	65.02	28.93	4.60	1.14	4.03	1.29
17	2001	64.88	28.74	4.65	64.72	29.16	4.78	0.25	1.46	2.80

注：本表按当年价格计算，农林牧渔总值为百分之百。

3.1.1 相关系数分析

实际值与预测值之间的相关系数 R 是判断预测成功与否的重要标准。通常，当 R 在区间 $[-1,1]$ 内变化时，说明实际值与预测值之间的误差是随机的，否则，说明存在必然性误差，即系统偏差，预测是失败的。当 R 取值越接近于+1，实际值与预测值之间的正相关性越强，当 R 取值越接近于-1，实际值与预测值之间的负相关性越强，当 R 等于 0 时，实际值与预测值之间没有相关性。因此，分析 1985~2001 年农业、林业与牧业产值比重的实际值与预测值之间相关系数，相关系数的计算公式如下^[15]：

R 的定义为：

$$R = \frac{\gamma_{xy}}{\sqrt{\gamma_{xx} \times \gamma_{yy}}}$$

其中：
$$\gamma_{xy} = \sum_{i=1}^n x_i y_i - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i) \times (\sum_{i=1}^n y_i)}{n}$$
；

$$\gamma_{xx} = \sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{\left(\sum_{i=1}^n x_i\right)^2}{n}, \gamma_{yy} = \sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{\left(\sum_{i=1}^n y_i\right)^2}{n}$$

通过上述公式计算 1985~2001 年农业、林业与牧业产值比重的实际值与预测值之间相关系数 R 分别为 0.97、0.94 和 0.96，表明实际值与预测值之间的正相关性较强。

3.1.2 预测误差率分析

计算 1985~2001 年农业、林业与牧业产值比重预测误差率（见表 1），计算公式^[16]为：

$$\text{预测误差率}(\%) = \left| \frac{\text{预测值} - \text{实际值}}{\text{实际值}} \right| \times 100\%$$

由表 1 预测误差率分析可知，在 1985~2001 年间所有产值比重预测误差率均小于 20%，其中农业产值比重预测误差率平均为 1.38%，变幅在 0.06%~4.04%之间，均<5%；牧业产值比重预测误差率平均为 4.85%，变幅在 0~12.08%，均小于 15%，产值比重预测误差率在 10%~15%的预测年数占总预测年数比重为 17.6%；渔业产值比重预测误差率平均为 7.82%，变幅在 1.29%~17.86%，产值比重预测误差率在 10%~20%预测年数占总预测年数比重为 29.4%，表明预测模型可提供较准确的预测数据。因此，利用自适应自回归滑动模型，建立预测模型可以提供精度较高的预测值。

总之，以上预测结果检验表明实际值与预测值之间的正相关性较强，具有较高的预测精度。

3.2 外延预测

鉴于模型较强的正相关性以及较高的预测精度，本文根据研究的 1985~2001 年黄淮海平原关于农业、牧业和渔业产值比重的预测模型，对该区域 2001~2020 年的相应的产业产值比重进行中期预测（见图 1、2、3）可知：从 2001~2020 年，该区域农业产值比重呈下降趋势，而牧业与渔业产值比重成上升趋势，在 2020 年，农业、牧业与渔业产值比重分别为：62.84%、30.55%与 8.14%。与 2001 年相比，农业、牧业与渔业产值比重分别呈现为：下降 2.04%、增加 1.81%、增加 3.49%。这与中国农业产业结构调整方向是一致的，即大力调整农业产业结构，改变我国农业产业构成中种植业比重偏大，畜牧业比重小，林渔业比重低等不合理的结构，促进农业逐步走向高效化^[17]。为此，要在逐步稳定粮食生产的同时，加快经济作物和饲料作物的发展。在注意发展种植业和提高产品质量的同时，加快畜牧业、林果业和草业的发展，

并发展与之相关的农产品加工业，从而促使农业逐步向 高投入、高科技、高产出、高效益的高效农业方向发展^[17]。

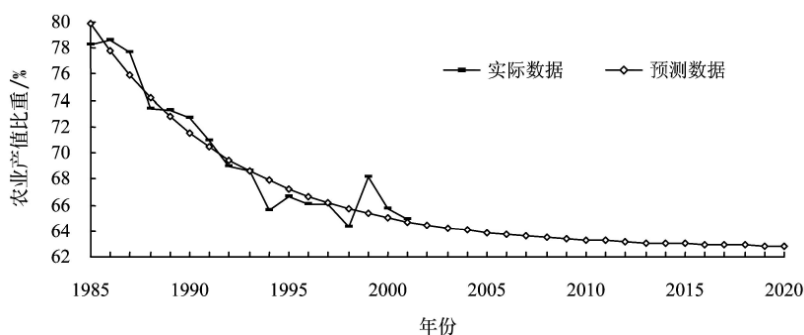


图 1 黄淮海平原农业产值的预测值与实际值比较曲线图 (模型阶数 $r=1$)

Fig.1 Comparative curve of the measured value and predicted value on the production value of farming in Huang-huai-hai plain (Forecast model order is 1)

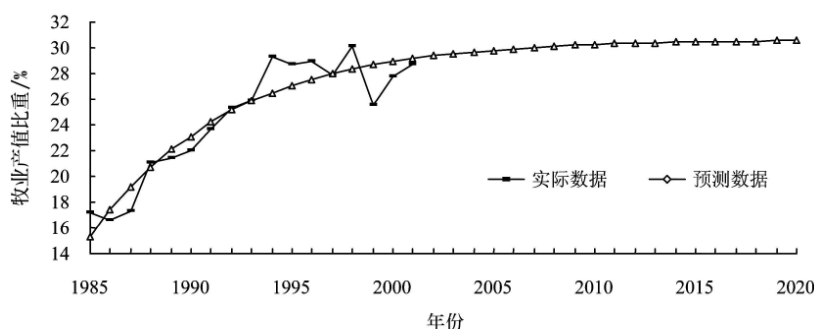


图 2 黄淮海平原牧业产值的预测值与实际值比较曲线图 (模型阶数 $r=1$)

Fig.2 Comparative curve diagram of the measured value and predicted value on the production value of animal husbandry in Huang-Huai-Hai plain (Forecast model order is 1)

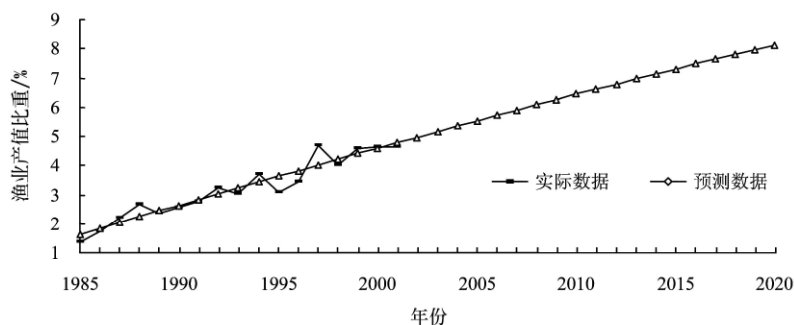


图 3 黄淮海平原渔业产值的预测值与实际值比较曲线图 (模型阶数为 $r=1$)

Fig.3 Comparative curve diagram of the measured value and predicted value on the production value of fishery in Huang-Huai-Hai plain. (Forecast model order is 1)

4 结 论

合理进行农业结构调整是解决中国“三农”问题的重要举措之一，因此深入分析并预测农业产值结构变化趋势对于中国“三农”问题的解决具有重要的意义。根据农业产业结构变化的自身特点，中长期时间尺度下的农业产值结构预测成为重要手段。由于噪声的存在并随时间累积，传统的自回归滑动平均模型不能直接应用于时间序列的中期预测。本文针对这种情况，提出了一种自适应的自回归滑动平均模型，将模型状态划分为无噪声的迭代模型和有噪声的观察模型，使得模型可以进行时间序列的中期预测。在迭代模型中，其参数和状态都

是未知的，因此本质上它为非线性的模型。但当固定模型参数时，它变成了一个关于模型状态的线性模型，其解析解可以求得。这样模型的求解问题化为模型参数的非线性问题，然后利用梯度下降法可以求得。本文详细推导并完整给出了它的迭代求解公式，并对黄淮海平原农业产值结构进行实证分析。预测结果检验表明，黄淮海平原农业、牧业与渔业产值的实际值与预测值之间的相关系数分别为 0.97、0.94、0.96，平均预测误差率分别为 1.38%、4.85%、7.82%，两者之间的正相关性较强，具有较高的预测精度。因此该模型是一种有效的预测工具。最后本文对实例进行了 2001~2020 年各产值比重中期预测，在 2020 年，农业、牧业与渔业产值比重分别为：

62.84%、30.55%与 8.14%，从而为该区域来为农业结构调整提供理论参考依据。

[参 考 文 献]

- [1] 程怀儒. 当前我国农业结构调整中的隐忧[J]. 农村经济, 2004, (7): 39—41.
- [2] 束锡红, 廖力君. 宁南山区生态农业模型设置及结构调整探析[J]. 水土保持通报, 2007, 27(1): 139—145.
- [3] 鲁建彪. 傈僳族社区经济发展及其农业产业结构调整探析——以云南省武定县插甸乡安乐德村为例[J]. 经济问题探索, 2007, (1): 100—104.
- [4] 杜建英, 贾志宽, 韩清芳. 西藏米林县农业结构现状分析和调整对策[J]. 安徽农业科学, 2007, 35(3): 907—909.
- [5] 陈先勇. 湖北省农业增长要素的测度与结构调整[J]. 经济, 2007, (1): 94—96.
- [6] 陈印军, 吴 凯, 卢 布, 等. 黄河流域农业生产现状及其结构调整[J]. 地理科学进展, 2005, 24(4): 106—113.
- [7] 郑 芳, 邵明丽. 农业种植结构调整中存在的问题及对策研究——以驻马店市为例[J]. 安徽农业科学, 2007, 35(2): 574—576.
- [8] 李 文. 贫困地区农业结构调整对农民收入的影响——重庆五区县实证分析[J]. 农村经济问题, 2005(增刊): 51—47.
- [9] Chen C T. Linear system theory and design 2nd[M]. New York: Oxford University Press, 1999.
- [10] 王洪礼, 张琪昌. 非线性动力学理论及应用[M]. 天津: 天津科学技术出版社, 1999.
- [11] 王红军, 田 铮. 非线性时间序列建模的混合自适应滑动平均模型[J]. 控制理论与应用, 2005, (12): 875—881.
- [12] 任丰原, 林 闯, 王福豹. RED 算法的稳定性: 基于非线性控制理论的分析[J]. 计算机学报, 2002, 25(12): 1302—1307.
- [13] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2005.
- [14] Lindsey Randall L, Ruck Dennis W, Rogers Steven K, et al. Function prediction using recurrent neural networks[J]. Proc SPIE, 2005, 1710: 438—448.
- [15] 孙 全, 朱 江. 基于遗传神经网络的股票价格短期预测[J]. 计算机工程与应用, 2002, 5: 237—238, 252.
- [16] 吴晓明, 关蓬莱. 多维自回归滑动平均模型研究与应用[J]. 辽宁大学学报(自然科学版), 2002, 29 (1): 22—27.
- [17] 李 军, 张忠明, 倪建平. 当前农业结构调整的紧迫性、原则和对策分析(综述)[J]. 上海农业学报, 2001, 17(4): 1—5.

Composition of the gross output value of regional agriculture based on Adaptive Autoregressive Moving-Average Model and its application

Zhang Jiexia^{1,2}, Hao Jinmin^{1*}, Hu Jimin³

(1. Department of Land Resources and Management, China Agricultural University, Beijing 100094, China;

2. Institute of Agriculture Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agriculture Sciences, Beijing 100081, China;

3. Institute of Water Resources and Flood Control Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Traditional autoregressive moving-average model can't be applied directly medium-term forecast on time series because noise occurs and accumulates with time. Aiming at this problem, the paper proposes adaptive autoregressive moving-average model, which will be divided into noise-resistant iterative model and noise observational model. According to the iterative model's characteristic, the study deduces detailed and gives perfectly a series of iterative solution formula to apply directly medium-term forecast on time series. Finally by predicting output values of Farming, animal husbandry and fishery (1985-2001) in Huang-Huai-Hai plain, it suggests that the model is reliable, and then output values of 2002-2020 are predicted to provide agricultural structural adjustment with the theory foundation.

Key words: adaptive; autoregressive moving- average model; medium-term forecast; gross output value of agriculture