组合加权算术平均算子在物流配送商品销售预测中的应用

卢惠林[1,2]

(1. 哈尔滨工业大学 数学系，哈尔滨 150001；2. 无锡商业职业技术学院 计算机应用研究所，无锡 214153)

摘　要：提出基于组合加权算术平均算子的组合预测方法，并结合实例对各种预测模型与组合预测模型探讨了不同的组合预测权重确定在实际中的应用，其预测效果高于一般方法。

关键词：组合预测；加权算术平均算子；权重；遗传算法

中图分类号：TP311.13　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1001－7011(2012)01－0022－07

0 引　言

组合预测权系数的非最优确定方法主要是基于不同的思想直接给出了组合预测权系数，而关于最优权系数的确定方法是现阶段研究最多的一种方法。目前国内外学者提出的各种不同的组合预测方法中，实际应用和理论研究最多的是以某种绝对误差作为最优准则来计算出组合预测方法的系数向量的[1-3]。本文在回顾已有权重确定方法的基础上建立了广义最小误差组合预测权重确定模型及其求解问题和广义相对误差组合预测权重确定模型，并推导了相对误差平方和权重确定模型的计算公式，在最优权系数确定方法中提出运用遗传算法来对广义最优组合预测权系数确定模型进行求解。在给出权重确定模型及其求解方法后，针对组合预测的组合方法，本文根据实际问题提出运用组合加权算术平均算子来集结各单一预测模型的预测值得到最终预测结果，并将其运用于物流配送商品销售预测中得到较好的预测效果[4]。

1 广义组合预测权系数最优确定方法

下面给出常用的集中最优组合预测权系数确定方法。

针对某一预测问题，采集到历史数据为：$Y=(y_1,\cdots,y_n)^T$，选取 m 种单项预测方法对该预测问题建模，得到 m 个预测模型 $\{\varphi_1,\varphi_2,\cdots,\varphi_m\}$，其在第 t，$(t=1,2,\cdots,n)$ 时期的预测值分别记为 $\{\varphi_1(t),\varphi_2(t),\cdots,\varphi_m(t)\}$。设权重向量 $w=(w_1,w_2,\cdots,w_m)$ 为组合预测的组合加权权重，且满足 $\sum\limits_{i=1}^{m}w_i=1$。最终的组合预测模型为

$$\varphi(t)=w_1\varphi_1(t)+w_2\varphi_2(t)+\cdots+w_m\varphi_m(t)=\sum_{i=1}^{m}w_i\varphi_i(t)$$

1.1 广义误差最小权系数确定模型及遗传算法求解

1.1.1 误差平方和最小确定权系数模型

在确定组合预测模型的权重向量 $w=(w_1,w_2,\cdots,w_m)$ 的过程中，考虑到最后预测的值应该和实际采集到的数据的残差 $e_t=\varphi(t)-y_t$ 的平方和尽可能的小，为此，建立如下广义误差最小的组合预测权重确定模型：

$$\min\sum_{t=1}^{n}e_t^{\alpha}=\sum_{t=1}^{n}[\varphi(t)-y_t]^{\alpha}=\sum_{t=1}^{n}[\sum_{i=1}^{m}w_i\varphi_i(t)-y_t]^{\alpha}$$

收稿日期：2010－11－13

作者简介：卢惠林(1962－)，男，研究员级高工，硕士，主要研究方向：组合预测，软件工程，E-mail：luhuilin62@126.com

$$\text{s.t.}\begin{cases}\sum_{i=1}^{m} w_i = 1\\ w_i > 0\end{cases}$$

通过该模型就能确定出最终的权重向量 $w=(w_1,w_2,\cdots,w_m)$。

当 $\alpha=1$ 时,该模型就简化成

$$\min \sum_{t=1}^{n} |e_t| = \sum_{t=1}^{n} |\varphi(t)-y_t| = \sum_{t=1}^{n} \left|\sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)-y_t\right|$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}\sum_{i=1}^{m} w_i = 1\\ w_i > 0\end{cases}$$

当 $\alpha=2$ 时,该模型就简化成

$$\min \sum_{t=1}^{n} |e_t|^2 = \sum_{t=1}^{n} [\varphi(t)-y_t]^2 = \sum_{t=1}^{n} \left[\sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)-y_t\right]^2$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}\sum_{i=1}^{m} w_i = 1\\ w_i > 0\end{cases}$$

当 $\alpha=\infty$ 时,该模型就简化成

$$\min \max_{t=1,\cdots,n} \left|\sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)-y_t\right|$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}\sum_{i=1}^{m} w_i = 1\\ w_i > 0\end{cases}$$

$\max\limits_{t=1,\cdots,n}\left|\sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)-y_t\right|$ 表示在 $t=1,\cdots,n$ 的时候,先取 $\left|\sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)-y_t\right|$ 中的最大值,之后再求最大值的最小值。

当 $1<\alpha<\infty$ 时,则模型就为:

$$\min \sum_{t=1}^{n} e_t^{\alpha} = \sum_{t=1}^{n} [\varphi(t)-y_t]^{\alpha} = \sum_{t=1}^{n} \left[\sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)-y_t\right]^{\alpha}$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}\sum_{i=1}^{m} w_i = 1\\ w_i > 0\end{cases}$$

关于以上模型的求解是一个关于约束优化问题,各学者在对以上模型的求解过程中,分别给出了不同的求解方法,但是不管是何种计算方法,其计算量都比较大,或是所计算出的最优权系数并不能保证是恒大于零的。

下面给出基于遗传算法的确定权系数的算法。

1.1.2　最优权系数确定模型的遗传算法

在最优组合预测权系数确定模型的求解过程中,因其涉及到非线性函数的最优问题,运用简单的求解方法难以实现,本文采用遗传算法来求解,其求解过程可参考文献[5-8]。

在运用遗传算法求解该非线性问题的时候,首先将最优权系数确定模型中的目标函数作为遗传算法中的适应度计算值,然后将世代数超过预先设定值作为遗传算法的优化准则来判断是否停止求解,则在确定了交叉率和变异率的情况下就可以通过该算法很快确定出最优组合预测权系数确定模型的解,即组合加权的加权向量值 $W=(w_1,\cdots,w_m)$。运用该方法求解,可以保证所求的权系数是恒大于零的,并且该算法已经成熟,程序容易实现,甚至是在一些专用计算软件如 MATLAB 中就可以直接调用该函数来进行计算。

1.2　相对误差最小权系数确定方法

1.2.1　相对误差平方和最小权系数确定模型及权重求解推导

在确定组合预测模型的权重向量 $w=(w_1,w_2,\cdots,w_m)$ 的过程中,考虑到有的历史数据的基数比较大,在

计算的过程中容易出现“大数吃小数”的问题,从而导致计算误差比较大,所以有人提出在度量误差的时候采用相对误差更合理,即在建立目标函数的时候认为最后预测的值应该和实际采集到的数据的相对误差$\sigma_t=\frac{y_t-\varphi(t)}{y_t}$的平方和尽可能的小,为此建立相对误差平方和最小的组合预测权重确定模型:

$$\min J=\sum_{t=1}^{n}\sigma_t^2=\sum_{t=1}^{n}\left[\frac{y_t-\varphi(t)}{y_t}\right]^2=\sum_{t=1}^{n}\left[\frac{y_t-\sum_{i=1}^{m}w_i\varphi_i(t)}{y_t}\right]^2$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}\sum_{i=1}^{m}w_i=1\\ w_i>0\end{cases}$$

下面给出该权重确定模型的矩阵求解过程。

令$e_t=y_t-\varphi(t)$,由$\varphi(t)=w_1\varphi_1(t)+w_2\varphi_2(t)+\cdots+w_m\varphi_m(t)=\sum_{i=1}^{m}w_i\varphi_i(t)$可以得到

$$\begin{aligned}y_1&=w_1\varphi_1(1)+w_2\varphi_2(1)+\cdots+w_m\varphi_m(1)+e_1\\ y_2&=w_1\varphi_1(2)+w_2\varphi_2(2)+\cdots+w_m\varphi_m(2)+e_2\\ &\vdots\\ y_n&=w_1\varphi_1(n)+w_2\varphi_2(n)+\cdots+w_m\varphi_m(n)+e_n\end{aligned}$$

记

$$Y=[y_1,y_2,\cdots y_n]^{\mathrm{T}},W=[w_1,w_2,\cdots w_m]^{\mathrm{T}},\quad e=[e_1,e_2,\cdots e_n]^{\mathrm{T}}=Y-\varphi W,\varphi=[\varphi_j(i)]_{n\times m}$$

则有如下矩阵形式表达式

$$Y=\varphi W+e$$

再令

$$L=\mathrm{diag}[y_i]_{n\times n},\sigma=[\sigma_1,\sigma_2,\cdots,\sigma_n]^{\mathrm{T}}$$

则有

$$U=L^{-1}=\mathrm{diag}[y_i^{-1}]_{n\times n}$$

$$\sigma=[\sigma_1,\sigma_2,\cdots,\sigma_n]^{\mathrm{T}}=\left[\frac{e_1}{y_1},\frac{e_2}{y_2},\cdots,\frac{e_n}{y_n}\right]_{n\times1}^{\mathrm{T}}=\mathrm{diag}[y_i^{-1}]_{n\times n}*[e_1,e_2,\cdots,e_n]_{n\times1}^{\mathrm{T}}=Ue=U(Y-\varphi W)$$

令$I=[1,1,\cdots,1]_{1\times m}$,则相对误差最小的组合预测权重确定模型:

$$\min J=\sum_{t=1}^{n}\sigma_t^2=\sum_{t=1}^{n}\left[\frac{y_t-\varphi(t)}{y_t}\right]^2=\sum_{t=1}^{n}\left[\frac{y_t-\sum_{i=1}^{m}w_i\varphi_i(t)}{y_t}\right]^2$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}\sum_{i=1}^{m}w_i=1\\ w_i>0\end{cases}$$

可以用矩阵的表示形式为

$$\min J=\sigma^{\mathrm{T}}\sigma$$
$$\text{s.t. } IW=1$$

即相对误差最小的组合预测权重确定模型中的组合预测加权权重向量 W 的确定可以归结为在约束条件$IW=1$下求解$\sigma^{\mathrm{T}}\sigma$的极值问题。下面通过求解该极值问题的拉格朗日乘子法来求得组合预测加权权重向量 W。

构造拉格朗日辅助函数

$$J(W,\lambda)=\sigma^{\mathrm{T}}\sigma+2\lambda(IW-1)=[U(Y-\varphi W)]^{\mathrm{T}}[U(Y-\varphi W)]+2\lambda(IW-1)$$

对 $J(W,\lambda)$关于参数 W 和 λ 求导,并令其导数等于零,得到

$$\begin{cases}(U\varphi)^{\mathrm{T}}(U\varphi)W+I^{\mathrm{T}}\lambda=(U\varphi)^{\mathrm{T}}Y\\ IW=1\end{cases}$$

由第一个式得到

$$W=[(U\varphi)^{\mathrm{T}}(U\varphi)]^{-1}[(U\varphi)^{\mathrm{T}}Y-I^{\mathrm{T}}\lambda]=[(U\varphi)^{\mathrm{T}}(U\varphi)]^{-1}(U\varphi)^{\mathrm{T}}Y-[(U\varphi)^{\mathrm{T}}(U\varphi)]^{-1}I^{\mathrm{T}}\lambda$$

对该式子两边同时乘以 I,则有

$$IW = I[(U\varphi)^{T}(U\varphi)]^{-1}(U\varphi)^{T}Y - I[(U\varphi)^{T}(U\varphi)]^{-1}I^{T}\lambda = 1$$

求得拉格朗日乘子 λ 的值如下

$$\lambda = \frac{I[(U\varphi)^{T}(U\varphi)]^{-1}(U\varphi)^{T}Y - 1}{I[(U\varphi)^{T}(U\varphi)]^{-1}I^{T}}$$

从而可以得到权重计算公式如下

$$W = [(U\varphi)^{T}(U\varphi)]^{-1}(U\varphi)^{T}Y - [(U\varphi)^{T}(U\varphi)]^{-1}I^{T}\frac{I[(U\varphi)^{T}(U\varphi)]^{-1}(U\varphi)^{T}Y - 1}{I[(U\varphi)^{T}(U\varphi)]^{-1}I^{T}}$$

其中

$$U = \mathrm{diag}[y_i^{-1}]_{n\times n},\quad \varphi = [\varphi_j(i)]_{n\times m},\quad Y = [y_1, y_2, \cdots y_n]^{T},\quad I^{T} = [1, 1, \cdots 1]^{T}_{m\times 1}。$$

当 $U = \mathrm{diag}[1]_{n\times n}$时,则该公式所算出来的权重向量即为绝对离差和最小的权重计算公式。

1.2.2 广义相对误差最小权系数确定模型

用相对误差来作为目标函数可以解决大数吃小数的问题,求出的权重向量在组合预测中能有效的提高预测精度,故相对误差和做为最终的目标函数,同理可以建立广义相对误差最小组合预测权系数确定模型如下:

$$\min J = \sum_{t=1}^{n}\sigma_t^{\alpha} = \sum_{t=1}^{n}\left[\frac{y_t - \varphi(t)}{y_t}\right]^{\alpha} = \sum_{t=1}^{n}\left[\frac{y_t - \sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)}{y_t}\right]^{\alpha}$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{i=1}^{m} w_i = 1$$

针对不同的参数 α,广义相对误差最小组合预测权系数确定模型可以变形如下:

当 $\alpha = 1$ 时,该模型就简化成

$$\min J = \sum_{t=1}^{n}|\sigma_t| = \sum_{t=1}^{n}\left|\frac{y_t - \sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)}{y_t}\right|$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{i=1}^{m} w_i = 1$$

当 $\alpha = 2$ 时,该模型就简化成

$$\min J = \sum_{t=1}^{n}\sigma_t^{2} = \sum_{t=1}^{n}\left[\frac{y_t - \sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)}{y_t}\right]^{2}$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{i=1}^{m} w_i = 1$$

该模型即为上面的相对误差平方和最小权系数确定模型。

当 $\alpha = \infty$ 时,该模型就简化成

$$\min \max_{t=1,\cdots n}\left|\frac{y_t - \sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)}{y_t}\right|$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{i=1}^{m} w_i = 1$$

$\max\limits_{t=1,\cdots n}\left|\frac{y_t - \sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)}{y_t}\right|$ 此式表示在 $t = 1, \cdots, n$ 的时候,先取 $\left|\frac{y_t - \sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)}{y_t}\right|$ 中的最大值,之后再求最大值的最小值。

当 $1 < \alpha < \infty$ 时,则模型就为:

$$\min J = \sum_{t=1}^{n}\sigma_t^{\alpha} = \sum_{t=1}^{n}\left[\frac{y_t - \varphi(t)}{y_t}\right]^{\alpha} = \sum_{t=1}^{n}\left[\frac{y_t - \sum_{i=1}^{m} w_i\varphi_i(t)}{y_t}\right]^{\alpha}$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^{m} w_i = 1$$

同样的,关于该广义相对误差最小权系数确定模型的求解问题,针对不同的情况,可以选择不同的搜索方法求解,或是利用上面所介绍的遗传算法求解。

2 基于组合加权算术平均算子的组合预测方法

以往的组合预测只是简单的对个单一预测方法进行简单加权,这样只注重了各单一预测方法的重要性,其实是不合理的,本文将提出一种基于组合加权算术平均算子的组合预测方法,为了说明该方法,首先介绍如下各算子的定义。

定义 1[9] 设 WAA:若 $WAA_{\omega}(a_1,\cdots,a_n) = \sum_{j=1}^{n} \omega_j a_j$,其中 $\omega = (\omega_1,\cdots,\omega_n)^{\mathrm{T}}$ 为指数加权向量,$\omega_j \in [0,1]$,$\sum_{j=1}^{n} \omega_j = 1$,称函数 WA 是加权算术平均(WAA) 算子。

定义 2[9] 设 OWA:若 $OWA_{w}(a_1,\cdots,a_n) = \sum_{j=1}^{n} w_j b_j$,其中 $w = (w_1,\cdots,w_n)^{\mathrm{T}}$ 是与 OWA 相关联的指数加权向量,$w_j \in [0,1]$,$\sum_{j=1}^{n} w_j = 1$,且 b_j 是一组数据 $a_i(i = 1,2,\cdots,n)$ 第 j 个最大元素,称函数 OWA 是有序加权算术平均(OWA) 算子。

定义 3[9] 设 CWAA:若 $CWAA_{w,\omega}(a_1,\cdots,a_n) = \sum_{j=1}^{n} \omega_j b_j$,其中 $\omega = (\omega_1,\cdots,\omega_n)^{\mathrm{T}}$ 是与 OWA 相关联的指数加权向量,$\omega_j \in [0,1]$,$\sum_{j=1}^{n} \omega_j = 1$,且 b_j 是一组数据 $nw_i a_i(i = 1,\cdots,n)$ 中第 j 个最大的元素,$w = (w_1,\cdots,w_n)^{\mathrm{T}}$ 是数据组 $(a_1,\cdots,a_n)$ 的指数加权向量,$w_j \in [0,1]$,$\sum_{j=1}^{n} w_j = 1$,n 是平衡因子,则称函数 CWAA 是 n 维组合加权算术平均(CWAA) 算子。

简单加权算术平均算子(WAA)的根本特点是先根据每个数据的重要性对其加权然后进行集结;有序加权算术平均(OWA)算子的根本特点是对所给的数据信息按从大到小的顺序重新进行排序,并通过对数据所在的位置进行加权再进行集结。前者侧重于每个数据本身,后者侧重于各数据所在的位置,二者均具有一定的片面性。组合加权算术平均(CWAA)算子则结合这两种算子的优点对信息的处理更合理。

下面给出基于组合加权算术平均算子的组合预测方法和步骤[4]:

(I) 采集历史数据,对历史数据进行标准化处理。设处理后的历史数据为:$Y = (y_1,\cdots,y_n)^{\mathrm{T}}$。

(II) 对历史数据 Y 运用 m 种预测方法进行建模预测,得到 m 个预测模型 $\{\varphi_1,\varphi_2,\cdots,\varphi_m\}$,其在第 t,$(t=1,2,\cdots,n)$ 时期的预测值分别记为 $\{\varphi_1(t),\varphi_2(t),\cdots,\varphi_m(t)\}$。

(III) 利用 1 中的广义组合预测权系数最优确定方法确定出各单一预测模型的加权权重向量 $W = (w_1,w_2,\cdots,w_m)$。

(IV) 运用 CWAA 算子对单一模型进行集结得到最终组合预测值

$$\hat{\varphi}(t) = \hat{\varphi}(t)_{w,\omega}(\varphi_1(t),\varphi_2(t),\cdots,\varphi_m(t)) = \sum_{j=1}^{n} \omega_j b_j,$$

b_j 是一组数据 $nw_i\varphi_i(t)(i=1,\cdots,m)$ 第 j 大的元素,从而获得第 t 时刻的组合预测值 $\hat{\varphi}(t)$。与 CWAA 相关联的指数加权向量 ω_j 的选择可以事先由下式子确定[1]

$$\omega_j = Q\left(\frac{j}{n-1}\right) - Q\left(\frac{j-1}{n-1}\right),$$

$$Q(r) = \begin{cases} 0 \text{ if } r < a \\ \dfrac{r-a}{b-a} \text{ if } a \leqslant r \leqslant b \quad \text{式中 } a,b,r \in [0,1] \\ 1 \text{ if } r > b \end{cases}$$

对应于模糊语意量化准则:“大多数”“至少半数”“尽可能多”的算子 Q 中参数对分别为 $(a,b) = (0.3,0.8)$, (0,0.5),(0.5,1)。

该组合预测方法不仅考虑了各单一预测数据的重要程度,而且考虑了在同一时刻各单一预测结果在整个预测值中的位置,这样比单一考虑各单一预测模型的重要性更合理。

3 算例分析

在现代物流中物流成本的降低依赖于合理的配送中心库存和合理的物流配送方案,而这两者又都依赖于各销售点准确的需求预测,所以物流研究应首先从销售需求预测出发,建立先进可靠的需求预测模型,对各销售点的销售需求进行预测,在物流配送中,主要关心的是各销售处每月的销量,而在配送的时候,各销售处的销量是未知的,只能根据以前的销量来预测后面的销量,为此必须选择适当的预测模型来对其进行预测[10-11]。针对某商品的销售额的历史数据,下面运用本文所给的权重确定方法和基于组合加权算术平均算子的组合预测方法来对其建模并进行预测。

采集历史数据:

$$Y=(89,92,96,103,107,112,120,130,141,143,154,170,190,208)^T$$

对该历史数据运用改进的GM(1,1)建模,首先对历史数据进行二阶弱化,之后根据建模原理得到模型为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1)=\left\{89-\frac{77.0195}{-0.0697}\right\}e^{0.0697k}+\frac{77.0195}{-0.0697}$$

并运用该模型对商品销售额进行预测,所得预测结果如下表。同样,运用指数平滑预测模型建模思想和回归分析预测模型建模思想对该历史数据进行建模,并分别运用所建立的模型对该商品的销售额进行预测,预测结果并计算其平均绝对误差如下表1:

表1　各预测模型模拟结果及误差分析结果

Table 1　The results of simulated result and error analysis of the forecast models

	商品销售量	灰色GM(1,1)预测值		三次指数平滑预测值		回归预测		组合预测	
	权重	0.353 0		0.313 0		0.334 0			
序号	历史数据	模拟值	误差	模拟值	误差	模拟值	误差	模拟值	误差
1	89	89.000 0	0	89.000 0	0	76.428 6	12.571 4	86.801 2	2.198 8
2	92	86.186 5	5.813 5	92.896 1	−0.896 1	85.055 0	6.945 0	89.908 7	2.091 3
3	96	92.404 5	3.595 5	98.5866	−2.586 6	93.681 4	2.318 6	94.766 0	1.234 0
4	103	99.071 0	3.929 0	107.914 8	−4.914 8	102.307 8	0.692 2	102.920 2	0.079 8
5	107	106.218 6	0.781 4	113.207 9	−6.207 9	110.934 2	−3.934 2	109.981 3	−2.981 3
6	112	113.881 7	−1.881 7	118.372 2	−6.372 2	119.560 6	−7.560 6	117.184 0	−5.184 0
7	120	122.097 8	−2.097 8	127.225 7	−7.225 7	128.187 0	−8.187 0	125.736 6	−5.736 6
8	130	130.906 6	−0.906 6	139.040 1	−9.040 1	136.813 4	−6.813 4	135.425 3	−5.425 3
9	141	140.350 9	0.649 1	152.010 3	−11.010 3	145.439 8	−4.439 8	145.700 0	−4.700 0
10	143	150.476 6	−7.476 6	152.685 6	−9.685 6	154.066 2	−11.066 2	149.366 9	−6.366 9
11	154	161.332 8	−7.332 8	162.779 1	−8.779 1	162.692 6	−8.692 6	160.239 7	−6.239 7
12	170	172.972 2	−2.972 2	181.581 3	−11.581 3	171.319 0	−1.319 0	175.114 7	−5.114 7
13	190	185.451 3	4.548 7	206.334 0	−16.334 0	179.945 4	10.054 6	190.148 6	−0.148 6
14	208	198.830 8	9.169 2	227.896 0	−19.896 0	188.571 8	19.428 2	207.501 7	0.498 3
平均绝对误差		3.653 9		8.180 7		7.430 2		3.428 5	

分别运用灰色预测,三次指数平滑和回归预测模型建模原理对该商品销量进行建模并数值模拟,得到的模拟结果如上表1,为了能确定其组合预测的结果,将各单一预测模型的模拟值带入本文所建的组合预测权值系数确定模型中,并进行计算,本例中选择如下广义误差最小权系数确定模型来确定组合权重[2,11]。

$$\min\sum_{t=1}^{n}e_t^{\alpha}=\sum_{t=1}^{n}[\varphi(t)-y_t]^{\alpha}=\sum_{t=1}^{n}\left[\sum_{i=1}^{m}w_i\varphi_i(t)-y_t\right]^{\alpha}$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}\sum_{i=1}^{m} w_i = 1 \\ w_i > 0\end{cases}$$

来确定三种单一预测模型的权重。选择广义模型中的参数 $\alpha=3$,将各单一预测模型的模拟值带入该模型,并运用遗传算法[5-8]对其进行求解,设目标函数为遗传算法中的适应值,同时该遗传算法中选择种群大小为50,交叉概率为0.95,变异概率为0.08 进行进化迭代,选择最大进化代数为3 001 作为终止条件对该模型进行求解,并将计算结果归一化后得到三个单一预测的组合加权权重为:

$$W=(0.353\,0\ \ 0.313\,0\ \ 0.334\,0)$$

对三个单一数据所得预测结果进行加权计算得到如上表所示的结果,通过比较四种方法的绝对误差平均值可以看出,对于单一模型而言,GM(1,1)模型的预测精度最高,平均绝对误差和为3.653 9,三次指数平滑和回归预测的平均绝对误差和分别为8.180 7 和7.430 2,可见后两种预测的精度不高,而通过对单一预测方法进行加权计算后的结果分析可以看出,进行加权计算后的模拟值的平均绝对误差为3.428 5,比单一预测模型的精度都要高。可见本文所给方法是合理的。

同时通过对数值的分析可以发现,三次指数平滑预测模型的模拟值普遍偏好,而回归预测模型的模拟值普遍偏低,灰色预测模型的模拟值在历史数据的左右摆动,而对三个单一模型的预测值进行加权组合后所得的结果可以看出,组合预测的模拟值也是在历史数据的上下摆动,故其精度相对高一些。

参考文献

[1] 马永开,唐小我. 线性组合预测模型优化问题研究[J]. 系统工程理论与实践,1998, 8 (9): 110 - 115.
[2] 陈华友. 组合预测方法有效性理论及其应用[M]. 北京:科学出版社,2008.
[3] 刘思峰,党耀国,方志耕. 灰色系统理论及其应用[M]. 第3版. 北京:科技出版社,2004.
[4] 卢惠林. 组合预测模型的权重确定方法的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2010.
[5] 徐肖豪,刘卫香,王兴隆,等. 基于遗传算法的航路点流量组合预测方法研究[J]. 中国民航大学学报,2008, 26(6): 1 - 4.
[6] 郑秀芬,吴国忠. 十进制遗传算法及其仿真软件的开发[J]. 计算机仿真,2005, 22(1): 194 - 196.
[7] 王小平,曹立明. 遗传算法 - 理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社,2005: 35 - 55.
[8] 王沫然. Matlab 与科学计算 [M]. 第2版. 北京:电子工业出版社,2005.
[9] XU Z S, DA Q L. An overview of operators for aggregating information[J]. International Journal of Intelligent Systems,2003, 18: 953 - 969.
[10] 刘海燕,李宗平,叶怀珍. 物流配送中心选址模型[J]. 西南交通大学学报,2000, 35 (3): 311 - 314.
[11] 冯耕中. 现代物流与供应链管理[M]. 陕西:西安交通大学出版社, 2003.

Applications of the combination weighted arithmetic averaging operator in the delivery merchandise sale forecast of material resources

LU Hui-lin[1,2]

(1. Department of Mathematics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; 2. Institute of Computer Application, Wuxi Institute of Commerce, Wuxi 214153, China)

Abstract: A combination forecast method based on combination weighted arithmetic averaging (CWAA) operator is given. By examples in reality application, determination of different combination forecast weights has discussed to each kind of forecast model and the combination forecast model. The obtained forecast effect is higher than the general methods.

Key words: combination forecasting; weight; gray model; genetic algorithm

组合加权算术平均算子在物流配送商品销售预测中的应用

作者：　卢惠林，　LU Hui-lin
作者单位：　哈尔滨工业大学数学系,哈尔滨150001;无锡商业职业技术学院计算机应用研究所,无锡214153
刊名：　黑龙江大学自然科学学报 ISTIC PKU
英文刊名：　Journal of Natural Science of Heilongjiang University
年，卷(期)：　2012,29(1)
被引用次数：　1次

参考文献(11条)

1. 马永开;唐小我 线性组合预测模型优化问题研究 1998(09)

2. 陈华友 组合预测方法有效性理论及其应用 2008

3. 刘思峰;党耀国;方志耕 灰色系统理论及其应用 2004

4. 卢惠林 组合预测模型的权重确定方法的研究 2010

5. 徐肖豪;刘卫香;王兴隆 基于遗传算法的航路点流量组合预测方法研究[期刊论文]-中国民航大学学报 2008(06)

6. 郑秀芬;吴国忠 十进制遗传算法及其仿真软件的开发[期刊论文]-计算机仿真 2005(01)

7. 王小平;曹立明 遗传算法-理论、应用与软件实现 2005

8. 王沫然 Matlab与科学计算[外文期刊] 2005

9. XU Z S;DA Q L An overview of operators for aggregating information 2003

10. 刘海燕;李宗平;叶怀珍 物流配送中心选址模型[期刊论文]-西南交通大学学报 2000(03)

11. 冯耕中 现代物流与供应链管理 2003

引证文献(1条)

1. 杨毅.冯玉强.刘鲁宁.傅丽芳 雅戈尔算子的清晰域及其应用[期刊论文]-黑龙江大学自然科学学报 2012(3)