

禽蛋孵化过程组合预测研究*

周国雄 吴舒辞

(中南林业科技大学计算机与信息工程学院,长沙 410004)

【摘要】 针对孵化过程是一个具有高度非线性、大滞后、时变特性且强耦合性的农业生产过程,提出了一种基于灰色预测和联想记忆神经网络的组合预测方法。该模型首先利用灰色预测模型和联想记忆神经网络分别对鸡炉禽蛋孵化过程温、湿度进行预测,然后采用方差-协方差优选组合预测法对2种单一模型的预测结果进行加权集成,以获得较为准确的预测精度,实现孵化过程温度和湿度的有效预测。运行结果表明,组合预测模型均方根相对偏差为0.9%。

关键词: 禽蛋 孵化 灰色预测 联想记忆神经网络 组合预测

中图分类号: TP273; S831.3+2 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2012)12-0211-06

Combination Prediction of Incubator for Eggs

Zhou Guoxiong Wu Shuci

(College of Computer Science and Information Technology, Central South University of Forestry and Technology, Changsha 410004, China)

Abstract

In view of the incubation process which is highly nonlinear, large delay and time-varying and strong coupling, a combination forecasting method based on gray prediction and associative memory neural networks was proposed. Firstly, the gray prediction model and associative memory neural networks were respectively used on prediction for incubator. Then the two sub-models with weighted integration by using the variance-covariance combination forecasting method was combined. The value of the temperature and humidity of incubator could be more accurate and effective. Finally, the results showed the mean square deviation of combination forecasting model was 0.9%.

Key words Eggs, Incubator, Gray prediction, Associative memory neural networks, Combination forecasting

引言

禽蛋孵化过程是一个具有高度非线性、大滞后、时变特性且强耦合性的农业生产过程^[1],且禽蛋孵化过程的温度和湿度经常会受到通风量、电网波动及周边设备等不确定性和随机性因素的影响,所以禽蛋孵化过程的精确数学模型很难建立,传统的控制方法并不能有效保证禽蛋孵化过程温度和湿度的稳定^[2]。因此研究禽蛋孵化过程工艺,建立禽蛋孵化过程预测模型,对于保证禽蛋孵化过程中温度和湿度的稳定控制提供了关键

作用。

目前国内很多孵化设备多具用控制系统^[3~5],禽蛋的出禽率相对人工孵化有了一定的提高,为了进一步提高出禽率,一些学者开始研究禽蛋孵化过程的智能建模。刘枚星提出一种孵化过程控制系统的温度和湿度 SVM 辨识方法^[6];吴舒辞等提出建立一种孵化过程的灰色预测模型^[7]。这些方法在一定程度上提高了孵化过程的稳定控制,但是由于建模方法单一,不能实现孵化过程精确建模,模型精度不高,难以保证孵化过程的稳定控制,因此有必要寻找一种适合孵化过程的组合预测建模方法,增强后

收稿日期: 2012-03-07 修回日期: 2012-04-17

* 国家自然科学基金资助项目(11147187)和中南林业科技大学引进人才资助项目(104-0219)

作者简介: 周国雄,博士后,主要从事智能控制、无损检测和过程控制研究, E-mail: zhougx01@163.com

续控制的稳定性。

灰色预测建立在 GM(1,1)模型基础上,不需要建立被控对象的模型,结构简单、速度快且具有较强的自适应性,适用于复杂的动态过程建模^[8~12]。但禽蛋孵化过程易受外界不确定性因素的影响,单一模型难以实现有效预测。联想记忆神经是一种从人脑的联想记忆功能出发的神经网络,具有泛化能力强且能够动态辨识非线性系统的特征,非常适合具有耦合且大滞后特性的对象辨识^[13~15]。

针对禽蛋孵化过程的复杂特性,基于文献[7]的研究,提出一种基于灰色预测和联想记忆神经网络的禽蛋孵化过程组合预测模型。该模型首先利用灰色预测模型和联想记忆神经网络分别对禽蛋孵化过程温、湿度进行预测,再采用方差-协方差优选组合预测法对上述两个单一模型进行加权集成,获得较为准确的禽蛋孵化预测模型结果,保证禽蛋孵化过程温、湿度的稳定控制。

1 问题描述

在禽蛋孵化过程中,只有适合的温度、湿度才能提高禽蛋的孵化率和健雏率,获得良好的经济效益。以鸡蛋孵化过程温、湿度要求为例,鸡蛋孵化开始时温度为 37.5℃,随着时间的延长,由于鸡蛋发育造成自身发热,此时温度要求逐渐降低,最低为 36℃。为了使每枚蛋均匀受热,孵化室内配置排风扇用于控制温度;鸡蛋孵化开始为相对湿度 50%,随着时间的延长,要逐渐增加湿度。到了最后两天,相对湿度需要达到 75%,只有这样,才能防止雏鸡的羽毛乱飞,保持孵化室内的清洁卫生以及提高健雏率。如果湿度低于设定值时,则启动增湿器。

在孵化过程中,温度的变化会造成湿度的变化,同样湿度的变化也会造成温度的变化,且在孵化过程中,也需实时进行通风换气以保证胚胎的气体交换,通风换气将造成孵化温、湿度的变化,电网波动及周边工艺设备等不确定性因素的影响也将进一步造成孵化温、湿度的波动。为了避免雏鸡出现臃肿或干瘪,提高出禽率,对禽蛋孵化过程进行精确控制使其稳定在生产工艺所需范围内是非常重要的,而建立禽蛋孵化过程的动态模型对于保证禽蛋孵化过程的稳定控制有着非常重要的意义。

2 禽蛋孵化过程组合预测模型

为了提高孵化预测精度,从而使模型预测结果尽可能接近禽蛋孵化过程温、湿度的实际值,采用灰色预测模型和联想神经网络模型进行组合,建立禽

蛋孵化过程温、湿度的组合预测模型。

2.1 禽蛋孵化过程灰色预测模型

一般地,灰色模型采用 GM(*n*, *N*)表示,其中 *n* 为灰微分方程的阶数,*N* 为灰微分方程中变量的个数,而 GM(1, 1)模型是灰色预测中常用的灰色模型。通过对禽蛋孵化过程的温、湿度数据分析,可知禽蛋孵化过程温度和湿度的预测具有灰色特性,因此可以采用灰色预测方法解决禽蛋孵化过程的预测问题。对于禽蛋孵化过程的预测而言,将来时刻的孵化温度和湿度主要通过历史时刻孵化温度和湿度进行预测,因此可以采用 2 个 GM(1, 1)对其进行预测。以禽蛋孵化过程温度的预测为例,其中 GM(1, 1)的具体实现步骤为:

(1) 构造孵化温度历史数据时间序列 $X_1^{(0)}$,所建立的原始数据序列为

$$X_1^{(0)} = \{x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), \cdots, x_1^{(0)}(n)\} = x_1^{(0)}(k) \quad (k=1, 2, \cdots, n; n \geq 4) \tag{1}$$

由于 GM(1, 1)模型要求原始数列有上凹性、单调性和非负性变化趋势,建模预测性的充要条件是数列维数 $n \geq 4$,一般取 4~8 个数据建模。GM(1, 1)模型的预测精度不但与原始数据列的分布有关,而且也与建模维数有关,旧信息太多容易淹没新信息的特点,使得预测对系统的波动反应迟缓,跟踪性能变差,建模维数一般取 6 为宜,因此选取孵化温度的历史数据为 6 个,即取 $n=6$ 。

(2) 进行一次累加生成 (AGO) 得到禽蛋孵化温度的累加生成序列

$$X_1^{(1)} = \{x_1^{(1)}(1), x_1^{(1)}(2), \cdots, x_1^{(1)}(5)\} \tag{2}$$

$x_1^{(0)}$ 和 $x_1^{(1)}$ 之间满足

$$x_1^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x_1^{(0)}(i) \quad (k=1, 2, \cdots, 6) \tag{3}$$

(3) 建立灰微分方程,禽蛋孵化温度的灰色 GM(1,1)模型描述为

$$x_1^{(0)}(k) + az_1^{(1)}(k) = b \quad (k=2, 3, \cdots, 6) \tag{4}$$

其中 $z_1^{(1)}(k) = \theta x_1^{(1)}(k) + (1 - \theta)x_1^{(1)}(k - 1)$ (5)

式中 b ——灰色作用量
 a ——模型发展系数
 $z_1^{(1)}(k)$ ——灰色模型的白化背景值
 θ ——常数,结合禽蛋孵化温度特点,取 0.5

将式(4)写成矩阵形式为

$$\begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) \\ x_1^{(0)}(4) \\ x_1^{(0)}(5) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & 1 \\ -z_1^{(1)}(3) & 1 \\ -z_1^{(1)}(4) & 1 \\ -z_1^{(1)}(5) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \tag{6}$$

令 $Y_N = \begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) \\ x_1^{(0)}(4) \\ x_1^{(0)}(5) \end{bmatrix}$ $B = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & 1 \\ -z_1^{(1)}(3) & 1 \\ -z_1^{(1)}(4) & 1 \\ -z_1^{(1)}(5) & 1 \end{bmatrix}$ $A = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$

则 $Y_N = BA$

(4) 运用最小二乘法求参数 a 和 b

$$A = (B^T B)^{-1} B^T Y_N \tag{7}$$

(5) 禽蛋孵化温度 GM(1, 1) 模型对应的一阶白化微分方程为

$$\frac{dx_1^{(1)}(k)}{dt} + ax_1^{(1)}(k) = b \tag{8}$$

其中初始条件为

$$x_1^{(1)}(1) = x_1^{(0)}(1) \tag{9}$$

则一次累加生成禽蛋孵化温度灰色预测值为

$$\hat{x}_1^{(1)}(k+1) = \left(x_1^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-a(k)} + \frac{b}{a} \tag{10}$$

$(k = 1, 2, \dots, 6)$

(6) 累减还原得到禽蛋孵化温度历史数据的预测值, 由 IAGO 定义为

$$x^{(0)}(k+1) = x^{(1)}(k+1) - x^{(1)}(k) \tag{11}$$

将式(11)代入式(10), 得到累减还原后禽蛋孵化温度的预测值为

$$\hat{x}_1^{(0)}(k+1) = (1 - e^a) \left(x_1^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-a(k)} \tag{12}$$

$(k = 1, 2, \dots, 6)$

上述 GM(1, 1) 模型的建模方法存在着偏差, 由于白化背景值及灰度不具有变换一致性, 通过累计生成建模时, 原始序列中的第 1 点没有起到加强精度预测作用, 模型的误差较大。为使得背景值与灰度达成协调, 将背景值优化为

$$z_1^{(1)}(k) = \frac{x_1^{(1)}(k) - x_1^{(1)}(k-1)}{\ln x_1^{(1)}(k) - \ln x_1^{(1)}(k-1)} \tag{13}$$

$(k = 2, 3, \dots, 6)$

当 $x_1^{(1)}(k) = x_1^{(1)}(k-1)$ 时, $z_1^{(1)}(k) = x_1^{(1)}(k-1)$, 根据式(11)可得到

$$\frac{dz_1^{(1)}(k)}{dt} \Big|_{t=k} = \frac{\vartheta A - x_1^{(0)}(k) \left(\frac{B(k)}{x_1^{(1)}(k)} - \frac{B(k-1)}{x_1^{(1)}(k-1)} \right)}{A^2} + ax^{(1)}(k) = b \tag{14}$$

$(k = 2, 3, \dots, 6)$

其中 $A = \ln x_1^{(1)}(k) - \ln x_1^{(1)}(k-1)$

$$B(k) = \frac{dx_1^{(1)}(k)}{dt} \Big|_{t=k} \quad \vartheta = B(k) - B(k-1)$$

假设 $X_1^{(1)} = \{x_1^{(1)}(1), x_1^{(1)}(2), \dots, x_1^{(1)}(6)\}$ 是某条指数曲线 $y = x_1^{(1)}(t)$ 的离散点列, 则由拉格

朗日中值定理可知, 存在一点 $\delta \in (k-1, k)$, 使得 $\frac{x_1^{(1)}(k) - x_1^{(1)}(k-1)}{k - (k-1)} = \frac{dx_1^{(1)}}{dt} \Big|_{t=\delta}$, 因此在指数曲线 $y = x_1^{(1)}(t)$ 上不妨取 3 点 $(k-1, x_1^{(1)}(k-1))$, $(k, x_1^{(1)}(k))$, $(k+1, x_1^{(1)}(k+1))$, 则当 $X_1^{(1)}$ 为凸时 $\frac{dx_1^{(1)}(k)}{dt} \Big|_{t=k} = (1-\lambda)(x_1^{(1)}(k) - x_1^{(1)}(k-1)) + \lambda(x_1^{(1)}(k+1) - x_1^{(1)}(k))$ (15)

式中 λ ——拉格朗日系数

当 $X_1^{(1)}$ 为凹时

$$\frac{dx_1^{(1)}(k)}{dt} \Big|_{t=k} = \lambda(x_1^{(1)}(k) - x_1^{(1)}(k-1)) + (1-\lambda)(x_1^{(1)}(k+1) - x_1^{(1)}(k)) \tag{16}$$

定理 1: 若 $x_1^{(1)}(t)$ 满足式(8), 即 $x_1^{(1)}(k) = ce^{-ak} + \frac{b}{a}$, 当 $x_1^{(1)}(k)$ 为凸时, 存在 $\lambda = \frac{ae^a - e^{2a} + e^a}{2e^a - e^{2a} - 1}$, 当 $x_1^{(1)}(k)$ 为凹时, 存在 $\lambda = \frac{-ae^a + e^a - 1}{2e^a - e^{2a} - 1}$, 使得

$$\lambda(x_1^{(1)}(k) - x_1^{(1)}(k-1)) + (1-\lambda)(x_1^{(1)}(k+1) - x_1^{(1)}(k)) + ax_1^{(1)}(k) = b \tag{17}$$

$(k = 2, 3, \dots, 6)$

由式(14)~(16)和定理 1 可求得 $\frac{dz_1^{(1)}(k)}{dt} \Big|_{t=k}$, 则孵化温度改进的灰色预测模型相应的微分方程为

$$\frac{dz_1^{(1)}(k)}{dt} + az_1^{(1)}(k) = b \tag{18}$$

对应的累加矩阵 B 与常数项向量 Y_N 为

$$B = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(3) & 1 \\ -z_1^{(1)}(4) & 1 \\ -z_1^{(1)}(5) & 1 \end{bmatrix} \tag{19}$$

$$Y_N = \begin{bmatrix} \frac{dz_1^{(1)}(k)}{dt} \Big|_{t=3} \\ \frac{dz_1^{(1)}(k)}{dt} \Big|_{t=4} \\ \frac{dz_1^{(1)}(k)}{dt} \Big|_{t=5} \end{bmatrix} \tag{20}$$

同理通过上述方法可建立孵化过程湿度的优化灰色预测模型。

2.2 禽蛋孵化过程联想记忆神经网络

由于孵化温度、湿度相互耦合, 且均具有大滞后特性, 易受到通风、电网波动及周围设备及等因素的影响, 禽蛋孵化过程的温度和湿度变化毫无规律而言, 采用单一的灰色预测模型无法进行有效预测。神经网络是由大量的、简单的神经元广泛地相互连接而形成的复杂网络系统, 它以试验数据为基础, 无

需预先给定公式,经过有限次迭代计算获得试验数据的内在规律,适合于非线性系统的研究。

联想记忆神经网络从人脑的联想记忆功能出发,具有更好的网络搜索能力和泛化能力,尤其适合耦合、大滞后系统的预测,是一种根据人的思维特点、参考 Elman 带神经网络、对神经网络结构作出改进的神经网络,即将神经网络的输出值经过一步延时后反馈到输入端,并在反馈通道上引入联想记忆衰减因子,模拟大脑随着时间的推移而对某一件事记忆的衰退特性。此处考虑到要建立孵化温度和湿度的联想记忆神经网络,所建立的网络类型为 2 个多输入单输出的联想记忆神经网络。

设神经网络外部输入为 $u(k-1) = \{u_1(k-1), u_2(k-1), u_r(k-1)\} \in \mathbf{R}$, 输出为 $y(k) \in \mathbf{R}$, 如果联想记忆信号为 $H(k) \in \mathbf{R}$, 隐层输出为 $x(k) \in \mathbf{R}$, 则有

$$x(k) = f(\mathbf{W}^{(1)}H(k) + \mathbf{W}^{(2)}u(k-1)) \quad (21)$$

$$l = \varepsilon + (1 - \varepsilon)e^{-\theta k} \quad (22)$$

$$y(k) = g(\mathbf{W}^{(3)}X(k)) \quad (23)$$

其中 $\mathbf{W}^{(1)} = w_i^{(1)} \quad \mathbf{W}^{(2)} = w_i^{(2)} \quad \mathbf{W}^{(3)} = w_i^{(3)}$
 $(i = 1, 2, \cdots, n)$

式中 l —联想记忆衰减因子

θ ——记忆衰减指数

ε ——最小记忆量系数

$\mathbf{W}^{(1)}$ ——联想记忆层到隐层的连接权矩阵

$\mathbf{W}^{(2)}$ ——输入层单元到隐层的连接权矩阵

$\mathbf{W}^{(3)}$ ——隐层到输出层的连接权矩阵

$f(\cdot)$ ——记忆层单元激发函数所组成的非线性向量函数

$g(\cdot)$ ——隐层单元激发函数所组成的非线性向量函数

如果有 N 组训练神经网络的数据,考虑误差目标函数为

$$E = \sum_{p=1}^N E_p \quad (24)$$

$$E_p = \frac{1}{2}(y_T(k) - y(k))^2 \quad (25)$$

式中 $y_T(k)$ ——目标期望输出

$\mathbf{W}^{(1)}$ 、 $\mathbf{W}^{(2)}$ 和 $\mathbf{W}^{(3)}$ 的学习算法为

$$w_i^{(1)}(k+1) =$$
$$w_i^{(1)}(k) + \eta_1 g'(\cdot) f'_i(\cdot) \left(y(k-1) + \right.$$
$$w_i^{(1)} \frac{\partial y(k-1)}{\partial w_i^{(1)}(k-1)} \Bigg) \quad (26)$$

$$w_i^{(2)}(k+1) =$$
$$w_i^{(2)}(k) + \eta_2 (-\delta^0 w_i^{(3)}(k) f'_i(\cdot) u(k-1)) \quad (27)$$

$$w_i^{(3)}(k+1) =$$

$$w_i^{(3)}(k) + \eta_3 [-(y_T(k) - y(k)) g'(\cdot) x_i(k)] \quad (28)$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_i^{(3)}} = -(y_T(k) - y(k)) \frac{\partial Y(k)}{\partial w_i^{(3)}} =$$
$$-(y_T(k) - y(k)) g'(\cdot) x_i(k) \quad (29)$$

其中 $\delta^0 = -(y_T(k) - y(k)) g'(\cdot)$

式中 η_1 ——联想记忆层到隐层的权值学习率

η_2 ——输入层到隐层权值学习率

η_3 ——隐层到输出层权值学习率

基于孵化过程的机理分析以及实际经验,针对孵化过程的温、湿度数据,此处需建立 2 个神经网络模型。以孵化温度为例进行分析,为了降低神经网络的输入,初步确定孵化温度联想记忆神经网络模型的输入为孵化温度、孵化湿度以及通风量造成的含氧量变化,输出为孵化温度,即该联想记忆神经网络模型为 1 个 3 输入单输出的模型。其中隐层函数选用 sigmoid 函数,隐层神经元个数为 10,输出层采用线性函数, $\varepsilon = 0.1$, $\theta = 0.001$, η_1 、 η_2 、 η_3 均为 0.001。同理孵化湿度联想记忆神经网络模型的输入为孵化温度、孵化湿度以及通风量造成的含氧量变化,输出为孵化湿度,其余系数的选择和孵化温度相同。

3 孵化过程组合模型

目前,常用的组合预测方法有方差-协方差优选组合预测法、基于最大信息熵的组合预测方法、等权平均组合预测法、基于证据理论的组合预测方法和神经网络组合预测方法等。其中,方差-协方差优选组合预测法主要通过最小化组合预测历史误差的方差来确定,该方法与其他方法相比,在相关性很小的情况下预测效果较好。综合考虑孵化温、湿度选用的 2 个单一模型的相关性及组合预测模型的预测精度和模型的计算复杂度,本文选用方差-协方差优选组合预测法对孵化温、湿度的两个单一模型进行加权组合。以孵化温度预测为例。

设孵化过程温度灰色预测模型和孵化温度的联想记忆神经网络模型的预测值分别为 $\hat{y}_1$ 和 $\hat{y}_2$, 组合预测模型的输出为

$$\hat{Y} = w_1 \hat{y}_1 + w_2 \hat{y}_2 \quad (30)$$

2 个模型的预测误差分别为 $e_1 = y_1 - \hat{y}_1$ 、 $e_2 = y_2 - \hat{y}_2$, 其中 w_1 和 w_2 是权系数,且有 $w_1 + w_2 = 1$ 。

误差及其方差分别表示为

$$E = w_1 e_1 + w_2 e_2 \quad (31)$$

$$\text{var}(E) = w_1^2 \text{var}(e_1) + w_2^2 \text{var}(e_2) +$$
$$2w_1 w_2 \text{cov}(e_1, e_2) \quad (32)$$

关于 w_1 对 $\text{var}(e_1)$ 求极小值, 可得

$$w_1 = \frac{\text{var}(e_2) - \text{cov}(e_1, e_2)}{\text{var}(e_1) + \text{var}(e_2) - 2\text{cov}(e_1, e_2)} \quad (33)$$

由于 $\hat{y}_1$ 和 $\hat{y}_2$ 是通过两个相互独立的孵化温度预测模型得到的, 两者之间的相关性很小, 因此 $\text{cov}(e_1, e_2) \approx 0$, 则 w_1 和 w_2 为

$$\begin{cases} w_1 = \frac{\text{var}(e_2)}{\text{var}(e_1) + \text{var}(e_2)} \\ w_2 = \frac{\text{var}(e_1)}{\text{var}(e_1) + \text{var}(e_2)} \end{cases} \quad (34)$$

同理可得到孵化湿度的组合预测模型。

4 试验

通过选取某孵化厂实际运行过程中经过异常数据处理和归一化处理的部分孵化温、湿度实际历史数据, 建立灰色预测模型和联想记忆神经网络模型并分别预测孵化过程温度和湿度, 采用方差-协方差优选组合预测法得到孵化过程组合模型的加权系数。孵化温度和湿度组合预测模型的预测效果如图 1~4 所示。

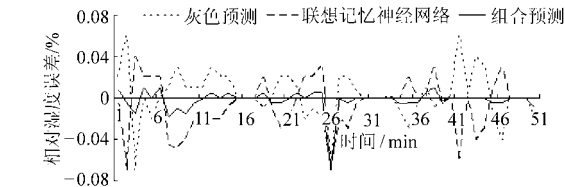


图 4 孵化湿度预测模型误差
Fig.4 Prediction model errors of incubator humidity

表 1 孵化温度预测模型预测效果对比
Tab.1 Prediction model results of incubator temprature

指标	灰色预测 模型	联想记忆神经 网络模型	组合预测 模型
MSE	0.025 6	0.021 8	0.009 0
MAPE	0.021 3	0.019 7	0.007 2

表 2 孵化湿度预测模型预测效果对比
Tab.2 Prediction model results of incubator humidity

指标	灰色预测 模型	联想记忆神经 网络模型	组合预测 模型
MSE	0.023 10	0.020 80	0.009 89
MAPE	0.019 30	0.018 70	0.008 12

从试验结果可以看出, 对 2 种单一预测模型的预测结果进行加权组合后得到的组合预测模型的预测精度明显要优于单一预测模型, 能较好地预测孵化过程温、湿度, 从而较好地保证孵化过程的稳定控制。以孵化温度为例, 相对于灰色预测模型, 组合预测模型的 MSE 从 0.025 6 减小到 0.009 0, MAPE 从 0.021 3 减小到 0.007 2, 这说明组合预测模型的预测精度和性能明显要高于灰色预测模型。而相对于联想记忆神经网络模型, 组合预测模型的 MSE 从 0.021 8 减小到 0.009 0, MAPE 从 0.019 7 减小到 0.007 2, 这说明集成预测模型的预测精度和性能明显高于联想记忆神经网络模型。

5 结论

(1) 建立了孵化过程温度和湿度灰色预测模型和联想记忆神经网络模型, 采用方差-协方差优选组合预测法得到孵化过程组合模型的加权系数, 提出了一种基于灰色预测和联想记忆神经网络的孵化过程组合预测方法。

(2) 将组合预测方法应用于某孵化厂, 结果表明所建立的孵化过程组合预测模型要优于单一预测模型, 能较好地预测孵化过程温、湿度, 从而较好地保证孵化过程的稳定控制。

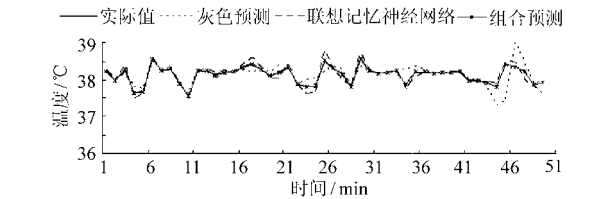


图 1 孵化温度预测模型结果
Fig.1 Prediction model results of incubator temprature

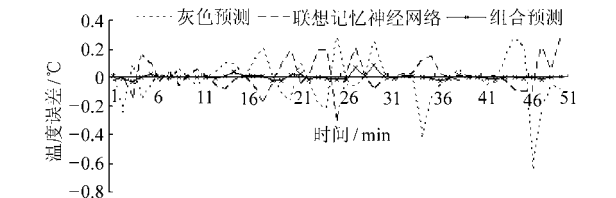


图 2 孵化温度预测模型误差
Fig.2 Prediction model errors of incubator temprature

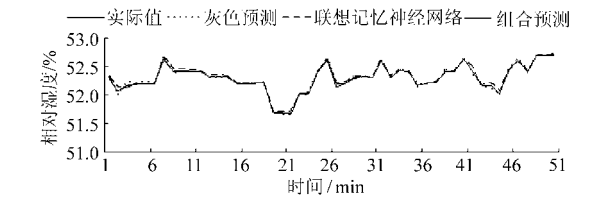


图 3 孵化湿度预测模型结果
Fig.3 Prediction model results of incubator humidity

为了对 3 个模型的预测效果和性能进行评价, 采用均方根相对偏差 (MSE) 和绝对值平均相对偏差 (MAPE) 两个指标作为评价指标, 得到孵化温度预测效果比较如表 1 和表 2 所示。

参 考 文 献

- 1 周国雄,熊达清,敬文举,等.禽蛋孵化过程的混合智能控制[J].农业机械学报,2008,39(1):118~122.
Zhou Guoxiong, Xiong Daqing, Jing Wenju, et al. Hybrid intelligent control for incubation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(1):118~122. (in Chinese)
- 2 周国雄,晏密英.基于 PSO 的模糊控制及在孵化中的应用[J].系统仿真学报,2008,20(24):6 668~6 672.
Zhou Guoxiong, Yan Miying. Fuzzy control algorithm based on particle swarm optimization for incubation[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(24):6 668~6 672. (in Chinese)
- 3 王万良,赵燕伟,吴启迪,等.电脑孵化机多变量模糊专家控制[J].农业机械学报,1998,29(3):84~89.
Wang Wanliang, Zhao Yanwei, Wu Qidi, et al. Multivariable fuzzy expert controller for poultry incubator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1998, 29(3):84~89. (in Chinese)
- 4 蔡兵.智能孵化控制系统的设计与实现[J].电子科技大学学报,2004,33(2):188~191.
Cai Bing. Design and realization of intelligent control system for incubation [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2004, 33(2):188~191. (in Chinese)
- 5 Thomthong T, Santron S, Yuyendee W, et al. Temperature and humidity fuzzy logic controller development for small incubator [C]//Proceedings of 42nd Kasetsart University Annual Conference, 2004: 247~257.
- 6 刘玫星.基于 SVM 的禽蛋孵化过程系统辨识[J].农机化研究,2010,34(7):30~33.
Liu Meixing. Poultry hatching process system identification based on SVM [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2010, 34(7):30~33. (in Chinese)
- 7 吴舒辞,周国雄,王湘中.基于灰色预测的模糊神经网络孵化控制系统[J].农业机械学报,2008,39(11):143~146.
Wu Shuci, Zhou Guoxiong, Wang Xiangzhong. Incubation control system of fuzzy neural network based on gray prediction [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(11):143~146. (in Chinese)
- 8 Wei Chunrong, Xu Minqiang, Sun Jianhua, et al. Coal mine gas emission gray dynamic prediction [J]. Procedia Engineering, 2011, 26: 1 157~1 167.
- 9 Tzu-Li Tien. A new grey prediction model FGM(1, 1) [J]. Mathematical and Computer Modeling, 2009, 49(7~8): 1 416~1 426.
- 10 Jaw-Yeong Chiang, Cha'o-Kuang Chen. Application of grey prediction to inverse nonlinear heat conduction problem [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2008, 51(3~4): 576~585.
- 11 Thananchai Leephakpreeda. Grey prediction on indoor comfort temperature for HVAC systems [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(4): 2 284~2 289.
- 12 He Zhi, Shen Yi, Wang Qiang. Boundary extension for Hilbert-Huang transform inspired by gray prediction model [J]. Signal Processing, 2012, 92(3): 685~697.
- 13 Zeng Zhigang, Wang Jun. Associative memories based on continuous-time cellular neural networks designed using space-invariant cloning templates[J]. Neural Networks, 2009, 22(5~6):651~657.
- 14 Wang Tao, Wang Kejun, Jia Nuo. Chaos control and associative memory of a time-delay globally coupled neural network using symmetric map [J]. Neurocomputing, 2011, 74(10):1 673~1 680.
- 15 Liang Chen, Naoyuki Tokuda, Akira Nagai. Capacity analysis for a two-level decoupled Hamming network for associative memory under a noisy environment [J]. Neural Networks, 2007, 20(5): 598~609.