

文章编号: 1001-0920(2004)07-0726-06

一种基于预测模型库评价遴选的组合预测方法

朱广宇, 严洪森

(东南大学 自动化研究所, 江苏 南京 210096)

摘要: 为了避免在传统模型库遴选组合过程中存在的信息不完备、组合膨胀等问题, 以人员甄选方法的基本思想为基础, 提出了一种预测模型库的评价遴选组合方法。在该方法中, 将遴选出所有适合本次预测问题的模型, 组成参与模型集合; 然后, 根据每个模型的精度表现来确定对它们的能力满意度, 并由此决定它们的重要性赋权; 最后, 通过实验表明了该方法得到的组合模型具有较好的预测效果。

关键词: 预测模型库; 模型遴选; 组合预测; 人员甄选

中图分类号: F201

文献标识码: A

A combination forecasting method based on model evaluation and selection from forecasting-model-base

ZHU Guang-yu, YAN Hong-sen

(Automation Research Institute, Southeast University Nanjing 210096, China Correspondent: YAN Hong-sen, Email: hsyang@seu.edu.cn)

Abstract: In order to avoid the pitfalls (such as incomplete information and NP hard problems) in the traditional procedure of model selecting and combining from a model base, a combination method based on model evaluation and selection from a forecasting-model-base is proposed, on the principle of personnel scrutinizing method. All models that fit for the current forecasting problem are chosen and a participating model set is composed. The degrees of satisfaction are assigned according to their forecasting precisions on different indices and endowed with their corresponding weights. An experiment shows that the method has a good forecasting efficiency.

Key words: forecasting-model-base; model selection; combination forecasting; personnel scrutinization

1 引言

Bates 和 Granger 提出的组合预测方法^[1]已得到预测工作者的普遍重视。传统组合系统的实施过程包括合适模型的遴选和组合赋权两个子过程。当前对组合预测的研究主要集中于后者^[2-4], 即根据最大拟合度原则, 确定人为给出的参与模型的组合系数。该研究方法存在两个缺陷: 参与模型确定的主观性强; 模型组合的精度进行比较, 易导致组合膨胀的出现^[5]。因此, 借鉴罗宾斯^[6]根据效度和信度进行

人员甄选决策的基本思想, 本文提出了一种模型库的遴选组合方法, 即将模型的预测能力评价分为两个部分: 一是根据它在过去被引用时所达到的精度评价其效度, 亦称历史表现绩效评价; 二是对于当前的预测问题, 以通常的“学习—检验”方式评价模型精度并考察其信度, 亦称即期表现信度评价。最后对两部分的评价进行综合, 确定模型的组合参与度赋权并最终得到预测组合模型。

收稿日期: 2003-08-04; 修回日期: 2003-09-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60443001); 江苏省高校“青蓝工程”第二期省级中青年学术带头人培养计划

作者简介: 朱广宇(1972—), 男, 山东安丘人, 博士生, 从事企业需求预测、竞争力评价等研究; 严洪森(1957—), 男, 浙江江山人, 教授, 博士生导师, 从事生产计划与调度、并行工程等研究

2 模型库评价遴选方法的相关说明

预测模型库 M 由元模型组成模型向量, 即

$$M = (y_1, \dots, y_i, \dots, y_{|M|}). \quad (1)$$

其中: y_i 为第 i 个元模型, $i = 1, \dots, |M|$, $|M|$ 表示模型库的容量, 即模型库中所含元模型的个数. 称所有适合参与某预测问题的模型集合为元组模型, 用 S 表示, $S \subseteq M$ 且 $S \neq \emptyset$, 其容量用 $|S|$ 表示

2.1 指标体系的选择

为便于统计计算, 本文采用误差指标体系来考察模型的预测精度, 包括绝对平均误差 (AM E)、平均绝对误差 (MA E)、平均绝对百分比误差 (MA PE) 和均方误差 (M SE).

记指标向量为

$$e = (e_1, \dots, e_j, \dots, e_K), j = 1, \dots, K. \quad (2)$$

2.2 误差评价矩阵的表示

为元组模型建立如下过程误差统计矩阵:

$$\Gamma^{(l)} = (\epsilon_{i,j}^{(l)})_{|S| \times K}. \quad (3)$$

其中: $l = 1, \dots, L$, 当进行历史表现绩效评价时, L 表示该元模型被引用的次数; 当进行即期表现信度评价时, L 表示检验数据的个数, 亦即该模型在检验点上表现测试的次数; 而 $\epsilon_{i,j}^{(l)}$ 表示第 u 种模型在 l 次预测过程中在第 j 个指标 e_j 上的度量值, 且 $u = 1, \dots, |S|$, $j = 1, \dots, K$.

2.3 精度指标的归一化处理

首先按下式:

$$\tilde{\epsilon}_{i,j}^{(l)} = \epsilon_{i,j}^{(l)} / \max(\epsilon_{i,j}^{(l)} |_{u=1}^{|S|}) \quad (4)$$

对所选“成本型”指标进行归一化处理. 于是, 根据式(4), 可得到式(3)的归一化形式为

$$\tilde{\Gamma}^{(l)} = (\tilde{\epsilon}_{i,j}^{(l)})_{|S| \times K}, l = 1, \dots, L. \quad (5)$$

根据归一化的过程误差统计矩阵引出归一化的误差评价矩阵

$$J^{(u)} = (m_{i,j}^{(u)})_{L \times K}, u = 1, \dots, |S|, \quad (6)$$

其中 $m_{i,j}^{(u)}$ 为第 u 种模型在 l 次预测过程中在第 j 个指标 e_j 上的度量值, 且

$$m_{i,j}^{(u)} = \tilde{\epsilon}_{i,j}^{(l)}. \quad (7)$$

2.4 可能表现支撑向量

根据归一化误差矩阵式(6), 给出如下定义:

定义 1 元模型的最差可能表现向量, 为元模型在每个指标上的最差值组成的向量. 设 $\tilde{C}_j^{(u)} = \max(m_{i,j}^{(u)} |_{i=1}^L)$, 则元模型 u 的最差可能表现向量记作

$$\tilde{V}^{(u)} = (\tilde{C}_1^{(u)}, \dots, \tilde{C}_j^{(u)}, \dots, \tilde{C}_K^{(u)}). \quad (8)$$

定义 2 元模型的最优可能表现向量, 为元模

型在每个指标上的最优值组成的向量. 设 $\underline{C}_j^{(u)} = \min(m_{i,j}^{(u)} |_{i=1}^L)$, 则元模型 u 的最优可能表现向量记作

$$\underline{V}^{(u)} = (\underline{C}_1^{(u)}, \dots, \underline{C}_j^{(u)}, \dots, \underline{C}_K^{(u)}). \quad (9)$$

定义 3 元模型的可能表现支撑向量, 为通过合成元模型的最差可能表现向量和最优可能表现向量所得到的向量

$$\begin{aligned} ((\tilde{C}_j^{(u)}, \underline{C}_j^{(u)})) = \\ ((\tilde{C}_1^{(u)}, \underline{C}_1^{(u)}), \dots, (\tilde{C}_j^{(u)}, \underline{C}_j^{(u)}), \dots, (\tilde{C}_K^{(u)}, \underline{C}_K^{(u)})). \end{aligned} \quad (10)$$

定义 4 元组模型的可能表现支撑向量: 设 $\tilde{C}_j = \max(\tilde{C}_j^{(u)} |_{u=1}^{|S|})$, $\underline{C}_j = \min(\underline{C}_j^{(u)} |_{u=1}^{|S|})$, 则

$$\begin{aligned} ((\tilde{C}_j, \underline{C}_j)) = \\ ((\tilde{C}_1, \underline{C}_1), \dots, (\tilde{C}_j, \underline{C}_j), \dots, (\tilde{C}_K, \underline{C}_K)). \end{aligned} \quad (11)$$

构成元组模型的可能表现支撑向量

2.5 基于可能表现支撑向量的元模型相对表现度量

下面首先评价模型的相对表现, 然后, 据此确定对其预测能力的满意度或信任度

根据式(11), 首先定义元模型 u 在第 l 次预测上的表现值, 相对于元组最优可能表现的距离为

$$\varphi^{(l)} = \sum_{j=1}^K g_j^{(u)} \times [(m_{i,j}^{(u)} - \underline{C}_j) / (\tilde{C}_j - \underline{C}_j)]^2 \quad (12)$$

其中 $g_j^{(u)}$ 为分配给不同指标的重要性权值, 且满足 $\sum_{j=1}^K g_j^{(u)} = 1$.

根据元模型误差指标值的分布情况给出如下规则, 并据此给出指标重要性分配公式

规则 1: 若元模型在某个指标上取值的均值较小, 同时这些取值又具有较小的方差, 则说明此元模型在该指标上表现较好, 且具有较大的可信度, 因此, 在该指标上赋予元模型较大的权重

规则 2: 若元模型在某个指标上取值的均值较小, 但这些取值具有较大的方差, 则说明该元模型在该指标上表现较好, 但可信度不高, 因此, 在该指标上赋予元模型较小的权重

规则 3: 若元模型在某个指标上取值的均值较大, 同时这些取值又具有较小的方差, 则说明该元模型在该指标上表现较差, 且这种“较差”具有较大的可信度, 故在该指标上赋予元模型较小的权重

规则 4: 若元模型在某个指标上取值的均值较

大,但这些取值具有较大的方差,则说明该元模型在该指标上表现较差,且可信度不大,因此,在该指标上赋予元模型较小的权重

规则5:在具有等方差值时,均值较小的误差指标比均值较大的误差指标应具有较大的权重

根据上述规则,给出如下指标重要性权值的计算公式:

$$I_j^{(u)} = \left[1 - \alpha \times \frac{\text{Var}(m_{i,j}^{(u)} |_{l=1}^k)}{\max(\text{Var}(m_{i,j}^{(u)} |_{l=1}^k) |_{u=1}^s)} \right] \times \frac{1}{\exp\{E(m_{i,j}^{(u)} |_{l=1}^k)\}} \quad (13)$$

其中: $E(m_{i,j}^{(u)} |_{l=1}^k)$ 和 $\text{Var}(m_{i,j}^{(u)} |_{l=1}^k)$ 分别为第 u 个元模型在第 j 个指标上的表现值的均值和方差, $\max(\text{Var}(m_{i,j}^{(u)} |_{l=1}^k) |_{u=1}^s)$ 为元组模型中所有元模型在第 j 个指标上的表现值的最大方差,而 $\alpha(0 < \alpha < 1, \text{且} \alpha \text{接近} 1)$ 为调节系数

由此,分配给每个指标的归一化重要性权值为

$$g_j^{(u)} = I_j^{(u)} / \sum_{j=1}^k I_j^{(u)} \quad (14)$$

将式(14)代入式(12),可得到元模型 u 在第 j 个指标上与相应可能最优表现的相对距离 联立所有元模型表现的相对距离,即可得到元组模型 S 的相对表现距离矩阵

$$\Phi_{|s|,L} = (\Phi^{(l)})_{|s| \times L} \quad (15)$$

其中: $\Phi^{(l)}$ 为第 l 次预测中,第 n 个元模型的表现与元组可能最优表现的相对距离, $\Phi^{(l)}$ 越小,说明该次表现距离的最优表现越近,对该取值就越满意

2.6 对元模型相对满意度的度量

根据元模型的表现与元组最优可能表现的相对距离来度量其满意度 首先给出如下原则:

1) 宽容性原则:以元模型与最优可能表现距离最小的相对表现作为该模型的能力表现值

2) 竞争性原则:以元模型与最优可能表现距离最大的相对表现作为该模型的能力表现值

3) 结合宽容性和竞争性的原则:即以原则 1) 和原则 2) 得到的综合值为该模型的能力表现值

根据原则 3),给出如下算法:

算法1 元模型满意度评价算法

Step1:在式(15)中寻找每列的最大值和最小值,分别构成最大满意度向量和最小满意度向量

$$\begin{aligned} \tilde{\theta} = & (\max(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s), \max(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s), \dots, \\ & \max(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s)), \end{aligned} \quad (16)$$

$$\tilde{\theta} = (\min(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s), \min(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s), \dots,$$

$$\min(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s)). \quad (17)$$

Step2:归一化矩阵(15).令

$$\Phi^{(l)} = \frac{2 \times \max(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s) - \Phi^{(l)}}{\max(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s) - \min(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s)} - 1, \quad (18)$$

可得归一化矩阵为

$$\Phi_{|s|,L} = (\Phi^{(l)})_{|s| \times L} \quad (19)$$

其中: $\max(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s) = 1, \min(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s) = -1, l = 1, \dots, L.$

Step3:选用 L 元指数函数 $f(x_1, \dots, x_l, \dots, x_L;$

$\eta_1, \dots, \eta_l, \dots, \eta_L) = \exp\left\{\sum_{l=1}^L (\eta \times x_l) / L\right\}$ 作为评价函数,计算元模型的表现满意度评价 于是,元模型 y_u 的表现评价值为

$$f_{\tau}^{(u)} = f(\Phi^{(1)}, \dots, \Phi^{(l)}, \dots, \Phi^{(L)}; \eta_1, \dots, \eta_l, \dots, \eta_L) = \exp\left\{\sum_{l=1}^L (\eta \times \Phi^{(l)}) / L\right\}. \quad (20)$$

其中: $\eta = 0, \eta = 1,$

$$\tau = \begin{cases} a, & \text{历史表现绩效评价阶段,} \\ h, & \text{即期表现信度评价阶段,} \end{cases}$$

且 η 在 $\tau = a$ 和 $\tau = h$ 时有不同的取值

Step4:构造元组模型 S 的满意度评价向量

$$\omega_{\tau} = (f_{\tau}^{(1)}, \dots, f_{\tau}^{(u)}, \dots, f_{\tau}^{(s|b)}) \quad (21)$$

Step5:根据式(21)计算分配给元组模型的归一化满意度向量:设 $\Delta_{\tau} = f_{\tau}^{(1)} + \dots + f_{\tau}^{(u)} + \dots + f_{\tau}^{(s|b)}$,则最终分配给元组模型的归一化满意度向量为

$$\tilde{\omega}_{\tau} = (\tilde{f}_{\tau}^{(1)}, \dots, \tilde{f}_{\tau}^{(u)}, \dots, \tilde{f}_{\tau}^{(s|b)}) =$$

$$\omega_{\tau} / \Delta_{\tau} = (f_{\tau}^{(1)} / \Delta_{\tau}, \dots, f_{\tau}^{(u)} / \Delta_{\tau}, \dots, f_{\tau}^{(s|b)} / \Delta_{\tau}) \quad (22)$$

20世纪60年代Bernulii指出,对收益型属性指标应用 \ln 型函数作效用评价函数^[7].因为本文中使用的“成本型”指标,因此,在算法1的Step3中,选用了 L 元指数函数作为评价函数

在算法1的Step2中,根据原则3),将式(15)中的每一列元素,以

$$\frac{\max(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s) + \min(\Phi^{(l)} |_{u=1}^s)}{2}$$

为中心,归一化到 $[-1, 1]$ 区间内

3 模型库的评价遴选算法

下面给出元模型历史表现和即期表现的两种评价算法,及元组模型预测能力的综合评定算法

算法2 元模型历史表现绩效评价算法

Step1:如式(2)建立的指标向量,针对不同的

预测问题, 根据式(3) 建立过程误差统计矩阵 $\Gamma^{(l)}$, 并依照式(4) 和(5), 得到归一化过程误差矩阵 $\tilde{\Gamma}^{(l)}$.

Step2: 根据 $\tilde{\Gamma}^{(l)}$ 与式(6) 和(7) 得到元模型的误差表现矩阵 $J^{(u)}, u = 1, \dots, |S|$

Step3: 根据 $J^{(u)}$ 和式(8) ~ (10), 得到元模型的最差和最优可能表现向量, 及元模型的可能表现支撑向量, 并根据式(11) 得到元组模型的可能表现支撑向量

Step4: 根据式(12) ~ (15) 计算元组模型 S 的相对表现距离矩阵 $\Phi_{|S| \times L}$.

Step5: 置 $(\eta_1, \dots, \eta_2, \dots, \eta) = (1/L, \dots, 1/L, \dots, 1/L)$, 调用算法 1 得到元组模型的历史表现的归一化满意度向量

$$\tilde{\omega} = (\tilde{f}_h^{(1)}, \dots, \tilde{f}_h^{(u)}, \dots, \tilde{f}_h^{(|S|)}). \quad (23)$$

对历史表现进行评价时, 在 Step5 中取 $(\eta_1, \dots, \eta) = (1/L, \dots, 1/L)$, 其原因是考虑到元模型过去多次预测活动是相互独立的, 并且在评价元模型预测表现的过程中所起的作用是均等的

算法 3 元模型即期表现信度评价算法

Step1: 将本次预测所需数据分为学习数据和检验数据两部分, 设检验数据的个数为 L . 由学习数据确定模型的参数, 然后用该模型对检验数据进行预测, 每预测一个点 $l(l = 1, \dots, L)$, 就将该点和它之前的检验时序点与学习数据合并, 并在合并后的数据集上对式(2) 的指标向量进行误差统计.

Step2: 由式(3) 建立过程误差统计矩阵 $\Gamma^{(l)}$, 并由式(4) 和(5), 得到归一化过程误差矩阵 $\tilde{\Gamma}^{(l)}$.

Step3: 同算法 2 的 Step2

Step4: 同算法 2 的 Step3

Step5: 同算法 2 的 Step4

Step6: 置

$$(\eta_1, \dots, \eta_2, \dots, \eta) = \left[\frac{2}{(L+1) \times L}, \dots, \frac{2 \times l}{(L+1) \times L}, \dots, \frac{2 \times L}{(L+1) \times L} \right],$$

调用算法 1, 得到元组模型的即期表现归一化满意度向量

$$\tilde{\omega} = (\tilde{f}_a^{(1)}, \dots, \tilde{f}_a^{(u)}, \dots, \tilde{f}_a^{(|S|)}). \quad (24)$$

在算法 3 的 Step6 中置

$$(\eta_1, \dots, \eta_2, \dots, \eta) = \left[\frac{2}{(L+1) \times L}, \dots, \frac{2 \times l}{(L+1) \times L}, \dots, \frac{2 \times L}{(L+1) \times L} \right],$$

这是因为考虑到预测活动的惯性特征, 距离预测点 $L + 1$ 越近的检验时序点赋予越大的权值

算法 4 元组模型预测能力的综合评定算法

Step1: 若参与历史绩效评价的预测问题个数为 0, 则直接调用算法 3, 得到元模型的即期表现归一化满意度 $\tilde{\omega}$, 并置 $\tilde{\omega} = 0$, 然后转 Step3 否则, 转 Step2

Step2: 调用算法 2 得到元模型的历史表现归一化满意度 $\tilde{\omega}$, 然后调用算法 3 得到其即期表现归一化满意度 $\tilde{\omega}$

Step3: 设

$$\tilde{f}_{\max} = \max(\max(\tilde{f}_a^{(u)} \Big|_{u=1}^{|S|}), \max(\tilde{f}_h^{(u)} \Big|_{u=1}^{|S|})), \quad (25)$$

$$\tilde{f}_{\min} = \min(\min(\tilde{f}_a^{(u)} \Big|_{u=1}^{|S|}), \min(\tilde{f}_h^{(u)} \Big|_{u=1}^{|S|})), \quad (26)$$

并置 $\tilde{f}_{\text{diff}} = \tilde{f}_{\max} - \tilde{f}_{\min}, \rho = 1$ 和 $s_{\text{old}} = |S|$

Step4: 若 $(\tilde{f}_a^{(\rho)} - \tilde{f}_{\min}) < \tilde{f}_{\text{diff}}/10$, 并且 $(\tilde{f}_h^{(\rho)} - \tilde{f}_{\min}) < \tilde{f}_{\text{diff}}/10$, 则置 $S = S - y_{\rho}$.

Step5: $\rho = \rho + 1$, 若 $\rho > s_{\text{old}}$, 转 Step6; 否则, 转 Step4

Step6: 若 $|S| < s_{\text{old}}$, 转 Step1; 否则, 转 Step7.

Step7: 设得到元组模型的历史表现与即期表现归一化满意度向量分别为

$$\tilde{\omega} = (\tilde{f}_h^{(1)}, \dots, \tilde{f}_h^{(u)}, \dots, \tilde{f}_h^{(|S|)}),$$

$$\tilde{\omega} = (\tilde{f}_a^{(1)}, \dots, \tilde{f}_a^{(u)}, \dots, \tilde{f}_a^{(|S|)}). \quad (27)$$

取 $0.5 > \delta > 0$, 计算元组模型 S 的满意度综合评价值为

$$\tilde{\omega} = \delta \tilde{\omega} + (1 - \delta) \tilde{\omega} =$$

$$(\delta \tilde{f}_h^{(1)} + (1 - \delta) \tilde{f}_a^{(1)}, \dots, \delta \tilde{f}_h^{(|S|)} + (1 - \delta) \tilde{f}_a^{(|S|)}). \quad (28)$$

Step8: 最终得到组合模型为

$$\tilde{\omega} \cdot S^T = \sum_{u=1}^{|S|} [\delta \tilde{f}_h^{(u)} + (1 - \delta) \tilde{f}_a^{(u)}] \times y_u \quad (29)$$

4 实 例

为了验证本文方法的精度, 与传统的组合方法进行比较, 本文设计如下的实验过程:

首先, 选取 6 个实际问题作为历史表现考察算例^[8], 分别为: 1) 道·琼斯指数(1972-08-12 ~ 1972-11-08); 2) 美国已开工的私人住宅数据(月) [M akridakis 922]; 3) 西班牙工业产量数据(月) [M akridakis 868]; 4) 加拿大山猫年捕获量数据(1821 ~ 1934); 5) 澳大利亚工业产量数据(季)



[M akridakis 337]; 6) 貂年捕获量数据 (1848 ~ 1911).

其次, 选用文献[9]的例2作为当前预测问题所选问题均基于时间序列, 因此可匹配到元组模型: 滑动平均模型, 指数平滑模型, ARMA (p, q) 模型, HoteW inter 模型和3层神经网络模型. 选取 AME, MAE, MAPE 和 MSE 四个指标组成指标向量

最后, 编写仿真程序. 各元模型在考察算例中的

预测结果及精度统计, 由 Matlab 6.0 工具包实现; 结果用 DDE 方式传递给用 VB 编写的主程序, 辅助 VB 主程序完成评价计算、组合遴选输出等功能

由于篇幅所限, 本文只列出几个主要步骤的最终计算结果

1) 元组模型的历史表现绩效评价

根据算法2的 Step1, 建立元组模型的过程误差统计矩阵, 如表1所示 (为表达方便, 将6个过程误差矩阵联立成表的形式).

表1 元模型在历史表现考察算例上的过程误差统计结果

元组模型	历史预测过程											
	问题1 误差精度统计				问题2 误差精度统计				问题3 误差精度统计			
	AME	MAPE	MASE	MDSE	AME	MAPE	MASE	MDSE	AME	MAPE	MASE	MDSE
滑动平均	11.3	17.8	18.5	90.7	466	783	71.2	961	19.1	33.7	21.4	71.4
指数平滑	13.5	14.7	20.7	107.5	398	764	67.3	1088	11.2	20.4	11.4	64
ARMA (p, q)	17.9	28.9	22.6	88.7	697	801	88.1	741	22.8	49.7	18.9	77.5
HoteW inter	8.3	15.6	20.8	90.1	376	944	64.5	843	10.1	17.1	9.2	79.8
神经网络	6.7	9.8	14.7	30.6	311	651	59.9	766	23.8	43.2	31.8	77.4

元组模型	历史预测过程											
	问题4 误差精度统计				问题5 误差精度统计				问题6 误差精度统计			
	AME	MAPE	MASE	MDSE	AME	MAPE	MASE	MDSE	AME	MAPE	MASE	MDSE
滑动平均	765	1055	614.5	1338	5.4	7.7	9.7	21.4	1083	1823	733.4	10847
指数平滑	961	763.5	678.7	1712	3.4	6.4	13.4	49.7	617.8	794.5	466.7	9738
ARMA (p, q)	1321	957.4	1212	2499	17.1	33.5	27.9	71.9	1564	1746	733.3	11796
HoteW inter	456	658.4	953.6	971.6	5.1	11.5	16.4	19.3	543.2	751.1	512.9	8766.7
神经网络	1044	1788	1138	1477	9.8	17.7	15.7	33.6	1942	2413	917.4	17864

根据算法2的 Step2, 利用式(4)对表2中数据进行归一化, 并根据式(6)和式(7)得到归一化的元模型误差评价矩阵

根据算法2的 Step3, 利用式(8)~(11), 得到元组模型的可能表现支撑向量为: $((0.199, 1), (0.19, 1), (0.29, 1), (0.27, 1))$.

计算元组模型在每个误差指标上历史表现值的均值和方差, 根据算法2的 Step4, 利用式(13)和(14), 并取 $\alpha = 0.9$, 可得在历史考察过程中, 表1中的4个指标对于不同元模型的归一化重要性权值利用式(12)~(15), 得到元组模型相对表现距离矩阵

根据算法2的 Step5, 置 $(\eta_1, \dots, \eta_2, \dots, \eta_4) = (1/6, \dots, 1/6, \dots, 1/6)$, 调用算法1, 得到元组模型历史表现的归一化满意度向量为: $\tilde{\omega} = (0.047, 0.31, 0.29, 0.26, 0.093)$.

2) 元组模型的即期表现信度评价

根据算法3的 Step1, 将文献[9]例2的原始数据中前24个作为元组模型的学习数据集合, 将后6个数据作为检验数据集合, 而元组模型在检验数据上的预测结果如表2所示

表2 元模型在检验数据上的预测结果

元组集合	预测步数					
	1	2	3	4	5	6
滑动平均	61.1	59.7	54.2	58.3	57.4	56.6
指数平滑	68.3	71.3	79.6	86.7	97.9	144.1
ARMA (p, q)	84.3	91.8	109.4	122.8	151.3	184.4
HoteW inter	64.6	97.3	111.1	126.4	147.6	171.3
神经网络	79.5	89.3	100.4	129.2	133.3	159.7

根据算法3的 Step2, 建立元组模型在检验数据上的过程误差统计矩阵

根据算法3的 Step3~Step6, 并置 $(\eta_1, \dots, \eta_6) = (1/21, \dots, 1/21, \dots, 6/21)$, 得到元组模型

的即期表现满意度为: $\tilde{\omega} = (0.071, 0.21, 0.27, 0.33, 0.119)$.

3) 元组模型预测表现的综合评定

根据算法4中的Step3~Step5,从元组模型中剔除滑动平均方法,得到新的元组模型为: {指数平滑模型,ARMA(p, q)模型,Hoter-Winter模型,3层神经网络模型}.

根据算法4的Step6~Step8,得到 $\tilde{\omega} = (0.166, 0.223, 0.315, 0.296)$, $\tilde{\omega} = (0.398, 0.373, 0.027, 0.202)$. 并设 $\delta = 0.3$, 得到当前的组合模型为: $\bar{\omega} \cdot S^T = 0.3284 \times y_1 + 0.328 \times y_2 + 0.1134 \times y_3 + 0.2302 \times y_4$.

利用该模型对文献[9]中例2的数据进行预测,得到预测值为279.9,而原文给出的实际值为261,采用文献[9]中方法给出的预测值为219,说明本文模型对该算例的预测效果好于文献[9]模型

5 结论

从算法和实例运算过程可以看出,本文给出的模型库遴选方法较以往的模型有很大改进.首先,在赋权方式上,根据模型的客观精度建立其预测综合能力的考察指标,并用满意度方式给出其权值,避免了人工打分的强主观性;其次,将参与模型集合定义为问题合适的模型集合,用满意度来确定元模型的参与度,因而避免了模型的组合膨胀问题

参考文献(References):

- [1] Bates J M, Granger C W J. Combination of forecasts[J]. *Operations Research Quarterly*, 1969, 20(4): 451-468
- [2] Menezes L M d, Bunn D W. Review of guidelines for the use of combined forecasts[J]. *European J of Operational Research*, 2000, 120(1): 190-204
- [3] Al-Saba T, El-Am in I. Artificial neural networks applied to long term demand forecasting[J]. *Artificial Intelligence in Engineering*, 1999 13(2): 189-197.
- [4] Shan M S, Li D X, Liu B. Improving the accuracy of nonlinear combined forecasting using neural networks[J]. *Expert System with Applications*, 1999, 16(1): 49-54
- [5] Smith B T. *Focus Forecasting and DRP* [M]. New York: Vantage Press Inc, 1991. 72-89
- [6] Stephen P R. *Management* [M]. The fourth edition. New Jersey: Prentice Hall, 1994. 287-293
- [7] 张尧庭. 指标量化、序化的理论和方法[M]. 北京: 科学出版社, 1999. 122-124
- [8] Peter J B, Richard A D. *Time Series: Theory and Methods* [M]. The second edition. Peking: The Publishing House of Advanced Education, 2001. 430-432
- [9] Dong J R. Research on the method of nonlinear combining forecasts based on fuzzy-neural systems[A]. *Proc of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation* [C]. Hefei, 2000. 899-903

(上接第725页)

- [49] 罗旭光, 万百五. 工业过程广义稳态及其平均度量[J]. 西北大学学报, 1998, 28(3): 196-202
(Luo X G, Wan B W. Research on the mean metric of generalized steady state for industrial processes[J]. *J of Northwest Univ*, 1998, 28(3): 196-202.)
- [50] 罗旭光, 万百五. 工业过程广义稳态优化控制研究[J]. 自动化学报, 1999, 25(1): 38-44
(Luo X G, Wan B W. Study on optimizing control of generalized steady-state for industrial processes[J]. *Acta Automatica Sinica*, 1999, 25(1): 38-44.)
- [51] 罗旭光, 刘丁, 万百五. 自适应模糊辨识及其在大系统中的应用[J]. 控制理论与应用, 1998, 15(3): 352-357.
(Luo X G, Liu D, Wan B W. Adaptive fuzzy identification and its application to large-scale systems[J]. *Control Theory & Appl*, 1998, 15(3): 352-357.)
- [52] 罗旭光, 韩崇昭, 万百五. 工业过程混沌稳态优化控制研究[J]. 非线性动力学学报, 1997, 4(4): 359-367.

(Luo X G, Han C Z, Wan B W. Research on chaotic steady-state optimizing control problem of industrial processes[J]. *J of Nonl Dyn in Sci & Tech*, 1997, 4(4): 359-367.)

- [53] Luo Xuguang, Wan Baiwu. A study on the optimizing control of generalized steady state for industrial processes[J]. *Chinese J of Automation*, 1999, 11(3): 213-220
- [54] 罗旭光, 万百五. 工业过程广义稳态优化控制算法的收敛性研究[J]. 自动化学报, 2000, 26(3): 382-386
(Luo X G, Wan B W. Convergence analysis of the algorithm for generalized steady-state optimizing control of industrial processes[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(3): 382-386.)
- [55] Zangwill W I. *Nonlinear Programming: A Unified Approach* [M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1969