

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于滑动窗口的一类非负可变权组合预测方法

陶志富, 葛璐璐, 陈华友

引用本文:

陶志富, 葛璐璐, 陈华友. 基于滑动窗口的一类非负可变权组合预测方法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(6): 1446–1452.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1348>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### [基于演化聚类分析的组合预测改进熵权模型及其应用](#)

A modified entropy weighting method in combination forecasting based on evolutionary clustering analysis and its application  
*控制与决策*. 2020, 35(2): 410–416 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0824>

### [基于Block-RPLS模型自适应更新的质量预测方法](#)

Quality prediction method based on adaptive updating of Block-RPLS model  
*控制与决策*. 2018, 33(3): 455–462 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0070>

### [基于LM算法的在线自适应RBF网结构优化算法](#)

Online self-adaptive optimal algorithm for RBF network based on Levenberg-Marquardt algorithm  
*控制与决策*. 2017, 32(7): 1247–1252 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0887>

### [基于边界混合采样的非均衡数据处理算法](#)

Imbalanced data processing algorithm based on boundary mixed sampling  
*控制与决策*. 2017, 32(10): 1831–1836 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1044>

### [基于不等长序列相似度挖掘的数据关联算法](#)

Data association algorithm based on unequal length sequence data similarity mining  
*控制与决策*. 2015(6): 1033–1038 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0388>

# 基于滑动窗口的一类非负可变权组合预测方法

陶志富<sup>1†</sup>, 葛璐璐<sup>1</sup>, 陈华友<sup>2</sup>

(1. 安徽大学 经济学院, 合肥 230601; 2. 安徽大学 数学科学学院, 合肥 230601)

**摘 要:** 针对基于结果的组合预测赋权问题, 通过引入预测残差数据的变异系数和滑动窗口模型, 给出一类基于滑动窗口和改进变异系数的组合预测时变权重确定方法. 将传统基于预测数据层面的变异系数转移到预测残差数据层面, 能有效消除传统变异系数由于数据数量级引起的数据变异程度被弱化的情况. 结合滑动窗口模型, 对已有的赋权方法和提出的基于改进变异系数的赋权方法进行调整, 实现非时变权重向时变权重的过渡. 实例分析表明, 改进变异系数的有效性以及滑动窗口技术的引入能够有效提高组合预测精度.

**关键词:** 滑动窗口; 组合预测; 变异系数; 非负可变权

**中图分类号:** O211.1; F325.2

**文献标志码:** A

## Nnon-negative variable weight combination forecasting method based on sliding window

TAO Zhi-fu<sup>1†</sup>, GE Lu-lu<sup>1</sup>, CHEN Hua-you<sup>2</sup>

(1. School of Economics, Anhui University, Hefei 230601, China; 2. School of Mathematical Sciences, Anhui University, Hefei 230601, China)

**Abstract:** For the weighting method in combination forecasting with multiple single predictions, a non-negative time-variant weighting method is given by combining the sliding window model and an introduced modified variation coefficient. Traditional variation coefficient on the level of predicted data is transformed to the level of predicted residual error data, in which the affection of mean in high level is deleted to avoid traditional variation coefficient in low level. Besides, by introducing the sliding window model, current existed weighting methods and the proposed weighting based on modified variation coefficient are improved, and the transformation from time-invariant weights to time-variant weights is realized. The numerical study shows the validity of the developed modified variation coefficient, which also shows the efficiency of the sliding window model in improving the combined forecasting accuracy.

**Keywords:** sliding window; combination forecasting; variation coefficient; non-negative variable weight method

## 0 引 言

组合预测是指在建立多个单项预测模型的基础上, 以其适当的加权平均形式得出组合预测模型, 从而减少单个预测模型中的随机因素的影响, 综合利用各种单项预测方法提供的信息. 由此组合预测比单项预测模型更加有效地提高了预测精度, 为科学决策或系统分析提供依据. 自 Bates 等<sup>[1]</sup> 提出组合预测方法以来, 因它能有效地提高预测精度而受到了国内外预测工作者的重视. 根据组合预测权系数确定的方法可将其分为最优组合方法和非最优组合方法两类. 最优组合预测方法<sup>[2-3]</sup> 的基本思想就是根据某种准则构造目标函数, 在一定的约束条件下求得目标函

数的最大值或最小值, 从而求得组合预测方法加权系数.

目前常见的最优组合预测模型<sup>[4-6]</sup> 是以绝对误差的平方和或离差绝对值之和达到最小的准则建立起来的. 非最优正权组合预测方法是根据预测学的基本原理, 并力求简便的原则来确定组合预测的权系数的一种方法. 具体而言就是根据各个单项预测模型预测的误差的变异程度和其权系数成反比的基本原理, 给出组合预测的权系数的计算公式, 熵值法<sup>[7]</sup> 正是此方法的一个典型代表. 在信息论中, 熵值是系统无序程度或混乱程度的度量, 信息被解释为系统无序程度的减少, 信息表现为系统的某项指标的变异

收稿日期: 2018-10-07; 修回日期: 2018-12-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71701001, 71771001, 71871001, 61502003); 安徽省社会科学创新发展研究课题(2019CX094).

责任编辑: 李登峰.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: jeff.tao@vip.163.com.

度,即系统的熵值越大,它蕴涵的信息量越小,系统的某项指标的变异程度越小,反之,系统的熵值越小,则它所蕴涵的信息量越大,系统的某项指标的变异程度越大.本文正是在此基础上,从统计学中变异系数的基本定义出发,基于滑动窗口下定义各个单项预测模型预测误差的变异程度,从而得到权系数.

滑动窗最早是作为数据流控制技术被提出的,随后被广泛应用于模式识别<sup>[8-9]</sup>和时间序列<sup>[10-12]</sup>的分析中.文献[13-17]分别从流形学习、流数据统计分析、动态和大规模数据流以及多变量时序处理等领域应用滑动窗口模型进行了建模和分析.根据窗口和滑动位移的大小,滑动窗口可以把完整的数据或者信息切割为片段,通过对这些片段化的数据或信息进行处理可以获得更多的局部特征,并且在窗口的不断滑动过程中获得整体的特征和变化趋势.滑动窗口在本文中的含义是指在时间序列中,随着时间变动向前移动的固定长度的数据区域,用于提取时间序列微观尺度的特征以及进行数据转换等.滑动窗口长度的确定一般都是通过人为设定的方法,简单设定一个假设值或者经验值<sup>[18-19]</sup>,缺乏一定的理论基础.有一些文献对滑动窗口的长度进行过变长分段的讨论,但是在实际应用中数据规模有所限制<sup>[20]</sup>.作为改进,本文拟结合熵值法提出在时间序列数据下的滑动窗口长度的方法.

在组合预测中,可变权组合预测方法的相关报道相对偏少,使用较多的是不可变权组合预测方法.但是由于可变权能够处理对同一时间点上不同单项预测结果的预测精度不一致的情况,能够更加有效地提高预测精度,因此对可变权组合预测方法的研究是十分必要的.然而,现有的可变权组合预测研究远远少于不可变权组合预测方法,本文正是在已有的固定权重组合预测方法基础上,引入滑动窗口并设置合适的窗口长度,提出基于滑动窗口的新的可变权组合预测方法,从而实现不可变权到可变权的转变.该方法的适用性广,能够有效提高组合预测精度.在此过程中,进一步通过计算和利用预测残差层面的数据变异系数扩大单项预测方法间的差异性,从而获得更加精准的组合预测权重.

### 1 预备知识

设某社会经济现象指标序列的观察值为 $\{x_t, t = 1, 2, \dots, N\}$ ,设有 $M$ 个单项预测方法对其进行预测, $\hat{x}_{it}$ 为第 $i$ 种预测方法在第 $t$ 时刻的预测值, $i = 1, 2, \dots, M, t = 1, 2, \dots, N$ .

为充分利用不同的单项预测结果存在的差异性,设各单项预测方法的权重向量为

$$l = (l_1, l_2, \dots, l_M)^T,$$

组合预测结果为

$$\hat{x}_t^c = \sum_{i=1}^M l_i \hat{x}_{it}.$$

其中: $l_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, M$ 且 $\sum_{i=1}^M l_i = 1$ .这里,权重向量的确定直接关系到组合预测的效果.记 $e_{it} = x_t - \hat{x}_{it}$ 为第 $i$ 种预测方法在第 $t$ 时刻的预测误差,下面介绍3类典型的赋权模型:

1) 熵值赋权方法.考虑到误差信息的波动性,容易知道当某预测方法的误差波动较大时,其预测效果相对波动较小的预测方法也较差,因而要赋予较小的权重.此时,由于波动较大,误差信息的变异程度也较大,其蕴含的信息量较小,因此权重与熵值呈正比例关系,与变异程度成反比.这里有

$$\begin{cases} p_{it} = |e_{it}| / \sum_{t=1}^N |e_{it}|, \\ h_i = -\frac{1}{\ln N} \sum_{t=1}^N p_{it} \ln p_{it}, \\ d_i = 1 - h_i, \\ l_i = \frac{1}{M-1} \left(1 - d_i / \sum_{i=1}^M d_i\right). \end{cases} \quad (1)$$

其中: $p_{it}$ 为第 $i$ 种预测方法绝对误差信息的规范化序列, $h_i$ 和 $d_i$ 分别为误差信息的熵值和变异系数.可以看出,式(1)给出的权重估计是一类非最优非时变权重,记为 $l^{(1)} = (l_1^{(1)}, l_2^{(1)}, \dots, l_M^{(1)})$ ,其确定依赖于各单项预测方法误差信息的相关统计特征.

2) 最优化赋权方法.为使得组合预测的误差平方和达到最小,构建如下最优化赋权模型:

$$\begin{aligned} \min J &= \sum_{t=1}^N l_i (x_t - \hat{x}_{it})^2 = \sum_{t=1}^N \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M l_i l_j e_{it} e_{jt}; \\ \text{s.t.} &\begin{cases} \sum_{i=1}^M l_i = 1, \\ l_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, M. \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

式(2)给出的权重向量为一类最优非时变权重,记为 $l^{(2)} = (l_1^{(2)}, l_2^{(2)}, \dots, l_M^{(2)})$ ,其在应用时较为普遍<sup>[4-6]</sup>.

3) 传统变异系数赋权方法.传统变异系数法<sup>[21]</sup>是依据评价指标数值的变异程度反映的信息量来确定指标的权重,使得指标权重随着指标的变化发生变

化,是一种动态客观的权重赋值方法,具体赋权方法为

$$\begin{cases} E(y_i) = \bar{y}_i = \sum_{t=1}^N y_{it} / N, \\ S(y_i) = \sqrt{\sum_{t=1}^N (y_{it} - E(y_i))^2 / N}, \\ d_i = S(y_i) / E(y_i), \\ l_i = d_i / \sum_{i=1}^M d_i. \end{cases} \quad (3)$$

其中:  $E(y_i)$  和  $S(y_i)$  分别为第  $i$  种方法的预测序列值的均值及标准差,  $d_i$  为预测时序值的变异系数.

## 2 基于滑动窗口和改进变异系数的组合预测模型

本文应用基于窗口长度固定不变的滑动窗口模型,即根据指定的单位长度框住观察值序列,滑动窗口以固定窗口为单位不断更新,从而计算框内的统计指标.图1给出了一个窗口长度固定为  $m$  的观测时间序列滑动窗口模型.

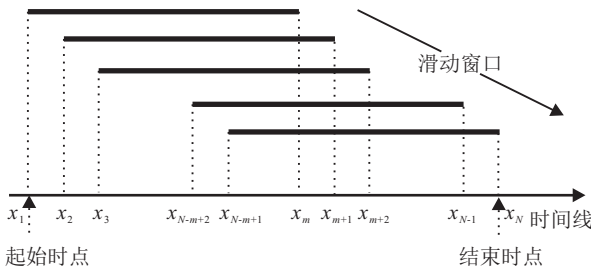


图1 窗口长度固定为  $m$  的时间序列滑动窗口模型

如图1所示,通过将观测时间序列与滑动窗口模型进行结合,可以对观测时序的局部进行独立的观察和处理,因而可以在微观尺度对时间序列进行分析.下面将滑动窗口模型与已有模型进行整合,为组合预测模型提供新的分析视角.

为将滑动窗口模型与组合预测进行结合,考虑构建如下模型:

### 1) 窗口长度的确定.

如图2所示:  $\varepsilon_{it}$  为第  $i$  种单项预测方法在  $t$  时刻的绝对预测误差,  $\bar{\varepsilon}_t$  为其第  $t$  时刻的  $M$  种单项预测的平均绝对误差. 则第1个期数为  $m$  的窗口内的平均绝对误差为  $\bar{\eta}_1$ , 滑动一个基本单位窗口, 下一个窗口内的平均绝对误差为  $\bar{\eta}_2$ , 继续滑动窗口, 并计算其平均绝对误差, 直至滑动到最后一个窗口, 其平均绝对误差为  $\bar{\eta}_{N-m+1}$ . 此时各窗口间的平均绝对误差的波动越稳定, 加权系数效用时好时坏的影响越小, 窗口期

数越适宜.

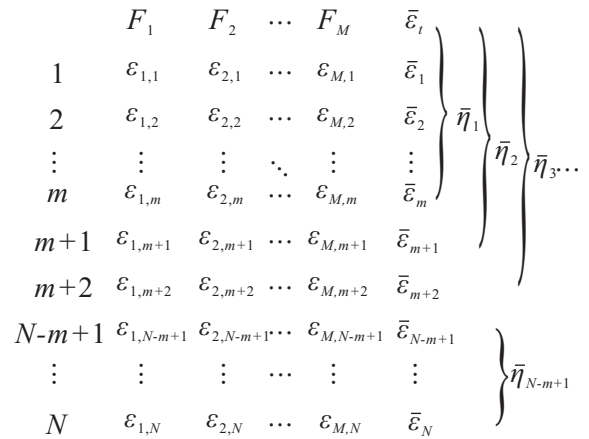


图2 滑动窗口  $m$  计算参数

依据图2,滑动窗口期数确定具体步骤如下.

step 1: 计算  $t$  时刻  $M$  种单项预测方法的平均绝对误差

$$\bar{\varepsilon}_t = \sum_{i=1}^M \varepsilon_{it} / M, \quad t = 1, 2, \dots, N.$$

step 2: 设窗口期数为  $m$ , 计算第  $t$  个窗口的预测平均绝对误差

$$\bar{\eta}_t = \sum_{i=t}^{t+m-1} \varepsilon_i / m.$$

其中  $t = 1, 2, \dots, N - m + 1$ .

step 3: 将各窗口预测的绝对误差序列归一化为

$$p_t = \bar{\eta}_t / \sum_{t=1}^{N-m+1} \bar{\eta}_t.$$

step 4: 计算窗口预测绝对误差的熵值

$$h_m = -\frac{1}{\ln(N - m + 1)} \sum_{t=1}^{N-m+1} p_t \ln p_t.$$

step 5: 将熵值最大化时的窗口期数  $m$  作为最终的窗口长度, 即

$$\max_m h_m = -\frac{1}{\ln(N - m + 1)} \sum_{t=1}^{N-m+1} p_t \ln p_t. \quad (4)$$

根据式(4)及熵值的大小与离散程度相反的原则可知, 熵值越大离散程度越小, 即各窗口间的组间误差越小, 各窗口间的平均绝对误差波动越稳定, 相应窗口期数越适宜.

### 2) 改进的变异系数赋权方法.

现有的组合预测变异系数赋权方法已有相关报道, 但主要是基于预测值序列计算变异系数. 由于变异系数的数值大小不仅受到变量值离散程度的影响, 而且还受变量值平均水平大小的影响, 因而对于围绕在实际观测值周围波动的预测值序列计算变异系

数受均值水平影响事实上“缩小”了数据变异的效应. 因此, 本文考虑针对预测精度序列构建基于变异系数的赋权方法.

依据文献[22], 第*i*种预测方法在第*t*时刻的预测精度 $A_{it}$ 定义为

$$A_{it} = \begin{cases} 1 - |v_{it}|, & |v_{it}| \leq 1; \\ 0, & |v_{it}| > 1. \end{cases}$$

其中:  $v_{it} = (x_t - x_{it})/x_t; i = 1, 2, \dots, M; t = 1, 2, \dots, N$ . 令  $A_i = (A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{iN})^T$  为第*i*种预测方法的预测精度序列, 则改进的变异系数赋权方法可以表示为

$$\begin{cases} E(A_i) = IA_i/N, I = \underbrace{(1, 1, \dots, 1)}_N, \\ \sigma(A_i) = \sqrt{\sum_{t=1}^N (A_{it} - E(A_i))^2 / N}, \\ d_i = \sigma(A_i)/E(A_i), \\ l_i = \frac{1}{M-1} \left(1 - d_i / \sum_{i=1}^M d_i\right). \end{cases} \quad (5)$$

式(5)依据预测精度的变异系数给出了一类非最优非时变的权重向量, 其优势在于能够单纯依据波动部分反映预测结果的变异情况, 简记该权重为  $l^{(3)} = (l_1^{(3)}, l_2^{(3)}, \dots, l_M^{(3)})$ .

3) 基于滑动窗和改进变异系数的非最优时变赋权模型.

在式(5)给出的赋权方法的基础上, 引入滑动窗口模型, 实现基于改进的变异系数非时变权重向时变权重的过渡, 其基本赋权流程如下.

step 1: 依据式(4)计算最佳窗口期长度*m*, 依据观测时点  $\{1, 2, \dots, N\}$  对预测值序列引入滑动窗, 得到第*i*个预测结果经滑动窗口第*k*个窗口内子预测序列  $X_k^{(i)} = \{x_k^{(i)}, x_{k+1}^{(i)}, \dots, x_{k+m-1}^{(i)}\}, k \in \{1, 2, \dots, N - m + 1\}$ . 原始观测序列对应的子观测序列记为  $X_k = \{x_k, x_{k+1}, \dots, x_{k+m-1}\}$ .

step 2: 针对  $X_k$  和  $X_k^{(i)}, k \in \{1, 2, \dots, N - m + 1\}$ , 应用式(5)计算第*k*个窗口内的固定权重, 记为  $l_{k+m-1}^{(4)} = (l_{1,k+m-1}^{(4)}, l_{2,k+m-1}^{(4)}, \dots, l_{M,k+m-1}^{(4)})$ , 即将滑动窗口期内的固定权重赋给第*k* + *m* - 1时刻.

事实上也可视为第1个窗口期内权重均为  $l_m^{(4)}$ , 经滑动窗口后移后纳入窗口期内的最新时点*k* + *m* - 1的对应权重为更新权重  $l_{k+m-1}^{(4)}, k \in \{2, 3, \dots, N - m + 1\}$ .

step 3: 依据时变权重  $l_{k+m-1}^{(4)} (k \in \{1, 2, \dots, N -$

$m + 1\})$  进行组合预测.

容易知道, 上述赋权算法通过组合式(5)与滑动窗口模型给出了一类非最优的时变权重.

step 4: 利用统计指标对组合预测效果进行测度和分析.

### 3 实例分析

为说明所提出的组合预测模型的有效性, 拟对某省1980~2013年农业机械总动力的观测值<sup>[23]</sup>进行预测性分析.

对总体观测值选取合适的单项预测方法, 基于文献[23]采取以下3种单项预测模型:

1) 多项式回归模型为

$$\hat{x}_t = 98.89 + 57.52t - 3.02t^2 + 0.82t^3;$$

2) ARIMA<sub>(1,2,1)</sub> 模型为

$$\Delta x_t = -0.544\Delta x_{t-1} + 0.556u_{t-1} - 0.020;$$

3) 3次指数平滑模型为

$$x_{t+T} = 2052.56 + 126.27T + 2.25T^2.$$

根据得到的3种单项模型得到对总体的3种单项预测值, 并可计算其误差指标体系, 本文选取MAE、MSE、MAPE和MSPE四项指标.

选择适当期数, 应用滑动窗口模型, 当窗口期数为*m*时, 会损失*m* - 1个数据, 所以选择窗口期数时, 根据统计学数据完整性的要求, 设定数据保存率至少达到85%.

根据式(4), 使用Matlab软件, 选择适宜的窗口期数, 结果见表1.

表1 窗口期数确定表

窗口期数/ <i>m</i>	2	3	4	5	6
熵值	0.9921	0.9978	1.0004	1.0045	0.9919
窗口期数/ <i>m</i>	7	8	9	10	
熵值	0.9789	0.9815	0.9890	0.9810	

如表1所示, 损失数据不得超过5个, 即分别计算窗口期数2~6的熵值. 窗口期内熵值越大, 窗口内的预测误差指标的变异程度越小. 由表1可见, 窗口期数分别为2~6时的熵值分别为0.9921、0.9978、1.0004、1.0045、0.9919, 选取熵值最大所对应的窗口期数, 即滑动窗口期数为5.

根据式(5)和固定权重  $l_{k+m-1}^{(4)}$  计算每个窗口内  $\{x_k, x_{k+1}, \dots, x_{k+m-1}\}$  的变异系数和权系数, 并将此权系数赋值给第*k* + *m* - 1时刻的组合预测的权系数, 如表2所示.

表2 基于滑动窗口+改进变异系数组合预测的变异系数和权系数

年份	$d_1$	$d_2$	$d_3$	$l_1$	$l_2$	$l_3$
1984	0.0609	0.1249	0.0121	0.3461	0.1844	0.4695
1985	0.0440	0.0500	0.0080	0.2845	0.2550	0.4605
1986	0.0420	0.0237	0.0246	0.2675	0.3690	0.3635
1987	0.0394	0.0176	0.0329	0.2809	0.4022	0.3169
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2010	0.0107	0.0048	0.0070	0.2623	0.3938	0.3439
2011	0.0149	0.0050	0.0060	0.2118	0.4041	0.3841
2012	0.0124	0.0046	0.0039	0.2040	0.3891	0.4069
2013	0.0116	0.0044	0.0010	0.1576	0.3707	0.4717

为了对滑动加权的方式作进一步分析,分别对熵权组合预测法和最优赋权组合预测法进行滑动窗口赋权.表3为熵权组合预测滑动赋权后的每个时刻点的变异系数和权系数,表4为最优权组合预测方法滑动赋权后的每个时刻点的权系数.

表3 滑动窗口+熵权组合的变异系数和权系数

年份	$d_1$	$d_2$	$d_3$	$l_1$	$l_2$	$l_3$
1984	0.4696	0.4093	0.5313	0.3335	0.3549	0.3116
1985	0.4061	0.5520	0.5090	0.3616	0.3119	0.3265
1986	0.3961	0.6198	0.5685	0.3750	0.3044	0.3206
1987	0.4639	0.5798	0.6361	0.3619	0.3274	0.3107
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2010	0.7608	0.8709	0.8538	0.3469	0.3248	0.3283
2011	0.8111	0.8768	0.8833	0.3423	0.3295	0.3282
2012	0.8394	0.8726	0.9055	0.3397	0.3333	0.3270
2013	0.8422	0.8680	0.9206	0.3399	0.3350	0.3250

表4 滑动窗口+最优权组合的权系数

年份	$d_1$	$d_2$	$d_3$
1984	0.2203	0.1573	0.6224
1985	0.1654	0.4427	0.3919
1986	0.1137	0.5465	0.3398
1987	0.1327	0.4961	0.3711
⋮	⋮	⋮	⋮
2010	0.0832	0.5642	0.3526
2011	0.0881	0.4719	0.4400
2012	0.0909	0.3669	0.5423
2013	0.0524	0.2929	0.6547

图3给出了不同的组合模式下组合预测误差的数值变化.

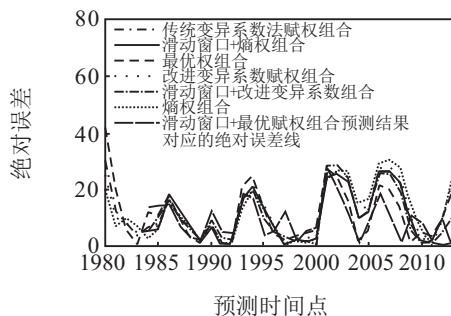


图3 不同组合预测模式下的误差水平与变化

由图3可见:改进的变异系数赋权组合预测较传统变异系数赋权组合预测而言,预测误差相对较低,预测精度总体得到提高;改进的变异数赋权组合预测较熵权组合预测而言,预测精度得到较明显的提高.如图3所示:改进变异系数赋权组合预测的误差绝对值趋势线大体上都在熵值赋权的组合预测的趋势线之下,可见其精度得到了有效地提高;滑动窗口下的熵权组合预测方法较之熵权组合预测方法而言,部分时点的预测误差得到了提高,尤其是在2002年~2010年的预测误差明显得到了降低;滑动窗口下的最优组合预测较之最优组合预测(尤其在1995、2008、2012、2013年)的预测误差大幅度降低,近似接近观察值;滑动窗口下的改进变异系数组合预测方法较之前而言,几乎每个时刻点的预测误差都得到降低,其绝对误差趋势图基本位于改进变异系数赋权组合预测方法之下,在2013年时,绝对误差降低高达13.33之多.可以看出,结合滑动窗口模型,无论是已有赋权法还是基于提出的基于改进变异系数的赋权方法,均能实现从不可变权重向可变权重的转变,并且可以有效地降低预测误差,提高组合预测方法的预测精度.

另外,作为对比,表5给出了3种单项预测结果下整体层面的变异系数和残差层面的变异系数数据.

表5 3种单项预测结果两类变异系数对比

变异系数	多项式回归	ARIMA	3次指数平滑
传统变异系数	0.5990	0.5900	0.6000
改进变异系数	0.0380	0.0058	0.0260

由表5可以看出,3种单项预测结果在传统的变异系数下差异较小,两两之间的比值均接近于1.而在改进的变异系数环境下,差异则更加明显,说明在残差层面考虑预测结果的差异程度能够有效克服整体层面由于数据的数量级(相对于残差数据)较大引起的变异程度差异较小的不足,因而能够更加清晰地描述不同预测结果之间的差异.

表6给出了各种预测模型的效果评价指标.由表6可以看出:

1) 对3种单项预测方法而言,各项预测误差指标均显著地大于7种组合预测方法相应的误差指标,这说明组合预测方式是优于单项预测方法的.

2) 对传统变异系数赋权组合预测、熵权组合预测和最优赋权组合预测方法而言,各项预测误差指标大于以改进的变异系数确定权重的组合预测方法,这说明根据变异系数的新定义确定权重的组合预测方法能有效减小传统变异系数受均值水平影响,

表6 不同预测模型预测效果评价指标对比

指标	单项预测方法				组合预测方法			滑动窗口组合预测方法		
	多项式回归	ARIMA	3次指数平滑	传统变异系数	熵权	最优权	改进变异系数	改进变异系数	熵权	最优权
MAE	27.46	14.97	24.97	11.52	12.03	11.38	11.83	10.58	11.29	9.07
MSE	5.44	3.59	4.90	2.57	2.63	2.57	2.56	2.51	2.6	2.06
MAPE	0.0427	0.0303	0.0385	0.0186	0.0190	0.0206	0.0182	0.0138	0.0038	0.0134
MSPE	0.0096	0.0110	0.0079	0.0049	0.0050	0.0064	0.0045	0.0032	0.0039	0.0033

从而“缩小”了数据变异的效应,提高预测精度.

3) 每一个加了窗口滑动赋权的新的组合预测方法的各项预测误差指标均显著地大于相应的不使用滑动窗口赋权的组合预测方法的各项预测误差指标,这说明基于滑动窗口赋权方式的组合预测模型有效地改善了不可变权的组合预测方法的“时好时坏”特点.

### 4 结 论

通过考虑预测残差的变异系数,组合预测问题中不同单项预测方法预测效果的对比相对于传统的变异系数对比更加明显.除此之外,本文将滑动窗口模型引入到组合预测赋权问题中,结合残差层面的变异系数模型给出了一类新的组合预测时变权重赋权模型.通过改进的变异系数与传统的变异系数、熵权和最优赋权模型结果的对比以及是否加入滑动窗口模型的组合预测结果的对比可以发现,改进的变异系数赋权组合预测结果整体上优于其余对比的已知组合预测结果,而结合滑动窗口模型的组合预测结果则相对于传统的组合预测结果而言优势更加明显.

滑动窗口模型在本文中有效实现了组合预测的片段化处理,相对于传统组合预测在整体层面上的处理,这种片段化的处理有利于获得接近实际观测序列的组合预测结果.作为进一步的研究,可以考虑基于滑动窗口模型与智能算法相结合的组合预测理论与方法,以期更大程度上提高预测精度.

### 参考文献(References)

[1] Bates J M, Granger C W J. The combination of forecasts[J]. Journal of the Operational Research Society, 1969, 20(4): 451-468.

[2] Trenkler G, Liski E P. Linear constraints and the efficiency of combined forecasts[J]. Journal of Forecasting, 1986, 5(3): 31-38.

[3] Bunn D W. A bayesian approach to the linear combination of forecasts[J]. Journal of the Operational Research Society, 1975, 26(2): 325-329.

[4] 唐小我. 组合预测误差信息矩阵研究[J]. 电子科技大学学报, 1992, 21(4): 448-454.

(Tang X W. Study of combination forecasting error information matrix[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 1992, 21(4): 448-454.)

[5] 马永开, 杨桂元, 唐小我. 组合预测误差信息矩阵进一步研究[J]. 电子科技大学学报, 1996, 25(5): 541-545. (Ma Y K, Yang G Y, Tang X W. Advanced study of combination forecasting error information matrix[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 1996, 25(5): 541-545.)

[6] 杨桂元, 唐小我, 马永开. 关于非负权重组合预测若干问题的探讨[J]. 电子科技大学学报, 1996, 25(2): 210-215. (Yang G Y, Tang X W, Ma Y K. Research on several problems of combined prediction of non-negative weight[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 1996, 25(2): 210-215.)

[7] 陈华友. 熵值法及其在确定组合预测权系数中的应用[J]. 安徽大学学报: 自然科学版, 2003, 27(4): 1-6. (Chen H Y. Entropy method and application to determine weights of combination forecasting[J]. Journal of Anhui University: Natural Science Edition, 2003, 27(4): 1-6.)

[8] Gattal A, Chibani Y, Hadjadj B. Segmentation and recognition system for unknown-length handwritten digit strings[J]. Pattern Analysis and Application, 2017, 20(2): 307-323.

[9] Yun U, Lee G, Yoon E. Efficient high utility pattern mining for establishing manufacturing plans with sliding window control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(9): 7239-7249.

[10] Molino-Minero-Re E, Garcia-Nocetti F, Benitez-Perez H. Application of a time-scale local hurst exponent analysis to time series[J]. Digital Signal Processing, 2015, 37: 92-99.

[11] Yin J C, Wang N, Perakis A N. A real-time sequential ship roll prediction scheme based on adaptive sliding data window[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 48(12): 2115-2125.

[12] Ren L, Wei Y C, Cui J, et al. A sliding window-based multi-stage clustering and probabilistic forecasting approach for large multivariate time series data[J]. Journal of Statistical Computation and Simulation, 2017, 87(13):

- 2494-2508.
- [13] 李晓菲, 梁循, 周小平. 股价时间序列滑动窗口的流形学习实证研究[J]. 中国管理科学, 2016, 24(S1): 495-503.  
(Li X F, Liang X, Zhou X P. An empirical study of manifold learning on sliding window on stock price time series[J]. Chinese Journal of Management Science, 2016, 24(S1): 495-503.)
- [14] Datar M, Gionis A, Indyk P, et al. Maintaining stream statistics over sliding windows[J]. SIAM Journal on Computing, 2002, 31(6): 1794-1813.
- [15] Song C, Liu X, Ge T, et al. Top- $k$  frequent items and item frequency tracking over sliding windows of any size[J]. Information Sciences, 2019, 475: 100-120.
- [16] Ren L, Wei Y, Cui J, et al. A sliding window-based multi-stage clustering and probabilistic forecasting approach for large multivariate time series data[J]. Journal of Statistical Computation and Simulation, 2017, 87(13): 2494-2508.
- [17] Lin J, Keogh E, Lonardi S, et al. A symbolic representation of time series, with implications for streaming algorithms[C]. Proceedings of the 8th ACM SIGMOD Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery. San Diego: Association for Computing Machinery, 2003: 2-11.
- [18] 许林, 宋光辉, 郭文伟. 基于滑动窗口MF-DFA的股票风格资产收益多重分形分析[J]. 系统工程理论与实践, 2012, 32(9): 1891-1899.  
(Xu L, Song G H, Guo W W. Multifractal analysis on stock style asset returns based on sliding windows MF-DFA[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2012, 32(9): 1891-1899.)
- [19] 李爱国, 覃征. 滑动窗口二次自回归模型预测非线性时间序列[J]. 计算机学报, 2004, 27(7): 1004-1008.  
(Li A G, Zhao Z. Moving windows quadratic autoregressive model for predicting nonlinear time series[J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(7): 1004-1008.)
- [20] 张军, 马志民. 基于时间序列的相似子模式发现算法[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(1): 140-142.  
(Zhang J, Ma Z M. An algorithm of finding similar subpattern based on time series[J]. Computers Technology and Development, 2006, 16(1): 140-142.)
- [21] 曾艳. 基于变异系数的区域物流需求组合预测方法[J]. 统计与决策, 2012, 21: 93-95.  
(Zeng Y. Regional logistics demand combination forecasting method based on variation coefficient[J]. Statistics and Decision, 2012, 21: 93-95.)
- [22] 陈华友, 侯定丕. 基于标准差的预测有效度的组合预测模型[J]. 系统工程学报, 2003, 18(3): 203-210.  
(Chen H Y, Hou D P. Combination forecasting model based on forecasting effective measure with standard deviate[J]. Journal of Systems Engineering, 2003, 18(3): 203-210.)
- [23] 吐尔逊·买买提, 丁为民, 谢建华. 时间序列组合预测模型研究: 以农业机械总动力为例[J]. 南京农业大学学报, 2016, 39(4): 688-695.  
(Tursun·Mamat, Ding W M, Xie J H. Research of combination prediction model for time series: A case study in total power of agricultural machinery[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2016, 39(4): 688-695.)

### 作者简介

陶志富(1985—), 男, 副教授, 博士, 从事经济预测与决策分析、模糊集理论及其应用等研究, E-mail: jeff.tao@vip.163.com;

葛璐璐(1994—), 女, 硕士生, 从事时间序列分析和组合预测的研究, E-mail: luluer528@163.com;

陈华友(1969—), 男, 教授, 博士, 从事经济预测与决策分析、信息融合、模糊集理论及其应用等研究, E-mail: huayouc@126.com.

(责任编辑: 闫妍)