

doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2020.0005.013

# 基于 IOWA 算子的我国粮食产量组合预测研究\*

游文倩, 庄科俊

(安徽财经大学 统计与应用数学学院, 安徽 蚌埠 233030)

**摘要:**以 1978—2018 年我国粮食产量数据为样本,提出基于 IOWA 算子的组合预测模型,对我国未来 5 年的粮食产量进行预测。首先建立时间序列 ARIMA 模型、Holt-winters 加法模型和多元线性回归模型,运用 3 个单项预测模型对 1978—2018 年间我国的粮食产量进行拟合,然后基于 IOWA 算子建立以误差平方和最小为准则的组合预测模型,最后运用基于 IOWA 算子组合预测模型对我国未来 5 年的粮食产量进行预测。结论表明:基于 IOWA 算子的组合预测模型具有更高的预测效果,能够使得单项预测模型提供的有效信息得到全面利用,更精准地预测我国粮食产量;我国未来 5 年的粮食产量还会持续增加,并且每年的平均增长速度为 1.3%。

**关键词:**IOWA 算子;组合预测;粮食产量

**中图分类号:**F224.0

**文献标志码:**A

**文章编号:**1672-058X(2020)05-0080-08

## 0 引言

粮食是人类赖以生存的基础,充足的粮食产量是一个地区繁荣稳定的前提。虽然我国粮食总产量排名世界第一,但由于我国是一个人口大国,有 14 亿的人口,粮食需求量大,使得我国成为世界上最大的粮食进口国。粮食生产的周期长、波动大,难以调控,产量容易受到自然灾害和市场价格的影响。因此,粮食产量的预测对研究粮食安全具有重大意义。国内许多学者对我国粮食产量进行了预测,并提出了一系列改进的预测方法。梁仕莹等<sup>[1]</sup>基于三次抛物线模型和灰色预测模型建立组合预测模型对我国粮食产量进行了预测;李宝仁等<sup>[2]</sup>基于柯布-道格拉斯生产函数模型、指数平滑模型和 ARMA 模型,通过最优加权组合法构建了组合预测模型预测我国粮食产量;马云倩等<sup>[3]</sup>基于 LASSO 与 GM(1, N) 模型对我国粮食产量进行了预测,首先运用 LASSO 模型筛选出对粮食产量产生显

著影响的因素,再将这些因素作为输入因子构建粮食产量预测模型 GM(1, 6),运用 GM(1, 6) 对我国粮食产量进行了预测;周庆元<sup>[4]</sup>提出基于灰色马尔可夫模型的粮食产量预测方法,并将该方法应用于江苏省粮食产量预测。

选取 1978—2018 年我国的粮食产量作为样本数据,首先基于样本数据建立 ARIMA 模型、Holt-winters 加法模型和多元线性回归模型 3 个单项预测模型,其次基于 IOWA 算子建立以误差平方和最小为准则的组合预测模型,最后运用基于 IOWA 算子的组合预测模型对我国 2019—2023 年的粮食产量进行预测。

## 1 模型简介

### 1.1 ARIMA 模型

在 ARIMA( $p, d, q$ ) 模型中, $p$  为自回归项数, $q$  为滑动平均项数, $d$  为使时间序列成为平稳序列所做的差分次数。建立 ARMA 模型要求时间序列是平稳序

收稿日期:2019-11-29;修回日期:2020-01-16.

\* 基金项目:教育部人文社会科学研究青年项目资助(17YJC630175);安徽省哲学社会科学规划项目资助(AHSKQ2017D01).

作者简介:游文倩(1995—),女,山东菏泽人,硕士生,从事数量经济学研究.

列,因此当时间序列不具有平稳性时,必须先进行差分处理使其平稳化,再对其建立 ARMA 模型。

对非平稳序列  $\{x_t\}$  建立的时间序列 ARIMA( $p, d, q$ ) 模型具体结构如下:

$$\begin{cases} \varphi(B)\nabla^d x_t = \theta(B)\varepsilon_t \\ E(\varepsilon_t) = 0, \text{Var}(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2, E(\varepsilon_s \varepsilon_t) = 0, s \neq t \\ E(x_s \varepsilon_t) = 0, \text{任意 } s < t \end{cases}$$

其中,  $B$  为延迟算子:  $B^k x_t = x_{t-k}$ ;  $\varphi(B)$  为自回归系数多项式:  $\varphi(B) = 1 + \varphi_1 B + \varphi_2 B^2 + \dots + \varphi_p B^p$ ;  $\theta(B)$  为移动平均多项式:  $\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q$ ;  $\varepsilon_t$  为残差序列,是白噪声序列。

### 1.2 Holt-Winters 模型

Holt-Winters 模型又称为三次指数平滑模型,包括无季节性模型、季节性加法模型和季节性乘法模型。通过观察我国粮食产量的时序图(图 1)可知,粮食产量数据存在季节性趋势,同时以误差平方和为评价标准,经过多次试验最终选择了误差平方和最小的 Holt-Winters 季节性加法模型。

对时间序列  $\{x_t\}$  建立的 Holt-Winters 季节性加法模型,其  $k$  期的预测公式为

$$\begin{cases} \hat{x}_{t+k} = a_t + b_t k + s_{t+k-p}, k = 1, 2, \dots, p \\ a_t = \alpha(x_t - s_{t-p}) + (1-\alpha)(a_{t-1} + b_{t-1}) \\ b_t = \beta(a_t - a_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1} \\ s_t = \gamma(x_t - a_t) + (1-\gamma)s_{t-p} \end{cases}$$

式中,  $a_t, b_t$  和  $s_t$  分别代表截距项、趋势项和季节项;  $\alpha, \beta$  和  $\gamma$  分别为水平平滑参数、趋势平滑参数和季节平滑参数,其取值范围均在 0 ~ 1 之间。

### 1.3 多元线性回归模型

设变量  $Y$  与变量  $X_1, X_2, \dots, X_n$  间存在线性关系,可以建立多元线性模型。多元线性相关模型公式如下:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon$$

其中:  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ ,  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$  为待估参数。

### 1.4 基于 IOWA 算子的组合预测模型

组合预测是由 Bates 和 Granger<sup>[5]</sup> 于 1969 年首次提出的预测方法,分别赋予两个或两个以上的单项预测模型合适的权重,对单项预测模型的结果进行组合,充分利用每个预测模型提供的有效信息,进而使得组合预测模型预测精度高于单项预测模型。赋予单项预测模型恰当的权重是组合预测的核心内容,国内一些学者对其进行了深入研究<sup>[6-8]</sup>,

并取得了良好的预测效果。采用陈华友等<sup>[9]</sup>提出的基于 IOWA 算子的组合预测模型,以预测精度作为诱导变量,以最小误差平方和作为准则,求得最优组合权重进行组合预测。

#### 1.4.1 IOWA 算子

假设有  $n$  个二维数组  $(\langle \alpha_1, a_1 \rangle, \langle \alpha_2, a_2 \rangle, \dots, \langle \alpha_n, a_n \rangle)$ ,  $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$  为与 IOWA<sub>W</sub> 相关的加权向量,  $W$  满足  $\sum_{i=1}^n w_i = 1, w_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$ 。令

$$\text{IOWA}_W(\langle \alpha_1, a_1 \rangle, \langle \alpha_2, a_2 \rangle, \dots, \langle \alpha_n, a_n \rangle) = \sum_{i=1}^n w_i a_{\alpha\text{-index}(i)}$$

称 IOWA<sub>W</sub> 为  $n$  维诱导有序加权算术平均算子(Induced Ordered Weighted Averaging operator),简称 IOWA 算子。其中  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$  是诱导变量,  $\alpha\text{-index}(i)$  中是  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$  中按从大到小顺序排列的第  $i$  个大的数所对应的下标。

#### 1.4.2 组合预测模型

假设有  $n$  种预测方法,记  $x_t, x_{it}, e_{it}$  和  $\alpha_{it}$  分别代表第  $t$  期实际观察值、第  $i$  种预测方法第  $t$  期预测值、第  $i$  种预测方法第  $t$  期预测绝对误差和第  $i$  种预测方法第  $t$  期预测精度,其中  $e_{it} = x_t - x_{it}; i = 1, 2, \dots, n; t = 1, 2, \dots, N$ , 则

$$\alpha_{it} = \begin{cases} 1 - \left| \frac{x_t - x_{it}}{x_t} \right|, \left| \frac{x_t - x_{it}}{x_t} \right| < 1 \\ 0, \left| \frac{x_t - x_{it}}{x_t} \right| \geq 1 \end{cases}$$

把预测精度  $\alpha_{it}$  作为预测值  $x_{it}$  的诱导变量,会产生  $n$  个二维数组  $(\langle \alpha_{1t}, x_{1t} \rangle, \langle \alpha_{2t}, x_{2t} \rangle, \dots, \langle \alpha_{nt}, x_{nt} \rangle)$ , 给定权重向量  $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T, w_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, n)$  且满足  $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ , 则诱导有序加权算术平均(IOWA)组合预测值为

$$\hat{x}_t = \sum_{i=1}^n w_i x_{\alpha\text{-index}(it)} \quad (2)$$

令  $e_{\alpha\text{-index}(it)} = x_t - x_{\alpha\text{-index}(it)}$  为诱导预测误差,  $i = 1, 2, \dots, n; t = 1, 2, \dots, N$ , 则诱导有序加权算术平均组合预测第  $t$  期的预测误差为

$$x_t - \hat{x}_t = x_t - \sum_{i=1}^n w_i x_{\alpha\text{-index}(it)} =$$

$$\sum_{i=1}^n w_i x_t - \sum_{i=1}^n w_i x_{\alpha\text{-index}(it)} = \sum_{i=1}^n w_i e_{\alpha\text{-index}(it)}$$

诱导有序加权算术平均组合预测  $N$  期(样本

期)的预测误差平方和为

$$Q = \sum_{t=1}^N \left( x_t - \sum_{i=1}^n w_i x_{\alpha - \text{index}(it)} \right)^2 = \sum_{t=1}^N \left( \sum_{i=1}^n w_i e_{\alpha - \text{index}(it)} \right)^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \left( \sum_{t=1}^N e_{\alpha - \text{index}(it)} e_{\alpha - \text{index}(jt)} \right) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \bar{E}_{ij}$$

其中,  $\bar{E}_{ij} = \bar{E}_{ji} = \sum_{t=1}^N e_{\alpha - \text{index}(it)} e_{\alpha - \text{index}(jt)}$ ;  $i, j = 1, 2, \dots, n$ 。记  $\bar{E} = (\bar{E}_{ij})_{n \times n}$  为  $n$  阶诱导有序加权算术平均的预测误差信息矩阵。

基于预测误差平方和最小的 IOWA 组合预测优化模型为

$$\min Q = \mathbf{W}^T \bar{E} \mathbf{W}$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \mathbf{R}_n^T \mathbf{W} = 1 \\ \mathbf{W} \geq 0 \end{cases}$$

式(3)中,  $\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$  为  $n$  维组合权重向量,  $\mathbf{R}_n = (1, 1, \dots, 1)^T$  是分量全为 1 的  $n$  维向量。

## 2 粮食产量预测

### 2.1 数据来源

选取的样本期间为 1978—2018 年,建立单项预测模型和组合预测模型用到的数据包括我国粮食产量、受灾面积、有效灌溉面积和农用化肥施用折纯量,这些数据均来源于国家统计局官方网站。为了便于建立模型分析,对 1978—2018 年我国粮食产量的数据作时序图,如图 1 所示。

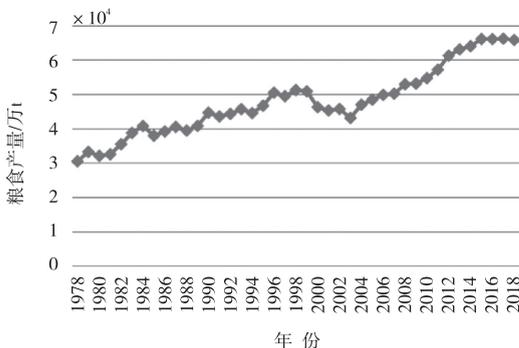


图 1 1978—2018 年粮食产量时序图

Fig. 1 Sequence chart of grain output from 1978 to 2018

### 2.2 ARIMA 模型预测

以 1978—2018 年我国粮食产量为样本,构建

ARIMA 模型。对我国粮食产量数据进行两次差分后,通过了单位根检验。经过两次差分后我国粮食产量数据达到平稳,对其构建 ARMA 模型,经过多次测试发现,当  $p=2, q=5$  时, AIC 值最小且各项参数均通过了显著性检验。此时 AR(1)、AR(2) 和 MA(5) 的  $t$  值分别为  $-3.8333, -3.2598$  和  $-2.5841$ , 均通过了  $t$  检验,  $F$  值为  $13.3740$ ,  $F$  检验是显著的,  $DW$  值为  $1.8841$ , 说明模型不存在序列自相关, 对模型进行 White 检验, 检验结果验证模型不存在异方差。经过一系列的检验, 表明 ARIMA(2, 2, 5) 模型有良好的拟合效果。

运用 ARIMA(2, 2, 5) 模型对我国粮食产量进行了预测, 并将粮食产量的实际值与 ARIMA(2, 2, 5) 模型的预测值进行了对比, 并计算了该模型在各个时期的预测精度, 由式(1) 计算得出预测精度, 并在此基础上计算得到 ARIMA(2, 2, 5) 模型的平均预测精度为  $0.9708$ , ARIMA(2, 2, 5) 模型的预测值和预测精度见表 1。

### 2.3 Holt-Winters 加法模型预测

运用 Eviews 软件对我国粮食产量数据进行季节性加法指数平滑, 计算出  $\alpha, \beta$  和  $\gamma$  分别为  $1, 0$  和  $0$ 。通过 Holt-Winters 加法模型对我国粮食产量进行预测, 并将粮食产量的实际值与 Holt-Winters 加法模型的预测值进行了比较, 由式(1) 计算出 Holt-Winters 加法模型在各个时期的预测精度, 经过进一步计算得到 Holt-Winters 加法模型的平均预测精度为  $0.9660$ , 该模型具体的预测值及预测精度见表 1。

### 2.4 多元线性回归预测

粮食产量的影响因素有许多, 参考已有的研究文献<sup>[10-12]</sup>, 选取 1978—2018 年农业机械总动力、受灾面积、有效灌溉面积、农用化肥施用折纯量和农作物播种面积作为解释变量, 经过参数检验发现农业机械动力和农作物播种面积对粮食产量的影响不显著, 未使用这两个指标构建模型。最终选择受灾面积  $X_{1t}$ 、有效灌溉面积  $X_{2t}$ 、农用化肥施用折纯量  $X_{3t}$  和粮食产量  $Y_t$  构建多元线性回归模型。

在构建多元线性回归模型前先对数据进行处理, 先对 3 个解释变量和一个被解释变量取对数, 得到  $\ln X_{1t}, \ln X_{2t}, \ln X_{3t}$  和  $\ln Y_t$ , 对取对数后的 4 个序列进行单位根检验, 仅  $\ln X_{3t}$  通过了单位根检验,

$\ln X_{3t}$ 是平稳的时间序列。为了避免出现虚假回归,对  $\ln X_{1t}$ ,  $\ln X_{2t}$  和  $\ln Y_t$  进行差分处理使其平稳化,差分后的序列  $d \ln X_{1t}$ ,  $d \ln X_{2t}$  和  $d \ln Y_t$  都通过了单位根检验,对  $d \ln X_{1t}$ ,  $d \ln X_{2t}$ ,  $\ln X_{3t}$  和  $d \ln Y_t$  建立多元线性回归模型,得到的结果如下:

$$d \ln Y_t =$$

$$0.2336 - 0.1338 d \ln X_{1t} + 1.3994 d \ln X_{2t} - 0.0285 \ln X_{3t} \\ (2.5267) \quad (-4.6930) \quad (2.7451) \quad (-2.4475)$$

$$R^2 = 0.5111 \quad \bar{R}^2 = 0.4703 \quad F = 12.5435 \quad DW = 1.6693$$

由上述结果可知,多元线性回归模型中的各个参数均通过了检验,  $R^2 = 0.5111$ , 表明该多元线性回归模型的拟合效果较好,  $DW = 1.6693$  说明模型

不存在序列相关。从回归结果可以看出:受灾面积的增加会不利于粮食产量的增加,有效灌溉面积的增加会有利于粮食产量的增加,而农用化肥施用折纯量的增加却不利于粮食产量的增加,表明可能存在农用化肥过度使用。

运用该多元线性回归模型对我国粮食产量进行预测,并将粮食产量的实际值与多元线性回归模型的预测值进行对比,由式(1)计算出各个时期的预测精度和多元线性回归模型的平均预测精度,经计算可得该模型的平均预测精度为 0.9541,多元线性回归模型的具体预测值及预测精度见表 1。

表 1 各个单项预测模型的预测值与预测精度

Table 1 The prediction value and prediction accuracy of each single prediction model

年 份	实际值	ARIMA(2,2,5)模型		Holt-winters 加法模型		多元线性回归模型	
		预测值	预测精度	预测值	预测精度	预测值	预测精度
1982	35 450	34 179.95	0.964 2	33 625.41	0.948 5	35 411.91	0.998 9
1983	38 728	35 627.95	0.920 0	36 519.55	0.943 0	36 518.20	0.943 0
1984	40 731	39 722.54	0.975 3	39 922.56	0.980 2	37 490.91	0.920 5
1985	37 911	44 540.68	0.825 1	41 048.08	0.917 2	36 128.33	0.953 0
1986	39 151	39 288.28	0.996 5	38 821.82	0.991 6	36 706.83	0.937 6
1987	40 473	39 435.46	0.974 4	40 274.61	0.995 1	38 117.86	0.941 8
1988	39 408	37 955.64	0.963 1	41 542.85	0.945 8	37 692.94	0.956 5
1989	40 755	39 419.76	0.967 2	40 603.06	0.996 3	39 225.87	0.962 5
1990	44 624	45 199.84	0.987 1	41 072.48	0.920 4	43 862.27	0.982 9
1991	43 529	45 201.15	0.961 6	45 535.32	0.953 9	42 595.23	0.978 5
1992	44 266	44 401.26	0.996 9	44 652.71	0.991 3	44 278.01	0.999 7
1993	45 649	45 439.50	0.995 4	45 335.35	0.993 1	44 931.56	0.984 3
1994	44 510	44 632.46	0.997 3	46 843.86	0.947 6	44 368.64	0.996 8
1995	46 662	45 410.01	0.973 2	44 827.68	0.960 7	46 165.43	0.989 4
1996	50 454	48 689.12	0.965 0	47 572.82	0.942 9	47 380.42	0.939 1
1997	49 417	51 199.50	0.963 9	51 576.91	0.956 3	47 560.73	0.962 4
1998	51 230	51 214.64	0.999 7	50 486.65	0.985 5	49 189.23	0.960 2
1999	50 839	53 558.59	0.946 5	52 424.59	0.968 8	50 165.32	0.986 8
2000	46 218	49 786.12	0.922 8	51 156.16	0.893 1	50 239.07	0.913 0
2001	45 264	44 995.75	0.994 1	47 128.54	0.958 8	50 883.96	0.875 8
2002	45 706	45 000.21	0.984 6	46 387.08	0.985 1	51 489.73	0.873 5
2003	43 070	42 981.34	0.998 0	46 775.30	0.914 0	49 750.31	0.844 9
2004	46 947	44 063.06	0.938 6	44 264.59	0.942 9	52 637.03	0.878 8

续表(表1)

年 份	实际值	ARIMA(2,2,5)模型		Holt-winters 加法模型		多元线性回归模型	
		预测值	预测精度	预测值	预测精度	预测值	预测精度
2005	48 402	49 867.36	0.969 7	47 264.53	0.976 5	52 651.22	0.912 2
2006	49 804	48 003.88	0.963 9	49 313.21	0.990 1	52 749.62	0.940 9
2007	50 160	52 116.62	0.961 0	50 927.64	0.984 7	52 008.66	0.963 2
2008	52 871	51 340.15	0.971 0	51 229.83	0.969 0	55 458.27	0.951 1
2009	53 082	52 208.61	0.983 5	54 065.96	0.981 5	54 642.97	0.970 6
2010	54 648	55 074.80	0.992 2	53 399.68	0.977 2	57 118.54	0.954 8
2011	57 121	55 231.54	0.966 9	55 558.72	0.972 7	59 252.62	0.962 7
2012	61 223	59 548.85	0.972 7	58 244.26	0.951 4	61 660.83	0.992 8
2013	63 048	62 413.89	0.989 9	62 292.17	0.988 0	60 284.65	0.956 2
2014	63 965	65 181.57	0.981 0	64 243.26	0.995 6	62 734.99	0.980 8
2015	66 060	67 210.14	0.982 6	64 282.41	0.973 1	64 779.80	0.980 6
2016	66 044	66 356.10	0.995 3	66 971.29	0.986 0	63 976.55	0.968 7
2017	66 161	65 866.03	0.995 5	67 166.93	0.984 8	67 064.50	0.986 3
2018	65 789	66 902.84	0.983 1	67 230.27	0.978 1	65 789.22	1.000 0

## 2.5 基于 IOWA 算子的组合预测模型

根据 ARIMA 模型、Holt-winters 加法模型和多元线性回归模型 3 个单项预测模型在各个时期的预测精度,可得三阶诱导有序加权算术平均的预测误差信息矩阵,将该预测误差信息矩阵代入基于 IOWA 算子的组合预测模型公式(3),得到构建的用于我国粮食产量预测的基于 IOWA 算子的组合预测模型,具体形式如下所示:

$$\min Q = \mathbf{W}^T E_3 \mathbf{W} = 49\ 655\ 062w_1^2 + 53\ 027\ 810w_1w_2 - 22\ 342\ 398w_1w_3 + 112\ 354\ 615w_2^2 + 183\ 227\ 325w_2w_3 + 382\ 910\ 953w_3^2$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} w_1 + w_2 + w_3 = 1 \\ w_1 \geq 0, w_2 \geq 0, w_3 \geq 0 \end{cases}$$

运用 Lingo10 对上述式子求解,得到最优组合权重为  $w_1^* = 0.804\ 8$ ,  $w_2^* = 0.085\ 0$ ,  $w_3^* = 0.110\ 2$ 。根据最优组合权重和诱导有序加权算术平均组合预测值式(2),计算 IOWA 组合预测模型在各个时期对我国粮食产量的预测值,并根据式(1)计算该组合预测模型在各个时期的预测精度,在此基础上计算得到 IOWA 组合预测模型的平均预测精度为 0.984 2,该组合预测模型的具体预测值及预测精度见表 2。

表 2 IOWA 组合预测模型的预测值及预测精度

Table 2 The predictive value and prediction accuracy of IOWA combined prediction model

年 份	组合预测值	预测精度	年 份	组合预测值	预测精度
1982	35 110.32	0.990 4	2001	45 825.92	0.987 6
1983	36 421.18	0.940 4	2002	46 831.51	0.975 4
1984	39 637.59	0.973 2	2003	44 049.77	0.977 2
1985	37 473.55	0.988 5	2004	45 170.11	0.962 2
1986	38 964.15	0.995 2	2005	48 079.38	0.993 3
1987	39 965.61	0.987 5	2006	49 580.61	0.995 5
1988	38 328.62	0.972 6	2007	51 150.55	0.980 3
1989	40 350.72	0.990 1	2008	51 784.59	0.979 5
1990	44 631.31	0.999 8	2009	52 634.75	0.991 6
1991	43 140.73	0.991 1	2010	55 157.63	0.990 7
1992	44 329.78	0.998 6	2011	55 937.98	0.979 3
1993	45 374.67	0.994 0	2012	61 104.81	0.998 1
1994	44 853.73	0.992 3	2013	62 168.90	0.986 1
1995	45 953.80	0.984 8	2014	64 156.81	0.997 0
1996	48 450.02	0.960 3	2015	66 680.92	0.990 6
1997	50 931.80	0.969 3	2016	66 146.17	0.998 4
1998	50 929.56	0.994 1	2017	66 111.26	0.999 3
1999	50 731.30	0.997 9	2018	66 042.68	0.996 1
2000	49 975.60	0.918 7			

### 2.6 模型评价

为了评价单项预测模型与基于 IOWA 算子组合预测模型的预测效果,选取误差平方和、平均绝对误差、平均相对误差、均方误差、均方根误差和均方百分比误差 6 个指标,作为模型预测效果的评价指标体系,评价指标体系的具体计算值见表 3。

(1) 误差平方和( $F_{SSE}$ ):  $F_{SSE} = \sum_{t=1}^N (x_t - \hat{x}_t)^2$ 。

(2) 平均绝对误差( $F_{MAE}$ ):  $F_{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |x_t - \hat{x}_t|$ 。

(3) 平均相对误差( $F_{MRE}$ ):  $F_{MRE} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right|$ 。

(4) 均方误差( $F_{MSE}$ ):  $F_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (x_t - \hat{x}_t)^2$ 。

(5) 均方根相对误差( $F_{RMSRE}$ ):

$$F_{RMSRE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left( \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right)^2}$$

(6) 均方百分比误差 ( $F_{MSPE}$ ):

$$F_{MSPE} = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{t=1}^N \left( \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right)^2}$$

从表 3 模型预测效果评价指标体系的计算结果可以看出,构建的基于 IOWA 算子的组合预测模型的各项误差指标值均显著低于 3 个单项预测模型的误差指标值,进而表明基于 IOWA 算子的组合预测模型的预测效果要优于 3 个单项预测模型。此外,根据前文计算得到的平均预测精度显示,基于 IOWA 算子的组合预测模型的平均预测精度高达 0.984 2,明显高于 3 个单项预测模型的平均预测精度。因此,建立基于 IOWA 算子的组合预测模型能够有效提高我国粮食产量的预测精度。

表 3 模型预测效果评价指标体系

Table 3 Evaluation index system of model prediction effect

模型评价 指标	单项预测模型			IOWA 组合预测权重
	ARIMA 模型	HW 加法模型	多元线性回归模型	$w_1^* = 0.804\ 8, w_2^* = 0.085\ 0, w_3^* = 0.110\ 2$
$F_{SSE}$	124 772 038. 69	140 829 784. 68	279 318 806. 42	40 985 875. 61
$F_{MAE}$	1 353. 24	1 606. 97	2 170. 08	736. 40
$F_{MRE}$	0. 029 2	0. 034 0	0. 045 9	0. 015 8
$F_{MSE}$	3 372 217. 26	3 806 210. 40	7 549 156. 93	1 107 726. 37
$F_{RMSRE}$	0. 042 8	0. 042 6	0. 059 6	0. 023 0
$F_{MSPE}$	0. 007 0	0. 007 0	0. 009 8	0. 003 8

### 2.7 粮食产量预测

由于在样本期内基于 IOWA 算子的组合预测模型有较高的预测精度,预测效果优于 3 个单项预测模型,因此运用 IOWA 组合预测模型对我国未来 5 年的粮食产量进行预测。

基于 IOWA 算子的组合预测模型在样本期内是以预测精度作为诱导变量,在预测期由于没有实际值进行比较,无法计算预测期间各个时期的预测精度,因此无法以预测精度作为诱导变量确定各个单项

预测模型的权重。为了便于计算,在确定预测期各单项预测模型的权重时做了简化处理,采用简单平均法确定 3 个单项预测模型在预测期的权重。经计算得到,在预测期,ARIMA 模型、Holt-winters 加法模型和多元线性回归模型的权重分别为  $w_1 = 0.457\ 4, w_2 = 0.287\ 7, w_3 = 0.254\ 9$ 。因此,由 3 个单项预测模型对我国粮食产量未来 5 年的预测值和预测期对应的权重,计算得出基于 IOWA 算子的组合预测模型对未来 5 年粮食产量的预测值,预测结果见表 4。

表 4 未来 5 a 我国粮食产量的预测值(单位:万 t)

Table 4 Forecast value of China's grain output in the next five years (unit: 10,000 tons)

年 份	单项模型预测值			IOWA 组合预测值
	ARIMA 模型	HW 加法模型	多元线性回归模型	$w_1=0.4574, w_2=0.2877, w_3=0.2549$
2019	66 641.77	66 984.28	66 906.04	66 807.69
2020	67 639.95	67 301.86	67 247.58	67 442.65
2021	68 085.66	68 212.88	68 048.43	68 112.77
2022	68 697.19	69 336.30	68 743.07	68 892.77
2023	70 316.22	70 405.85	69 602.90	70 160.17

### 3 结束语

选取 ARIMA 模型、Holt-winters 加法模型和多元线性回归模型 3 个单项模型,基于 IOWA 算子构建组合预测模型,组合预测模型的建立提高了预测精度,优化了预测效果。通过运用构建的基于 IOWA 算子的组合预测模型对我国未来 5 年的粮食产量进行了预测,预测结果显示在未来的 5 年我国粮食产量还会持续增加,在未来 5 年每年的平均增长速度为 1.3%。由于粮食产量有较长的生产周期,自然灾害对粮食产量影响较大,因此我国粮食产量在不同年份会有所波动,但是随着科学技术的进步、城镇化进程的推进,都会推动我国粮食产量的增加。

#### 参考文献(References):

- [1] 梁仕莹,孙东升,杨秀平,等. 2008—2020 年我国粮食产量的预测分析[J]. 农业经济问题,2008(S1): 132—140
- LIANG S Y, SUN D S, YANG X P, et al. Forecast Analysis of Grain Output in China from 2008 to 2020[J]. Issues in Agricultural Economy, 2008(S1): 132—140 (in Chinese)
- [2] 李宝仁,鄢琼,刘寅. 最优加权组合法在中国粮食产量预测中的应用研究[J]. 统计与决策,2010(19): 34—38
- LI B R, WU Q, LIU Y. Application of Optimal Weighted Group Method in Grain Yield Prediction in China[J]. Statistics & Decision, 2010(19): 34—38 (in Chinese)
- [3] 马云倩,郭燕枝,王秀丽,等. 基于 LASSO 与 GM(1,N) 模型的中国粮食产量预测[J]. 干旱区资源与环境, 2018,32(7):30—35
- MA Y Q, GUO Y Z, WANG X L, et al. Prediction of Grain Yield in China Based on LASSO and GM(1,N) Model[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2008,32(7):30—35 (in Chinese)
- [4] 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—66
- ZHOU Q Y. Grain Yield Prediction Method Based on Gray Markov Model[J]. Statistics & Decision, 2012(17):64—66 (in Chinese)
- [5] BATES J M, GRANGER C W J. Combination of Forecasts[J]. Operation Research Quarterly, 1969, 20(4):451—468
- [6] 唐小我,马永开,曾勇,等. 现代组合预测和组合投资决策方法及应用研究[M]. 北京:科学出版社,2003
- TANG X W, MA Y K, ZENG Y, et al. Research on Modern Portfolio Forecasting and Portfolio Investment Decision-Making Methods and Applications [M]. Beijing: Science Press, 2003 (in Chinese)
- [7] 张晓芳,杨桂元,钟梅. 基于 IOWHA 算子的对外直接投资组合预测[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2016,33(3):76—81
- ZHANG X F, YANG G Y, ZHONG M. Outward Foreign Direct Investment Based on IOWHA Operator [J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2016, 33(3): 76—81 (in Chinese)
- [8] 杜康,袁宏俊. 基于 IOWC-GOWA 算子及相对熵的区间型组合预测模型[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版),2019,36(4):63—71
- DU K, YUAN H J. Interval Combination Prediction Model Based on IOWC-GOWA Operator and Relative Entropy [J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2019,

- 36(4):63—71 (in Chinese)
- [9] 陈华友,刘春林. 基于IOWA算子的组合预测方法[J]. 预测,2003(6):61—65  
CHEN H Y, LIU C L. Combined Prediction Method Based on IOWA Operator [J]. Forecasting, 2003 (6): 61—65 (in Chinese)
- [10] 李昊儒,毛丽丽,梅旭荣,等. 近30年来我国粮食产量波动影响因素分析[J]. 中国农业资源与区划,2018, 39(10):1—10,16  
LI H R, MAO L L, MEI X R, et al. Analysis on Influencing Factors of Grain Production Fluctuation during the Last 30 Years in China[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2008, 39(10):1—10,16 (in Chinese)
- [11] 杨宗辉,蔡鸿毅,覃诚,等. 我国粮食生产的时空格局及其影响因素分析[J]. 中国农业科技导报,2018, 20(9):1—11  
YANG Z H, CAI H Y, QIN C, et al. Analysis on the Spatial and Temporal Pattern of China's Grain Production and Its Influencing Factors [J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2008, 20 (9): 1—11 (in Chinese)
- [12] 杨宗辉. 城镇化背景下我国粮食生产时空格局变化及其影响因素研究[D]. 北京:中国农业科学院,2019  
YANG Z H. Study on Spatial-temporal Pattern Change of Grain Production and its Influencing Factors under the Background of Urbanization in China [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2019 (in Chinese)

## Research on Combinatorial Prediction of China's Grain Output Based on IOWA Operator

**YOU Wen-qian, ZHUANG Ke-jun**

(School of Statistics and Applied Mathematics, Anhui University of Finance and Economics, Anhui Bengbu 233030, China)

**Abstract:** Based on the data of China's grain output from 1978 to 2018, the combinatorial prediction model based on IOWA operator is proposed to predict China's grain output in the next five years. Firstly, time series ARIMA model, Holt-winters addition model and multiple linear regression model are set up, and three single prediction models are used to fit China's grain output from 1978 to 2018. Then Based on IOWA operator, the combinatorial prediction model by minimizing error sum of squares as the criterion is established. Finally, the combinatorial prediction model based on IOWA operator is used to forecast China's grain output in the next five years. The conclusion shows that the combinatorial prediction model based on IOWA operator has higher prediction effect, can overall use the effective information provided by single prediction model and can more accurately predict China's grain output. In the next five years, China's grain output will continue to increase, and the average annual grain growth rate is about 1.3 percent.

**Key words:** IOWA operator; combinatorial prediction; grain output

责任编辑:李翠薇

引用本文/Cite this paper:

游文倩,庄科俊. 基于IOWA算子的我国粮食产量组合预测研究[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版),2020,37(5):80—87

YOU W Q, ZHUANG K J. Research on Combinatorial Prediction of China's Grain Output Based on IOWA Operator[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2020, 37(5): 80—87