



中国大豆 2021—2025 年消费量和生产量预测分析

马宏伟, 白 荻, 李 静, 赵月霞

(南京农业大学 信息管理学院, 江苏 南京 210095)

摘 要: 中国是世界上大豆消费量和进口量最大的国家, 为了较为准确地预测我国大豆未来的消费量和生产量, 维护我国大豆供给安全, 本研究提出 Grey-Markov 大豆消费量预测模型, 采用 GM(1, 1) 模型和 Grey-Markov 模型对 2017—2020 年我国大豆消费量进行拟合, 并利用其中预测精度较高的模型预测我国 2021—2025 年的大豆消费量和生产量。结果表明: Grey-Markov 模型预测精度较高, 利用该模型的进一步预测结果表明, 2017—2020 年我国大豆供给量与需求量之间的缺口分别为 10.37, 10.87, 11.40, 11.95 和 12.53 亿 t, 2021—2025 年我国大豆生产量和消费量年增长率将分别为 6.06% 和 5.01%。最后, 根据预测数据提出建议: 我国应力争实现大豆进口多元化、大力发展国内大豆产业, 以提高粮食安全。

关键词: 大豆; Grey-Markov 模型; 预测; 消费量; 生产量

Prediction and Analysis of China's Soybean Consumption and Production in 2021—2025

MA Hong-wei, BAI Di, LI Jing, ZHAO Yue-xia

(College of Information and Management, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China)

Abstract: China is the country with the largest soybean consumption and import in the world. In order to accurately predict the future consumption and production of soybean in China and maintain the safety of soybean supply in China, this study proposed the Grey-Markov prediction model for soybean consumption prediction, used GM(1, 1) model and Grey-Markov model to fit the China's soybean consumption from 2017 to 2020. Then, we used the model with higher precision to predict China's soybean consumption and production from 2021 to 2025. The results showed that the Grey-Markov model had higher prediction accuracy. The forecast results with Grey-Markov model showed the gap between China's soybean supply and demand of 2021—2025 will be 1 037, 1 087, 1 140, 1 195 and 1 253 million tons respectively, and the annual growth rates of China's soybean production and consumption will be 6.06% and 5.01% respectively. Finally, according to the forecast data, it was suggested that China should make great efforts to diversify soybean imports and develop domestic soybean industry to improve food security.

Keywords: soybean; Grey-Markov model; forecast; consumption; production

粮食安全是国家长远发展的重要保障, 中国是人口大国, 也是粮食消费大国, 而由于受到耕地、劳动力、气候等资源条件的影响, 有些粮食资源每年都需要大量的进口。大豆作为中国人的重要植物蛋白来源, 近 10 年来, 其平均年产量为 1 500 万 t 左右, 仅约占中国人大豆消费总量的 10%, 其余 90% 的大豆消费量都需要借助进口。中国大豆主要的进口国有加拿大、巴西、阿根廷、美国和俄罗斯等国家, 其中美国的进口量曾经约占 80%。中美贸易摩擦下, 大豆自然成为了一个重要的博弈商品。在此条件下, 为了保障我国大豆供给安全, 对我国未来大豆的消费量和生产量做出较为准确的预测十分必要。

近年来, 对大豆消费量和生产量的预测研究已经取得了很大的进展, 发展了许多预测模型。何朋飞等^[1]提出一种基于适应粒子群算法 (APSO) 优化而来的支持向量回归 SVR 模型, 来预测我国大豆价

格, 该模型通过将现实空间内的数据映射到高维空间内, 在高维空间内建立线性回归函数, 从而判别原有空间内数据之间的关系, 在大豆价格预测中精度较高, 且能准确反映大豆价格的未来趋势。石波等^[2]对遗传算法优化 RBF 神经网络预测模型的研究结果表明, 该模型能够很好捕捉大豆价格变化规律, 预测精度较高。徐鑫洲等^[3]利用系统动力学理论绘制因果关系图, 研究大豆供给、需求、价格因素之间的因果反馈关系, 并构造出一个系统动力学模型, 对 2017—2020 年我国大豆价格年度数据进行预测, 该模型具备有效的预测能力, 预测精度较高。朱婧等^[4]利用 GM(1, 1) 模型对我国大豆价格进行预测。范震等^[5]采用一种改进的 GM(1, N) 模型对大豆价格进行了预测。蔡承智等^[6-7]运用自回归单整移动平均 ARIMA 模型预测了世界大豆单产和我国大豆单产数据。彭世广等^[8]采用 ARIMA 模型、

GM(1,1)模型以及 ARIMA-GM 组合模型对 2016—2019 年大豆进口量及进口额数据进行拟合,研究表明 ARIMA-GM 组合模型预测精度最高。齐波等^[9]针对不同生育时期冠层光谱与生长性状及产量进行偏最小二乘回归分析,该研究结果为大豆规模化育种中大量试验材料的田间长势监测和产量估测提供了快速无损预测的技术支持。郑岩岩等^[10]选取中国利用外商直接投资的数据,通过建立 Grey-Markov 和时间序列模型,对中国利用 FDI 的趋势进行预测,对预测结果精度的比较表明,Grey-Markov 的预测精度较高。李炳军^[11]和田梓辰等^[12]都基于 Grey 预测模型进行了相关的研究。

以上模型大部分都采用数理统计和回归分析建立预测模型。在诸多预测模型中,灰色预测模型可以获得良好的预测结果,其基于微分方程挖掘数据的规律,不考虑数据变化趋势,主要针对贫瘠数据的少量信息进行预测,存在数据波动较大、数据预测准确性欠缺的问题。所以灰色预测模型一般适用于对指数增长数据进行短期预测。而马尔可夫模型侧重于研究随机波动性较大的动态过程,根据状态转移概率来预测系统规律,因此它可对随机波动序列进行长期预测。因此,本研究试图将灰色理论与马尔可夫模型相互结合,提出 Grey-Markov 大豆消费量预测模型,将其预测精度与 GM(1,1)模型进行对比,并应用于我国大豆消费量和生产量预测。本研究旨在为较为精确地预测我国未来几年大豆消费量、生产量及缺口量提供参考,并对国家的大豆相关政策和措施提出相应建议,以促进我国大豆的安全性发展。

1 方法

1.1 GM(1, 1)模型

灰色系统理论的核心是灰色动力学模型,它以其生成函数和灰色微分方程而著称。灰块和微分相似的概念是建立灰色预测模型的核心。该模型一般称为 GM(M,N)模型,其中 M 是微分方程的秩,N 是变量的个数。

GM(1,N)灰色预测模型的推导过程为:第一步,假设一个包含 n 个要素的原始序列是 $X_i^{(0)} = \{x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(k), \dots, x_i^{(0)}(n)\}, i = 1, 2, \dots, N$; 第二步,在原序列的基础上,通过一次累加(1-AGO)生成一个新的序列,即 $X_i^{(1)} = \{x_i^{(1)}(1), x_i^{(1)}(2), \dots, x_i^{(1)}(k), \dots, x_i^{(1)}(n)\}, i = 1, 2, \dots, N$ 。其中, $x_i^{(1)}(k) = \sum_{j=1}^k x_i^{(0)}(j)$, 显然,经过一次累加后的新序列是单调递增的。与原始序列相比,增强了数据的规律性,减少了数据的随机性;第三步,由于新序列具有指数增长的特性,相应地可以建立灰色

微分方程 $\frac{dx_1^{(1)}}{dt} + ax_1^{(1)} = b_2x_2^{(1)} + b_3x_3^{(1)} + \dots + b_Nx_N^{(1)}$, 该方程称为 GM(1,N) 模型, 其中 a, b_2, b_3, \dots, b_N 是模型参数, 模型参数可由最小二乘回归确定, $\hat{a} = [a, b_2, b_3, \dots, b_N]^T = (B^TB)^{-1}B^TY$, 其中, $Y = [x_1^{(0)}(2), x_1^{(0)}(3), \dots, x_1^{(0)}(k), \dots, x_1^{(0)}(n)]^T$, $B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[x_1^{(1)}(1) + x_1^{(1)}(2)], & x_2^{(1)}(2), & x_3^{(1)}(2), & \dots, & x_N^{(1)}(2) \\ -\frac{1}{2}[x_1^{(1)}(2) + x_1^{(1)}(3)], & x_2^{(1)}(3), & x_3^{(1)}(3), & \dots, & x_N^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[x_1^{(1)}(n-1) + x_1^{(1)}(n)], & x_2^{(1)}(n), & x_3^{(1)}(n), & \dots, & x_N^{(1)}(n) \end{bmatrix}$

根据微分方程理论,灰色微分方程的解为 $\hat{x}_1^{(1)}(k+1) = [x_1^{(1)}(0) - \frac{1}{a} \sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k+1)e^{-ak} + \frac{1}{a} \sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k+1)]$; 最后, 利用一次逆累加(1-AGO)运算,原始序列的预测值可获得 $\hat{x}_1^{(0)}(k+1) = \hat{x}_1^{(1)}(k+1) - \hat{x}_1^{(1)}(k)$, 如果 $N = 1$, 那么 GM(1,N)模型将变成 GM(1,1)模型。

1.2 Markov 模型

为了使用 Markov 方法进行预测,首先需要将序列分为若干状态。以 $\hat{Y}(k) = \hat{x}^{(0)}(k+1)$ 为基准,将序列划分为若干状态,状态区间可表示为: $\otimes_i = [\otimes_{i1}, \otimes_{i2}]$, 其中 $i = 1, 2, \dots, S$, 而 S 是状态数量。 $\otimes_{i1} = \hat{Y}(k) + A_i$, $\otimes_{i2} = \hat{Y}(k) + B_i$, 其中, $\hat{Y}(k)$ 是时间函数,所以 \otimes_{i1} 和 \otimes_{i2} 也是动态的,会随着时间而变化。 \otimes_{i1} 和 \otimes_{i2} 是状态区间,状态区间的数量及每个区间的上下限需要根据具体预测对象的情况而定。

1.3 构建状态转移概率矩阵

状态转移概率可以反映系统中每个状态转移的统计规律,是马尔可夫模型预测的基础,可以预测数据的未来方向。对于马尔可夫链序列,状态转移概率为: $P_{ij}(m) = \frac{M_{ij}(m)}{M_i}$ ($i, j = 1, 2, \dots, S$), 式中, $P_{ij}(m)$ 是由状态 \otimes_i 经过 m 步转到状态 \otimes_j 的概率值, $M_{ij}(m)$ 代表经过 m 步的转移之后原始数据的样本数, M_i 表示在状态 \otimes_i 时的原始数据值。因此状态转移概率矩阵为: $R(m) = \begin{bmatrix} p_{11}(m) & p_{12}(m) & \dots & p_{1j}(m) \\ p_{21}(m) & p_{22}(m) & \dots & p_{2j}(m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{s1}(m) & p_{s2}(m) & \dots & p_{sj}(m) \end{bmatrix}$ ($i, j = 1, 2, \dots, S$)

1.4 计算预测数据

在确定了系统的未来状态转移即确定灰元素 \otimes_{i1} 和 \otimes_{i2} 之后,预测值的变化区间将在 \otimes_{i1} 和 \otimes_{i2} 之间。最可能的预测值被认为是确定状态区间的中间值,即区间平均值,表示为: $\hat{Y}(k+1)=\frac{1}{2}(\otimes_{i1}+\otimes_{i2})=\hat{Y}(k)+\frac{1}{2}(A_i+B_i)$ 。

2 预测精度评估

预测精度是通过误差后检验方法进行评估的。本研究一共采用了4个重要指标,分别是平均相对误差 δ 、后误差率 C 、小误差概率 P 和预测精度 ρ 。具体表示为:先给出原始时间序列以及它的预测值序列 $X^{(0)}=\{x^{(0)}(1),x^{(0)}(2),\cdots,x^{(0)}(k),\cdots,x^{(0)}(n)\},i=1,2,\cdots,N,\hat{x}^{(0)}=\{\hat{x}^{(0)}(1),\hat{x}^{(0)}(2),\cdots,\hat{x}^{(0)}(k),\cdots,\hat{x}^{(0)}(n)\},i=1,2,\cdots,N$;预测误差为: $\varepsilon(k)=x^{(0)}(k)-\hat{x}^{(0)}(k),k=1,2,\cdots,n$;预测值和预测误差的平均值和协方差 $\bar{x},S_1,\bar{\varepsilon},S_2$ 以及平

均相对误差 δ 分别为: $\bar{x}=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^nx^{(0)}(k),S_1=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=1}^n[x^{(0)}(k)-\bar{x}]^2},k=1,2,\cdots,n,\bar{\varepsilon}=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^n\varepsilon^{(0)}(k),S_2=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=1}^n[\varepsilon^{(0)}(k)-\bar{\varepsilon}]^2},k=1,2,\cdots,n,\delta=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^n\frac{1}{x^{(0)}(k)}|x^{(0)}(k)-\hat{x}^{(0)}(k)|,\rho=1-\delta,k=1,2,\cdots,n$,推导得到 $C=S_2/S_1,P=p\{| \varepsilon(k)-\bar{\varepsilon}|<0.6745S_1\}$ 。

预测精度等级的判断标准如表1所示。一方面,误差率 C 越小,模型的精度等级越高。另一方面,小误差概率 P 越高,模型的精度等级越高。因为后误差率 C 表示预测误差的变化率, C 越小说明预测值的协方差 S_1 越大或者预测误差的协方差 S_2 越小; P 表示预测误差相对偏差的概率,表示残差值小于平均残差($<0.6745S_1$)的数据点所占比例。

表1 预测精度等级判断标准
Table 1 The four grades of prediction accuracy

等级 Grade	效果 Effect	平均相对误差 δ	小误差概率 P	后误差率 C	精度 $\rho/\%$
一级 First grade	很好	<0.01	>0.95	<0.35	>95
二级 Second grade	好	<0.05	>0.80	<0.50	>90
三级 Third grade	合格	<0.10	>0.70	<0.65	>85
四级 Fourth grade	不合格	<0.20	>0.60	<0.80	>80

3 中国大豆消费量和生产量预测分析

影响我国大豆消费量和生产量的因素很多,其中一些因素是明确的,有些因素则不明确,所以我国大豆消费量和生产量的时间序列具有随机波动

性。从中国大豆消费量(表2)可以看出,2003—2020年我国大豆消费量数据呈上升趋势,但波动是随机的。所以本研究运用 Grey-Markov 预测模型对此进行预测分析。

表2 2003—2020年中国大豆消费量
Table 2 The consumption of soybean in China from 2003 to 2020 单位:10³ t

年份 Year	消费量 Consumption	年份 Year	消费量 Consumption	年份 Year	消费量 Consumption
2003	34170	2009	60622	2015	88960
2004	41422	2010	67725	2016	97960
2005	44905	2011	73933	2017	106230
2006	43608	2012	73633	2018	111960
2007	49870	2013	74990	2019	107900
2008	53545	2014	86827	2020	108640

3.1 建立 GM(1,1) 预测模型

根据我国 2003—2016 年大豆消费量的历史数据,采用灰色预测 GM(1,1) 模型,建立预测方程模型: $\hat{Y}(k)=\hat{X}^{(0)}(k+1)=555\,455.860\,054e^{0.071\,879k}-521\,285.860\,054$,其中, k 是年份的序列号, $k=0$ 表示 2003 年。

3.2 Markov 预测模型的状态划分

根据大豆消费量数据,结合预测精度的需要,

在预测值曲线基础之上建立 6 种状态,即 6 个相邻的层段,这 6 种状态的层段做如下划分:

$\otimes_1:\otimes_{11}=\hat{Y}(k)-0.15\bar{Y},\otimes_{12}=\hat{Y}(k)-0.10\bar{Y};$
 $\otimes_2:\otimes_{21}=\hat{Y}(k)-0.10\bar{Y},\otimes_{22}=\hat{Y}(k)-0.05\bar{Y};$
 $\otimes_3:\otimes_{31}=\hat{Y}(k)-0.05\bar{Y},\otimes_{32}=\hat{Y}(k);$
 $\otimes_4:\otimes_{41}=\hat{Y}(k),\otimes_{42}=\hat{Y}(k)+0.05\bar{Y};$

$\otimes_5: \otimes_{51} = \hat{Y}(k) + 0.05\bar{Y}, \otimes_{52} = \hat{Y}(k) + 0.10\bar{Y};$
 $\otimes_6: \otimes_{61} = \hat{Y}(k) + 0.10\bar{Y}, \otimes_{62} = \hat{Y}(k) + 0.15\bar{Y}.$
式中, Y 为 2003—2020 年中国大豆消费量的平均值。历史数据、回归曲线和状态区间如图 1 所示。

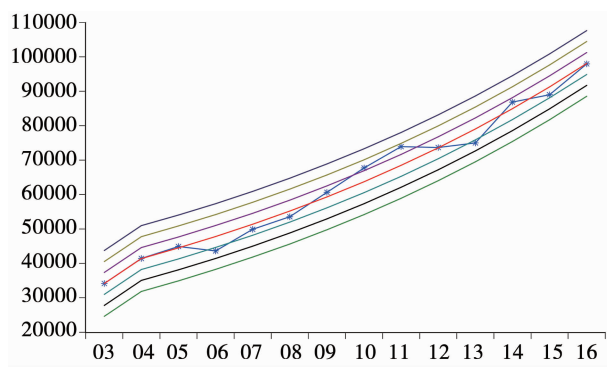


图 1 2003—2016 年中国大豆消费量预测曲线
Fig.1 The forecast curve of soybean consumption in China from 2003 to 2016

3.3 计算状态转移矩阵

通过对状态区间和历史数据序列(图 1)的观测,可以确定每个区间的历史数据个数。它们具体如下: $M_1 = 0, M_2 = 2, M_3 = 3, M_4 = 5, M_5 = 2, M_6 = 0$ 。然后计算状态区间的一步转移概率,并将它们表示在转移矩阵 $R(1)$ 中:

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

2016 年我国大豆消费量处于状态 \otimes_4 区间,故观察状态转移矩阵第四排。其中 P_{44} 概率最大,故可以应用方程(14) 计算得出 2017 年的消费量:
 $\hat{Y}(2017) = \frac{1}{2}(\otimes_{41} + \otimes_{42}) = \hat{Y}(2016) + 0.025\bar{Y} = 105\,383.30。$

3.4 Grey-Markov 与 GM(1,1) 模型预测精度比较

综上所述,利用 Grey-Markov 和 GM(1,1) 预测模型可以计算 2017—2020 年大豆消费量预测值,由表 2 可以得到我国大豆实际消费量。两种模型预测结果和精度分别如表 3 和表 4 所示,可见 Grey-Markov 模型的预测值比 GM(1,1) 模型更为精确、可靠。由此证明,该模型能充分利用历史数据的信息,大幅提高随机波动序列的预测精度。

表 3 两种预测模型预测结果						
Table 3 The prediction results of the two prediction models						
年份 Year	真实值 True value	GM(1,1)		Grey-Markov		
		预测值 Predicted value	精度 Precision/%	预测值 Predicted value	精度 Precision/%	
2017	106230	105383.30	-0.797	106976.46	0.703	
2018	111960	113237.04	1.140	111699.43	-0.233	
2019	107900	121676.09	12.727	109632.36	1.606	
2020	108640	130744.06	20.346	111253.09	2.405	

表 4 两种预测模型预测精度比较					
Table 4 The comparison of prediction accuracy of the two prediction models					
模型 Model	δ	P	C	$\rho/\%$	等级 Grade
GM(1,1)	8.753	0.75	0.261	91.247	三级
Grey - Markov	1.237	1	0.045	98.763	一级

3.5 中国大豆未来消费量和生产量预测

利用 Grey-Markov 预测模型对 2021—2025 年中国大豆消费量和生产量的预测结果如表 5 所示,表明未来 5 年我国大豆消费量和生产量将继续保持快速增长,预计我国大豆生产量年增长率将达到 6.06%,大豆消费量年增长率将达到 5.01%。虽然大豆生产量年增长率略高于消费量年增长率,但是未来 5 年我国大豆年消费量仍是生产量的 6.75 倍。

表 5 2021—2025 年中国大豆消费量和生产量预测		
Table 5 The forecast of soybean consumption and production in China from 2021 to 2025		
单位:10 ³ t		
年份 Year	消费量 Consumption	生产量 Production
2021	121353	17621
2022	127437	18689
2023	133825	19821
2024	140532	21021
2025	147574	22293

4 结论与建议

本研究将灰色预测和马尔可夫预测理论相结合,形成 Grey-Markov 预测模型,对我国大豆消费量和生产量进行了预测,验证结果表明其预测精度更高,能很好地解决灰色预测模型数据波动较大、预测结果准确性欠缺的问题。预测结果表明,2021—2025 年我国大豆消费量和生产量将继续保持快速增长。虽然大豆产量年增长率略高于消费量年增长率,但是未来 5 年我国大豆消费量与生产量之间仍存在较大缺口,分别为:10.3,10.87,11.40,11.95 和 12.53 亿 t,二者数量差距呈现逐年扩大的趋势。

基于此项预测结果,从保障我国粮食安全的角度提出以下两条建议:(1)推动我国大豆进口多元化发展,降低进口风险。当今,粮食安全问题已经成为我国面临的头等大事之一。中国是全球最大的大豆进口国,产业类型属于中等生产—高消费—高进口型。大豆进口量过大仍然是我国大豆产业急需解决的主要问题。为应对当前中美贸易摩擦,加大从巴西、阿根廷等国的大豆进口量具备一定的可行性。然而,若长期大规模进口大豆,将使我国大豆产业安全性下降。从长远角度来看,我国应积极开辟新的大豆进口国;(2)依靠科技进步降低我国大豆单位生产成本,提高大豆自给率。美国所生产的大豆主要是转基因大豆,而我国所生产的大豆则是优质非转基因大豆,这是我国大豆生产的优势所在。但是我国大豆整体产量不高,2019 年初我国启动了大豆产业振兴计划。建议国家首先进一步大幅提高大豆相关科研项目支持力度,壮大与之相关的科研队伍,增加相关机械设备投入;其次,改善大豆科研基地的基础设施,如建设大豆储运设施、病虫害及自然灾害预警设施等,建立大豆规模化生产基地,购置先进的机械化农机设备;再次,促进大豆产量提高,降低单位生产成本;此外,加大大豆补贴额度,调动豆农种植积极性,以提升国内大豆的生产供给量,进而降低大豆的进口依存度。

参考文献

[1] 何朋飞,李静,张冬青. APSO_SVR 模型在我国大豆价格预测的应用研究[J]. 大豆科学, 2017, 36(4): 632-638. (HE P F, LI J, ZHANG D Q. Predicting Chinese soybean price based on APSO_SVR[J]. Soybean Science, 2017, 36(4): 632-638.)

[2] 石波,张冬青,马开平,等. 改进 RBF 神经网络在我国大豆价格预测中的应用研究[J]. 大豆科学, 2016, 35(2): 310-314. (SHI B, ZHANG D Q, MA K P, et al. Soybean price

prediction in China based on improved RBF neural network[J]. Soybean Science, 2016, 35(2): 310-314.)

[3] 徐鑫洲,马开平. 基于系统动力学的我国大豆价格预测分析[J]. 大豆科学, 2018, 37(5): 787-793. (XU X Z, MA K P. Prediction and analysis of soybean price in China based on system dynamics[J]. Soybean Science, 2018, 37(5): 787-793.)

[4] 朱婧,范亚东,徐勇. 基于改进 GM(1, 1)模型的中国大豆价格预测[J]. 大豆科学, 2016, 35(2): 315-319. (ZHU J, FAN Y D, XU Y. Soybean price prediction in China based on modified GM(1, 1) model[J]. Soybean Science, 2016, 35(2): 315-319.)

[5] 范震,马开平,姜顺婕,等. 基于改进 GM(1, N) 模型的我国大豆价格影响因素分析及预测研究[J]. 大豆科学, 2016, 35(5): 847-852. (FAN Z, MA K P, JIANG S J, et al. Influence factors analysis and price prediction of soybean in China based on improved GM (1, N) model[J]. Soybean Science, 2016, 35(5): 847-852.)

[6] 蔡承智,张建威,梁颖. 基于 ARIMA 模型的世界大豆单产预测分析[J]. 大豆科学, 2018, 37(5): 452-457. (CAI C Z, ZHANG J W, LIANG Y. Analysis of potential yield of global soybean forecasted by ARIMA model [J]. Soybean Science, 2018, 37(5): 452-457.)

[7] 蔡承智,莫洪兰,梁颖. 基于 ARIMA 模型的我国大豆单产预测分析[J]. 大豆科学, 2017, 36(5): 789-795. (CAI C Z, MO H L, LIANG Y. Prediction on Chinese soybean yield based on ARIMA model[J]. Soybean Science, 2017, 36(5): 789-795.)

[8] 彭世广,耿献辉. 基于 ARIMA 和 GM(1, 1)模型的中国大豆进口量及进口额预测[J]. 大豆科学, 2020, 39(4): 426-432. (PENG S G, GENG X H. Forecasting for import quantity and value of China's soybean based on ARIMA and GM(1, 1) models [J]. Soybean Science, 2020, 39(4): 426-432.)

[9] 齐波,张宁,赵团结,等. 长江中下游生态区大豆生长性状及产量的冠层高光谱偏最小二乘回归预测[J]. 大豆科学, 2015, 34(3): 414-419. (QI B, ZHANG N, ZHAO T J, et al. Using canopy hyperspectral reflectance to predict growth traits and seed yield of soybeans from middle and lower Yangtze valleys through partial least squares regression [J]. Soybean Science, 2015, 34(3): 414-419.)

[10] 郑岩岩,舒彤,陈收,等. 外商直接投资趋势研究-基于灰色马尔可夫预测模型与时间序列模型的对比[J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36(4): 897-909. (ZHENG Y Y, SHU T, CHEN S, et al. A study on the forecasting trend of foreign direct investment chain system-based on the comparison between grey Markov forecasting model and time series forecasting model [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2016, 36(4): 897-909.)

[11] 李炳军,杨卫明. 基于灰色区间预测和 GM(1, N)模型的我国粮食供需结构平衡分析[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(18): 325-329. (LI B J, YANG W M. Analysis of grain supply and demand structure balance in China based on grey interval forecast and GM (1, N) model[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2019, 47(18): 325-329.)

[12] 田梓辰,刘森. 基于改进灰色 GM(1, 1)模型的 GDP 预测实证[J]. 统计与决策, 2018, 34(11): 83-85. (TIAN Z C, LIU M. Empirical study of GDP forecast based on improved grey GM (1, 1) model [J]. Statistics and Decision, 2018, 34(11): 83-85.)