

doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2022.0005.013

安徽省城镇居民人均可支配收入组合预测

张文扬, 汪 凯, 袁宏俊

(安徽财经大学 统计与应用数学学院, 安徽 蚌埠 233030)

摘要:针对单项预测存在一定随机性、预测精度较低等问题,基于误差平方和最小准则,结合 GIOWA 算子提出 4 种特殊参数的变权系数组合模型,以 2000—2020 年安徽省城镇居民人均可支配收入数据为样本,对安徽省未来 5 年城镇居民人均可支配收入进行预测。首先分别应用 3 种单项预测模型对安徽省城镇居民人均可支配收入进行拟合预测,然后以误差平方和最小为准则,结合 GIOWA 算子构建变权系数组合模型,同时对 GIOWA 算子取 4 种特殊参数得到相应的组合预测模型,最后应用所构建模型对安徽省未来 5 年城镇居民人均可支配收入进行预测。结果表明:变权系数组合预测模型预测效果优于单项预测模型;安徽省未来 5 年城镇居民人均可支配收入将会持续稳定增长。

关键词: GIOWA 算子;组合预测;灵敏度分析

中图分类号: F224

文献标志码: A

文章编号: 1672-058X(2022)05-0093-12

0 引言

十四五规划明确指出了“推进以人为核心的新型城镇化”。城镇居民人均可支配收入增长趋势可以在一定程度上反映出城镇化效率。近年来,随着经济发展水平的提高,城镇居民人均可支配收入结构逐渐向多元化转变,城镇居民人均可支配收入的增加意味着城镇居民生活水平的提升。《安徽省 2020 年国民经济和社会发展统计公报》指出,2020 年安徽省城镇居民人均可支配收入为 39 442 元,同比上年增长 5.1%,可以看出安徽省城镇居民人均可支配收入正处于增长态势,疫情冲击未造成过大影响,城镇居民生活水平正逐步改善。

国内学者对于城镇居民人均可支配收入的研究主要从两个维度出发,一是探究城镇居民人均可支配收入的驱动机制:陈江磊^[1]基于 2009—2019 年陕

西省城镇居民消费与支出数据构建 VAR 模型,探究陕西省居民消费与支出发展关联性,研究发现陕西省城镇居民消费支出对居民人均可支配收入有正向促进作用,相反,城镇居民人均可支配收入对消费支出有一定抑制作用;王敏等^[2]应用灰色关联度分析法探究 2007—2017 年上海市城镇居民人均可支配收入与不同消费支出间关联度,研究发现上海市城镇居民消费结构正从生活型消费逐步转变为享受型消费;熊华平等^[3]应用格兰杰因果关系检验对 1985—2011 年我国房屋年竣工面积与城镇居民人均可支配收入两个时序数据进行建模分析,研究表明我国城镇居民人均可支配收入是房地产业发展的 Granger 原因,而房地产业发展对城镇居民人均可支配收入提高的作用并不明显^[3]。二是对城镇居民人均可支配收入进行预测:滕秀花等^[4]应用灰色 Markov 模型进行安徽省城镇居民人均可支配收入

收稿日期:2021-06-29;修回日期:2021-10-08.

基金项目:教育部人文社会科学研究规划基金项目(21YJA2H08).

作者简介:张文扬(1998—),男,硕士研究生,从事数量经济学研究.

预测,研究表明灰色 Markov 模型预测精度较高,2019,2020 年预测值分别为 37 875.24 元和 41 654.8 元;李新朋等^[5]基于 1985—2017 年上海市城镇居民人均可支配收入相关数据,构建 ARIMA(1,1,0)模型并对 2018 年上海市城镇居民人均可支配收入进行预测,研究发现 ARIMA(1,1,0)模型预测偏差较低,2018 年上海市城镇居民人均可支配收入预测值为 67 371.61 元;王振寰等^[6]基于 1978—2011 年城镇居民家庭人均可支配收入相关数据,建立 ARIMA 模型进行时序分析,研究表明 ARIMA 模型预测效果较优;张婷婷^[7]基于 2000—2015 年湖北省城镇居民人均可支配收入相关数据,构建 ARIMA(0,2,0)模型并对未来 10 年湖北省城镇居民人均可支配收入进行预测,研究表明未来 10 年湖北省城镇居民人均可支配收入仍呈现上涨趋势。

综上所述,目前已有较多学者对城镇居民人均可支配收入进行预测,时间序列模型在预测时有一定的优越性,但大部分学者使用单项预测模型进行预测。尽管单项预测模型适用于小样本数据的精确短期预测,但单项预测存在一定的随机性,未能充分利用数据所反映的有效信息。鉴于此,为降低预测随机性,提升模型稳定性,提高预测精度,本文将误差平方和最小作为准则,结合 GIOWA 算子构建变权系数组合模型对安徽省未来 5 年城镇居民人均可支配收入进行短期预测,以期正确制定城镇化发展战略提供一定参考和帮助。

1 单项预测模型

1.1 多元线性回归模型

1.1.1 指标选取和数据整理

通过查阅相关文献及资料,在指标选取的可比性、可得性与科学性原则下,选择城镇居民人均可支配收入(PCDI)为被解释变量,地区经济发展水平、地区产业结构、地区经济发展能力、地区贸易水平、人口发展速度、城镇居民就业水平、城镇居民消费水平为解释变量。各解释变量对应指标及符号表示如表 1 所示。

表 1 解释变量指标名称及含义

Table 1 Index names and meanings of explanatory variables

| 解释变量 | 指标名称 | 计量单位 | 符号表示 |
|----------|------------|------|------------|
| 地区经济发展水平 | 地区 GDP | 亿元 | E_{GDP} |
| 地区产业结构 | 第三产业所占比重 | — | E_{IS} |
| 地区经济发展能力 | 固定资产投资额 | 亿元 | E_{IIFA} |
| 地区贸易水平 | 进出口总额 | 亿美元 | E_{ITE} |
| 人口发展速度 | 人口自然增长率 | — | E_{PGR} |
| 城镇居民就业水平 | 城镇登记失业率 | — | E_{URC} |
| 城镇居民消费水平 | 城镇居民人均消费支出 | 元 | E_{PCE} |

地区经济发展水平反映出地区经济发展的规模及速度,选用地区 GDP 进行度量。地区产业结构是指某一地区各产业的构成成分以及各构成成分间的联系和比例关系,选用第三产业所占比重进行度量。地区经济发展能力、地区贸易水平分别用固定资产投资额、进出口总额进行度量。人口发展速度会对城镇常住人口数产生一定影响,选用人口自然增长率进行度量。城镇居民就业水平会对工资性收入产生一定影响,用城镇登记失业率进行度量,城镇登记失业率越低,就业水平越充分;城镇登记失业率越高,就业水平越低效。居民消费水平反映了居民从获取基本生存资料逐步向享受及发展资料的转变趋势,城镇居民消费水平选用城镇居民人均消费支出进行度量。

为保证模型的科学性、可行性和稳定性,本文遵循数据的完整可比原则,基于 2000—2020 年安徽省相关数据进行研究分析。所有涉及数据均来自 2000—2020 年《安徽省国民经济和社会发展统计公报》及安徽省统计年鉴。

1.1.2 模型构建及应用

通过检验发现各解释变量间存在多重共线性,因此采用逐步回归法剔除多余变量以消除变量间多重共线性,进一步构建最优线性回归模型。将安徽省城镇居民人均可支配收入多元线性回归模型最终拟定为

$$E_{PCDI} = 40.3177 E_{IS} + 0.2569 E_{IIFA} + 0.7591 E_{PCE} + 0.2536 E_{GDP} \quad (1)$$

式(1)中, $R^2 = 0.9997$, $F = 12470.92$,说明模型拟合程度较优,精确度较高。

表2 解释变量显著性检验情况
Table 2 Significance test of explanatory variables

| | 回归系数 | SSE | t | p |
|------------------|----------|----------|-------|-------|
| E_{HFA} | 0.256 9 | 0.075 8 | 3.39 | 0.003 |
| E_{PCE} | 0.759 1 | 0.070 4 | 10.78 | 0.000 |
| E_{GDP} | 0.253 6 | 0.079 4 | 3.20 | 0.005 |
| E_{IS} | 40.317 7 | 12.313 1 | 3.27 | 0.004 |

结合表2可以看出,解释变量 E_{HFA} , E_{PCE} , E_{GDP} , E_{IS} 在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 的条件下显著。 E_{HFA} , E_{GDP} 与 E_{IS} 的回归系数符号为正,表明当地经济发展水平提升、大力发展第三产业时,会在一定程度上提高城镇居民就业率,进而助推城镇居民人均可支配收入增加,符合经济学意义。 E_{PCE} 的回归系数符号为正,说明城镇居民人均可支配收入与城镇居民人均消费支出间呈正相关,当城镇居民人均消费支出增加时,会在较大程度上促进城镇居民人均可支配收入增加,消费支出的增加反映了居民对更高生活水平的追求,生活水平的提升意味着居民消费能力也随之提高,更高的生活水平及消费能力需要更高的工资水平相匹配,消费支出增加同样会助推城镇居民人均可支配收入增加,也符合经济学意义和一般社会经济现象。

应用式(1),还可计算样本期内安徽省城镇居民人均可支配收入多元线性回归拟合值。

1.2 指数平滑预测模型

1.2.1 相关理论

指数平滑预测法是一种基于指标本期实际值和预测值,引入一个简化加权因子(即平滑系数,通常记作 α),以求得平均值的时间序列预测法。根据参数设置个数的不同分为一次指数平滑预测、二次指数平滑预测和三次指数平滑预测。

指数平滑预测的适用范围具有一定的局限性,通常运用一次指数平滑法对平稳时间序列进行预测;运用二次指数平滑法对存在趋势性特征的时间序列进行预测;运用三次指数平滑法对具有趋势性和季节性(周期性)特征的时间序列进行预测。

较少数据的时间序列中短期预测可以借由指数平滑法实现。

一次指数平滑模型:

$$\begin{aligned} \hat{y}_{t+1} &= \alpha y_t + (1-\alpha)S_{t-1}^{(1)} \\ S_t^{(1)} &= \hat{y}_{t+1} \end{aligned} \quad (2)$$

式(2)中, \hat{y}_{t+1} 表示第 $t+1$ 期预测值, $S_t^{(1)}$ 表示第 t 期一次指数平滑预测值, α 表示平滑系数, y_t 表示第 t 期观测值, $S_{t-1}^{(1)}$ 表示第 $t-1$ 期一次指数平滑预测值。

进行一次指数平滑预测时,直接使用第 t 期一次指数平滑预测值作为第 $t+1$ 期预测值。

二次指数平滑模型:

$$\begin{aligned} S_t^{(2)} &= \alpha S_t^{(1)} + (1-\alpha)S_{t-1}^{(2)} \\ \hat{y}_{t+T} &= (a_t + b_t)T \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中, $S_t^{(2)}$ 表示第 t 期二次指数平滑预测值, $S_{t-1}^{(2)}$ 表示第 $t-1$ 期二次指数平滑预测值, a_t, b_t 分别表示二次指数平滑预测模型的截距、斜率; T 表示预测期数。

二次指数平滑模型的截距及斜率的计算公式分别为

$$\begin{aligned} a_t &= 2S_t^{(1)} - S_t^{(2)} \\ b_t &= \frac{\alpha}{1-\alpha} [S_t^{(1)} - S_t^{(2)}] \end{aligned}$$

1.2.2 模型构建及应用

使用数值分析工具 Matlab 绘制 2000—2020 年安徽省城镇居民人均可支配收入趋势图,见图1。

从图1可以看出:2000—2020年安徽省城镇居民人均可支配收入存在明显的线性增长趋势,因此可选择二次指数平滑预测法对安徽省城镇居民人均可支配收入进行短期预测,应用 Stata 16 计量软件进行二次指数平滑预测。

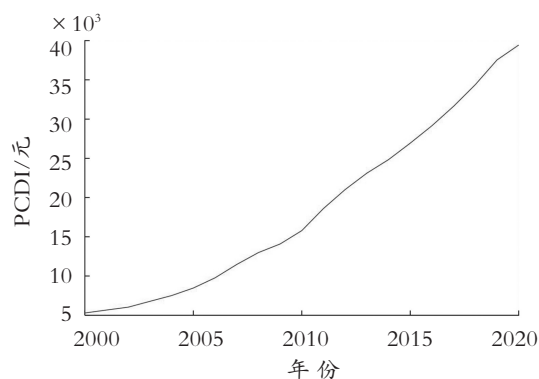


图1 2000—2020年安徽省城镇居民人均可支配收入趋势图

Fig. 1 Trend chart of per capita disposable income of urban residents in Anhui Province from 2000 to 2020

1.3 灰色 Markov 预测模型

1.3.1 相关理论

灰色系统理论^[8]是由邓聚龙教授于1982年提出并加以发展的,以“部分信息已知,部分信息未

知”的“小样本”、“贫信息”不确定系统为研究对象,通过开发部分已知信息提取有价值信息,充分利用已知信息探究系统运动规律,并据此进行科学预测^[9]。GM(1,1)模型是灰色系统理论中较为基础的动态预测模型,应用较为广泛,通常适用于小数据量短期预测。

Markov 过程是一类具有无记忆性的随机过程,根据状态间转移概率对系统未来发展进行预测。Markov 转移概率预测常用于揭示系统在不同状态区间转移的内在规律。

1.3.2 GM(1,1)模型构建及应用

步骤 1 定义时间序列数据。以表 3 中 2000—2020 年安徽省城镇居民人均可支配收入实际值作为原始数据,按照时间顺序先后定义时间序列 X :

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_{21})$$

步骤 2 对时间序列 X 进行一次累加生成 Y :

$$Y = (y_1, y_2, \dots, y_{21})$$

步骤 3 定义累加矩阵 B 与常向量 M :

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(y_1+y_2) & 1 \\ -\frac{1}{2}(y_2+y_3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}(y_{20}+y_{21}) & 1 \end{bmatrix}$$

$$M = (y_2 \quad y_3 \quad \dots \quad y_{21})$$

其中,

$$\begin{bmatrix} \alpha \\ \mu \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T M \quad (4)$$

步骤 4 将式(4)中参数 α, μ 代入微分方程式(5)中求解,获得一次累加序列 Y 的预测模型:

$$y_{t+1} = (y_1 - \frac{\mu}{\alpha}) e^{-\alpha t} + \frac{\mu}{\alpha} \quad (5)$$

通过计算,累加序列 Y 预测模型为

$$\hat{y}_{t+1} = 112\,964 e^{0.094\,9t} - 104\,493 \quad (6)$$

步骤 5 通过当期数值与上期数值逐项相减获得原始时间序列 X 预测值:

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{y}_{t+1} - \hat{y}_t, \hat{x}_1 = \hat{y}_1 \quad (7)$$

计算结果如表 3 所示。

以安徽省城镇居民人均可支配收入为研究对象,先用 2000—2020 年相关数据构建 GM(1,1) 预

测模型,再用相关数据检验模型精度及预测效果,最后对 2021—2025 年安徽省城镇居民人均可支配收入进行灰色预测。

应用 Matlab 编程软件计算得到 GM(1,1) 模型待估参数 $\alpha = -0.097\,2, u = 5\,985.605\,2$, 根据式(6)及式(7)计算得到 GM(1,1) 模型预测值及相对误差,如表 3 所示。

表 3 GM(1,1)模型预测值及误差

Table 3 Predicted values and errors of GM(1,1) model

| 年份 | 实际值 | 预测值 | 相对误差 | 状态 |
|------|----------|----------|--------|-------|
| 2000 | 5 293.6 | 5 293.6 | 0 | E_5 |
| 2001 | 5 668.8 | 6 826.9 | -0.204 | E_2 |
| 2002 | 6 032.4 | 7 524.0 | -0.247 | E_1 |
| 2003 | 6 778.0 | 8 292.4 | -0.223 | E_1 |
| 2004 | 7 511.4 | 9 139.2 | -0.217 | E_1 |
| 2005 | 8 470.8 | 10 072.5 | -0.189 | E_2 |
| 2006 | 9 771.1 | 11 101.1 | -0.136 | E_2 |
| 2007 | 11 473.6 | 12 234.8 | -0.066 | E_3 |
| 2008 | 12 990.4 | 13 484.2 | -0.038 | E_3 |
| 2009 | 14 085.7 | 14 861.3 | -0.055 | E_3 |
| 2010 | 15 788.0 | 16 378.9 | -0.037 | E_3 |
| 2011 | 18 606.0 | 18 051.5 | 0.03 | E_5 |
| 2012 | 21 024.0 | 19 895 | 0.054 | E_6 |
| 2013 | 23 114.0 | 21 926.7 | 0.051 | E_6 |
| 2014 | 24 839.0 | 24 165.9 | 0.027 | E_5 |
| 2015 | 26 939.0 | 26 633.7 | 0.011 | E_5 |
| 2016 | 29 156.0 | 29 353.6 | -0.007 | E_4 |
| 2017 | 31 640.0 | 32 351.2 | -0.022 | E_4 |
| 2018 | 34 393.0 | 35 654.9 | -0.037 | E_3 |
| 2019 | 37 540.0 | 39 296.0 | -0.047 | E_3 |
| 2020 | 39 442.0 | 43 309.0 | -0.098 | E_2 |

1.3.3 灰色 Markov 模型构建及应用

步骤 1 状态划分。

划分状态的数目由样本数量决定,状态数量越多,模型预测精度越高。任一状态 E_i 可表示为

$$E_i = [E_{1i}, E_{2i}]$$

$$E_{1i} = \hat{x}_{t+1} + a_i, E_{2i} = \hat{x}_{t+1} + b_i$$

其中, a_i, b_i 赋值由研究对象相关数据确定。

本文根据安徽省城镇居民人均可支配收入实际数据,以及 GM(1,1) 模型预测相对误差情况,将收入数据序列划分为 6 个状态(表 3),具体划分如下:

$$E_1 : E_{11} = \hat{x}_{t+1} - 0.1\bar{y}, E_{21} = \hat{x}_{t+1} - 0.075\bar{y}$$

$$\begin{aligned}
 E_2: E_{12} &= \hat{x}_{t+1} - 0.075\bar{y}, E_{22} = \hat{x}_{t+1} - 0.05\bar{y} \\
 E_3: E_{13} &= \hat{x}_{t+1} - 0.05\bar{y}, E_{23} = \hat{x}_{t+1} - 0.025\bar{y} \\
 E_4: E_{14} &= \hat{x}_{t+1} - 0.025\bar{y}, E_{24} = \hat{x}_{t+1} \\
 E_5: E_{15} &= \hat{x}_{t+1}, E_{25} = \hat{x}_{t+1} + 0.025\bar{y} \\
 E_6: E_{16} &= \hat{x}_{t+1} + 0.025\bar{y}, E_{26} = \hat{x}_{t+1} + 0.05\bar{y}
 \end{aligned}$$

其中, \bar{y} 表示 2000—2020 年安徽省城镇居民人均可支配收入平均值, $\bar{y} = 18\,597.8$ 。

步骤 2 状态转移矩阵构建。

构建 1 步转移矩阵时,鉴于 2020 年的转移状态未知,因此只考虑前 20 期的转移情况。落入 6 个状态区间的原始数据样本期数分别为 3, 3, 6, 2, 4, 2。在状态 E_1 中,有 2 期经过 1 步转移后仍处于 E_1 ,有 1 期经过 1 步后转移到状态 E_2 , 1 步转移到状态 E_3 , E_4, E_5 和 E_6 的期数为 0,故 1 步状态转移矩阵第一行为 $2/3, 1/3, 0, 0, 3, 3$ 。同理可求出矩阵剩下 5 行, 1 步状态转移矩阵为

$$P_{(1)} = \begin{bmatrix} 2/3 & 1/3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/6 & 2/3 & 0 & 1/6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 1/4 & 0 & 1/4 & 1/4 & 1/4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1/2 & 1/2 \end{bmatrix}$$

同理, 2 步、3 步、4 步转移矩阵分别为

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

$$P_{(3)} = \begin{bmatrix} 0 & 2/3 & 1/3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/4 & 0 & 1/4 & 1/2 \\ 0 & 1/2 & 1/2 & 0 & 0 & 0 \\ 1/4 & 0 & 1/4 & 1/4 & 1/4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1/2 & 1/2 & 0 \end{bmatrix}$$

$$P_{(4)} = \begin{bmatrix} 0 & 1/3 & 2/3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1/2 & 1/2 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1/4 & 0 & 1/2 & 0 & 1/4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

步骤 3 模型检验及预测。

根据马尔可夫预测理论,对 2020 年安徽省城镇居民人均可支配收入进行试预测,选择距离 2020 年最近的 4 个时段,转移步数分别定为 4, 3, 2, 1 步。根据相应状态转移矩阵,基于各初始状态对应行向量构建状态预测概率矩阵,具体结果见表 4。

表 4 状态预测表
Table 4 State prediction table

| 状 态 | 转移步数 | E_1 | E_2 | E_3 | E_4 | E_5 | E_6 |
|-------|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| E_4 | 4 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| E_4 | 3 | 0 | 1/2 | 1/2 | 0 | 0 | 0 |
| E_3 | 2 | 0 | 1/5 | 2/5 | 0 | 1/5 | 1/5 |
| E_3 | 1 | 0 | 1/6 | 2/3 | 0 | 1/6 | 0 |
| 总计 | — | 0 | 28/15 | 47/30 | 0 | 11/30 | 1/5 |

根据表 4 中状态转移概率矩阵列向量求和结果,可以发现 2020 年处于 E_2 状态的可能性最高,结合 GM(1,1) 预测值,计算得到 2020 年安徽省城镇居民人均可支配收入灰色 Markov 模型预测值为 42 146.6 元,而实际值为 39 442 元,2020 年灰色

Markov 模型预测值相对误差绝对值为 0.068,小于 2020 年 GM(1,1) 模型预测值相对误差绝对值,在一定程度上提升了模型的预测精度。

根据表 3 的预测状态,结合 GM(1,1) 模型预测值,进一步计算灰色 Markov 模型预测值(表 5)。

表 5 单项预测模型预测值与预测精度

Table 5 Predicted values and prediction accuracy of single prediction model

| 年 份 | 实际值/元 | 多元线性回归 | | 二次指数平滑 | | 灰色 Markov | |
|------|----------|----------|---------|----------|---------|-----------|---------|
| | | 预测值/元 | 预测精度 | 预测值/元 | 预测精度 | 预测值/元 | 预测精度 |
| 2000 | 5 293.6 | 3 255.4 | 0.615 0 | 4 238.7 | 0.800 7 | 5 526.1 | 0.956 1 |
| 2001 | 5 668.8 | 5 237.3 | 0.923 9 | 6 838.7 | 0.793 6 | 5 664.5 | 0.999 2 |
| 2002 | 6 032.4 | 6 102.6 | 0.988 4 | 6 691.7 | 0.890 7 | 5 896.7 | 0.977 5 |
| 2003 | 6 778.0 | 6 869.4 | 0.986 5 | 6 651.7 | 0.981 4 | 6 665.1 | 0.983 3 |
| 2004 | 7 511.4 | 7 786.1 | 0.963 4 | 7 419.9 | 0.987 8 | 7 511.9 | 0.999 9 |
| 2005 | 8 470.8 | 8 921.7 | 0.946 8 | 8 207.1 | 0.968 9 | 8 910.2 | 0.948 1 |
| 2006 | 9 771.1 | 10 071.8 | 0.969 2 | 9 304.6 | 0.952 3 | 9 938.8 | 0.982 8 |
| 2007 | 11 473.6 | 11 410.8 | 0.994 5 | 10 855.5 | 0.946 1 | 11 537.4 | 0.994 4 |
| 2008 | 12 990.4 | 13 061.6 | 0.994 5 | 12 897.3 | 0.992 8 | 12 786.8 | 0.984 3 |
| 2009 | 14 085.7 | 14 844.2 | 0.946 1 | 14 499.2 | 0.970 6 | 14 163.8 | 0.994 5 |
| 2010 | 15 788.0 | 16 756.6 | 0.938 7 | 15 392.6 | 0.975 0 | 15 681.5 | 0.993 3 |
| 2011 | 18 606.0 | 18 959.7 | 0.981 0 | 17 267.9 | 0.928 1 | 18 284.0 | 0.982 7 |
| 2012 | 21 024.0 | 20 557.0 | 0.977 8 | 20 782.4 | 0.988 5 | 20 592.4 | 0.979 5 |
| 2013 | 23 114.0 | 22 789.5 | 0.986 0 | 23 404.6 | 0.987 4 | 22 624.1 | 0.978 8 |
| 2014 | 24 839.0 | 25 045.7 | 0.991 7 | 25 363.6 | 0.978 9 | 24 398.3 | 0.982 3 |
| 2015 | 26 939.0 | 27 162.6 | 0.991 6 | 26 807.2 | 0.995 2 | 26 866.2 | 0.997 4 |
| 2016 | 29 156.0 | 28 952.5 | 0.993 0 | 28 936.4 | 0.992 5 | 29 121.1 | 0.998 8 |
| 2017 | 31 640.0 | 30 988.2 | 0.979 4 | 31 274.7 | 0.988 5 | 32 118.7 | 0.984 9 |
| 2018 | 34 393.0 | 33 350.4 | 0.969 7 | 33 955.7 | 0.987 3 | 34 957.5 | 0.983 6 |
| 2019 | 37 540.0 | 35 831.9 | 0.954 5 | 36 951.0 | 0.984 3 | 38 598.6 | 0.971 8 |
| 2020 | 39 442.0 | 39 486.0 | 0.998 9 | 40 420.9 | 0.975 2 | 42 146.6 | 0.931 4 |

将 3 项单项预测模型 2000—2020 年安徽省城镇居民人均可支配收入预测值与实际值增长趋势进行比较分析,见图 2。

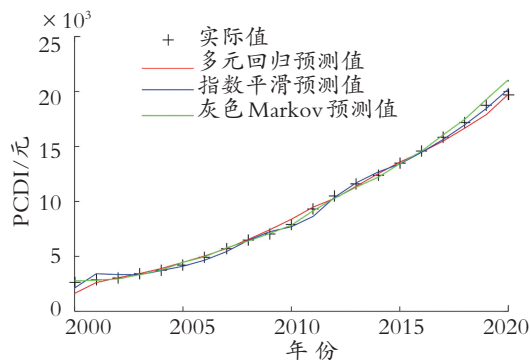


图 2 单项预测模型预测值、实际值比较分析

Fig. 2 Comparison and analysis of the predicted and actual values of the single prediction model

结合表 5 和图 2 可以看出,相较于多元线性回归模型及指数平滑预测模型,样本期内灰色 Markov 模型预测精度更高,预测效果更优。

2 基于误差平方和及 GIOWA 算子的组合预测模型

组合预测法由美国学者 Bates 等^[10]于 1969 年首次提出。针对同一问题应用两种及以上单项预测模型进行预测,分别赋予各单项预测模型合适的权系数,再将各单项预测模型预测结果按照权系数进行组合,合理且充分提取并使用各单项预测模型的有效信息,进一步优化模型预测效果,提高模型预测精度。为综合利用各单项预测模型预测结果,本文引入 GIOWA 算子,将单项预测模型预测精度作为诱导变量,将误差平方和最小作为计算准则^[11],构建变权系数组合预测模型,并对 GIOWA 算子分别取不同参数值 λ ,计算各模型最优权系数。

2.1 相关理论

2.1.1 GIOWA 算子

设有 n 个二维数组 $(\langle u_1, a_1 \rangle, \langle u_2, a_2 \rangle, \dots, \langle$

$u_n, a_n >$), $\mathbf{W} = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)^T$ 为对应权向量, \mathbf{W} 满足 $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1, \omega_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$ 。

令 $f_W(\langle u_1, a_1 \rangle, \langle u_2, a_2 \rangle, \dots, \langle u_n, a_n \rangle) = (\sum_{i=1}^n \omega_i (a_{u-index(i)})^\lambda)^{\frac{1}{\lambda}}$, 则将函数 f_W 称为由 u_1, u_2, \dots, u_n 所产生的 n 维广义诱导加权算术平均算子, 记为 GIOWA 算子。其中, u_1, u_2, \dots, u_n 为诱导变量, $u-index(i)$ 表示 u_1, u_2, \dots, u_n 降序排列中第 i 大的数对应下标^[12]。

在 GIOWA 算子基础上, 对参数 λ 分别取不同值构建几种常见算子。

① $\lambda = 1$ 时, GIOWA 算子退化为诱导有序加权算术平均 (IOWA) 算子, 形式为^[13] $f_W(\langle u_1, a_1 \rangle,$

$$\langle u_2, a_2 \rangle, \dots, \langle u_n, a_n \rangle) = \sum_{i=1}^n \omega_i a_{u-index(i)};$$

② $\lambda = -1$ 时, GIOWA 算子转变为诱导有序加权调和平均 (IOWHA) 算子, 形式为^[13] $f_W(\langle u_1, a_1 \rangle,$

$$\langle u_2, a_2 \rangle, \dots, \langle u_n, a_n \rangle) = 1 / \sum_{i=1}^n \left(\frac{\omega_i}{a_{u-index(i)}} \right);$$

③ $\lambda \rightarrow 0$ 时, GIOWA 算子转变为诱导有序加权几何平均 (IOWGA) 算子, 形式为^[13] $f_W(\langle u_1, a_1 \rangle,$

$$\langle u_2, a_2 \rangle, \dots, \langle u_n, a_n \rangle) = \prod_{i=1}^n a_{u-index(i)}^{\omega_i};$$

④ $\lambda = 0.5$ 时, 诱导有序加权平均算子形式为 $f_W(\langle u_1, a_1 \rangle, \langle u_2, a_2 \rangle, \dots, \langle u_n, a_n \rangle) =$

$$\sum_{i=1}^n (\omega_i \sqrt{a_{u-index(i)}})^2。$$

2.1.2 基于误差平方和及 GIOWA 算子的组合预测模型

假定针对某一问题进行预测时选用 n 种单项预测模型, 记 $x_t, x_{it}, e_{it}, u_{it}$ 分别表示序列第 t 期实际观测值、第 i 种单项预测模型第 t 期序列预测值、第 i 种单项预测模型第 t 期预测值绝对误差、第 i 种单项预测模型第 t 期预测精度, 则预测精度 u_{it} 为

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

$$i = 1, 2, \dots, n; t = 1, 2, \dots, N$$

以预测精度 u_{it} 为 x_{it} 诱导变量, 则 n 种单项预测模型第 t 期预测精度 u_{it} 与第 t 期预测值 x_{it} 构成二维数组 $(\langle u_{1t}, x_{1t} \rangle, \langle u_{2t}, x_{2t} \rangle, \dots, \langle u_{nt}, x_{nt} \rangle)$, GIOWA 优化组合预测值为

$$f(x_t) = \left(\sum_{i=1}^n \omega_i (x_{u-index(i)})^\lambda \right)^{\frac{1}{\lambda}}$$

为方便计算, 诱导预测误差记为 $e_{u-index(i)} = (x_t)^\lambda - (x_{u-index(i)})^\lambda$, 当参数 λ 取上述 4 种不同值时, 诱导预测误差分别为

$$e_{u-index(i)} = \begin{cases} x_t - x_{u-index(i)}, & \lambda = 1 \\ \frac{1}{x_t} - \frac{1}{x_{u-index(i)}}, & \lambda = -1 \\ \ln x_t - \ln x_{u-index(i)}, & \lambda \rightarrow 0 \\ \sqrt{x_t} - \sqrt{x_{u-index(i)}}, & \lambda = 0.5 \end{cases}$$

基于误差平方和及 GIOWA 算子的组合预测模型 λ 次幂误差为

$$e_i = (x_t)^\lambda - (f(x_t))^\lambda =$$

$$(x_t)^\lambda - \sum_{i=1}^n \omega_i (x_{u-index(i)})^\lambda =$$

$$\sum_{i=1}^n \omega_i ((x_t)^\lambda - (x_{u-index(i)})^\lambda) =$$

$$\sum_{i=1}^n \omega_i e_{u-index(i)}$$

基于误差平方和及 GIOWA 算子的组合预测模型 λ 次幂误差平方和为

$$Q = \sum_{t=1}^N \left(\sum_{i=1}^n \omega_i e_{u-index(i)} \right)^2 =$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_i \omega_j \left(\sum_{t=1}^N e_{u-index(i)} e_{u-index(j)} \right) =$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_i \omega_j E_{ij} \quad (8)$$

式(8)中, $E_{ij} = E_{ji} = \sum_{t=1}^N e_{u-index(i)} e_{u-index(j)}$; $i, j = 1, 2, \dots, n$; 则记 $\mathbf{E} = (E_{ij})_{n \times n}$ 为 n 阶诱导有序加权平均预测误差矩阵。

基于误差准则, 期望误差平方和最小, 结合 GIOWA 算子, 构建组合预测模型为

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

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

其中, $\mathbf{A}_n^T = (1, 1, \dots, 1)$, $\mathbf{W} = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)^T$ 。

2.2 模型构建及应用

2.2.1 构建诱导有序加权算术平均 (IOWA) 组合预测模型

步骤 1 通过计算获得诱导有序误差信息矩阵:

$$\mathbf{E} = \begin{pmatrix} 1 & 160 & 400 & -1 & 446 & 053.5 & 160 & 015 \\ -1 & 446 & 053.5 & 5 & 257 & 492 & 1 & 123 & 331 \\ 160 & 015 & 1 & 123 & 331 & 22 & 774 & 663.7 \end{pmatrix}$$

步骤 2 将预测误差平方和最小化的 IOWA 组合预测模型转化为下述非线性规划模型:

$$\begin{aligned} \min Q = & \mathbf{W}^T \mathbf{E} \mathbf{W} = 1\ 160\ 400\omega_1^2 - 2\ 892\ 107\omega_1\omega_2 + \\ & 3\ 320\ 030\omega_1\omega_3 + 5\ 257\ 492\omega_2^2 + \\ & 2\ 246\ 662\omega_2\omega_3 + 22\ 774\ 663.7\omega_3^2 \\ \text{s. t. } & \begin{cases} \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \\ \omega_1 \geq 0, \omega_2 \geq 0, \omega_3 \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

运用 LINGO 11.0 软件对式(9)进行求解,权系数分别为

$$\omega_1 = 0.720\ 0, \omega_2 = 0.280\ 0, \omega_3 = 0$$

步骤 3 构建误差平方和最小的 IOWA 优化组合预测模型为

$$\hat{x}_t = 0.72x_{u-\text{index}(1t)} + 0.28x_{u-\text{index}(2t)} \quad (10)$$

样本期内,式(10)组合预测误差平方和 $Q = 430\ 689.9$ 。式(10)表示对某一期 3 项单项预测精度最高、次高、最低单项预测值分别赋予 0.72, 0.28, 0 的权系数。

2.2.2 构建诱导有序加权几何平均(IOWGA)组合预测模型

步骤 1 通过计算获得诱导有序对数误差信息矩阵:

$$\mathbf{V} = \begin{pmatrix} 0.004\ 9 & -0.012\ 0 & -0.018\ 2 \\ -0.012\ 0 & 0.064\ 9 & 0.092\ 6 \\ -0.018\ 2 & 0.092\ 6 & 0.312\ 2 \end{pmatrix}$$

步骤 2 将对数误差平方和最小的 IOWGA 组合预测模型转化为下述非线性规划模型:

$$\begin{aligned} \min Q = & \mathbf{W}^T \mathbf{V} \mathbf{W} = 0.004\ 9\omega_1^2 - 0.024\omega_1\omega_2 - \\ & 0.036\ 5\omega_1\omega_3 + 0.064\ 9\omega_2^2 + \\ & 0.185\ 3\omega_2\omega_3 + 0.312\ 2\omega_3^2 \\ \text{s. t. } & \begin{cases} \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \\ \omega_1 \geq 0, \omega_2 \geq 0, \omega_3 \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (11)$$

运用 LINGO 11.0 软件对式(11)进行求解,权系数分别为

$$\omega_1 = 0.820\ 0, \omega_2 = 0.179\ 5, \omega_3 = 0.000\ 5$$

步骤 3 构建对数误差平方和最小的 IOWGA 组合预测模型为

$$\hat{x}_t = x_{u-\text{index}(1t)}^{0.82} x_{u-\text{index}(2t)}^{0.1795} x_{u-\text{index}(3t)}^{0.0005} \quad (12)$$

样本期内,式(12)组合预测对数误差平方和 $Q = 0.001\ 8$ 。

2.2.3 构建诱导有序加权调和平均(IOWHA)组合预测模型

步骤 1 通过计算获得诱导有序倒数误差信息矩阵:

$$\mathbf{U} = \begin{pmatrix} 9.085\ 1 \times 10^{-11} & -4.018\ 7 \times 10^{-10} & -9.426\ 0 \times 10^{-10} \\ -4.018\ 7 \times 10^{-10} & 2.495\ 8 \times 10^{-9} & 5.067\ 9 \times 10^{-9} \\ -9.426\ 0 \times 10^{-10} & 5.067\ 9 \times 10^{-9} & 1.533\ 7 \times 10^{-8} \end{pmatrix}$$

步骤 2 将倒数误差平方和最小的 IOWHA 组合预测模型转化为下述非线性规划模型:

$$\begin{aligned} \min Q = & \mathbf{W}^T \mathbf{U} \mathbf{W} = 9.085\ 1 \times 10^{-11}\omega_1^2 - \\ & 8.037\ 4 \times 10^{-10}\omega_1\omega_2 - 1.885\ 2 \times 10^{-9}\omega_1\omega_3 + \\ & 2.495\ 8 \times 10^{-9}\omega_2^2 + 1.013\ 6 \times 10^{-8}\omega_2\omega_3 + \\ & 1.533\ 7 \times 10^{-8}\omega_3^2 \\ \text{s. t. } & \begin{cases} \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \\ \omega_1 \geq 0, \omega_2 \geq 0, \omega_3 \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

运用 LINGO 11.0 软件对式(13)进行求解,权系数分别为 $\omega_1 = 0.864\ 5, \omega_2 = 0.134\ 3, \omega_3 = 0.001\ 2$ 。

步骤 3 构建误差平方和最小的 IOWHA 组合预测模型为

$$\hat{x}_t = \frac{1}{\frac{0.864\ 5}{x_{u-\text{index}(1t)}} + \frac{0.134\ 3}{x_{u-\text{index}(2t)}} + \frac{0.001\ 2}{x_{u-\text{index}(3t)}}}} \quad (14)$$

样本期内,式(14)组合预测倒数误差平方和 $Q = 2.059 \times 10^{-9}$ 。

2.2.4 构建 $\lambda = 0.5$ 时诱导有序加权平均(GIOWA)组合预测模型

步骤 1 通过计算获得诱导有序误差信息矩阵:

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} 15.075\ 5 & -23.798\ 8 & -7.475\ 0 \\ -23.798\ 8 & 105.439\ 8 & 94.957\ 7 \\ -7.475\ 0 & 94.957\ 7 & 473.016\ 8 \end{pmatrix}$$

步骤 2 将误差平方和最小的 GIOWA 组合预测模型转化为下述非线性规划模型:

$$\begin{aligned} \min Q = & \mathbf{W}^T \mathbf{M} \mathbf{W} = 15.075\ 5\omega_1^2 - 47.597\ 6\omega_1\omega_2 - \\ & 14.95\omega_1\omega_3 + 105.439\ 8\omega_2^2 + \\ & 189.915\ 4\omega_2\omega_3 + 473.016\ 8\omega_3^2 \\ \text{s. t. } & \begin{cases} \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \\ \omega_1 \geq 0, \omega_2 \geq 0, \omega_3 \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

运用 LINGO 11.0 软件对式(15)进行求解,权系数分别为 $\omega_1 = 0.768\ 8, \omega_2 = 0.231\ 2, \omega_3 = 0$ 。

步骤 3 构建 $\lambda = 0.5$ 时误差平方和最小的 GIOWA 组合预测模型为

$$\hat{x}_t = (0.768\ 8 \sqrt{x_{u-\text{index}(1t)}} + 0.231\ 2 \sqrt{x_{u-\text{index}(2t)}})^2 \quad (16)$$

样本期内,式(16)组合预测误差平方和 $Q = 6.086\ 3$ 。

λ 取不同值时,GIOWA 组合预测值如表 6 所示。

表 6 GIOWA 算子取 4 种不同参数时对应的组合预测值
Table 6 The combined predicted values of the GIOWA operator when four different parameters are taken

| 年 份 | $\lambda=1$ | $\lambda=0.5$ | $\lambda \rightarrow 0$ | $\lambda=-1$ |
|------|-------------|---------------|-------------------------|--------------|
| 2000 | 5 165.7 | 5 213.2 | 5 305.2 | 4 238.7 |
| 2001 | 5 544.9 | 5 564.2 | 5 604.3 | 5 237.3 |
| 2002 | 6 045.0 | 6 054.7 | 6 074.7 | 5 896.7 |
| 2003 | 6 812.2 | 6 821.9 | 6 841.0 | 6 665.1 |
| 2004 | 7 486.2 | 7 490.6 | 7 499.7 | 7 419.9 |
| 2005 | 8 403.9 | 8 367.1 | 8 295.8 | 8 910.2 |
| 2006 | 9 976.0 | 9 969.5 | 9 955.6 | 10 071.8 |
| 2007 | 11 446.2 | 11 439.9 | 11 426.9 | 11 537.4 |
| 2008 | 13 015.6 | 13 023.6 | 13 039.0 | 12 897.3 |
| 2009 | 14 257.7 | 14 241.0 | 14 208.8 | 14 499.2 |
| 2010 | 15 600.6 | 15 614.5 | 15 643.3 | 15 392.6 |
| 2011 | 18 473.2 | 18 439.2 | 18 370.6 | 18 959.7 |
| 2012 | 20 729.2 | 20 738.4 | 20 756.4 | 20 592.4 |
| 2013 | 23 232.4 | 23 261.7 | 23 319.1 | 22 789.5 |
| 2014 | 24 864.5 | 24 895.3 | 24 957.2 | 24 398.3 |
| 2015 | 26 849.6 | 26 852.5 | 26 858.6 | 26 807.2 |
| 2016 | 29 073.9 | 29 082.1 | 29 098.1 | 28 952.5 |
| 2017 | 31 511.0 | 31 468.8 | 31 385.1 | 32 118.7 |
| 2018 | 34 236.2 | 34 186.1 | 34 086.2 | 34 957.5 |
| 2019 | 37 412.2 | 37 328.8 | 37 162.6 | 38 598.6 |
| 2020 | 39 747.7 | 39 701.2 | 39 612.0 | 40 420.9 |

2.3 有效性评价

2.3.1 误差评价体系构建

通过查阅相关文献,选取误差平方和(SSE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均相对误差(MAPE)和均方根相对误差(RMSRE)作为预测模型误差评价指标^[14],误差指标值越大说明模型预测效果越差,反之效果越好。并结合预测平均精度对各预测模型进行有效性评价^[15],结果见表 7。

由表 7 可以看出:当 GIOWA 算子取几种不同参数时,组合预测模型的误差平方和(SSE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均相对误差(MAPE)和均方根相对误差(RMSRE)指标值均低于各项单项预测模型^[14],组合模型预测精度也高于单项预测模型。表明 GIOWA 组合预测模型相较于 3 种单项预测模型,预测精度更高,预测效果更优,预测结果也更接近实际值。

2.3.2 灵敏度分析

为更加直观地观察参数 λ 在 $[-1, 1]$ 间变动对 GIOWA 组合预测模型最优权系数、5 种误差评价指标的影响,分别对参数 λ 进行灵敏度分析^[16],见图 3 和图 4。

表 7 模型预测效果评价体系

Table 7 Model prediction effect evaluation system

| 评价指标 | 单项预测模型 | | | 组合预测模型 | | | |
|-------|-----------|-----------|------------|-------------|---------------|-------------------------|--------------|
| | 多元线性 | 指数平滑 | 灰色 Markov | $\lambda=1$ | $\lambda=0.5$ | $\lambda \rightarrow 0$ | $\lambda=-1$ |
| SSE | 1 260 683 | 7 848 962 | 10 082 914 | 430 691.2 | 457 561.1 | 531 864.8 | 638 352.9 |
| RMSE | 732.272 5 | 611.359 2 | 692.920 5 | 143.21 | 147.609 7 | 159.144 3 | 174.349 5 |
| MAE | 511.771 9 | 498.387 7 | 387.630 6 | 117.476 9 | 125.331 7 | 133.383 9 | 142.215 2 |
| MAPE | 0.043 31 | 0.044 488 | 0.018 83 | 0.007 949 | 0.007 956 | 0.007 913 | 0.008 187 |
| RMSRE | 0.090 2 | 0.072 23 | 0.025 39 | 0.010 48 | 0.009 564 | 0.009 233 | 0.009 628 |
| 平均精度 | 0.956 7 | 0.955 5 | 0.981 2 | 0.992 1 | 0.992 1 | 0.992 1 | 0.991 8 |

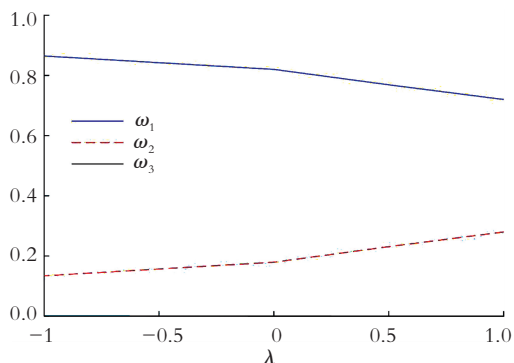


图 3 λ 变动对最优权系数的影响
Fig. 3 Influence of the variation of parameter λ on optimal weight coefficient

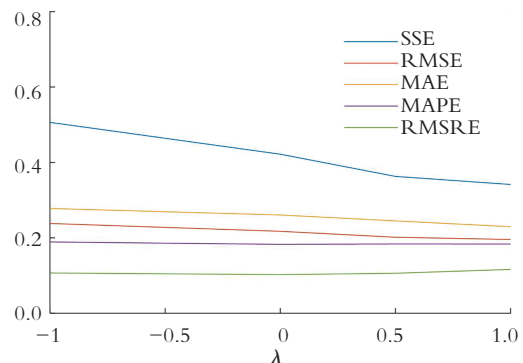


图 4 λ 变动对 5 种 λ 误差评价指标的影响
Fig. 4 Influence of the variation of parameter λ on the five λ error evaluation indexes

由图 3 可知,随着 λ 的增加,权系数 ω_1 略微有所下降, ω_2 会随之增加, ω_3 近乎为 0, λ 变动对 ω_3 影响甚微。

由图 4 可知,随着 λ 的增加,SSE 下降趋势最为明显,除 RMSRE 外的 4 种误差评价指标都越来越小,说明预测值与实际值间误差越来越小。误差评价指标减小幅度较小,且除 SSE 外的 4 种误差评价指标都在 0.3 水平线下,说明组合预测模型预测结果更符合期望,效果更好。

2.4 GIOWA 组合预测结果分析

鉴于样本期内基于误差平方和及 GIOWA 算子组合预测模型预测结果更符合期望,预测效果显著优于多元线性回归、二次指数平滑及灰色 Markov 预测模型,因此应用基于误差平方和及 GIOWA 算子的组合模型预测 2021—2025 年安徽省城镇居民人均可支配收入。由于基于误差平方和及 GIOWA 算子组合预测模型以预测精度作为诱导变量,考虑到预测期暂没有实际值进行预测精度计算,因此无法确定各单项预测模型权系数。

参考陈华友提出的预测期预测精度处理方法,在预测区间 $(N+1, N+2, \dots)$ 内,预测精度序列 $(a_{1i}, a_{2i}, \dots, a_{ni})$ 的确定原则是依据各单项预测模型在样本区间上近几期拟合平均精度的高低,即若要进行未来 K 期的预测,用第 i 种单项预测模型最近 k 期拟合平均精度 $\frac{1}{k} \sum_{t=N-k+1}^N a_{it}$ 来反映预测区间内 $N+k$ 期的预测精度^[17]。

先拟合出 3 项单项预测模型 2021—2025 年的预测精度,再根据预测精度分别计算出 λ 取不同值时的 GIOWA 组合预测值,预测结果见表 8。其中,应用多元线性回归模型对 2021—2025 年安徽省城镇居民人均可支配收入进行短期预测时,对于解释变量(IIFA, PCE, GDP, IS)2021—2025 年的预测值可以通过判断解释变量 IIFA, PCE, GDP 与 IS 的时间序列趋势选择合适的时间序列模型进行预测。经过简单的趋势判断,对于 PCE, IS, 应用趋势外推法进行预测,对于 IIFA, GDP, 应用二次指数平滑预测法进行预测。

表 8 2021—2025 年安徽省城镇居民人均可支配收入预测结果

Table 8 Forecast results of per capita disposable income of urban residents in Anhui Province from 2021 to 2025

| 年 份 | 单项预测模型 | | | 组合预测模型 | | | |
|------|----------|----------|-----------|-------------|---------------|-------------------------|--------------|
| | 多元回归 | 指数平滑 | 灰色 Markov | $\lambda=1$ | $\lambda=0.5$ | $\lambda \rightarrow 0$ | $\lambda=-1$ |
| 2021 | 41 207.2 | 41 867.8 | 46 569.4 | 41 392.1 | 41 359.5 | 41 327.3 | 41 867.8 |
| 2022 | 43 563.3 | 44 232.9 | 51 908.7 | 44 045.4 | 44 077.6 | 44 115.1 | 43 563.3 |
| 2023 | 45 919.4 | 46 598.0 | 57 280.9 | 46 408.0 | 46 440.6 | 46 479.8 | 45 919.4 |
| 2024 | 48 275.5 | 48 963.1 | 63 201.7 | 48 770.6 | 48 803.7 | 48 844.6 | 48 275.5 |
| 2025 | 50 631.6 | 51 328.2 | 69 727.2 | 51 133.2 | 51 166.7 | 51 209.5 | 50 631.6 |

从表 8 预测结果可以看出,2021—2025 年安徽省城镇居民人均可支配收入将持续稳步增长。

3 结束语

首先应用多元线性回归模型、二次指数平滑预测模型和灰色 Markov 预测模型这 3 种单项预测模型分别对安徽省城镇居民人均可支配收入进行预测;然后引入 GIOWA 算子,将 3 种单项预测模型预测精度作为诱导变量,以误差平方和最小为计算准则,分别构建 λ 取不同值时的 GIOWA 组合预测模型以期提高

预测精度、优化预测效果,再构建误差评价指标体系并对 λ 进行灵敏度分析;最后基于误差平方和及 GIOWA 算子组合模型预测 2021—2025 年安徽省城镇居民人均可支配收入。由结论可知:基于误差平方和及 GIOWA 算子的组合预测模型预测效果优于单项预测模型,且未来 5 年安徽省城镇居民人均可支配收入增长态势持续稳定。为实现城镇居民人均可支配收入持续稳定增加,驱动收入与经济同步增长,提高生活水平,需要政府坚持就业优先战略,推进积极就业政策以确保居民收入来源稳定,逐步健全完善社会保障制度,进而驱动经济可持续高质量发展。

参考文献(References):

- [1] 陈江磊. 基于 VAR 模型对陕西省城镇居民消费支出与收入发展关联性分析[J]. 广西质量监督导报, 2020(8): 238—240.
CHEN Jiang-lei. Analysis of the correlation between consumption expenditure and income development of urban residents in Shaanxi province based on VAR model[J]. Guangxi Quality Supervision Guide, 2020(8): 238—240.
- [2] 王敏, 高凯. 电子商务背景下城镇居民可支配收入与消费结构的灰色关联分析——以上海市为例[J]. 电子商务, 2020(12): 39—40.
WANG Min, GAO Kai. The grey correlation analysis of urban residents' disposable income and consumption structure under the background of e-commerce: taking Shanghai as an example [J]. Electronic Commerce, 2020(12): 39—40.
- [3] 熊华平, 陈凤丽, 田勇. 我国房地产业发展与城镇居民人均可支配收入的关系研究[J]. 建筑经济, 2013(12): 92—95.
XIONG Hua-ping, CHEN Feng-li, TIAN Yong. Research on the relationship between the development of Chinese real estate industry and the per capita disposable income of urban residents [J]. Construction Economy, 2013(12): 92—95.
- [4] 滕秀花, 戴林送. 应用灰色 Markov 模型预测安徽省城镇居民人均可支配收入[J]. 安庆师范大学学报(自然科学版), 2020, 26(4): 24—26.
TENG Xiu-hua, DAI Lin-song. Using grey Markov model to predict per capita disposable income of urban residents in Anhui province [J]. Journal of Anqing Normal University (Natural Science Edition), 2020, 26(4): 24—26.
- [5] 李新朋. 基于 ARIMA 模型的上海城镇居民人均可支配收入预测研究[J]. 经济研究导刊, 2019(10): 149—165.
LI Xin-peng. Forecast research on per capita disposable income of urban residents in Shanghai based on ARIMA model [J]. Economic Research Guide, 2019(10): 149—165.
- [6] 王振寰, 杨堰锟, 张峰, 等. ARIMA 模型在城镇居民家庭人均收入的应用[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版), 2014, 35(1): 165—169.
WANG Zhen-huan, YANG Yan-kun, ZHANG Feng, et al. Application of ARIMA model in the per capita income of urban households [J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University (Natural Science Edition), 2014, 35(1): 165—169.
- [7] 张婷婷. 基于 ARIMA 模型的湖北省城镇居民人均可支配收入预测[J]. 科技创业月刊, 2017, 30(14): 3—5.
ZHANG Ting-ting. Prediction of per capita disposable income of urban residents in Hubei province based on ARIMA model [J]. Technology Entrepreneurship Monthly, 2017, 30(14): 3—5.
- [8] 刘思峰, 邓聚龙. GM(1, 1) 模型的适用范围[J]. 系统工程理论与实践, 2000(5): 121—124.
LIU Si-feng, DENG Ju-long. Applicable scope of GM(1, 1) model [J]. System Engineering Theory and Practice, 2000(5): 121—124.
- [9] 聂晶晶. 物流需求量的灰色系统预测分析[J]. 中国商贸, 2011(15): 150—151.
NIE Jin-jin. Grey system forecast and analysis of logistics demand [J]. China Business, 2011(15): 150—151.
- [10] BATES J M, GRANGER C W J. The combination of forecasts [J]. Operation Research Society, 1969, 20(4): 451—468.
- [11] 杨桂元, 唐小我. 非负权重组合预测模型优化方法研究[J]. 数量经济技术经济研究, 1998(3): 56—60.
YANG Gui-yuan, TANG Xiao-wo. Research on optimization method of combination forecasting model with non-negative weight [J]. Quantitative Economics and Technical Economics Research, 1998(3): 56—60.
- [12] 殷和俊, 杨桂元. 基于一类损失函数的组合预测模型构建[J]. 哈尔滨商业大学学报(自然科学版), 2018, 34(1): 107—112.
YIN He-jun, YANG Gui-yuan. Study on construction of combination forecast model based on loss function [J]. Journal of Harbin University of Commerce (Natural Science Edition), 2018, 34(1): 107—112.
- [13] 周远翔, 宋马林, 袁宏俊. 基于灰色关联度的广义 IOWA 算子组合预测模型[J]. 统计与决策, 2016(9): 86—88.
ZHOU Yuan-xiang, SONG Ma-lin, YUAN Hong-jun. Combination forecasting model of generalized IOWA operator based on grey incidence [J]. Statistics and Decision, 2016(9): 86—88.
- [14] 崔金鑫, 邹辉文. 基于 CEEMDAN-MR-PE-NLE 多频优化组合模型的碳金融市场价格预测[J]. 数学的实践与认识, 2020, 50(3): 105—120.
CUI Jin-xin, ZOU Hui-wen. Price prediction of carbon finance market based on CEEMDAN-MR-PE-NLE multi-

- frequency optimization combination model[J]. Mathematics Practice and Knowledge, 2020, 50(3): 105—120.
- [15] 杨桂元,唐小我.一种新的预测评价方法——损失函数法[J].预测,1998(3):39—41.
YANG Gui-yuan, TANG Xiao-wo. A new prediction and evaluation method: loss function method[J]. Prediction, 1998(3):39—41.
- [16] 袁宏俊,杜康,胡凌云.基于三角模糊数相似度的区间型组合预测模型[J].统计与决策,2019,35(6):24—29.
YUAN Hong-jun, DU Kang, HU Ling-yun. Interval combination forecast model based on the similarity of triangular fuzzy numbers [J]. Statistics and Decision, 2019, 35(6):24—29.
- [17] 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 Hua-you, LIU Chun-lin. Combination forecasting method based on IOWA operator [J]. Prediction, 2003(6):61—65.

Combination Forecast of Per Capita Disposable Income of Urban Residents in Anhui Province

ZHANG Wen-yang, WANG Kai, YUAN Hong-jun

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

Abstract: Aiming at the problems of certain randomness and low prediction accuracy of single prediction, based on the minimum sum of square error criterion, combined with the GIOWA operator, a combination model of four special parameters with variable weight coefficients is proposed. Taking the data of the per capita disposable income of urban residents in Anhui Province from 2000 to 2020 as a sample, a combined forecasting model based on the sum of squares of errors and the GIOWA operator is constructed to predict the per capita disposable income of urban residents in Anhui Province in the next 5 years. Firstly, three single forecast models are applied to fit and forecast the per capita disposable income of urban residents in Anhui Province. Then the study uses the minimum sum of square error as the criterion, combined with the GIOWA operator to construct a variable weight coefficient combination model, and at the same time takes four special parameters for the GIOWA operator to obtain the corresponding combination prediction model. Finally, the GIOWA combined prediction model is used to predict the per capita disposable income of urban residents in Anhui Province in the next 5 years. The results show that the prediction effect of the variable weight coefficient combination forecasting model is better than that of the single prediction model; the per capita disposable income of urban residents in Anhui Province will continue to grow steadily in the next 5 years.

Key words: GIOWA operator; combination forecast; sensitivity analysis

责任编辑:李翠薇

引用本文/Cite this paper:

张文扬,汪凯,袁宏俊.安徽省城镇居民人均可支配收入组合预测[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2022,39(5):93—104.

ZHANG Wen-yang, WANG Kai, YUAN Hong-jun. Combination forecast of per capita disposable income of urban residents in Anhui province[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2022, 39(5):93—104.