

基于灰色系统理论的气调库环境预测模型^①

李军怀¹, 姜政冬¹, 柏禹¹, 马丽红^{2,3}, 余均安^{2,3}

¹(西安理工大学 计算机科学与工程学院, 西安 710048)

²(陕西省果品采后处理与贮藏保鲜工程技术研究中心, 西安 710021)

³(陕西华圣果业公司, 西安 71002)

摘要: 气调贮藏是在低温冷藏的基础上, 通过控制氧气和二氧化碳的浓度以影响果蔬的成熟和衰败进度, 进而提高气调贮藏保鲜效果. 通过分析气调库环境参数的变化规律, 利用灰色系统预测理论建立了气调库环境参数(包括温度、湿度、CO₂、O₂等)的预测模型, 并针对模型中误差较大且不符合预测精度要求的参数, 将其残差作为原始数据通过符号处理, 建立 GM(1,1)模型进行误差修正, 有效降低了预测误差率. 实验结果表明, 模型具有较高的预测精度, 利用准确及时的预测结果进行气调库环境参数的调整, 提高贮藏保鲜效果.

关键词: 气调库; 灰色系统; 环境预测; 残差补偿

Predication Model of Controlled Atmosphere Storage Based on Grey System Theory

LI Jun-Huai¹, JIANG Zheng-Dong¹, BAI Yu¹, MA Li-Hong^{2,3}, SHE Jun-An^{2,3}

¹(School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

²(Shaanxi Province Engineering Technology Research Center of Postharvest and Storage for Fruit Products, Xi'an 710021, China)

³(Shaanxi Huasheng Fruit Company, Xi'an 710021, China)

Abstract: Based on low temperature storage and control of concentrations of oxygen and carbon dioxide, technology of controlled atmosphere storage affects the maturity and withering progress of fruit and vegetable, so as to improve the fresh-keeping effect of controlled atmosphere storage. Gray system prediction theory is used to establish a prediction model of controlled atmosphere storage environmental parameters (including temperature, humidity, CO₂, O₂, etc.) by analyzing the variation rules of them. For the parameters of large error and not complying with the model prediction accuracy required, the residuals of which is regarded as raw data to be processed by the symbol, to establish the GM (1,1) model error compensation, and to effectively reduce the prediction error rate. The experimental results show that the model has a higher degree of prediction accuracy, the accurate and timely forecasts of which can be used to adjust the controlled atmosphere storage environmental parameters, sequently to improve fresh-keeping effect.

Key words: controlled atmosphere storage; gray system; environmental predication; error compensation

1 引言

近年来, 食品保鲜问题受到了全社会的关注. 随着对果蔬采后贮藏保鲜技术的深入研究, 各地相继改建或新建了许多气调库. 气调冷藏技术为果蔬保鲜提供了的崭新途径, 提高了果蔬贮藏的质量. 在气调库中, 水果的呼吸作用会引起气调贮藏环境浓度以及温度的变化. 气调贮藏的原理就是利用降低贮藏环境中氧的体积分数, 提高氮气与二氧化碳的体积分数, 以影响果

蔬的成熟和衰败进度, 更长时间地保持其品质^[1]. 气调库内氧气和二氧化碳浓度以及温度的研究是气调贮藏效果的评价基础^[1-3].

气调库环境由于相关设备的工作能够维持在一定的范围内, 但是由于储存产品的特殊性, 一点小的波动也很可能会对产品的质量产生影响. 因此, 建立一个有效的预测模型, 提前对环境可能出现的异常进行处理, 是保证贮藏质量的有效办法. 同时, 在实际的

① 基金项目: 国家科技支撑计划项目(2013BAD19B04); 陕西省教育厅科技项目(2010JC15); 西安市科技计划项目(CXY1340(2))

收稿时间: 2013-08-01; 收到修改稿时间: 2013-08-28

气调库环境监测中, 管理人员针对环境参数的变化需要手动控制和调节相关设备(如制冷设备、气调设备等), 使得环境温度等参数保持在正常范围内. 但是, 从开始对环境温度等设备的调节到环境参数回归到正常范围需要一段时间, 因此, 通过建立预测模型可以提前预测环境参数的变化情况, 给管理人员提供帮助, 及时进行环境参数控制设备的操作, 提高产品储存环境参数的精准性, 保证产品质量^[4-6].

气调库的环境虽然比外界环境稳定, 但是也可能受到多种情况的影响: 如农产品的出入库操作等活动会打破平衡、农产品自己的呼吸产生的热量与气体、维持气调库环境的设备出现问题等^[2]. 正是由于气调库的环境信息并不完全稳定, 具有不确定的因素干扰, 很难用一个固定的公式来对它进行描述, 因此是一个灰色系统, 所以本文的预测模型利用灰色系统理论的 GM(1, 1) 模型对气调库环境进行预测^[7,8].

2 基于灰色系统理论的预测模型

灰色系统预测理论是将随机量看作一定范围内变化的灰色量, 而将随机过程看作在一定幅区和一定时区内变化的灰色过程^[8]. 它不需要确定数据的变动情况是否服从正态分布, 也不需要很大的样本, 同时也不需要根据数据的变化随时改变已有的预测模型. 仅是将无规则的或数据量不太大的原始数据序列通过累加、累减或是级比生成, 然后进行建模预测, 同时还可对预测结果进行精度检验, 有着一定的应用前景^[9].

2.1 GM(1,1)模型的建模步骤与方法

(1) 对原始数据进行累加生成^[9,10].

将实际得到的原始数据(原始数据列) $x^{(0)}$ 作一次累加得到 $x^{(1)}$.

$$\begin{aligned} x^{(0)} &= \{x^{(0)}(k) | k=1, 2, \dots, n\} \\ x^{(1)} &= \{x^{(1)}(k) | k=1, 2, \dots, n\} \end{aligned}$$

其中:

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), (k=1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

(2) 对 $x^{(0)}$ 进行准光滑性的检验:

$$\rho(k) = \frac{x^{(0)}(k)}{x^{(1)}(k-1)} \quad (2)$$

当 $k>3$ 时, $\rho(k) < 0.5$ ($k=4, 5, \dots, n$) 成立, 则准光滑性条件满足.

(3) 检验 $x^{(1)}$ 是否具有准指数的规律.

$$\sigma^{(1)}(k) = \frac{x^{(1)}(k)}{x^{(1)}(k-1)} \quad (3)$$

当 $k>3$ 时, $\sigma^{(1)}(k) \in [1, 1.5]$, ($k=4, 5, \dots, n$) 成立, 则准指数的规律满足, 故可以对 $x^{(1)}$ 建立 GM(1, 1) 模型.

(4) 对 $x^{(1)}$ 做紧邻均值生成, 令:

$$z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1) \quad (4)$$

(5) 对参数列 $\hat{\alpha} = [\alpha, u]^T$ 进行最小二乘法估计, 求 α, u .

$$\hat{\alpha} = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (5)$$

其中:

$$B = \begin{pmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n-1) & 1 \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{pmatrix}, \quad Y = \begin{pmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n-1) \\ x^{(0)}(n) \end{pmatrix}$$

(6) 确定模型.

GM(1, 1) 模型对应的微分方程为:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + \alpha x^{(1)} = u \quad (6)$$

从而得出时间响应函数为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{u}{\alpha})e^{-\alpha k} + \frac{u}{\alpha} \quad (7)$$

原始数据列的预测模型为:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = (1 - e^{-\alpha})(x^{(0)}(1) - \frac{u}{\alpha})e^{-\alpha k} \quad (8)$$

2.2 模型精度检验

灰色预测模型的检验方法一般有三种: 残差检验、关联度检验以及后验差检验. 本文采用残差检验. 首先根据预测模型计算 $\hat{x}^{(1)}(i)$, 并将 $\hat{x}^{(1)}(i)$ 累减生成 $\hat{x}^{(0)}(i)$, 然后计算原始序列 $x^{(0)}(i)$ 与 $\hat{x}^{(0)}(i)$ 的残差序列和相对误差序列.

残差序列:

$$e^{(0)}(i) = x^{(0)}(i) - \hat{x}^{(0)}(i), i=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

相对误差:

$$\varepsilon(i) = \left| \frac{e^{(0)}(i)}{x^{(0)}(i)} \right| \times 100\%, i=1, 2, \dots, n \quad (10)$$

3 气调库环境的灰色预测模型

气调库环境关系到贮藏品的质量, 因此要求比较严格, 如果等到环境出现异常才去处理的话可能会对产品质量造成一定的影响, 所以需要气调库环境未来一段时间的情况进行比较精确的预测, 并将预测数

据与用户提前设定的预测规则进行比较, 如果数据出现异常, 则相关人员可以提前去对气调库环境进行一定的调整, 保证环境维持在稳定的条件下^[11].

3.1 预测模式

气调库环境预测属于一种环境状态的预报, 反映气调库环境的各项参数有很多, 在这里我们选取温度、O₂ 和 CO₂ 来作为向量进行预测分析. 为了提高预测精度, 以及能够提供充足的时间让相关人员处理异常, 这里选择每 1h 的值作为原始序列, 记作{x_i}, 时间记为{t_i}(i=1, 2, ..., n). 通过建立 GM(1, 1)预测模型可进行多步预测, 即求得 x_{n+1}, x_{n+2}, 建模时除了按照 GM(1, 1)方法建模来预测气调库环境参数外, 还应该利用自己的专业知识与实践经验对结果进行分析与判断. 如果检验的精度达不到要求, 则应该对模型进行改进修正^[12,13].

3.2 气调库环境参数预测计算

以某企业气调库作为实测基点, 对气调库里的温度、O₂ 和 CO₂ 进行了监测. 从 0 点到 23 点, 选取每隔 1h 的整点记录作为原始列, 见表 1.

表 1 气调库参数的原始数据

时间	温度(°C)	O ₂ (%)	CO ₂ (%)
0:00	0.9	18.9	0.5
1:00	-0.3	18.9	0.5
2:00	0.3	18.9	0.5
3:00	1.0	18.9	0.5
4:00	1.3	18.9	0.5
5:00	1.1	18.9	0.5
6:00	-0.2	18.9	0.6
7:00	-1.0	18.9	0.6
8:00	0.4	18.9	0.6
9:00	1.0	18.9	0.6
10:00	1.1	18.9	0.6
11:00	1.4	18.8	0.5
12:00	1.6	18.8	0.5
13:00	1.8	18.8	0.6
14:00	2.0	18.8	0.6
15:00	0.7	18.8	0.6
16:00	-0.8	18.8	0.6
17:00	-1.0	18.8	0.6
18:00	0.6	18.8	0.6
19:00	1.0	18.8	0.6
20:00	1.5	18.7	0.6
21:00	1.7	18.7	0.6
22:00	1.7	18.7	0.6
23:00	1.6	18.7	0.6

利用前面的公式(1)-(7), 可以得出:

温度的预测模型:

$$x^{(1)}(k+1) = 7.8575e^{0.052848k} - 6.957 \quad (11)$$

氧气的预测模型:

$$x^{(1)}(k+1) = -35062.6752e^{-0.00054027k} + 35081.5752 \quad (12)$$

二氧化碳的预测模型:

$$x^{(1)}(k+1) = 66.4022e^{0.0078288k} - 65.9022 \quad (13)$$

依次带入 k=0, 1, 2, 3, ..., 9 到式(11)-(13)中得到 x⁽¹⁾(k+1), 然后累减还原, 得拟合函数:

$$x^{(0)}(k+1) = x^{(1)}(k+1) - x^{(1)}(k) \quad (14)$$

原始值与预测值的比较见图 1, 2, 3.

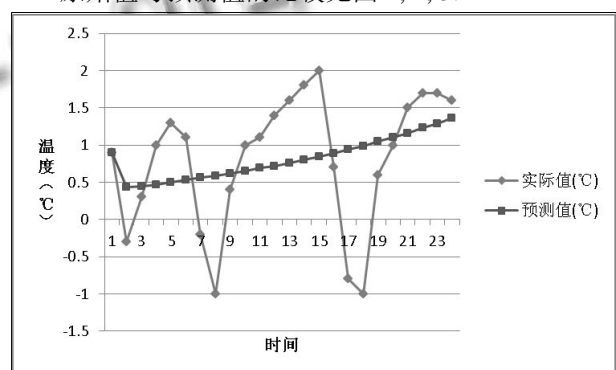


图 1 温度的实际值与预测值比较图

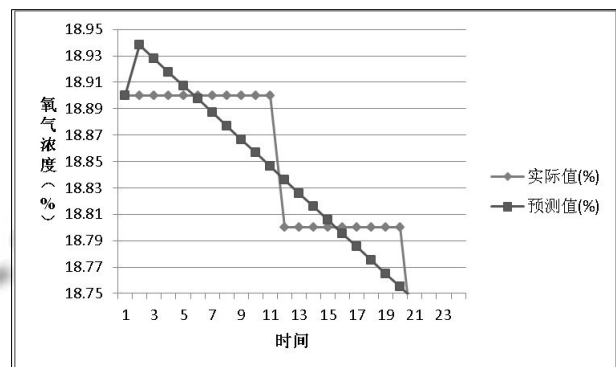


图 2 氧气的实际值与预测值比较图

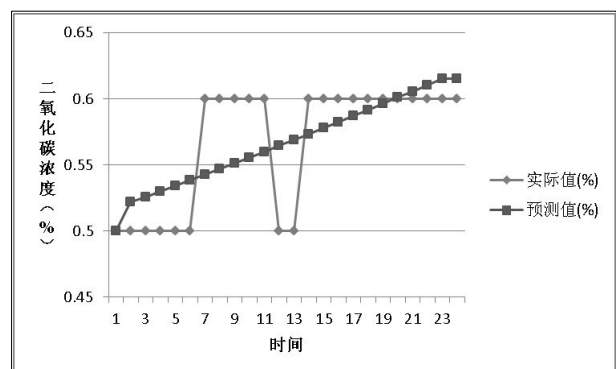


图 3 二氧化碳的实际值与预测值比较图

3.3 气调库环境参数预测精度检验

利用上面的式(9)、(10), 可得模型的残差序列以及误差率. 温度预测的平均误差率为 81%, 误差率较大, 需要对预测方法进行一定的改进, 以提高精度, 尽量避免由误差引起的误判, 从而引起产品质量问题. 氧气预测的平均误差率为 0.13%, 误差率很低, 模型对于大数据的预测精度较高. 二氧化碳预测的平均误差率为 5.06%, 误差率比较低, 模型精度较高.

由此可见, 利用灰色预测法建立系统的预测模型基本上是可行的. 但是由于环境的影响因素较多, 对于小数据例如温度来说模型的误差相对比较大, 因此, 需要通过改进灰色预测的方法来降低预测数据的误差. 本文将采用改进残差补偿的方法来降低误差, 从而提高预测模型的精度.

3.4 改进的残差补偿模型

从温度、氧气和二氧化碳的平均误差率可以看出, 温度的误差率较高, 可能会对预测模型的精确度产生一定的影响, 从而产生误判, 一定程度地影响贮藏品的质量. 因此, 需要对 GM(1,1)模型进行一定的改进, 使得预测误差率降低, 从而使整个预测模型更加精确^[14,15].

本文采用改进后的残差补偿来对误差进行修正, 使得预测数据的误差减小. 修正过程是当 GM(1,1)模型的精度不满足预定要求时, 可以考虑通过建立残差的 GM(1,1)模型, 对原模型进行修正, 以提高预测精度. 根据残差补偿的思想, 选取误差比较大的残差作为原始数据, 建立 GM(1,1)模型, 得残差的原始序列为:

$$e_1^{(0)}(k_1) = \{e_1^{(0)}(1), e_1^{(0)}(2), \dots, e_1^{(0)}(n_1)\}, 3 \leq n_1 \leq n \quad (15)$$

值得注意的是, $e_1^{(0)}(k_1)$ 要同符号, 也就是同为正或是同为负. 因此, 需要对残差进行一定的处理, 本文选取的处理方式是对负数进行正化处理:

$$\hat{e}_1^{(0)}(k_1) = e_1^{(0)}(k_1) + 2 \left| \min_{1 \leq k_1 \leq n_1} e_1^{(0)}(k_1) \right| \quad (16)$$

然后根据 1.1 的 GM(1, 1)模型的建模步骤与方法, 得到残差序列的 GM(1, 1)模型为:

$$\hat{e}_1^{(1)}(k_1+1) = \left[e_1^{(0)}(1) - \frac{\mu}{\alpha} \right] e^{-\alpha k_1} + \frac{\mu}{\alpha} \quad (17)$$

然后对 $\hat{e}_1^{(1)}(k_1+1)$ 做累减以及还原处理得到残差的预测值:

$$\hat{e}_1^{(0)}(k_1+1) = \left(1 - e^{-\alpha} \right) \left(e_1^{(0)}(1) - \frac{\mu}{\alpha} \right) e^{-\alpha k_1} - 2 \left| \min_{1 \leq k_1 \leq n_1} e_1^{(0)}(k_1) \right| \quad (18)$$

最后把得到的 $\hat{e}_1^{(0)}(k_1+1)$ 与参数预测值相加得到最终的预测值:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = (1 - e^{-\alpha}) \left(x^{(0)}(1) - \frac{\mu}{\alpha} \right) e^{-\alpha k} + (1 - e^{-\alpha}) \left(e_1^{(0)}(1) - \frac{\mu}{\alpha} \right) e^{-\alpha k_1} - 2 \left| \min_{1 \leq k_1 \leq n_1} e_1^{(0)}(k_1) \right| \quad (19)$$

将该方法运用到本文的气调库环境预测, 选取误差率>100%的残差作为原始列进行残差补偿. 从图 1, 2, 3 可以看出, 只有温度的预测值需要残差补偿, 因此选取的残差序列为{-0.73, -0.76, -1.59, -1.74, -1.99}, 进行正化处理 and 残差补偿, 然后还原结果为{-0.73, -0.8977, -1.3614, -1.7553, -2.09}, 将残差预测值与原始预测值相加得到最终的预测值以及误差. 这里, 我们迭代进行残差补偿, 接下来选择误差率>40%进行残差补偿, 之后又选择误差率>20%进行残差补偿. 通过改进残差补偿处理后的的温度平均误差率为 6.37%, 小于原始误差率 81%; 从下图 4 也可以看出改进后的预测值与实际值比改进前要接近.

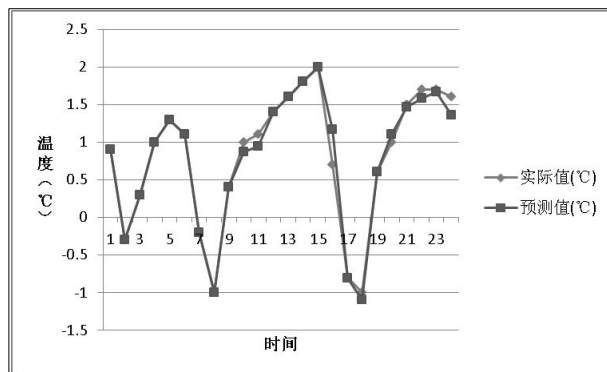


图 4 改进后的温度的实际值与预测值比较图

4 结语

本文采用灰色系统理论的 GM(1,1)模型构建系统预测模型, 基于构建好的模型得到预测值, 然后通过分析对比温度、氧气和二氧化碳的实际值与预测值的差异, 求出平均误差率, 检验模型的预测精度, 并将误差较大的预测值进行残差补偿处理. 通过改进残差补偿处理后的的温度平均误差率为 6.37%, 小于原始方法预测误差 81%, 使预测精度得到较大的提高. 未来的工作将通过研究水果呼吸对气调库环境的影响模型, 进一步改进环境参数预测模型.

参考文献

1 刘颖, 郭志敏, 李云飞, 王如竹. 果蔬气调贮藏国内外研究进展. 食品与发酵工业, 2006, 32(4): 94-97.

(下转第 118 页)

3.3 气调库环境参数预测精度检验

利用上面的式(9)、(10), 可得模型的残差序列以及误差率. 温度预测的平均误差率为 81%, 误差率较大, 需要对预测方法进行一定的改进, 以提高精度, 尽量避免由误差引起的误判, 从而引起产品质量问题. 氧气预测的平均误差率为 0.13%, 误差率很低, 模型对于大数据的预测精度较高. 二氧化碳预测的平均误差率为 5.06%, 误差率比较低, 模型精度较高.

由此可见, 利用灰色预测法建立系统的预测模型基本上是可行的. 但是由于环境的影响因素较多, 对于小数据例如温度来说模型的误差相对比较大, 因此, 需要通过改进灰色预测的方法来降低预测数据的误差. 本文将采用改进残差补偿的方法来降低误差, 从而提高预测模型的精度.

3.4 改进的残差补偿模型

从温度、氧气和二氧化碳的平均误差率可以看出, 温度的误差率较高, 可能会对预测模型的精确度产生一定的影响, 从而产生误判, 一定程度地影响贮藏品的质量. 因此, 需要对 GM(1,1)模型进行一定的改进, 使得预测误差率降低, 从而使整个预测模型更加精确^[14,15].

本文采用改进后的残差补偿来对误差进行修正, 使得预测数据的误差减小. 修正过程是当 GM(1,1)模型的精度不满足预定要求时, 可以考虑通过建立残差的 GM(1,1)模型, 对原模型进行修正, 以提高预测精度. 根据残差补偿的思想, 选取误差比较大的残差作为原始数据, 建立 GM(1,1)模型, 得残差的原始序列为:

$$e_1^{(0)}(k_1) = \{e_1^{(0)}(1), e_1^{(0)}(2), \dots, e_1^{(0)}(n_1)\}, 3 \leq n_1 \leq n \quad (15)$$

值得注意的是, $e_1^{(0)}(k_1)$ 要同符号, 也就是同为正或是同为负. 因此, 需要对残差进行一定的处理, 本文选取的处理方式是对负数进行正化处理:

$$\hat{e}_1^{(0)}(k_1) = e_1^{(0)}(k_1) + 2 \left| \min_{1 \leq k_1 \leq n_1} e_1^{(0)}(k_1) \right| \quad (16)$$

然后根据 1.1 的 GM(1, 1)模型的建模步骤与方法, 得到残差序列的 GM(1, 1)模型为:

$$\hat{e}_1^{(1)}(k_1+1) = \left[e_1^{(0)}(1) - \frac{\mu}{\alpha} \right] e^{-\alpha k_1} + \frac{\mu}{\alpha} \quad (17)$$

然后对 $\hat{e}_1^{(1)}(k_1+1)$ 做累减以及还原处理得到残差的预测值:

$$\hat{e}_1^{(0)}(k_1+1) = \left(1 - e^{-\alpha} \right) \left(e_1^{(0)}(1) - \frac{\mu}{\alpha} \right) e^{-\alpha k_1} - 2 \left| \min_{1 \leq k_1 \leq n_1} e_1^{(0)}(k_1) \right| \quad (18)$$

最后把得到的 $\hat{e}_1^{(0)}(k_1+1)$ 与参数预测值相加得到最终的预测值:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = (1 - e^{-\alpha}) \left(x^{(0)}(1) - \frac{\mu}{\alpha} \right) e^{-\alpha k} + (1 - e^{-\alpha}) \left(e_1^{(0)}(1) - \frac{\mu}{\alpha} \right) e^{-\alpha k_1} - 2 \left| \min_{1 \leq k_1 \leq n_1} e_1^{(0)}(k_1) \right| \quad (19)$$

将该方法运用到本文的气调库环境预测, 选取误差率>100%的残差作为原始列进行残差补偿. 从图 1, 2, 3 可以看出, 只有温度的预测值需要残差补偿, 因此选取的残差序列为{-0.73, -0.76, -1.59, -1.74, -1.99}, 进行正化处理 and 残差补偿, 然后还原结果为{-0.73, -0.8977, -1.3614, -1.7553, -2.09}, 将残差预测值与原始预测值相加得到最终的预测值以及误差. 这里, 我们迭代进行残差补偿, 接下来选择误差率>40%进行残差补偿, 之后又选择误差率>20%进行残差补偿. 通过改进残差补偿处理后的的温度平均误差率为 6.37%, 小于原始误差率 81%; 从下图 4 也可以看出改进后的预测值与实际值比改进前要接近.

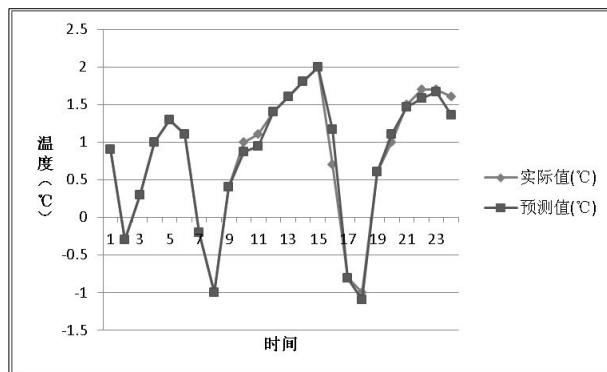


图 4 改进后的温度的实际值与预测值比较图

4 结语

本文采用灰色系统理论的 GM(1,1)模型构建系统预测模型, 基于构建好的模型得到预测值, 然后通过分析对比温度、氧气和二氧化碳的实际值与预测值的差异, 求出平均误差率, 检验模型的预测精度, 并将误差较大的预测值进行残差补偿处理. 通过改进残差补偿处理后的的温度平均误差率为 6.37%, 小于原始方法预测误差 81%, 使预测精度得到较大的提高. 未来的工作将通过研究水果呼吸对气调库环境的影响模型, 进一步改进环境参数预测模型.

参考文献

1 刘颖, 郭志敏, 李云飞, 王如竹. 果蔬气调贮藏国内外研究进展. 食品与发酵工业, 2006, 32(4): 94-97.

(下转第 118 页)