

6-4-2020

Decoupling Control of Poultry Hatching Process Based on α -order Neural Network Inverse System

Guoxiong Zhou

School of Computer and Information Engineering, Central South University of Forestry & Technology, Changsha 410004, China;

Junchao Li

School of Computer and Information Engineering, Central South University of Forestry & Technology, Changsha 410004, China;

Aibin Chen

School of Computer and Information Engineering, Central South University of Forestry & Technology, Changsha 410004, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Decoupling Control of Poultry Hatching Process Based on α -order Neural Network Inverse System

Abstract

Abstract: The poultry hatching process is a complex biological process, in which coupling between temperature, humidity and oxygen concentration is serious, and conventional control methods can not guarantee the stability of three parameters. *An α -order inverse system decoupling control method for poultry hatching process was proposed. The three factors were grouped by coupling degree analysis, using α -order neural network inverse system to control the two parameters whose coupling degree is stronger, another parameter would be controlled by fuzzy controller, thus ensuring the stability of the three parameters.* The experimental results show the effectiveness of this method.

Keywords

incubation process, inverse system, fuzzy control, coupling degree

Recommended Citation

Zhou Guoxiong, Li Junchao, Chen Aibin. Decoupling Control of Poultry Hatching Process Based on α -order Neural Network Inverse System[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(7): 1661-1667.

基于 α 阶神经网络逆系统孵化过程解耦控制

周国雄, 李俊超, 陈爱斌

(中南林业科技大学 计算机与信息工程学院, 湖南 长沙, 410004)

摘要: 针对家禽孵化过程是一个复杂的生物过程, 温度、湿度和氧气浓度之间耦合严重, 常规的控制方法难以保证 3 个参数之间的稳定, 提出一种基于 α 阶神经网络逆系统家禽孵化过程解耦控制方法。将 3 个参数进行耦合度分析分组, 采用 α 阶神经网络逆系统控制耦合度较强的 2 个参数, 另一个则通过模糊控制器控制, 从而保证 3 个参数的稳定。实验结果表明了该方法的有效性。

关键词: 孵化过程; 逆系统; 模糊控制; 耦合度

中图分类号: TP299

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2016) 07-1661-07

Decoupling Control of Poultry Hatching Process
Based on α -order Neural Network Inverse System

Zhou Guoxiong, Li Junchao, Chen Aibin

(School of Computer and Information Engineering, Central South University of Forestry & Technology, Changsha 410004, China)

Abstract: The poultry hatching process is a complex biological process, in which coupling between temperature, humidity and oxygen concentration is serious, and conventional control methods can not guarantee the stability of three parameters. An α -order inverse system decoupling control method for poultry hatching process was proposed. The three factors were grouped by coupling degree analysis, using α -order neural network inverse system to control the two parameters whose coupling degree is stronger, another parameter would be controlled by fuzzy controller, thus ensuring the stability of the three parameters. The experimental results show the effectiveness of this method.

Keywords: incubation process; inverse system; fuzzy control; coupling degree

引言

家禽孵化过程是一个复杂的生物过程, 孵化的任务就是将受精禽蛋尽可能多的变成优质雏鸡, 使效益最大化, 并满足人们对禽蛋的需求。孵化过程中, 温度、湿度、含氧浓度这 3 个关键因素对禽蛋孵化率及雏禽质量有很大影响, 为保证受精禽蛋的孵化率最大化, 得到品质优良的雏鸡, 必须精确的控制温度、湿度、氧气浓度并解除它们之间的耦合

关系, 这样不仅能为系统提供一个稳定的外界条件来提高孵化效益, 还能提高出雏率以及雏禽品质^[1]。

为消除温度、湿度、氧气浓度这 3 个主要参数之间的耦合关系, 给孵化过程提供稳定环境, 部分高校研究者对解耦控制方面进行了相关研究: 文献[2]针对禽蛋孵化过程中的控制问题, 研制了一种以 8051 单片机为核心的孵化控制系统, 采用不同控制方法对温度、湿度、氧气浓度进行控制, 并用间接模糊解耦方法对 3 者进行解耦。文献[3]提出一种基于分层结构的模糊免疫 PID 算法, 实现了主要参数的解耦, 并能对其进行精确控制。文献[4]提出一种混合智能控制算法, 将系统分为前后两级, 前级采用补偿解耦控制, 后级选用模糊免疫 PID 控制来实现孵化过程中温度、湿度和含氧量的



收稿日期: 2015-01-20 修回日期: 2015-05-19;
基金项目: 国家级大学生创新创业训练计划(601000267),
中南林业科技大学青年科学研究基金自主(QJ2012012B);
作者简介: 周国雄(1980-), 男, 湖南嘉禾, 博士后, 副教授, 研究方向为智能控制、无损检测; 李俊超(通信作者
1992-), 男, 湖北襄阳, 本科生, 研究方向为智能控制。

<http://www.china-simulation.com>

• 1661 •

混合智能控制。

上述方法在一定程度上解决了 3 个主要参数之间的耦合关系, 给予了孵化系统稳定的温湿度以及氧气浓度, 但由于孵化控制系统是一个复杂的动态非线性、强耦合、多干扰系统, 无法得到精确的数学模型, 所以上述常规的解耦方法并不能有效的解决变量耦合问题。 α 阶神经网络逆解耦控制可将一般非线性系统进行线性化解耦控制, 使得复杂的解耦系统变得结构简单, 易于控制, 在进行解耦控制时, 该方法不需要系统的具体数学模型, 只需知道系统输入输出阶次之差就可构造逆模型^[5-6], 适合于孵化过程的解耦。因此本文提出一种基于 α 阶神经网络系统解耦方法, 考虑到温度、湿度、含氧浓度这 3 个变量之间的耦合度强弱关系不同, 为方便后续解耦控制, 将 3 个变量进行分组控制, 首先将 3 个因素进行耦合度分析^[7-8], 将耦合度关联较强的分在 1 组进行解耦控制, 耦合度关联较弱的直接进行模糊控制, 从而实现孵化过程 3 个主要参数的解耦控制。

1 孵化过程解耦控制

一般的解耦控制方法虽然对复杂的非线性、多变量、多干扰、强耦合的动态系统有一定的解耦控制能力, 但却不能达到让人满意的效果。特别是对于孵化系统这种, 它不仅是一个多输入多输出, 强耦合的非线性动态系统, 而且没有具体的数学模型, 一般的解耦方法无法对它进行有效的解耦控制, 而 α 阶神经网络逆系统具有较强的鲁棒性且不需要具体的数学模型, 还可将系统进行线性化处理, 方便有效的对系统进行解耦控制。为进一步简化解耦系统并增加其有效性, 系统解耦前需对温度、湿度、氧气浓度 3 个变量进行耦合度分析, 其中耦合度强的 2 个进行线性解耦, 另 1 个通过模糊控制器进行控制, 保证 3 个最优参数的稳定。

1.1 动态耦合度分析

耦合度是根据输入输出间的不同耦合度来确定输入输出变量配对问题, 它对解耦设计有很大作

用。在孵化系统中, 通过采取数据并用基于概率统计算法(无需知道具体的模型)来对温度、湿度和通风进行耦合度计算, 并选出 2 个耦合度较强的变量进行先解耦。方法如下

给出耦合度定义: 设有一个 $m \times m$ 多变量耦合系统, 输入量与输出量分别为 x_1, x_2, \dots, x_m 和 y_1, y_2, \dots, y_m , 它包含如下 3 个定义:

定义 1 当所有输入变量 x_1, x_2, \dots, x_m 作用于某一输出变量 y_i 时, x_j 对 y_i 的影响程度

$$p(y_i) = a_{i1}p(x_1) + a_{i2}p(x_2) + \dots + a_{ij}p(x_j) + \dots + a_{im}p(x_m) + c \quad (1)$$

式中: 函数 $p(\cdot)$ 为采取概率统计算法; a_{ij} 为第 j 个输入对第 i 个输出的影响度; c 为其它因素影响量。

定义 2 当某一输入变量 x_j 作用于所有输出变量 y_1, y_2, \dots, y_m 时, x_j 对 y_i 的影响程度为

$$p(x_j) = b_{1j}p(y_1) + b_{2j}p(y_2) + \dots + b_{ij}p(y_i) + \dots + b_{mj}p(y_m) + d \quad (2)$$

式中, b_{ij} 为第 j 个输入对第 i 个输出的贡献度; d 为其它因素影响量。

定义 3 耦合系统中第 i 个输入对 j 第个输出的耦合度可定义为

$$\gamma_{ij} = a_{ij} \cdot b_{ij} \quad (3)$$

式中 a_{ij} , b_{ij} 求法为: 首先取任意相对应的 n 组输入与 n 组输出。再通过概率法中的求 m 元线性回归问题的解法求出正规方程组, 方法如下:

设 n 个样本观测值为

$$(x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kj}, \dots, x_{km}, y_{ki}) \quad (4)$$

式中: x_{kj} , x_j 表示第 k 次输入值; y_{ki} , y_i 表示第 k 次输出值; $k = 1, 2, \dots, n$ 。

引入记号

$$l_{ij} = \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j), \quad (5)$$

$$f_{ij} = \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(y_{kj} - \bar{y}_j)$$

式中: \bar{x}_i 表示 n 个第 i 个输入变量的均值; \bar{x}_j 表示 n 个第 j 个输入变量的均值; \bar{y}_j 表示 n 个第 j 个输出变量的均值; $i, j = 1, 2, \dots, m$ 。

于是就能求出正规方程组:

$$\begin{cases} l_{11}a_{i1} + l_{12}a_{i2} + \dots + l_{1m}a_{im} = f_{1i}, \\ l_{21}a_{i1} + l_{22}a_{i2} + \dots + l_{2m}a_{im} = f_{2i}, \\ \vdots \\ l_{m1}a_{i1} + l_{m2}a_{i2} + \dots + l_{mm}a_{im} = f_{mi}. \end{cases} \quad (6)$$

当设正规方程组的系数矩阵为

$$\mathbf{L} = (l_{ij}), \quad \mathbf{F} = (f_{ij}) \quad (7)$$

则 \mathbf{L} 为对称矩阵, 且 $\mathbf{A}^T = \mathbf{L}^{-1}\mathbf{F}$, 式中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mm} \end{bmatrix} \quad (8)$$

同理可设

$$\begin{aligned} h_{ij} &= \sum_{k=1}^n (y_{ki} - \bar{y}_i)(y_{kj} - \bar{y}_j), \\ g_{ij} &= \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(y_{kj} - \bar{y}_j) \end{aligned} \quad (9)$$

式中, \bar{y}_i 表示 n 个第 i 个输出变量的均值;
 $i, j = 1, 2, \dots, m$ 。

求得 $\mathbf{B}^T = \mathbf{H}^{-1}\mathbf{G}$, 式中

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_{11} & \dots & b_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ b_{m1} & \dots & b_{mm} \end{bmatrix} \quad (10)$$

以某孵化厂的孵化系统为例 $m=3$, 选择温度、湿度和通风为输入量, 温度、湿度、含氧量为输出量, 采取 24 h 数据单位不断对耦合度分析数据进行更新, 分析表明湿度与温度的耦合度大于温度与含氧浓度、含氧浓度与湿度的耦合度, 所以将温度与湿度分为 1 组进行逆模解耦控制。

1.2 α 阶神经网络逆系统解耦控制

1.2.1 α 阶神经网络逆系统解耦算法原理

一般的多输入多输出(MIMO)(r 个输入 U , r 个输出 Y)非线性系统用高阶微分方程表示

$$F(Y^{(\alpha)}, Y\Sigma, U) = 0 \quad (11)$$

非线性系统中

$$Y^{(\alpha)} = [y_1^{(\alpha_1)}, y_2^{(\alpha_2)}, \dots, y_r^{(\alpha_r)}]^T \quad (12)$$

$$U = [u_1, u_2, \dots, u_r]^T \quad (13)$$

$$Y\Sigma = [Y_1, Y_2, \dots, Y_i, \dots, Y_r]^T \quad (14)$$

$$Y_i = [y_i, y_i^{(1)}, \dots, y_i^{(\alpha_i-1)}]^T \quad i=1, 2, \dots, r \quad (15)$$

假设系统可逆, 此时其 α 阶积分逆系统 ($\alpha=[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r]$) 就可以表示为

$$U = Q(Y^{(\alpha)}, Y\Sigma) \quad (16)$$

式中: Q 为 $Y^{(\alpha)}$; $Y\Sigma$ 与 U 的函数关系。

采用神经网络构造式(16)所示的逆系统, 将此逆系统串联到原系统之前, 并重新定义输入

$$\beta = Y^{(\alpha)} (\beta_1 = y_1^{(\alpha_1)}, \dots, \beta_r = y_r^{(\alpha_r)}) \quad (17)$$

此时系统相当于一个伪线性积分复合系统(由神经网络逆系统与原系统组成), 其输入与输出关系可以表示为:

$$G_{ij}(s) = y_i(s) / \beta_j(s) = s^{-\alpha_i} \quad (i=j) \quad (18)$$

$$G_{ij}(s) = y_i(s) / \beta_j(s) = 0 \quad (i \neq j) \quad (19)$$

复合系统中 $i, j = 1, 2, \dots, r$ 。

从式(18), (19)可以看出, 如果能利用神经网络构造出 α 阶逆系统, 那么逆系统与原系统组成的复合系统就相当于 r 个相互无关的单输入单输出伪线性积分系统(如图 1), 从而实现了原系统的线性解耦。

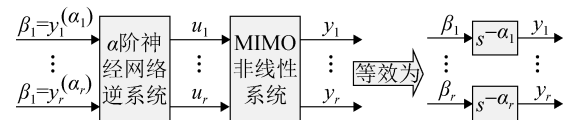


图 1 α 阶神经网络逆系统解耦伪线性积分系统

实际中难以得到孵化系统的精确数学模型, 自然无法得到 α 阶逆系统, 因此常规的解耦方法就无从利用。而通过神经网络构造的 α 阶逆系统无需知道原系统的数学模型, 只需知道相对阶数(输入输出)之差即可。

1.2.2 α 阶神经网络逆系统控制器设计

非线性系统的神经网络逆控制^[9-12]中最常用的是将系统输出作为神经网络输入的直接逆动控制方法, 通过对比该网络的输出与系统输入, 再用相应误差进行网络训练, 来建立系统的逆模型。该控制方法能有效的对神经网络进行逆控制, 由于孵

化过程的数学模型为时变、非线性、多输入输出系统，严格求其解析逆很难，本文采用改进的正-逆系统建模法来建立某一未知对象的逆动力模型。

系统可逆，但孵化过程的数学模型为时变、非线性、多输入输出系统，严格求其解析逆很难，所以本文采用改进的正-逆系统建模法来建立某一未知对象的逆动力模型。

α 阶神经网络逆系统控制器设计分为 2 步：1、先对系统进行正模型训练(训练 1 个用来描述未知对象特性的网络 NNI)， \hat{y} 是对象输出与网络输出之差，用来调整权值的误差信号。2、为系统训练一个逆模型 NNC，并通过它产生下个采样时间，让输出等于当前被控对象的理想输入 $R_{(k)}$ 的控制量 $U_{(k)}$ ，即通过先前设定给神经网络控制器的期望输入和被控对象输出的差来调整控制器权值。通过这种方法这个网络就被强制实现模型的逆。图 2 为控制器结构。在该图中，首先将温湿度和氧气浓度进行耦合度分析分组，得到耦合度较大的温湿度组，然后采用 α 阶神经网络逆系统对温湿度进行解耦控制，其中 α 阶神经网络逆系统中 NNI 和 NNC 均选择基于改进蛙跳算法的 RBF 神经网络进行训练，与温湿度耦合性较小的氧气浓度用模糊控制器^[13]，从而保证孵化系统 3 个参数的稳定。

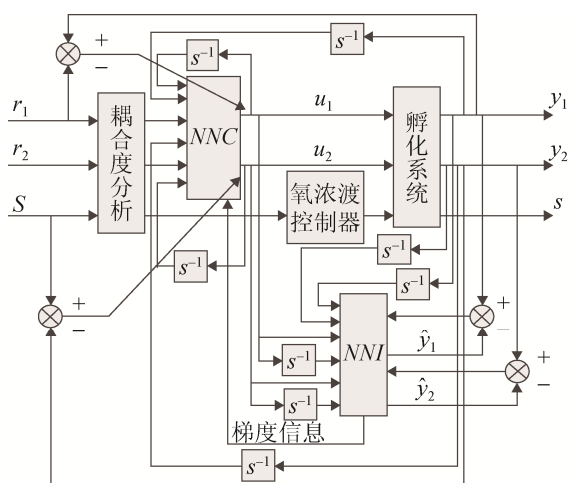


图 2 控制器结构

控制算法如下：

1) 首先通过离线来训练网络 NNI。通过离线

训练 NNI 是因为对对象模型的逼近精度会直接影响控制性能产生影响，而通过把进行离线训练的 NNI 作为在线辨识的初始值可以避免控制在开始阶段产生较大误差，从而发生震荡。

2) 对系统中的 $R_{(t)}$, $Y_{(t)}$, $U_{(t)}$ 进行采样，并得到 $R_{(t)}$, $Y_{(t)}$, $U_{(t)}$ 的相关数据；

3) 将获得的样本信号输入到 NNC，得到 $U_{(k)}$ ；之后 $U_{(k)}$ 将输入对象及离线训练的 NNI；

4) 通过梯度下降算法来调整 NNI 的权值与阈值；

5) 用 $\hat{Y}_{(k)}$ 替代 $Y_{(k)}$ 来调整 NNC 的权值及阈值；

6) 返回 2) 后继续向下执行。

1.2.3 基于改进蛙跳算法的 RBF 神经网络

α 阶神经网络逆系统的最大相对阶次为 ($\alpha_1=2$, $\alpha_2=2$)，由于神经网络采用经过改进的 RBF 神经网络，可确定神经网络结构为 3 层前馈网络：输入层 6 个节点，输出层 2 个节点，隐层选取为 14 个节点(根据试验确定)。系统的输入分别是 r_1 , r_2 , S ，输入之后进行耦合度分析，将耦合关联度较强的 r_1 , r_2 进行 α 阶神经网络逆系统控制，通过孵化系统后输出分别为 y_1 , y_2 , s 。

RBF 神经网络具体改进方法为：

RBF 神经网络容易出现局部最优解和收敛速度慢的问题，提出引入惯性权重来改进混合蛙跳算法，继而后用改进方法优化 RBF 神经网络。

混合蛙跳算法基本原理^[14]为：随机生成包含 N 只青蛙的初始群体，第 i 只青蛙表示问题的解 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ ，计算每只青蛙位置的适应值 $f(x_i)$ ，然后排序，将该群体划分为 M 个族群。继续在每个族群中执行 n 次局部搜索，其最好个体为 X_b ，全局最好个体为 X_g ，最差个体为 X_w ，但只将其中最差个体 X_w 进行更新。在族群内重复执行搜索更新的操作直到设定的迭代次数。

更新策略、更新位置分别为

$$D^k = \text{rand}(X_b^k - X_w^k) \quad (20)$$

$$X_w' = X_w^k + D^k \quad (21)$$

式中， $\text{rand}()$ 为均匀分布在 $[0, 1]$ 之间的随机数； X_w'

为 X_w 的更新解。

更新时, 若 X'_w 的适应度值优于 X_w 则接受 $X_w^{k+1} = X'_w$ 。若无改进, 则用 X_g 取代 X_b 重复执行 (20)~(21), 若 X'_w 的适应度值优于 X_w , 则接受 $X_w^{k+1} = X'_w$; 若仍无改进, 则随机产生新的解取代原来的 X_w , 这样即为 SFL 的一次进化。重复上述操作, 直至满足子群体的更新代数。

为提高局部搜索效率, 本文通过借鉴 PSO 算法粒子更新策略对蛙跳算法中最差青蛙移动步长的更新策略进行改进。通过引入一个系数 w (自适应惯性权重) 来协调算法的全局和局部搜索的能力, 具体实现是将 (20) 式的更新策略变为 (22) 式, 其他的更新保持不变。

$$D^k = \text{rand}(X_b^k - X_w^k) + wD^k \quad (22)$$

式中, D^k 为最差青蛙的移动步长。

惯性权重 w 为青蛙的运动趋势, 在局部最优解的附近, w 取值恰当, 则有利于跳出局部最优解, 避免早熟, 并有利于在全局最优解附近更精细地搜索, 从而更迅速地找到最优解。因此将 w 按照 (23) 式进行自适应地调整。

$$w_i(t) = \begin{cases} w_{\min} + a(w_{\max} - w_{\min}) & f_i(t) < f_{\text{avg}}(t) \\ w_{\max} + b(w_{\max} - w_{\min}) & f_i(t) \geq f_{\text{avg}}(t) \end{cases} \quad (23)$$

式中: $w_i(t)$ 为第 t 次第 i 只青蛙的惯性权重; $f_i(t)$ 为第 t 次第 i 只青蛙的自适应度值; w_{\max} , w_{\min} 分别为惯性权重的最大值和最小值; t 为当前子群内的迭代次数与当前混合迭代次数的乘积; $a = [f_i(t) - f_{\min}(t)] / [f_{\text{avg}}(t) - f_{\min}(t)]$, $b = [f_{\max}(t) - f_i(t)] / [f_{\max}(t) - f_{\text{avg}}(t)]$; $f_{\min}(t)$, $f_{\max}(t)$, $f_{\text{avg}}(t)$ 分别表示第 t 次整个群体自适应度的最小值、最大值和平均值。

利用改进的蛙跳算法, 优化 RBF 神经网络方法参数的取值, 以达到提高输出值精度的目的。将 RBF 神经网络所包含的参数都放置于一个多维向量中^[15], 每个参数为改进的蛙跳算法 (DSFLA) 中青蛙。设 RBF 中心为 C_1, C_2, \dots, C_N , 宽度为 $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_N$, 权值为 w_1, w_2, \dots, w_N , 那么蛙跳算法的基本表达式为 $F(\text{DSFLA}) = f(C, \delta, w)$ 。

每一个青蛙个体即构成一个神经网络, 然后利

用 DSFLA 的方法对神经网络进行训练, 达到规定限值后则停止运算。

2 仿真

以某孵化场作为研究对象。采用目前常见的简单模糊控制方法与本文提出的控制方法, 进行系统性能对比实验。通过耦合度分析得知温度、湿度之间的耦合关系较为严重, 现通过对温度、湿度的耦合控制作为仿真实验, 将温度控制目标设定为 37.5°C , 而湿度控制目标则为相对湿度 65% 。

图 3 和图 4 分别为实验过程中孵化温度、湿度在 2 种不同控制策略下的对应变化曲线。分析可得, 由于本文提出的方法采用了 α 阶神经网络逆系统解耦方法, 相对于传统模糊控制方法来说, 温度和湿度变化的耦合性得到明显改善, 该方法让控制精度得到明显提升, 并使得系统超调量减小、加快了系统响应速度。当系统进入稳态, 温度控制误差在采取本文方法后小于 0.4°C , 而相对湿度误差则仅为 2.5% 。从对比实验结果上看, 本文方法在控制系统性能上, 优于传统的模糊控制控制。

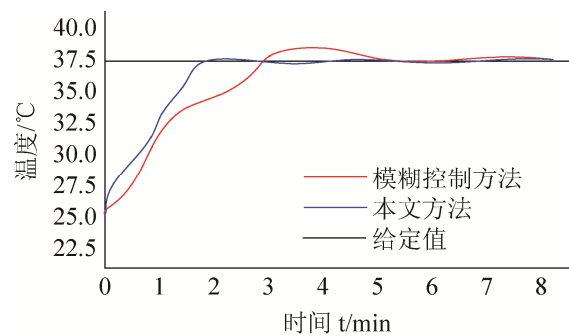


图 3 温度对比实验曲线

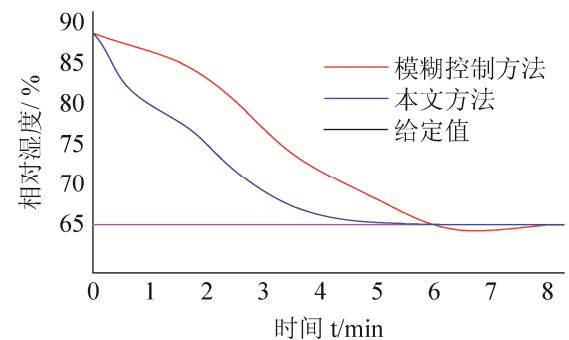


图 4 湿度对比实验曲线

3 应用

为检测本文方法的有效性,系统通过长时间的运行试验,并记录下了相关数据,从数据分析及控制效果上可以看出,本文提出的控制算法效果显著。

图 5~6 为系统采用模糊解耦控制后,部分入孵初始时的运行曲线。分析图中数据可得,在采取模糊解耦控制方法后,系统对温度、湿度的控制效果并非理想。系统温度值波动范围为设定值的 $\pm 1.7^{\circ}\text{C}$, 而其相对湿度波动范围则达到设定值的 $\pm 2.1\%$, 两者的值波动过大,而且都在孵化工艺要求的范围外长时间滞留,系统超调量过大,不符合孵化工艺要求。因此模糊解耦控制不能完全满足孵化标准。

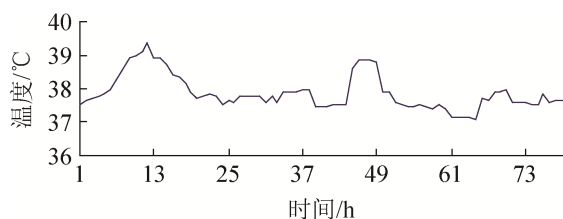


图 5 模糊控制温度运行曲线(温度设定值 37.5°C)

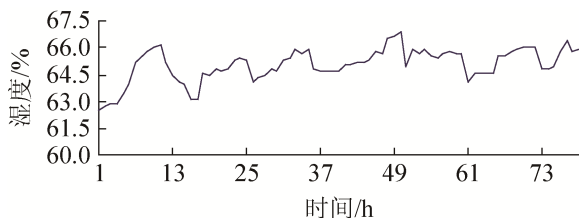


图 6 模糊控制湿度运行曲线(湿度设定值 65%)

图 7~8 为采用本文提出方法系统部分运行曲线,从图中可看出,由于采用了 α 阶神经网络逆系统控制,温湿度的解耦效果良好,系统能快速将温湿度稳定在给定工艺范围内。

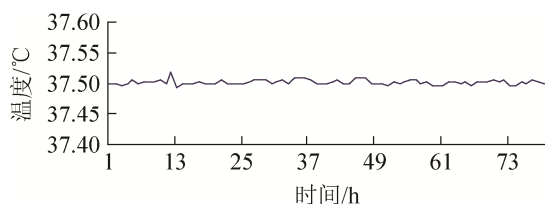


图 7 温度运行曲线(温度设定值 37.5°C)

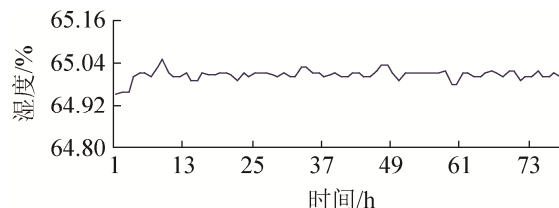


图 8 湿度运行曲线(湿度设定值 65%)

4 结论

针对孵化系统是一个复杂的多输入多输出,强耦合的非线性动态系统的特点,本文提出了一种基于 α 阶神经网络逆系统的解耦方法来消除系统主要参数之间的耦合关系。首先,针对本文所涉及的 3 个参数之间耦合度不同的特点,本文先对 3 个参数进行耦合度分析,其后将耦合度较强的 2 个进行线性化解耦控制,另 1 个则由模糊解耦控制器控制,这样一个复杂的非线性系统就变得简单易控制。结果表明该方法应用在孵化过程中可对温度湿度以及氧气浓度进行精确快速而稳定的解耦控制。

参考文献:

- [1] 沈学杰,周国雄. 家禽孵化智能控制系统的设计及实现[J]. 农机化研究, 2009, 31(4): 64-66.
- [2] 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.
- [3] 周国雄,蒋辉平. 基于分层结构模糊免疫 PID 的孵化过程控制 [J]. 农业工程学报, 2007, 2(12): 167-170.
- [4] 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.
- [5] 王正齐,刘贤兴. 基于神经网络逆系统的无轴异步电机非线性内模控制 [J]. 自动化报, 2013, 39(4): 433-439.
- [6] 董泽,孙剑,张媛媛,等. 基于 α 阶逆神经网络解耦的循环流化床锅炉燃烧-汽水系统 PSO-PID 控制 [J]. 动力工程, 2009, 29(6): 549-553, 564.
- [7] 赵波,邹力. 基于结构熵的 IaaS 平台耦合度计算方法 [J]. 华中科技大学学报, 2014, 42(11): 11-16, 22.
- [8] 吴敏,周国雄. 多座不对称焦炉集气管压力模糊解耦控制 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27(1): 94-98.
- [9] Yang Hai, Ma Jie. Nonlinear Control for Autonomous Underwater Glider Motion Based on Inverse System Method [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science) (S1007-1172), 2010, 15(6): 713-718.

(下转第 1672 页)