

# 基于改进灰色马尔可夫模型的花生产量预测

王 茜,郑涛涛

(浙江科技学院 理学院,杭州 310023)

**摘 要:**【目的】为了提高花生产量的中长期预测精度,提出一种改进的灰色马尔可夫模型。【方法】首先,以中国2010—2020年花生产量数据为研究样本,在传统灰色模型的基础上进行加权滑动平均处理,建立滑动灰色模型;然后,利用马尔可夫链对预测结果进行修正,得到滑动灰色马尔可夫模型;最后,采用新陈代谢的思想,对原始数据序列做等维新息处理,构建新维滑动灰色马尔可夫模型。【结果】新维滑动灰色马尔可夫模型的平均相对误差比滑动灰色模型和滑动灰色马尔可夫模型分别降低了80.00%和48.89%,并预测出未来5年中国花生产量将以2%左右的增长率增长。【结论】本研究结果可为其他农作物产量预测提供一种科学合理的思路。

**关键词:** GM(1,1)模型;加权滑动平均;等维新息;灰色马尔可夫模型;花生产量

**中图分类号:** F322

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1671-8798(2023)03-0193-08

## Application of improved Grey-Markov model to peanut yield prediction

WANG Xi, ZHENG Taotao

(School of Science, Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, Zhejiang, China)

**Abstract:** [Objective] An improved Grey-Markov model was proposed to improve the medium and long-term prediction accuracy of peanut yield in China. [Method] Firstly, taking the data of peanut yield from 2010 to 2020 in China as the research sample, the weighted moving average was processed to establish the sliding grey model on the basis of the traditional grey model; then, the prediction results were modified by the Markov chain to obtain the sliding Grey-Markov model; finally, the idea of metabolism was adopted to process the equal dimension and new information of the original data sequence, constructing a new dimensional sliding Grey-Markov model. [Result] The mean relative error of the new dimensional sliding Grey-Markov model is 80.00% and 48.89% lower than that of the sliding grey model and the sliding Grey-Markov model, respectively. At the same time, it is predicted that the peanut yield of China will increase by about 2% in the next five years. [Conclusion] The results can provide a

**收稿日期:** 2022-06-09

**基金项目:** 浙江省自然科学基金项目(LQ17A010002)

**通信作者:** 郑涛涛(1984—),男,江西省上饶人,副教授,博士,主要从事调和分析及统计分析研究。E-mail: taotzheng@126.com。

scientific and reasonable approach for prediction of other crop yields.

**Keywords:** GM (1, 1) model; weighted moving average; equal dimension and new information; Grey-Markov model; peanut production

花生是一种富含油脂、蛋白质的作物,具有耐旱喜温、抗逆性强及加工附加值高等特点<sup>[1]</sup>,它不仅可以用来榨油,也可以加工成各种农副产品。近几年,中国花生出口量不断增长,出口额每年可达 2 亿美元以上,在一定程度上促进了经济发展<sup>[2]</sup>。因此,准确地预测花生产量具有极为重要的意义。预测农作物产量的方法大致可分为三类。第一类是传统统计模型预测法,如杨鸣等<sup>[3-5]</sup>采用多元线性回归模型、时间序列模型、灰色系统理论等方法对花生产量进行预测,认为花生产量与气温变化呈负相关。第二类是机器学习预测法,如 Alexis 等<sup>[6-8]</sup>采用随机森林回归、决策树回归、神经网络等算法实现对农作物产量的早期预测,并指出集成算法的效果优于单一算法。第三类是遥感技术预测法,如王来刚等<sup>[9-10]</sup>从作物生长期的遥感影像中提取出土壤含水量、植被指数、温度参数等数据,认为小麦和花生的产量都与植被指数呈正相关。以上方法在短期预测中可以表现出较高的精度,但是由于设备或数据时效性等因素的限制,往往无法实现中长期预测。由于灰色模型所需信息量少,马尔可夫模型可以缓解数据的波动性,故二者相结合能实现花生产量中长期预测这一目标。在构建灰色模型时,现有的研究主要分为传统灰色模型和无偏灰色模型两类。吉培荣等<sup>[11]</sup>首次提出无偏灰色预测模型,消除了传统灰色模型固有的偏差,之后便有大量研究者采用无偏灰色模型<sup>[12-13]</sup>进行探索,但无偏估计的现实意义需要根据实际问题来考察<sup>[14]</sup>。在马尔可夫模型的运用时,最核心的部分在于状态的划分标准。马创等<sup>[15-16]</sup>以实际值与预测值之间的相对误差作为划分标准;步陈雨等<sup>[17-18]</sup>以相对值(实际值与预测值的比值)作为划分依据;周庆元<sup>[19]</sup>以灰色预测得出的曲线 $\hat{y}(k)$ 为基准,划分出若干个平行区域,该方法能够直观地反映出实际值与预测值之间的偏差,从而起到较好的修正作用,本研究将采用该方法并结合实际数据的平均值来进行状态划分。此外,考虑到中长期的预测需求,需要充分发挥新信息的有效作用,以保证整个系统处于新的维度。综上,本研究首先对原始数据进行加权滑动平均处理,建立滑动灰色模型,再利用马尔可夫链对灰色预测值进行修正,其间不断更新原始数据序列,构建新维滑动灰色马尔可夫模型,以提高中长期预测精度。

## 1 模型的构建

### 1.1 滑动灰色模型的构建

滑动灰色模型是在传统灰色模型的基础上建立的,可以有效降低单个数据的大波动对预测结果的影响。首先要对数据进行级比检验,再以加权滑动平均处理后的数据来构建灰色模型。

#### 1.1.1 数据的检验与处理

设参考序列<sup>[20]</sup>如下:

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

式(1)中:  $x^{(0)}(k) \geq 0, k = 1, 2, \dots, n$ 。级比  $\lambda(k)$  定义如下:

$$\lambda(k) = \frac{x^{(0)}(k-1)}{x^{(0)}(k)}, k = 1, 2, \dots, n。$$

如果级比  $\lambda(k)$  均落在可容覆盖  $\Theta = (e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}})$  内,则序列  $X^{(0)}$  可作为灰色模型的原始数据。

#### 1.1.2 GM(1,1)模型

灰色模型的优点在于可以用少量数据达到较高的预测精度。其中 GM(1,1)模型是灰色系统中应用最广泛的,能很好地描述序列的内部变化特征<sup>[21]</sup>,其构建步骤如下:

1) 对  $X^{(0)}$  做一次累加,得到一次累加生成算子序列

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

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

2) 对  $X^{(1)}$  做均值处理,

$$Z^{(1)} = (z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots, z^{(1)}(n)). \quad (3)$$

式(3)中:  $z^{(1)}(k) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)), k=2, 3, \dots, n$ 。GM(1,1)模型的均值形式表示如下:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b. \quad (4)$$

3) 建立白化微分方程,

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b. \quad (5)$$

式(5)为式(4)的白化微分方程。式(4)中的参数向量  $\hat{a} = [a, b]^T$  可以用如下最小二乘法估计式来确定:

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y. \quad (6)$$

式(6)中:

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & 1 \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}; Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}.$$

4) 求出响应方程,

$$\hat{x}^{(1)}(k) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-a(k-1)} + \frac{b}{a}, k=1, 2, \dots, n.$$

5) 求出累减还原式,

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k-1). \quad (7)$$

式(7)中:当  $k=1$  时,  $\hat{x}^{(0)}(1) = \hat{x}^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$ ; 当  $k=2, 3, \dots, n$  时,  $\hat{x}^{(0)}(k) = (1 - e^a) \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-a(k-1)}$ 。

### 1.1.3 滑动处理数据

对原始序列  $X^{(0)}$  进行加权滑动平均处理,得到新序列  $X'^{(0)}$ ,以此建立滑动灰色预测模型<sup>[22]</sup>,新序列构造如下:

$$X'^{(0)} = (x'^{(0)}(1), x'^{(0)}(2), \dots, x'^{(0)}(n)). \quad (8)$$

式(8)中:

$$x'^{(0)}(1) = \frac{1}{4}(3x^{(0)}(1) + x^{(0)}(2));$$

$$x'^{(0)}(n) = \frac{1}{4}(x^{(0)}(n-1) + 3x^{(0)}(n));$$

$$x'^{(0)}(i) = \frac{1}{4}(x^{(0)}(i-1) + 2x^{(0)}(i) + x^{(0)}(i+1)), i=2, 3, \dots, n-1.$$

### 1.1.4 精度检验

本研究采用平均相对误差检验和后验差检验作为模型精度的判定标准,模型预测精度等级对照见表1。平均相对误差  $\bar{\delta}$  的计算公式如下:

$$\bar{\delta} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{|x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)|}{x^{(0)}(k)} \times 100\%.$$

后验差比值  $C$  及小误差概率  $P$  的计算公式分别如下:

$$C = \frac{S_2}{S_1}. \quad (9)$$

式(9)中:  $S_1 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left[x^{(0)}(k) - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x^{(0)}(k)\right]^2}$ ;  $S_2 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n [\epsilon^{(0)}(k) - \bar{E}]^2}$ 。

表1 模型预测精度等级对照表

Table 1 Grade comparison table of model prediction accuracy

精度指标	优秀	合格	勉强	不合格
$\bar{\delta}$	$<0.01$	$<0.05$	$<0.10$	$<0.20$
$P$	$\geq 0.95$	$[0.80, 0.95]$	$(0.70, 0.80)$	$\leq 0.70$
$C$	$\leq 0.35$	$(0.35, 0.50]$	$(0.50, 0.65)$	$\geq 0.65$

$$P = P\{|\epsilon^{(0)}(k) - \bar{E}| < 0.6745S_1\}。 \quad (10)$$

式(10)中:  $\epsilon^{(0)}(k) = |x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)|$ ;  $\bar{E} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \epsilon^{(0)}(k)$ 。

## 1.2 滑动灰色马尔可夫模型的构建

### 1.2.1 状态划分

令  $\hat{y}(k) = \hat{x}^{(0)}(k+1) = (1-e^a)\left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ak}$ , 以曲线  $\hat{y}(k)$  为基准, 将  $X^{(0)}$  划分成与曲线  $\hat{y}(k)$  平行的  $R$  个区域  $Q_1, Q_2, \dots, Q_R$ ,  $R$  根据原始数据而定, 则任一状态区间的表达式为  $Q_i = [Q_{i1}, Q_{i2}]$ ,  $i = 1, 2, \dots, R$ , 其中:  $Q_{i1} = \hat{y}(k) + A$ ;  $Q_{i2} = \hat{y}(k) + B$  ( $A, B$  为常数)。

### 1.2.2 构造状态转移概率矩阵

设  $M_{ij}^{(m)}$  为由状态  $Q_i$  经过  $m$  步转移至状态  $Q_j$  的样本数,  $M_i$  为处于状态  $Q_i$  的样本数 (末尾数据状态转向不明, 故不参与计算), 则由状态  $Q_i$  经过  $m$  步转移到状态  $Q_j$  的概率如下:

$$p_{ij}^{(m)} = \frac{M_{ij}^{(m)}}{M_i}, i, j = 1, 2, \dots, R。$$

则  $m$  步转移概率矩阵可以构造如下:

$$E^m = \begin{bmatrix} p_{11}^{(m)} & p_{12}^{(m)} & \cdots & p_{1R}^{(m)} \\ p_{21}^{(m)} & p_{22}^{(m)} & \cdots & p_{2R}^{(m)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_{R1}^{(m)} & p_{R2}^{(m)} & \cdots & p_{RR}^{(m)} \end{bmatrix}。$$

### 1.2.3 确定预测值

通过状态转移概率矩阵可以得出系统未来最可能处于哪种状态, 滑动灰色马尔可夫模型的修正值如下:

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \frac{Q_{d1} + Q_{d2}}{2}。 \quad (11)$$

## 1.3 新维滑动灰色马尔可夫预测模型的构建

随着预测区间的不断扩大, 系统中的旧数据在序列中发挥的有效作用越来越低, 进而使整个系统的预测精度降低。一般而言, 预测准确度较高的仅仅是原始序列后 1~2 个数据。因此, 需要对原始数据序列做等维新息处理, 即剔除系统中的第 1 个数据, 加入最新得到的预测数据, 形成一个与原始数据数目一致的等维新序列。接着对新序列进行滑动灰色马尔可夫预测, 再将预测结果补充到序列末端, 同时去除第 1 个数据, 如此循环往复, 不断地增加新信息、删除旧信息, 进行新陈代谢, 直至达到精度要求或者完成预测目标, 新维滑动灰色马尔可夫模型构建流程如图 1 所示。

## 2 实证分析

本研究根据《中国统计年鉴》<sup>[23]</sup> 中花生产量的统计数据, 利用上述模型进行模拟预测, 2010—2020 年中国花生产量数据见表 2。

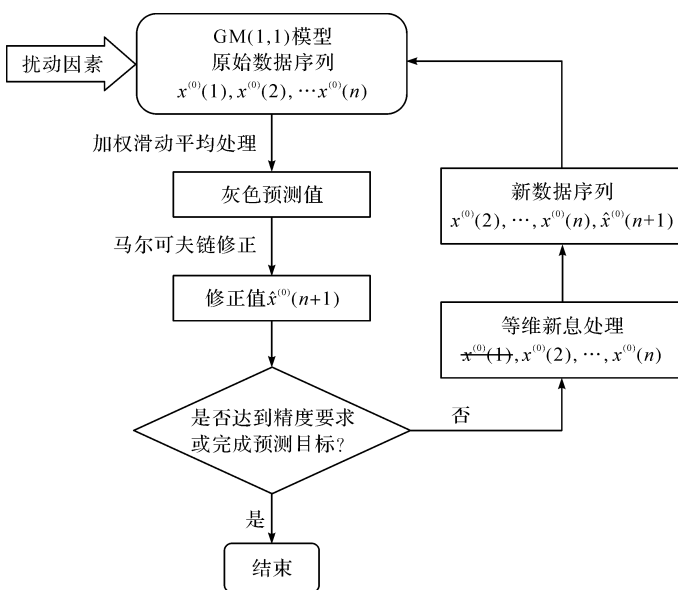


图 1 新维滑动灰色马尔可夫模型构建流程图

Fig. 1 Construction flow chart of new dimensional sliding Grey-Markov model

表2 2010—2020年中国花生产量数据

Table 2 Data of peanut yield from 2010 to 2020 in China

年份	花生产量/万 t	年份	花生产量/万 t
2010	1 513.6	2016	1 636.1
2011	1 530.2	2017	1 709.2
2012	1 579.2	2018	1 733.2
2013	1 610.9	2019	1 752.0
2014	1 590.1	2020	1 799.3
2015	1 596.1		

### 2.1 滑动灰色模型预测

根据滑动灰色模型的建模方法,结合表2中的花生产量数据,使用 MatLab R2017b 软件可以得到如下时间响应方程:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = (1 - e^a) \left( x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} = 1\,505.92e^{0.016\,75k}, k=1,2,\dots,n.$$

滑动灰色模型预测值见表3,该模型的小误差概率  $P$  为 1,大于 0.95;后验差比值  $C$  为 0.13,小于 0.35,对照表1可知模型的精度等级为优秀。平均相对误差为 0.011,小于 0.05,精度等级仅为合格,因此模型还有待改进,即采用马尔可夫链进行优化。

### 2.2 马尔可夫链修正灰色预测值

令  $\hat{y}(k) = \hat{x}^{(0)}(k+1) = 1\,505.92e^{0.016\,75k}$ ,以  $\hat{y}(k)$  为基准,结合  $\bar{y}$  作 4 条与之平行的曲线,将平面划分为 4 个区域,每个区域代表一种状态,状态划分如图2所示。图2中,各区域的边界如下:

$$\begin{cases} Q_1: Q_{11} = \hat{y}(k) - 0.03\bar{y}, Q_{12} = \hat{y}(k) - 0.015\bar{y}; \\ Q_2: Q_{21} = \hat{y}(k) - 0.015\bar{y}, Q_{22} = \hat{y}(k); \\ Q_3: Q_{31} = \hat{y}(k), Q_{32} = \hat{y}(k) + 0.015\bar{y}; \\ Q_4: Q_{41} = \hat{y}(k) + 0.015\bar{y}, Q_{42} = \hat{y}(k) + 0.03\bar{y}; \end{cases}$$

其中:  $\bar{y} = 1\,640.9$ 。

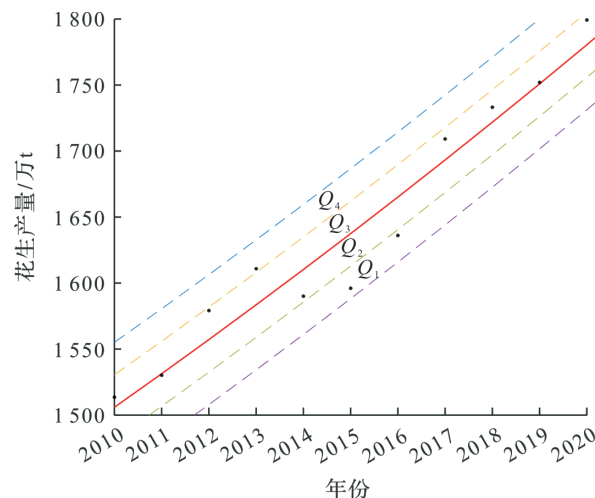


图2 状态划分图

Fig. 2 Diagram of status division

根据式(11),计算出 2011—2020 年花生产量的滑动灰色马尔可夫修正值,见表3。如 2011 年花生产量修正值的计算式如下:

$$X_{2011} = \hat{x}^{(0)}(2) = \hat{y}(1) - 0.007\,5\bar{y} = 1\,519.1.$$

同时,由图2可以得出 1 步和 2 步转移概率矩阵如下:

$$E = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{5} & \frac{3}{5} & \frac{1}{5} \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}; E^2 = \begin{bmatrix} \frac{1}{4} & \frac{1}{10} & \frac{11}{20} & \frac{1}{10} \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{10} & \frac{11}{20} & \frac{1}{10} \\ \frac{1}{10} & \frac{8}{25} & \frac{23}{50} & \frac{3}{25} \\ \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} & 0 \end{bmatrix}。$$

通过状态转移概率矩阵可得到 2021—2025 年花生产量预测值,见表 3。如 2020 年花生产量处于状态 3,根据 1 步转移概率矩阵判断下一年花生产量最可能处于状态 3,计算出 2021 年花生产量预测值

$$X_{2021} = \hat{x}^{(0)}(12) = \hat{y}(11) - 0.007\ 5\ \bar{y} = 1\ 822.9。$$

表 3 滑动灰色模型与滑动灰色马尔可夫模型预测值

Table 3 Predicted values of sliding grey model and sliding Grey-Markov model

年份	实际值/万 t	滑动灰色模型		滑动灰色马尔可夫模型	
		预测值/万 t	相对误差/%	预测值/万 t	相对误差/%
2010	1 513.6				
2011	1 530.2	1 531.4	0.08	1 519.1	0.73
2012	1 579.2	1 557.2	1.39	1 569.5	0.61
2013	1 610.9	1 583.5	1.70	1 620.4	0.59
2014	1 590.1	1 610.3	1.27	1 598.0	0.49
2015	1 596.1	1 637.5	2.59	1 600.5	0.28
2016	1 636.1	1 665.1	1.77	1 628.2	0.48
2017	1 709.2	1 693.3	0.93	1 705.6	0.21
2018	1 733.2	1 721.8	0.65	1 734.2	0.06
2019	1 752.0	1 750.9	0.06	1 763.2	0.64
2020	1 799.3	1 780.5	1.04	1 792.8	0.36
2021		1 810.6		1 822.9	
2022		1 841.2		1 853.5	
2023		1 872.3		1 884.6	
2024		1 903.9		1 916.2	
2025		1 936.0		1 948.3	

滑动灰色模型与马尔可夫修正模型预测结果对比如图 3 所示。由于没有考虑历年数据对未来预测数据的影响,滑动灰色模型对不规则变化和波动性较大的数据预测存在明显缺陷,模型精度虽然达到 98.85%,但模型的拟合情况并不理想,其中 2013—2016 年的花生产量预测误差明显增大。而滑动灰色马尔可夫模型综合考虑了序列的波动性及系统当前状态对未来状态的影响,在很大程度上弥补了滑动灰色模型的不足,数据拟合值接近真实值,模型的预测精度为 99.55%,但 2011—2013 年及 2019 年的预测误差仍然高于 0.50%,故模型还存在改进空间。

### 2.3 新维滑动灰色马尔可夫模型预测

随着时间的变化,系统中会出现各种新的随机扰动因素,这就需要及时补充新信息来减小扰动因素的影响,因此需要对建模的原始数据进行不断更新修正。剔除灰色模型原始序列中的第 1 个数据(即 2010 年数据),同时将由滑动灰色马尔可夫模型预测得到的 2021 年花生产量数据加到原始序列末位,得到一个新的数据序列,然后以此构建滑动灰色模型,其

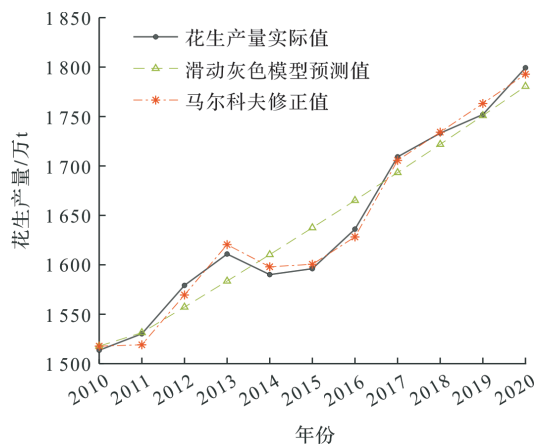


图 3 滑动灰色模型与马尔可夫修正模型预测结果对比

Fig. 3 Comparison of prediction results of sliding grey model and Markov modified model

时间响应方程为

$$\hat{x}^{(0)}(k+1)=1\,526.50e^{0.017\,37k},k=1,2,\cdots,n。$$

再根据该方程对原始序列进行状态划分,并利用马尔可夫链对预测结果进行修正。重复以上操作步骤,继续对数据序列做等维新息处理,分别得到 2022—2025 年花生产量预测值,在对数据进行 4 次新维处理之后,模型的误差降低至 0.23%。新维滑动灰色马尔可夫模型的预测结果见表 4。

表 4  新维滑动灰色马尔可夫模型的预测结果

Table 4  Predicted values of new dimensional sliding Grey-Markov model

年份	实际值/ 万 t	新维 1/ 万 t	相对误差/ %	新维 2/ 万 t	相对误差/ %	新维 3/ 万 t	相对误差/ %	新维 4/ 万 t	相对误差/ %	预测结果/万 t
2010	1 513.6									
2011	1 530.2									
2012	1 579.2	1 590.8	0.73							
2013	1 610.9	1 618.0	0.44	1 609.5	0.09					
2014	1 590.1	1 595.6	0.35	1 587.9	0.14	1 598.5	0.53			
2015	1 596.1	1 598.8	0.17	1 592.3	0.24	1 595.7	0.02	1 599.7	0.23	
2016	1 636.1	1 627.4	0.53	1 648.3	0.74	1 628.1	0.49	1 632.0	0.25	
2017	1 709.2	1 706.7	0.15	1 704.8	0.26	1 713.0	0.22	1 707.1	0.12	
2018	1 733.2	1 736.4	0.18	1 736.4	0.18	1 729.5	0.22	1 726.6	0.38	
2019	1 752.0	1 741.5	0.60	1 743.1	0.51	1 746.6	0.31	1 746.7	0.30	
2020	1 799.3	1 797.3	0.11	1 801.4	0.11	1 798.9	0.02	1 795.7	0.20	
2021		1 828.6	0.31	1 834.8	0.65	1 817.4	0.30	1 817.3	0.31	1 822.9
2022		1 860.4		1 868.8	0.45	1 853.9	0.35	1 853.6	0.37	1 860.4
2023				1 903.5		1 908.4	0.26	1 904.7	0.06	1 903.5
2024						1 929.1		1 928.4	0.04	1 929.1
2025								1 981.0		1 981.0

2.4  精度对比

通过表 4 的最终预测结果可以得出,采用新维滑动灰色马尔可夫模型预测出 2021—2025 年中国花生产量分别为 1 822.9、1 860.4、1 903.5、1 929.1、1 981.0 万 t。这表明中国花生产量在未来 5 年会呈缓慢上升的趋势,增长率约为 2%。

3 种模型预测精度对比见表 5。从表 5 中可以看出,滑动灰色模型的平均相对误差为 1.15%,经过马尔可夫链修正后,模型的平均相对误差降至 0.45%,最大相对误差也由 2.59%降至 0.73%;对原始数据进行新陈代谢处理后,模型的平均相对误差仅为 0.23%,并且所有年份的预测误差均低于 0.50%,能较好地反映中国花生产量中长期预测的变化趋势。

表 5  3 种模型预测精度对比

Table 5  Comparison of prediction accuracy of three models

模型	平均相对误差	最大相对误差	平均相对精度
滑动灰色模型	1.15	2.59	98.85
滑动灰色马尔可夫模型	0.45	0.73	99.55
新维滑动灰色马尔可夫模型	0.23	0.38	99.77

3  结  语

本研究以中国花生产量预测为例,建立新维滑动灰色马尔可夫模型。在传统灰色模型的基础上,对数据进行加权滑动平均处理,并利用马尔可夫链修正灰色预测值,同时采用新陈代谢的思想,对原始数据进行等维新息处理,以提高中长期预测精度。实证结果表明,该模型的预测精度高达 99.77%,且最大相对误差仅为 0.38%,能很好地拟合中国花生产量的变化趋势,同时预测出未来 5 年花生产量的增长率约为 2%,可为花生生产规划的制定提供参考依据,该模型亦可为其他农作物产量预测提供指导思想。但

是马尔可夫模型的状态划分方式灵活多变,如何根据实际问题确定一种最合理的划分方式仍然是今后研究的方向。

#### 参考文献:

- [1] 蒋菁,贺梁琼,韩柱强,等. 广西花生产业现状分析及其发展建议[J]. 南方农业学报,2021,52(6):1460.
- [2] 张立伟,王辽卫. 我国花生产业发展状况、存在问题及政策建议[J]. 中国油脂,2020,45(11):116.
- [3] 杨鸣,袁丹丹,朱涛. 气象因子对新昌小京生花生生产量影响分析[J]. 农业灾害研究,2020,10(9):49.
- [4] 阴明哲,李一帆,芦铃元,等. 基于 ARIMA 的河北省花生生产量预测分析[J]. 中国集体经济,2021(3):15.
- [5] 杨小兵,杨峻,杨晨,等. 安徽省花生生产量与气象因素的关联度分析及预测模型研究[J]. 中国农学通报,2020,36(34):100.
- [6] ALEXIS P, MELISSA W L C, YANG C. Evaluation of random forests (RF) for regional and local-scale wheat yield prediction in southeast Australia[J]. Sensors,2022,22(3):717.
- [7] 张帆,王耐寒,兰鹏,等. 苹果产量集成预测模型研究[J]. 江苏农业科学,2022,50(4):181.
- [8] 许鑫,马兆务,熊淑萍,等. 基于气候年型的河南省冬小麦产量预测[J]. 中国农业科技导报,2022,24(2):136.
- [9] 王来刚,郑国清,郭燕,等. 融合多源时空数据的冬小麦产量预测模型研究[J]. 农业机械学报,2022,53(1):198.
- [10] SHAIKH Y Y J, VINAY P, LAHAL B, et al. The feasibility of using a low-cost near-infrared, sensitive, consumer-grade digital camera mounted on a commercial UAV to assess Bambara groundnut yield[J]. International Journal of Remote Sensing,2022,43(2):393.
- [11] 吉培荣,黄巍松,胡翔勇. 无偏灰色预测模型[J]. 系统工程与电子技术,2000(6):6.
- [12] 李义华,王冲,文哲,等. 基于滑动无偏灰色模型的湖南省农产品冷链物流需求预测[J]. 中南林业科技大学学报,2021,41(8):161.
- [13] 尹邦华,廖基定,黄朝强. 改进灰色马尔可夫模型在湖南省粮食产量预测中的研究[J]. 南华大学学报(自然科学版),2019,33(1):52.
- [14] 黄全华,付云辉,陆云,等. 应用改进无偏灰色模型预测油气田产量[J]. 岩性油气藏,2016,28(5):117.
- [15] 马创,袁野,尤海生. 基于灰色:马尔可夫模型的农产品产量预测方法[J]. 计算机科学,2020,47(增刊1):537.
- [16] 李晔,白雪. 基于新维无偏灰色马尔可夫模型的小麦产量预测[J]. 江苏农业科学,2021,49(15):182.
- [17] 步陈雨,陈荔. 基于灰色马尔可夫模型江苏城镇农产品冷链物流需求量的预测[J]. 科技和产业,2021,21(1):110.
- [18] 唐飞,王云刚,杜炳成,等. 基于优化马尔可夫模型的煤矿事故死亡人数预测[J]. 中国安全科学学报,2022,32(4):122.
- [19] 周庆元. 基于灰色马尔可夫模型的粮食产量预测方法[J]. 统计与决策,2012(17):64.
- [20] 刘思峰,杨英杰,吴利丰,等. 灰色系统理论及其应用[M]. 7 版. 北京:科学出版社,2014.
- [21] 王芳,叶耀军. 基于 GM(1,1) 季节指数模型的快递业务量预测[J]. 浙江科技学院学报,2021,33(6):505.
- [22] WANG Z C, WU X, WANG H F, et al. Prediction and analysis of domestic water consumption based on optimized grey and Markov model[J]. Water Science & Technology Water Supply,2021(3):3890.
- [23] 国家统计局. 中国统计年鉴 2021[EB/OL]. [2022-04-09]. <http://www.stats.gov.cn/sj/ndsj/2021/indexch.htm>.