

# 基于灰色——马尔可夫模型的农产品产量预测方法

马 创<sup>1</sup> 袁 野<sup>2</sup> 尤海生<sup>2</sup>

1 重庆邮电大学软件学院 重庆 400065

2 重庆邮电大学计算机科学与技术学院 重庆 400065

**摘 要** 粮食在农产品中扮演着举足轻重的地位,粮食产量一定程度决定了国家粮食供给能力及温饱安全水平,因此对粮食产量进行精准预测的研究具有重要的价值。鉴于粮食产量受多种复杂因素的影响具有极强的波动性和随机性,为提高粮食产量预测的准确性,针对我国粮食产量的特点,文中提出一种基于灰色模型与马尔可夫模型相融合的模式,用马尔可夫模型对灰色模型的预测值进行修正以达到对粮食产量进行周期性预测。通过选取我国 2009 年至 2018 年的粮食年产量数据(数据来源:国家统计局)进行分析研究。所提方法首先利用灰色模型对产量进行预测,计算预测误差,通过对误差序列利用灰色建模修正产量预测数据;其次,根据粮食年产量预测精度,将粮食年产量数据划分成若干状态,进而可求出各阶状态转移概率和状态转移概率矩阵;最后,通过建立新陈代谢后的灰色模型对粮食年产量进行预测得到预测结果,利用马尔可夫模型对预测结果进行残差值进行修正以达到提高粮食产量预测值精度。仿真实验分别将单一灰色模型和灰色马尔可夫模型的预测精度进行比较。结果表明,灰色模型预测值在 2009—2013 年的年产量预测中误差小于 1.00%,但随着年份的增加,由于粮食年产量间的相互影响导致预测精度变差,2014—2018 年的年产量预测误差均高于 1.00%;灰色-马尔可夫模型年产量预测误差均小于 0.30%,平均误差为 0.12%,相较于传统灰色模型及马尔可夫模型,其预测的准确率大幅度提高。

**关键词:** 粮食产量;灰色模型;马尔可夫模型

**中图分类号** TP181

## Agricultural Product Output Forecasting Method Based on Grey-Markov Model

MA Chuang<sup>1</sup>, YUAN Ye<sup>2</sup> and YOU Hai-sheng<sup>2</sup>

1 School of Software Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

2 School of Software Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

**Abstract** Grain plays an important role in agricultural products. Grain output determines the country's grain supply capacity and the level of food and clothing security to a certain extent. Therefore, it is of great value to study the accurate prediction of grain output. In view of the fact that grain output is highly volatile and random due to various complex factors, in order to improve the accuracy of grain output prediction, a model based on the fusion of gray model and Markov model is proposed for the characteristics of grain output in China. Markov model is used to modify the forecast value of the gray model to achieve periodic forecast of grain output. Through the selection of my country's annual grain output data from 2009 to 2018 (data source: National Bureau of Statistics) for analysis and research. The method first uses the gray model to predict output, calculate the forecast error, and uses gray modeling to correct the forecasted output data by using the gray model for the error sequence; second, the annual grain output data is divided into several states through the accuracy of the annual grain output forecast, and then the Find the state transition probabilities and state transition probability matrices of each order; finally, predict the annual grain output by establishing a gray model after the metabolism of Xincheng to obtain the prediction results, and use the Markov model to modify the residual values of the prediction results to achieve improved grain Accuracy of yield forecast. Through simulation experiments, the prediction accuracy of the single gray model and the gray Markov model are compared. The forecast value of the gray model is less than 1.00% in the forecast of annual output from 2009 to 2013. However, as the year increases, the forecast accuracy is deteriorated due to the interaction between the annual grain output. Both are higher than 1.00%. The gray-Markov model's annual output

基金项目:国家自然科学基金面上项目(6172099);重庆市创新创业示范团队培育计划(CSTC2017kjrc-cxeytd0063);重庆市技术创新与应用示范重大主题专项项目(CSTC2018JSZX-CYZTZ0178, CSTC2018JSZX-CYZTZ0185);重庆市基础科学与前沿技术研究项目(CSTC2017jcyjAX0270, CSTC2018jcyjA0672, CSTC2017jcyjAX0071)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (6172099), Chongqing Municipal Innovation and Entrepreneurship Demonstration Team Cultivation Program (CSTC 2017kjrc-cxeytd0063); Chongqing Technical Innovation and Application Demonstration Major Theme Project (CSTC 2018JSZX-CYZTZ0178, CSTC 2018JSZX-CYZTZ0185); Chongqing Basic Science and Frontier Technology Research Project (CSTC2017jcyjAX0270, CSTC2018jcyjA0672, CSTC2017jcyjAX0071).

通信作者:马创(machuang@cqupt.edu.cn)

prediction error is less than 0.30%, and the average error is 0.12%. Compared with the traditional gray model and Markov model, the accuracy of prediction is greatly improved.

**Keywords** Grain production, Grey model, Markov model

## 1 引言

众所周知,自古以来,中国是农业大国,农业是国民经济的基础,粮食是农业的根本。粮食问题不仅关系到人民的生活水平,更影响着国民经济发展与社会的和谐稳定。农业经济发展不但关系到民生问题,还对与农业经济相关的产业发展状况有着重要的影响。因此,农业经济良好的发展趋势是促进经济稳定增长的重要内容,而农产品产量则是体现农业经济的一个重要指标。

随着中国农业经济的不断发展,关于农产品的供求信息也越来越复杂。有效地预测中国农产品产量,能够使农业生产者更好地了解关于农产品生产的信息,及时对农产品生产过程中可能存在的问题采取适当的措施,在关于农业生产投入方面提供适合中国农业经济发展的方案,从而促进中国农产品市场的平稳运行。

粮食是人类赖以生存、社会进步和经济发展的基本生活资料,其产量严重影响着粮食的安全体系,进而关系到能否满足人们的生存需要,它是整个国家安全系统的重要组成部分<sup>[2]</sup>。因此,粮食产量预测在农业经济管理中起着决定性作用。通常为了准确预测粮食产量,主要采用以下类模型:遥感预测模型、气候生产力模型、投入产出模型、多元回归和因子分析模型<sup>[2]</sup>。这些模型和方法均从不同角度对粮食产量预测进行了研究,并得到一些有意义的研究结果。但是上述模型在预测产量时,存在数据量大、数据处理复杂、考虑影响因素有限、预测精度不高等缺点。近年来,随着智能技术的发展,与模型相结合的预测方法例如模糊推理预测、神经网络预测等新技术避免了传统方法的很多缺陷,而被广泛应用<sup>[3]</sup>。但是由于粮食生产受到多种因素的影响,导致数据具有较大的波动性和不确定性<sup>[4]</sup>。从预测结果来看,上述方法均存在一些不足,没有考虑粮食生产的灰色性及信息收集的不系统性,或者算法适应性差、预测精度不高<sup>[5]</sup>。

众多学者已经开展了关于粮食产量预测的研究工作。文献[6]中使用气候变量的回归模型已经形成了这些预测的基础,采用了广义线性模型(Generalised Linear Models, GLM)集合。文献[7]提出的季节气候预测(Stress Concentration Factor Models, SCFs)已作为降低农业生产相关风险的一种方法。文献[8]利用花粉监测方法预测3个地中海橄榄种植区(西班牙,意大利和突尼斯)的橄榄产量。文献[9]阐述了一些农产品预测中的决策不完善。文献[10]通过构建ARIMA模型对粮食产量进行拟合并预测。文献[11]利用支持向量机(SVM)预测模型对辽宁省粮食产量进行线性回归预测。文献[12]结合粒子群优化算法和人工蜂群算法在全局搜索能力上的不同优势,进一步优化BP神经网络的权值和阈值,以提升粮食产量预测模型的准确性与鲁棒性。文献[13]利用多元线性回归对影响全国粮食产量的因素进行了分析,得到了回归方程,并分析了该方程对粮食产量的预测具有较高的准确度。对于灰色模型的预测方法也有许多学者进行过研究。文

献[14]用以GM(1, n)为主的灰色方法对山西省粮食产量进行预测,阐述了灰色方法的基本内容;预测了山西省粮食产量。主要预测步骤为用灰色关联分析法从9种影响因素中选出了影响粮食产量的6种主要因素,预测了2010年至2017年的粮食产量,以很小的平均误差验证了GM(1, n)的可靠性。文献[15]建立了灰色ARIMA组合模型对未来5年全国粮食产量和小麦产量进行预测仿真,并与灰色模型进行比较,结果表明灰色ARIMA组合模型精度更高。文献[16]选取影响粮食产量的主要因素作为变量,然后将传统的灰色GM(1, 1)模型扩展为多变量灰色模型,在此基础上进行模型改进,建立了基于积分变换的多变量GM(1, N)预测模型。

由于粮食生产具有明显的灰度特征,因此可以使用灰色模型预测粮食产量。灰色预测模型是通过少量、不完全的信息,建立数学模型并做出预测的一种预测方法<sup>[17]</sup>;马尔可夫模型适用于随机性和波动性较大的预测问题,将两者相结合,即灰色马尔可夫模型<sup>[18]</sup>,可以优势互补,适合于农产品产量的预测。

文中首先用灰色预测模型对2009—2018年我国粮食产量统计数据进行处理,降低其波动性,得到数据的变化趋势<sup>[19]</sup>;然后,用马尔可夫模型对拟合的数据分析预测,给出转移状态矩阵和新模拟序列,每一步的预测中,用新信息代替旧信息,对原始数据进行等维处理,更新建模数据;最后,运用模型预测分析2009—2018年全国粮食产量,再同原始数据进行对比得出预测精度数据。

## 2 灰色GM(1, 1)模型

### 2.1 模型原理

灰色预测模型是一种对灰色系统进行预测的方法模型,通过鉴别系统因素之间发展趋势的相异程度,即进行关联分析,并对原始数据进行生成处理来寻找系统变动的规律,生成有较强规律性的数据序列,然后建立相应的微分方程模型,从而预测事物未来的发展趋势。最基本的灰色模型是GM(1, 1)模型,其基本方法是将一组无规律的数据序列化,减弱原有数据序列的随机性,利用新生产的数据序列对原始数据序列进行预测。其步骤为:设有一原始时间数据序列

$$X^{(0)}(k) = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}, k=1, 2, \dots, n$$

对原始数据序列进行一次累加,生成数据序列

$$X^{(1)}(k) = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$$

其中,  $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k=1, 2, \dots, n$ 。

$X^{(1)}(k)$ 的紧邻均值生成序列为:

$$Z^{(1)}(k) = \{z^{(1)}(1), z^{(1)}(2), \dots, z^{(1)}(n)\}$$

其中,  $Z^{(1)}(k) = \frac{1}{2}[x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k+1)], k=1, 2, \dots, n-1$ 。

灰微分方程:

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)}(t) = b \quad (1)$$

其中,  $a$ 为发展关系数,  $b$ 为灰色作用量。白化方程为:

$$x^{(0)}(t) + az^{(1)}(t) = b \quad (2)$$

记参数  $A = (a, b)^T$ , 其估计值为  $\hat{A} = (\hat{a}, \hat{b})^T$ , 利用最小二乘法可得:

$$\hat{A} = (B^T \cdot B)^{-1} \cdot B^T \cdot Y \quad (3)$$

其中:

$$B = \begin{pmatrix} -z^{(1)}(1) & 1 \\ -z^{(1)}(2) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n-1) & 1 \end{pmatrix}$$

$$Y = \begin{pmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{pmatrix}$$

方程的时间响应序列为:

$$\hat{X}^{(1)}(k) = \{\hat{x}^{(1)}(1), \hat{x}^{(1)}(2), \dots, \hat{x}^{(1)}(n)\}$$

其中,

$$\hat{X}^{(1)}(k+1) = (x^{(1)}(1) - \frac{\hat{b}}{\hat{a}})e^{-\frac{\hat{a}}{k}} + \frac{\hat{b}}{\hat{a}}, k=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

对  $\hat{X}^{(1)}(k)$  进行一次累减生成的新的序列:

$$\hat{X}^{(0)}(k) = \{\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}^{(0)}(n)\}$$

其中,

$$\hat{X}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (5)$$

即为预测方程,可用于预测原始序列  $X^{(0)}(k)$  各发展阶段的发展趋势,  $\hat{x}^{(0)}(k)$  为原始序列  $X^{(0)}(k)$  的第  $k$  期预测值。

## 2.2 模型精度检验

灰色 GM(1,1) 模型的检验包括:残差检验、后验差检验、关联度检验。残差检验是检验预测值与实际值的差值;后验差检验是对残差检验值的分布的统计特性进行检验;关联度检验是检验模型的值曲线和建模顺序曲线的相似度。根据上述 3 项检验规则对结果进行检验,如果有一项不合格,则需对模型进行进一步改进。灰色模型的精准度等级划分标准如表 1 所列。

表 1 灰色模型的精度等级标准

Table 1 Accuracy grade standard of grey prediction model

R	P	C	模型精度
	$P > 0.95$	$C < 0.35$	优
$> 0.6$	$0.85 < P \leq 0.95$	$0.35 \leq C \leq 0.50$	合格
	$0.70 < P \leq 0.85$	$0.5 \leq C \leq 0.65$	基本合格
	$P \leq 0.7$	$C \geq 0.65$	不合格

## 3 灰色马尔可夫模型

### 3.1 模型基本方法

灰色马尔可夫模型预测的基本方法是:首先利用灰色 GM(1,1) 模型对预测的时间序列的发展趋势进行大致判断,然后用马尔可夫理论对预测结果进行精确的调整,这样可以使预测精度大幅度提高。

通过 GM(1,1) 模型预测时间序列的宏观走势,根据预测值与实际值之间的相对误差,依照灰色马尔可夫理论,对相对误差进行状态划分,通过状态转移概率矩阵对灰色预测值进行微观修正。

### 3.2 建模步骤

1) 计算相对残差

相对残差为预测误差与实际值的比,即:

$$\epsilon(t) = \frac{\Delta^0(t)}{X^0(t)} \quad (6)$$

其中,  $X^0(t)$  为实际值;  $\Delta^0(t)$  为绝对预测误差。

2) 进行状态划分

相对残差  $\Delta^0(t)$  为非平稳随机序列,将其划分为  $n$  个状态,任一状态区间可表示为:

$$E_i = [e_{1i}, e_{2i}], i=1, 2, \dots, n$$

其中,  $e_{1i}, e_{2i}$  分别为状态  $E_i$  的上下限,则相对残差的状态集合为  $E = (E_1, E_2, \dots, E_n)$ 。

状态划分数目十分重要,状态划分应以样本数和预测的误差范围为基础,划分恰当的数目,对于样本数较多的时间序列,数目宜多,否则状态差别不明显,失去了对波动调整的意义;对于样本数较少的时间序列,数目宜少,否则,状态杂乱,难以理清头绪,状态划分数目一般 3~5 个。

3) 计算状态转移概率

状态转移概率是客观事物由一种状态转移到另一种状态的概率。状态  $M_i$  经过  $m$  步转移到状态  $M_j$  的转移概率为:

$$p_{ij}(m) = \frac{M_{ij}(m)}{M_i} \quad (7)$$

其中,  $M_{ij}(m)$  为样本状态  $E_i$  经过  $m$  步转移到状态  $E_j$  的转移次数;  $M_i$  为状态  $E_i$  在样本中出现的次数,当  $M_i$  处于样本序列末尾时,不计入算式中。

4) 计算状态转移概率矩阵

状态转移概率矩阵指系统在时刻  $t$  所处状态转变为  $t+1$  时刻状态时的条件概率矩阵,它由状态转移概率构成。随机事件的  $m$  步状态转移概率矩阵可表示为:

$$P(m) = \begin{pmatrix} p_{11}(m) & p_{12}(m) & \cdots & p_{1n}(m) \\ p_{21}(m) & p_{22}(m) & \cdots & p_{2n}(m) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_{n1}(m) & p_{n2}(m) & \cdots & p_{nm}(m) \end{pmatrix}$$

状态转移概率矩阵描述了系统各状态转移的全部统计规律,其各行元素之和为 1。一般通过求一步状态转移概率矩阵即可判断预测对象下一步状态转移情况。

5) 确定对象转移状态

假设预测对象处于  $E_k (k=1, 2, \dots, n)$  状态,则仅考察状态转移概率矩阵第  $k$  行转移概率,若第  $j$  列是第  $k$  行中概率值最大者,则预测对象下一时刻最有可能由  $E_k$  状态转向  $E_j$  状态。若第  $k$  行最大元素不止一个,则需要计算第 2 步或者第  $n$  步概率矩阵,直到该行元素的最大值只有一个,其所在列即为预测对象下一步的转移状态。当系统满足稳定性假设时,  $k$  步状态转移概率计算式为:

$$P(k) = [P(1)]^k$$

其中,  $P(1)$  为一步状态转移矩阵。

6) 确定修改后的预测值

预测值的修正与其下一步的状态转移状态有关,设预测对象下一步转移到  $E_j$  状态,则灰色预测值的修正式为:

$$\hat{Y}(k) = \frac{\hat{X}^0(k)}{1 \pm 0.5 |e_{1j} + e_{2j}|} \quad (8)$$

其中,  $e_{1j}, e_{2j}$  分别为  $E_j$  的上下限,预测值比实际值大取“+”号,预测值比实际值小取“-”号。

整体模型流程图如图 1 所示。

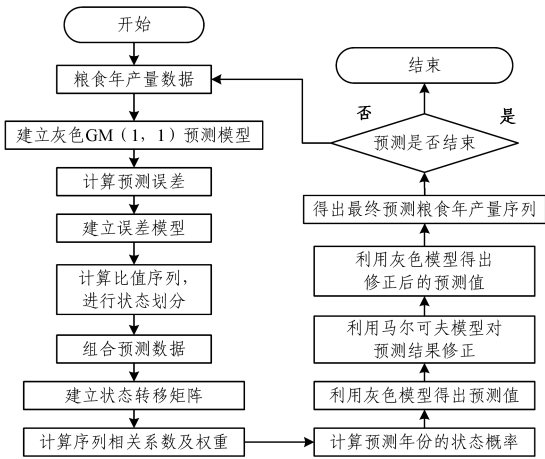


图 1 灰色-马尔可夫模型流程图

Fig. 1 Flow chart of Grey-Markov model

### 4 预测农产品产量实例

为验证农产品产量的灰色马尔可夫预测模型的性能,以全国粮食产量为例进行仿真实验。研究基于 2009—2018 年我国粮食年产量数据(数据来源:国家统计局网站),如表 2 所列。

表 2 中国 2009—2018 年粮食年产量数据

Table 2 China's annual grain production data in 2009—2018

年份	产量/万吨	年份	产量/万吨
2009	53940.86	2014	63964.83
2010	55911.31	2015	66060.27
2011	58849.33	2016	66043.52
2012	61222.62	2017	66160.72
2013	63048.20	2018	65789.22

#### 4.1 建立灰色 GM(1,1)预测模型

以 2009—2018 年我国粮食总产量数据为样本建立灰色 GM(1,1)预测模型,将 10 组粮食年产量历史数据作为原始时间序列  $X_{10}$ ,得到灰微分方程为:

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)}(t) = b \tag{10}$$

该序列经过累加后建立灰色 GM(1,1)模型,然后通过累减得到原始序列的预测序列  $X^{(1)}$ 。

按式(5)求出 2009—2018 年我国粮食历年产量预测值,结果如表 3 所列。从 GM(1,1)预测精度来看,相关系数  $R = 0.52356 < 0.6$ ,方差比  $C = 0.054$ ,小残差概率  $P = 1$ ;只有相关系数不合格,其他指标达标。

表 3 我国粮食年产量预测结果

Table 3 Forecast results of China's annual grain production

年份	实际产量/(万吨)	灰色模型		灰色-马尔可夫模型		
		产量预测/(万吨)	相对误差/%	产量预测/(万吨)	相对误差/%	误差对比/%
2009	53940.86	53940.86	0	53940.86	0	0
2010	55911.11	56028.52	0.21	56022.93	0.20	4.8
2011	58849.33	59031.76	0.31	58955.26	0.18	42
2012	61222.62	61375.68	0.25	61314.45	0.15	40
2013	63048.20	63344.33	0.47	63117.55	0.11	76.6
2014	63964.83	64668.44	1.10	64028.79	0.10	90.9
2015	66060.27	67044.57	1.49	66146.15	0.13	91.3
2016	66043.52	67100.22	1.60	66166.17	0.11	93.1
2017	66160.72	67119.32	1.45	66240.11	0.12	91.7
2018	65789.22	66088.95	1.55	65848.43	0.09	94.2

#### 4.2 建立灰色马尔可夫预测模型

首先,根据 GM(1,1)模型得到灰色预测值,然后计算预测值与实际值之间的误差,以实际产量与预测误差之比得到相对残差序列。随后建立灰色马尔可夫模型非平稳的序列,新生成的一组新陈代谢后更新过的非平稳的序列为  $\epsilon(t) = [0, 0.0021, 0.0031, 0.0025, 0.0047, 0.0011, 0.0149, 0.0160, 0.0145, 0.0155]$ 。

建立相对误差范围,将  $\epsilon(t)$  划分为 4 个等距离的区间,构成 4 种状态。其中,

$$E_1 \text{ 为 } \epsilon(t) \in [0, 0.0011, 0.004825];$$

$$E_2 \text{ 为 } \epsilon(t) \in [0.004825, 0.0085];$$

$$E_3 \text{ 为 } \epsilon(t) \in [0.0085, 0.01227];$$

$$E_4 \text{ 为 } \epsilon(t) \in [0.01227, 0.0160]。$$

根据表 3 的数据,可得到 GM(1,1)预测 2009—2018 年我国粮食年产量的误差所处状态,结果见表 4。

表 4 预测误差所处状态

Table 4 State of prediction error

指标	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
预测误差/%	0	0.21	0.31	0.25	0.47	1.10	1.49	1.60	1.45	1.55
状态区间	$E_1$	$E_1$	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_4$	$E_4$	$E_4$	$E_4$

#### 2)求状态转移概率

通过表 4 中各年份的状态转移情况可求出:  $P_{11} = \frac{1}{4}$ ,

$$P_{12} = \frac{1}{3}, P_{13} = \frac{2}{5}, P_{14} = \frac{1}{4}。同理,可求出其他状态转移概率。$$

#### 3)建立状态转移概率矩阵

根据表 4 中的样本状态转移情况计算转移概率,由此构造状态的第一步转移概率矩阵如下:

$$P(1) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{3} & 0 & \frac{2}{5} \\ \frac{1}{4} & \frac{2}{5} & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

通过第一步状态矩阵计算第二步状态矩阵:

$$P(2) = [P(1)]^2 = \begin{bmatrix} \frac{9}{30} & \frac{7}{20} & \frac{1}{5} & \frac{1}{10} \\ \frac{3}{10} & \frac{23}{50} & \frac{2}{25} & \frac{2}{25} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ \frac{1}{5} & \frac{2}{5} & \frac{1}{3} & \frac{1}{4} \end{bmatrix}$$

经过两次矩阵变换可确定状态  $E_1, E_2, E_3, E_4$  的状态转移情况。

根据表 3 计算 2010 年粮食产量分别处于状态  $E_1, E_2, E_3, E_4$  的概率为:

$$P_1 = 0.212, P_2 = 0.703, P_3 = 0.012, P_4 = 0.074$$

结合 2010 年所处的各种状态概率,得到 2011 年粮食产量的灰色-马尔可夫预测值如下:

$$x_{2010} = 0.212 \times \frac{1}{2} (0.91 \times \hat{x}_{2010} + 0.97 \times \hat{x}_{2010}) + 0.703 \times \frac{1}{2} (0.97 \times \hat{x}_{2010} + 0.99 \times \hat{x}_{2010}) + 0.012 \times \frac{1}{2} (0.99 \times$$

$$\begin{aligned} & \hat{x}_{2010} + 1.01 \times \hat{x}_{2010} + 0.074 \times \frac{1}{2} (1.01 \times \hat{x}_{2010} + \\ & 1.03 \times \hat{x}_{2010}) \\ & = 56\,022.93 \end{aligned}$$

将修正预测值 $\hat{x}_{2010} = 56\,022.93$ 添加到原始序列 $X_{10}$ ,同时删除原序列中第一个原始数据(即2009年粮食总产量),构成新的数据序列 $X_{20}$ ;然后构建灰色GM(1,1)预测模型对该序列进行预测,同时使用灰色模型对残差进行预测;最后通过马尔可夫模型修正,得到2011年的预测值 $\hat{x}_{2011} = 58\,955.26$ 。重复上述步骤可得到2012—2018年粮食年产量预测数据,结果见表3。

为对比模型效果,分别使用灰色模型及马尔可夫模型对2009—2018年粮食年产量进行预测,各种方法的预测结果及预测误差见表3。由此可以看出:1)由于灰色模型没有考虑历年粮食产量对未来预测年份粮食产量的影响,初始预测值较为准确,2009—2013年的预测误差小于1.00%,但随着年份的增加,由于粮食年产量间的相互影响导致预测精度变差,2014—2018年的年产量预测误差均高于1.00%,但总体来看,传统灰色模型的预测精度较高;2)相比于传统灰色模型和马尔可夫模型,由于灰色-马尔可夫混合模型综合考虑了序列的波动性及历年产量对未来年份粮食产量的影响,将2种模型优势互补,极大地提高了模型预测的准确性,10年的粮食产量预测误差均小于0.30%,充分说明了灰色-马尔可夫模型的优越性,能够实现粮食产量的短期精准预测。

**结束语** 我国作为农业大国,而农产品中的粮食产量问题又是农产品问题的重中之重。因此研究粮食生产波动规律,做好粮食年产量的预测对保障国家粮食安全问题有重要帮助,同时对协助有关部门作出科学决策具有重大意义。本文结合粮食生产产量具有波动性及相互影响性的特点,提出基于马尔可夫与灰色模型组合预测方法,该方法充分发挥了灰色模型和马尔可夫模型的优势,通过国家统计局查到的2009—2018年我国粮食年产量数据,对粮食年产量进行精准预测,年预测误差均小于0.30%,平均误差为0.12%,相较于传统灰色模型及马尔可夫模型,其预测的准确率大幅度提高。由于本模型还有提高的可能性,未来打算从灰色模型的无偏灰度角度对其进行改进,再结合马尔可夫模型进行更精准的预测。

## 参 考 文 献

- [1] LI M. Analysis of Factors Affecting China's Grain Production in the New Era[J]. Value Engineering, 2019, 38(14): 150-152.
- [2] WANG Y N. Comparative study on the prediction model of agricultural output in China [D]. Qingdao: Qingdao University, 2018.
- [3] WAN X, LIU B X, XU X. A Grain Output Combination Forecast Model Modified by Data Fusion Algorithm[J]. Journal of Intelligent Systems, 2018, 27(2).
- [4] FU H L, WANG S H, LI C, et al. Combination Forecast Method of the Output of Grain Based on the Exponential Smoothing and Differential Treatment[J]. 2nd International Conference on Applied Mechanics, Electronics and Mechatronics Engineering (AMEME 2017).
- [5] LIU X M, XIE N M. A nonlinear grey forecasting model with

double shape parameters and its application[J]. Applied Mathematics and Computation, 2019, 360.

- [6] MAYER D G, CHANDRA K A, BURNETT J R. Improved crop forecasts for the Australian macadamia industry from ensemble models[J]. Agricultural Systems, 2019, 173.
- [7] PARTON K A, CREAN J, HAYMAN P. The value of seasonal climate forecasts for Australian agriculture [J]. Agricultural Systems, 2019, 174.
- [8] AGRICULTURE E. Findings from University of Jaen Reveals New Findings on Experimental Agriculture (Olive Yields Forecasts And Oil Price Trends In Mediterranean Areas; A Comprehensive Analysis Of The Last Two Decades)[J]. Energy Weekly News, 2017.
- [9] KUSUNOSE Y, MAHMOOD R. Imperfect forecasts and decision making in agriculture[J]. Agricultural Systems, 2016, 146.
- [10] CHENG D Y, CHENG H F. China's grain production forecast based on ARIMA model[J]. Marketing journals, 2019(13): 95-96.
- [11] ZHANG W Z, SUN D S, WANG Y, et al. Prediction of grain yield in Liaoning Province based on support vector machine [J]. Journal of Quantitative Economics, 2019, 36(1): 96-99.
- [12] ZHUANG X, HAN F. Prediction of Grain Yield Based on BP Neural Network Optimized by Hybrid Group Intelligent Algorithm[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2019, 40(2): 209-215.
- [13] TIAN X Q. Grain production forecast based on multiple linear regression [J]. Technology Innovation and Application, 2017(16): 3-4.
- [14] WANG Y W, ZHOU Z H, LI R J, et al. Forecast of grain production in Shanxi Province based on grey method[J]. Journal of Lanzhou University of Arts and Science (Natural Science Edition), 2019, 33(1): 30-35.
- [15] CAO G G. Research on grain yield prediction based on grey combination model [D]. Journal of Henan University of Technology, 2018.
- [16] XU Z D, LIU F X. Review of research progress on grey GM(1, 1) model optimization[J]. Computer Science, 2016, 43(Z2): 6-10.
- [17] YANG X Y, FANG Z G, YANG Y J, et al. A novel multi-information fusion grey model and its application in wear trend prediction of wind turbines[J]. Applied Mathematical Modelling, 2019, 71.
- [18] WANG Y, YAO D X, LU H F. Mine Gas Emission Prediction Based on Grey Markov Prediction Model[J]. Open Journal of Geology, 2018, 8(10).
- [19] ZHANG H R, LIU X H. Application of improved multivariate grey model in grain yield prediction in Shandong Province[J]. Journal of Ludong University (Natural Science Edition), 2018, 34(3): 199-207, 244.



**MA Chuang**, born in 1984, Ph.D, associate professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include complex network, and machine learning.