

# 引入免疫粒子群优化算法的木材干燥 模糊神经网络控制系统设计<sup>1)</sup>

张少如 孙丽萍

(东北林业大学 哈尔滨 150040)

**摘要** 针对木材干燥窑温湿度控制采用的模糊神经网络比较依赖于网络初始权值,且网络的训练时间较长、容易陷入非要求的局部极值,采用粒子群优化算法(PSO)的全局寻优性能,设计一种引入免疫 PSO 算法的木材干燥模糊神经网络控制系统。为避免 PSO 算法的早熟和进一步导入待求解问题的先验知识与经验,加快算法的全局收敛能力,引入免疫算法的接种疫苗、免疫选择、良种迁移 3 种免疫算子。仿真结果表明:温度和湿度,能更加快速、平滑地到达设定值(温度需要 70 s 左右,湿度需要 75 s 左右)。实例验证结果表明:温度曲线均方误差仅为 0.020 7,拟合优度高达 0.979 7;湿度曲线均方误差均在 0.3 以下,拟合优度均在 0.96 以上。说明免疫 PSO 算法具有较高的收敛速度和识别率,对不确定非线性系统具有良好的控制效果。

**关键词** 木材干燥;温湿度控制;免疫粒子群优化算法;免疫算法;模糊神经网络

**分类号** S782.31; TP273

**Wood Drying Temperature and Humidity Method by Immune PSO Algorithm**//Zhang Shaoru, Sun Liping( Northeast Forestry University, Harbin 150040, P. R. China) //Journal of Northeast Forestry University 2016 44(12): 83-90.

To improve the temperature and humidity control precision of wood drying process, fuzzy neural network control system for wood drying was designed by immune PSO algorithm. According to the overused network with initial weights, the long-time network training and the non-required local extremum in the previous fuzzy neural network of controlling temperature and humidity on lumber kiln, the global particle swarm optimization (PSO) algorithm was adopted. However, in order to avoid earliness of PSO and lead in prior knowledge and experience of unsolved problems, as well as accelerating global convergence of algorithm, three improved immune operator were added, including vaccination, immune selection and fine breed migration. Simulation results show that the temperature and humidity can be more quickly and smoothly reaches the set value (the temperature takes 70 s, and the humidity takes about 75 s). The temperature curve mean square error is 0.020 7, the goodness of fit is 0.979 7, humidity curve mean square errors are below 0.3, and the goodness of fit are above 0.96. This method has higher convergence rate and recognition rate with better control effect on uncertain nonlinear systems.

**Keywords** Wood drying; Temperature and humidity control; Immune particle swarm optimization; Immune operator; Fuzzy neural network

DOI:10.13759/j.cnki.dlxb.2016.12.018

木材干燥控制是一种大滞后、强耦合的过程,由于控制模型的限制,传统的建模方法难以实现木材干燥过程的精确数学模型的建立。模糊神经网络控制是一种不依赖定量模型的控制方法,可用于不确定性和高度非线性的控制对象,可实现木材干燥窑温湿度的解耦,为干燥过程的精确控制奠定了基础<sup>[1]</sup>。目前,国内最为先进的木材干燥控制系统 T509A 由广州科凌电气有限公司研发。该系统在国内最先引入模糊神经网络控制;但模糊神经网络在进行训练时,存在训练时间长、易陷入非要求的局部极值、难以获得最优值等缺点<sup>[2]</sup>。美国 Sandak 等率先在实际控制系统中引入了粒子群优化算法(PSO)控制效果得到提高。

为了进一步提高控制效果,本研究选用的邻域

算子粒子群优化算法,是一种实现简单、全局搜索能力强且性能优越的启发式搜索技术,可以随着迭代实现最优解的精细局部搜索<sup>[3]</sup>,克服了模糊神经网络在进行训练时的缺点。同时,为避免 PSO 算法早熟,加快收敛速度,加入了免疫算法。该算法引入了接种疫苗、免疫选择、良种迁移 3 种免疫算子,保证寻优过程向全局最优的方向进行。免疫粒子群算法优化模糊神经网络参数(输入层节点、隐含层节点、输入输出权值、阈值等)后,用于木材干燥过程温湿度的控制,可有效提高木材干燥过程的控制精度,保证木材干燥质量,节约干燥成本。

## 1 木材干燥窑的模糊神经网络控制

### 1.1 木材干燥窑控制系统设计

图 1 中模糊神经网络控制器与被控对象木材干燥窑串联,木材干燥窑的辨识模型与被控对象木材干燥窑并联。图中的 F 是一个积分器,将 F 设计为  $2/(1-Z^{-1})$ ,它的作用是消除静态误差<sup>[4]</sup>。

1) 国家林业公益性行业科研专项(201304502)。

第一作者简介:张少如,男,1990年8月生,东北林业大学机电工程学院,硕士研究生。E-mail: zsr624419816@163.com。

通信作者:孙丽萍,东北林业大学机电工程学院,教授。E-mail: zdhspl@163.com。

收稿日期:2016年5月17日。

责任编辑:张 玉。

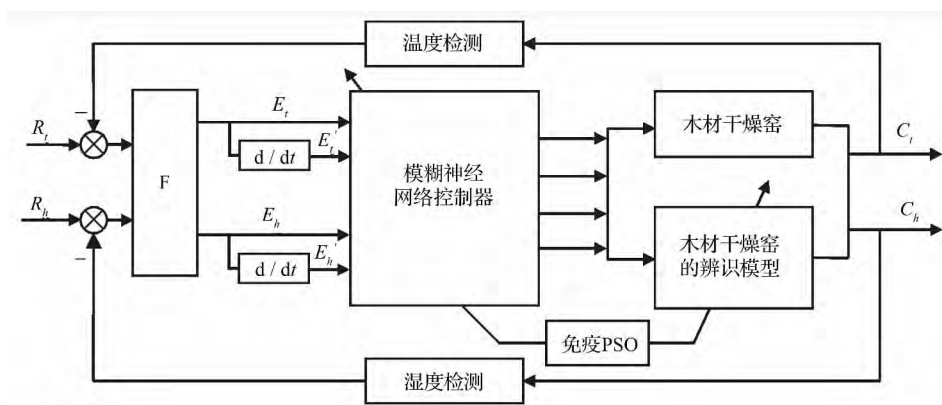


图1 木材干燥窑控制系统框图

## 1.2 木材干燥窑的辨识模型

木材干燥窑的非线性自回归移动平均模型为

$$\mathbf{y}^p(k) = f[\mathbf{y}^p(k-1), \dots, \mathbf{y}^p(k-n); \mathbf{u}(k-1), \dots, \mathbf{u}(k-m)] \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{y}(k) = [y_1(k), y_2(k)]^T$ ;  $\mathbf{u}(k) = [u_1(k), u_2(k), u_3(k), u_4(k)]^T$ 。  $y_1(k)$ 、 $y_2(k)$  与图1中的系统输出量  $C_t$ 、 $C_h$  一一对应,  $y_1$  为窑内的温度,  $y_2$  为窑内的湿度,  $u_1$  为加热阀的开度,  $u_2$  为喷蒸阀的开度,  $u_3$  为循环风机的频率,  $u_4$  为排湿风机的频率。

根据经验和试验结果,选择  $n=m=2$ , 能足够精确地描述系统的动态特性。木材干燥窑的神经网络模型结构与干燥窑系统的结构相同, 可表示为

$$\mathbf{y}^m(k) = f[\mathbf{y}^p(k-1), \mathbf{y}^p(k-2); \mathbf{u}(k-1), \mathbf{u}(k-2)] \quad (2)$$

定义干燥窑系统输出与模型输出之间的矢量误差为

$$\mathbf{e}(k, \theta) = \mathbf{y}^p(k) - \mathbf{y}^m(k, \theta) \quad (3)$$

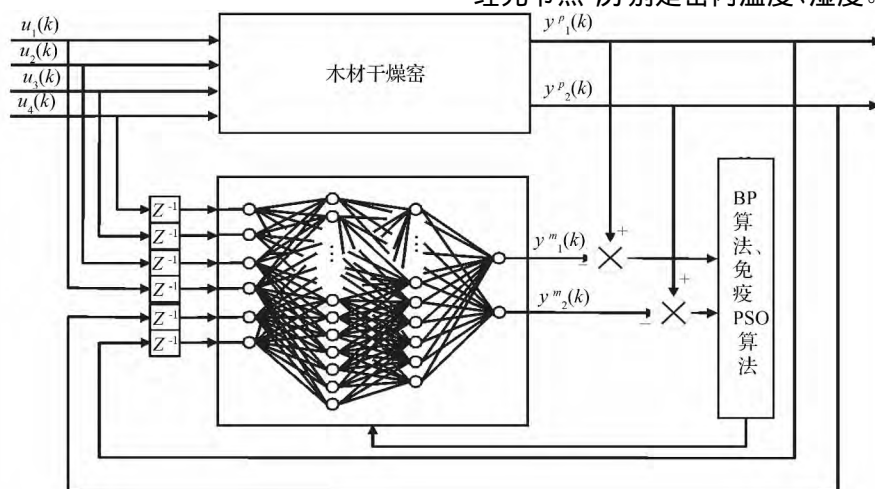


图2 木材干燥窑的辨识模型结构

## 1.3 模糊神经网络控制器模型结构

本设计中模拟量执行机构, 有加热电动调节阀、喷蒸电动调节阀、循环风机、排潮风机, 根据实际控制要求, 主要针对模拟量执行机构进行控制, 其它数字量执行机构, 如蝶阀、电磁阀等随控制要求开关即可。模糊神经网络控制器模型结构见图3。本设计

则干燥窑系统辨识的指标函数是<sup>[5]</sup>

$$J(\theta) = \frac{1}{2T} \sum_{k=1}^T \mathbf{e}^T(k, \theta) \mathbf{e}(k, \theta) \quad (4)$$

木材干燥窑的辨识模型结构如图2。模型选为有2个隐含层的4层前馈网络, 即  $N^4(6, 20, 12, 2)$ , 隐含层的节点数是根据实验确定的, 隐含层各神经元的激发函数均为S型函数。网络训练, 先采用具有自适应学习速率的BP算法, 使网络在一定误差范围内具有实际被控制过程的输入输出特性后, 再利用免疫PSO算法对辨识模型进一步调整、优化后, 得到与干燥窑系统等效的输入输出模型。该模型的第一层是输入层, 有6个神经元节点, 输入量分别为循环风机、排湿风机、加热电动调节阀、喷蒸电动调节阀的控制量及木材干燥窑内的温度、湿度; 第二层是隐含层, 有20个神经元节点; 第三层是隐含层, 有12个神经元节点; 第四层是输出层, 有2个神经元节点, 分别是窑内温度、湿度。

主要是对干燥窑内的温度和湿度进行控制, 即该模糊神经网络控制器输入个数为2, 采用4个输入量——温度误差、湿度误差、温度误差变化率、湿度误差变化率; 采用4个输出量——加热电动调节阀开度、喷蒸电动调节阀开度、循环风机频率、排潮风机频率。模糊子集有5个, 即{大, 较大, 适中, 较

小,小}。该控制器是 1 个 4 层的神经网络:第二层是隐含层,作用是将第一层输入层的变量模糊化,采用高斯函数表示输入变量的隶属度,调整该层的阈值和权值,改变高斯函数的中心向量和宽度向量,得到各种形状和不同位置的隶属函数。第三层也是隐含层,实现模糊推理功能,即将第二层得到的隶属度,每两个相乘得到模糊规则的规则强度,再根据输入输出空间中划分的模糊子集确定模糊规则共 625 条,即有 625 个节点。第四层是输出层,采用重心法实现解模糊的功能后输出,即将第三层得到的规则强度加权求和后输出给 4 种执行机构,该层采用的激活函数为对数 S 型。模糊逻辑控制的 3 个步骤,分别严格对应于该神经网络的第二层到第四层的神经元节点,具有明确的模糊逻辑含义。此处,采用代数积—加法—重心法的推理方式,可以降低推理过程中控制信息的损失,同时又容易用神经网络实现<sup>[6]</sup>。

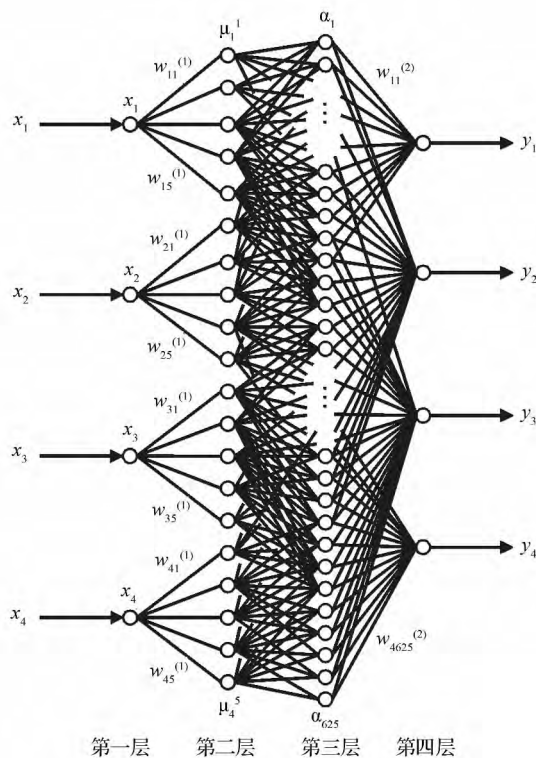


图 3 模糊神经网络控制器的结构

各层的函数为:

第一层 输入值为  $X = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4]^T$ 。

第二层 隶属度函数  $\mu_i^{j_i} = e^{-\frac{(x_i - c_{ij_i})^2}{\sigma_{ij_i}^2}}$ , 其中  $i = 1, 2, 3, 4$   $j_i = 1, 2, 3, 4, 5$ ;  $c_{ij_i}$ 、 $\sigma_{ij_i}$  分别为隶属度函数的中心和宽度。

第三层 每条规则的适用度为  $\bar{\alpha}_j = \min\{\mu_1^{j_1}, \mu_2^{j_2}, \mu_3^{j_3}, \mu_4^{j_4}\}$ , 归一化计算后  $\alpha_j = \bar{\alpha}_j / \sum_{j=1}^{625} \bar{\alpha}_j$   $j = 1, 2, \dots, 625$ 。

第四层 清晰化计算  $y_i = \sum_{j=1}^{625} w_{ij} \alpha_j$   $i = 1, 2, 3, 4$ ;

$j = 1, 2, \dots, 625$ 。

## 2 免疫 PSO 算法

### 2.1 具有邻域算子的 PSO 算法

粒子群优化算法(PSO)是一种实现简单、全局搜索能力强且性能优越的启发式搜索技术。Suganthan 通过引入一种可变的邻域算子来改进基本的 PSO 算法的性能<sup>[7-8]</sup>。改进的速度与位置公式:

$$v_j^i(k+1) = w(k) v_j^i(k) + \varphi_1(k) \text{rand}(0, \mu_1) [p_j^i(k) - x_j^i(k)] + \varphi_2(k) \text{rand}(0, \mu_2) [p_j^i(k) - x_j^i(k)] \quad (5)$$

$$x_j^i(k+1) = x_j^i(k) + v_j^i(k+1) \quad (6)$$

式中:  $i = 1, 2, \dots, m$  为粒子的编号;  $j = 1, 2, \dots, n$  为  $n$  维向量的第  $j$  个分量;  $k$  为迭代的次数;  $\varphi_1$ 、 $\varphi_2$  为 2 个分量相对贡献的学习率,通常取值为 2;  $\text{rand}(0, \mu_1)$ 、 $\text{rand}(0, \mu_2)$  是产生  $[0, 1]$  之间的均匀分布的随机数<sup>[9-10]</sup>;  $w(k)$  为惯性权重; 邻域中的迄今最优位置  $p_j^i(k)$  是通过比较每个粒子的迄今最优位置  $p_j^i(k)$  及其适配值完成的<sup>[11]</sup>。控制参数的调整公式:

$$w(k) = w^\infty + (w^0 - w^\infty) (1 - k/NC_{\max}); \quad (7)$$

$$\varphi_1(k) = \varphi_1^\infty + (\varphi_1^0 - \varphi_1^\infty) (1 - k/NC_{\max}); \quad (8)$$

$$\varphi_2(k) = \varphi_2^\infty + (\varphi_2^0 - \varphi_2^\infty) (1 - k/NC_{\max}) \quad (9)$$

式中:  $NC_{\max}$  为最大迭代次数; 上标 0、 $\infty$  为迭代开始和结束时的参数值<sup>[12]</sup>。

### 2.2 免疫算法

在 PSO 算法中引入了免疫算法可进一步增加粒子群的多样性。同时引入了良种迁移、接种疫苗、免疫选择 3 种算子,从而导入了待求解的先验知识和经验,加快了算法的全局收敛能力,且保证了最优解。算法中抗原代表待求解的目标函数和各种约束条件,抗体代表求解问题的解,每个抗体等同于粒子群中的 1 个粒子<sup>[13]</sup>。用适配值刻画抗体群中每个抗体与抗原之间的亲和力  $\text{aff}(X_i)$ , 表达抗体对抗原的识别程度或匹配程度; 抗体之间的亲和力则反映粒子群的多样性,即粒子之间的差异<sup>[14-15]</sup>。

抗体种群  $A(k)$  在算子作用下的演化过程可表示为:

$$A(k) \xrightarrow{T_c^*} Y(k) \xrightarrow{T_g^*} Z(k) \xrightarrow{T_s^*} A(k+1) \xrightarrow{T_m^*} A(k+1) \quad (10)$$

式中:  $T_c^*$  为交叉变异;  $T_g^*$  为接种疫苗;  $T_s^*$  为免疫选择;  $T_m^*$  为良种迁移。

免疫算法实现步骤如下:

(1) 抗原递呈。即输入待求解的目标函数和各种约束条件作为抗原。

(2) 随机生成初始抗体群。用随机的方法产生初始抗体群  $A(0) = [a_1(0) \ a_2(0) \ \dots \ a_n(0)] \in I^n$  ( $I$  为个体空间), 每个抗体均表示 1 个可行解<sup>[16]</sup>。

(3) 抽取疫苗。利用问题的先验知识,抽取抗体(个体)基因或其分量的先验特征。

(4) 适配值计算。计算抗体群中每个抗体和抗原之间的亲和力,作为该抗体的适配值。设抗体  $a_i$  上的各基因位为  $(a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in})$ , 抗原  $b_i$  上的各基因位为  $(b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{in})$ , 则适配值为

$$f_i = \sum_{k=1}^n |a_{ik} \oplus b_{ik}|, \quad (10)$$

$$\text{同时定义} \begin{cases} \bar{f} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i \\ \sigma_f^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f})^2 \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $f_i$  为第  $i$  个粒子的适配值,即亲和力  $\text{aff}(X_i)$ ;  $n$  为粒子群规模;  $\bar{f}$  为粒子的平均适配值;  $\sigma_f^2$  为适配值的方差,可反映出粒子群里的收敛程度<sup>[17]</sup>。

(5) 交叉变异。利用 GA 算法中的交叉变异算子,通过预先设定好的交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$ 。对抗体进行类似交叉操作和变异操作,即  $Y(k) = T_c(A(k))$ 。本文中  $P_c$  取 0.7、 $P_m$  取 0.1。

(6) 接种疫苗。实际就是根据第(3)步抽取的抗体基因或其分量的先验特征修改抗体某些基因位上的基因,即  $Z(k) = T_g(Y(k))$ 。定义:

$$[(f_g - f_i) / \max\{(f_g - f)\}] \leq \theta, i = 1, 2, \dots, n_0. \quad (12)$$

式中:  $\theta$  为 1 个较小的阈值,通常为  $\theta = (f_g - \bar{f}) / 10$ ;  $f_g$  为抗体的最高亲和力。本文中  $\theta$  取 0.01。对于不满足式(12)的抗体进行受体编辑,受体编辑可按照式(13)进行。

$$A_{ij} = a_{ij} + \varepsilon_{ij}, j = 1, 2, \dots, D. \quad (13)$$

式中:  $A_{ij}$  为抗体  $i$  的第  $j$  个基因;  $\varepsilon_{ij}$  服从  $N(0, 1)$  分布。

(7) 免疫选择。免疫检测一般有两个步骤,免疫检测和退火选择,即  $A(K+1) = T_s(Z(K))$ 。目的是为了防止抗体群出现退化现象。首先是免疫检测,对接种疫苗后的抗体进行检测;若适配值不如父代,即出现了退化,则用父代取代检测抗体,然后对于适配值高于父代的抗体进行退火选择,即以一定的概率选择抗体<sup>[18-19]</sup>。定义:

粒子的浓度为

$$H(a_i) = \frac{1}{\sum_{j=1}^n |f_i - f_j|}; \quad (14)$$

粒子的概率为

$$P_1(a_i) = \frac{H(a_i)}{\sum_{j=1}^n H(a_j)} = \frac{\sum_{j=1}^n |f_i - f_j|}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |f_i - f_j|}; \quad (15)$$

则概率选择的计算公式为

$$P_1(a_i) = \frac{1}{H(a_i)} = \frac{\sum_{j=1}^n |f_i - f_j|}{\sum_{j=1}^n H(a_j) \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |f_i - f_j|}. \quad (16)$$

式中:  $a_i$  为第  $i$  个粒子(抗体),  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $a$  为计算参数。

(8) 良种迁移。即  $A(k+1) = T_m(A(k+1))$ 。对  $P_2(a_i)$  值最大的  $M$  个抗体进行克隆。同时为了进一步加强精细搜索能力,对抗体进行变异操作,即:

$$a'_{iq} = a_{iq} + (c_3 - 0.5)\beta. \quad (17)$$

式中:  $a'_{iq}$  是抗体  $a_i$  的第  $q$  个克隆体;  $c_3$  为  $(0, 1)$  中的随机数;  $\beta$  为给定的领域范围。经过上述操作产生了下一代的抗体群,每个抗体对应于问题的 1 个新解。然后判断是否满足停止条件,若满足,则算法终止,否则转向(4)步,如此循环下去。免疫算法操作流程见图 4。

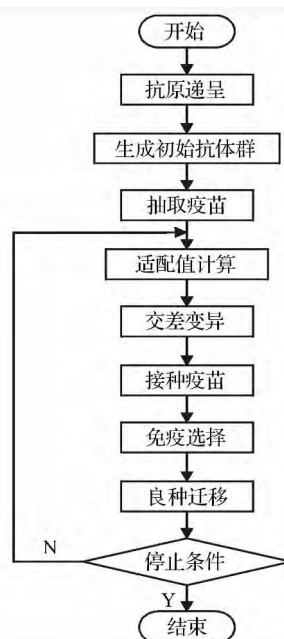


图4 免疫算法操作流程

## 2.3 算法流程

设模糊神经网络的模糊规则已经确定,模糊神经网络的结构为:输入层为  $n$  个神经元,第一隐含层为  $p$  个神经元,第二隐含层为  $q$  个神经元,输出层为  $m$  个神经元。需要优化的参数,第二层隶属度函数的中心  $(c_{ij})$ 、宽度  $(\sigma_{ij})$  以及隐含层与输出层的连接权值  $(w_{ij}^{(2)})$ 。利用免疫 PSO 算法优化这些参数,即假设粒子群中的粒子个数为  $N$ ,则每个粒子的位置  $(x_j^i)$  便是待优化模糊神经网络的连接权和隶属函数的中心和宽度<sup>[20]</sup>。将待优化的参数按行展开,即  $x_j^i = (c_{11}, c_{12}, \dots, c_{ij}, \sigma_{11}, \sigma_{12}, \dots, \sigma_{ij}, w_{11}^{(2)}, w_{12}^{(2)}, \dots, w_{ij}^{(2)})$ 。然后用免疫 PSO 算法寻找最优位置,采用均方误差使如下性能达到最小:

$$J = \frac{1}{N} \sum_j \sum_i (y_{ji} - \hat{y}_{ji})^2. \quad (18)$$

式中:  $N$  为训练样本数;  $y_{ji}$  为第  $i$  个样本的第  $j$  个网络输出节点的理想输出值;  $\hat{y}_{ji}$  为第  $i$  个样本的第  $j$  个网络输出节点的实际输出值。具体实现步骤如下:

(1) 初始化模糊神经网络。确定输入输出训练样本数, 及模糊神经网络连接权和隶属函数参数。

(2) 初始化 PSO 算法并开始寻优。根据输入的样本, 计算出模糊神经网络的实际输出。

(3) 评价每个粒子的适应度。将式(18)作为适应度函数, 计算出当前进化代数时每个粒子的最优适应度  $p_j^i(k)$  及领域中迄今最优适应度  $p_j^l(k)$ , 从而计算出每个粒子的最优位置  $p_j(k)$  及领域中迄今最优位置  $p_j^l(k)$ 。

(4) 根据式(5)、(6)进行粒子速度和位置的更新, 根据式(7)、(8)、(9)进行惯性权重  $w(k)$  及相对贡献学习率  $\varphi_1(k)$ 、 $\varphi_2(k)$  的调整。同时随着迭代的进行, 邻域  $q$  也逐渐扩大。

(5) 判断是否结束的条件, 满足则结束, 否则转入下一步。

(6) 衡量粒子的多样性<sup>[21]</sup>。用  $\text{div}(k)$  来衡量, 即:

$$\text{div}(k) = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n [x_i(k) - p_b(k)]^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n [x_i(0) - p_b(0)]^2}}. \quad (19)$$

如果  $\text{div}(k)$  小于设定值  $\delta$ , 说明粒子群需要进行免疫调节来增强多样性。此时进入免疫算法实现步骤。

(7) 更新粒子群的参数, 同时判断是否达到最大迭代次数, 若达到则共享信息, 找出迄今为止的最优解作为最后结果。否则转入下一步。

(8) 判断是否找到最优解, 若找到则将结果进行输出。否则转入步骤(3), 直到找到全局最优解。

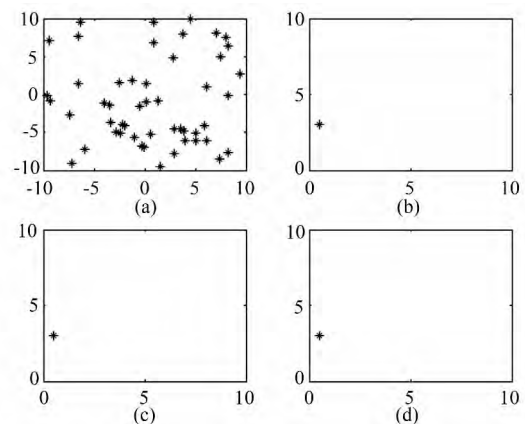
### 3 仿真与应用

#### 3.1 模拟仿真

在干燥过程中抽取 500 组数据作为训练集, 用于网络训练的参数确定, 训练步骤见“2.3 算法流程”部分。免疫粒子群优化的模糊神经网络的初始参数分别为: 采用线性下降的惯性权重  $w(k)$ , 在  $[0.9, 0.4]$  之间随迭代次数线性递减;  $\varphi_1(k)$ 、 $\varphi_2(k)$  均为 1.494 45; 单个粒子群的规模  $m=50$ ; 粒子的维数为 5; 最大迭代次数  $NC_{\max}=300$ 。

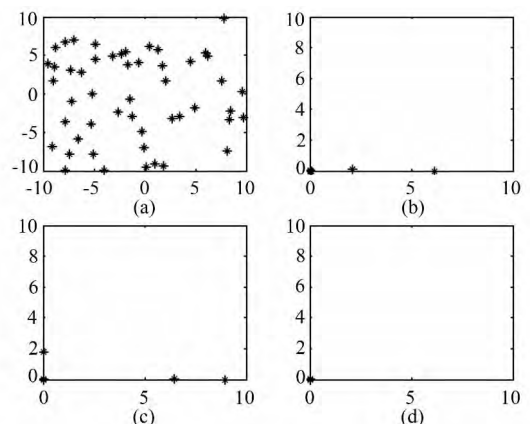
图 5 为单独粒子群优化算法在寻优过程中的粒

子位置图。从图 5 中可以看出, 单独的粒子群优化算法在  $k=100$  时就趋于早熟, 且陷入了非要求的局部极值。图 6 为免疫粒子群优化算法在寻优过程中的粒子位置图。由图 6 可见, 算法没有早熟, 且在迭代  $k=225$  步左右时将所有的粒子都推向了一点——全局最优点。



(a) 为初始种群的位置; (b) 为  $k=100$  的粒子位置; (c) 为  $k=150$  的粒子位置; (d) 为迭代结束粒子的位置。

图 5 粒子群算法粒子寻优位置图



(a) 为初始种群的位置; (b) 为  $k=100$  的粒子位置; (c) 为  $k=150$  的粒子位置; (d) 为迭代结束粒子的位置。

图 6 免疫粒子群算法粒子寻优位置图

图 7 为不同优化算法迭代效果的比较。从迭代效果看, 粒子群优化的模糊神经网络和免疫粒子群优化的模糊神经网络的训练速度及训练精度都相对较高。但粒子群优化的模糊神经网络, 在后期迭代次数达到 102 时, 适应度达到稳定且相对较高 (0.292 3), 算法陷入了早熟状态, 收敛到了局部最优解。而免疫粒子群优化的模糊神经网络引入了一系列改进措施, 通过利用免疫机制的思想, 保持了粒子群的多样性, 同时引入了接种疫苗、免疫选择、良种迁移 3 种免疫算子, 加快了算法的全局收敛能力, 当迭代次数达到 227 次时, 适应度仅为 0.011 0, 收敛效果最好, 认为该算法找到了全局最优解。

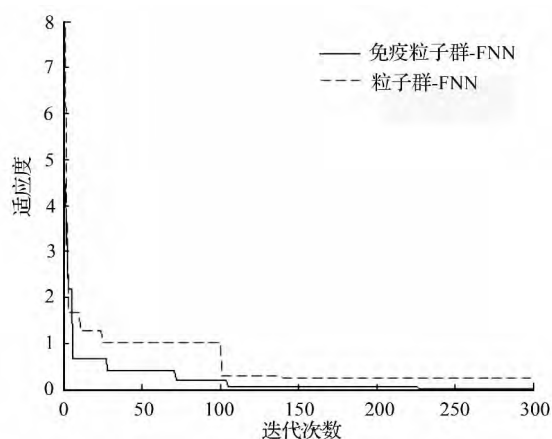
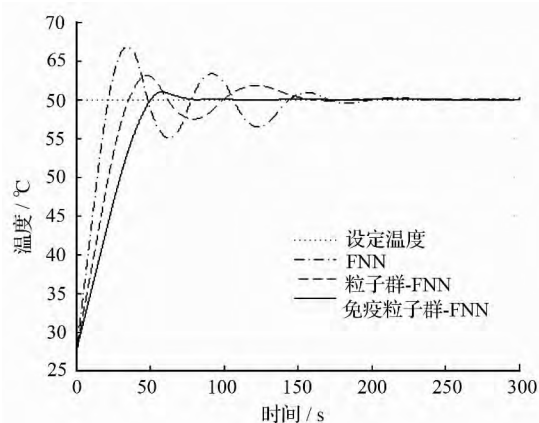


图7 不同优化算法迭代效果

经过上述步骤对所设计的控制系统训练和优化后,对干燥过程的温度和湿度进行仿真。为了验证控制器的性能,将免疫粒子群-FNN 仿真结果与模糊



神经网络控制器(FNN)、PSO 优化的模糊神经网络控制器(粒子群-FNN)的仿真结果进行比较。仿真时,温度设定值为 60℃,起始温度值为 27.5℃;相对湿度设定值为 70%,起始相对湿度值为 30%。从仿真结果(见图 8)可见:模糊神经网络控制器,较难快速稳定在设定温度和湿度上(进入稳定状态,温度需要 195 s 左右、湿度需要 170 s 左右);PSO 优化的模糊神经网络控制器有了较大的改善,但由于 PSO 算法易早熟,参数选择未能最佳,系统进入稳定状态温度需要 150 s 左右、湿度需要 145 s 左右。两种控制器比较,免疫 PSO 优化的模糊神经网络控制是一种更为有效的控制方法,它使得温度和湿度更加快速、平滑地到达设定值(温度需要 70 s 左右,湿度需要 75 s 左右),并可稳定在规定的精度范围内。

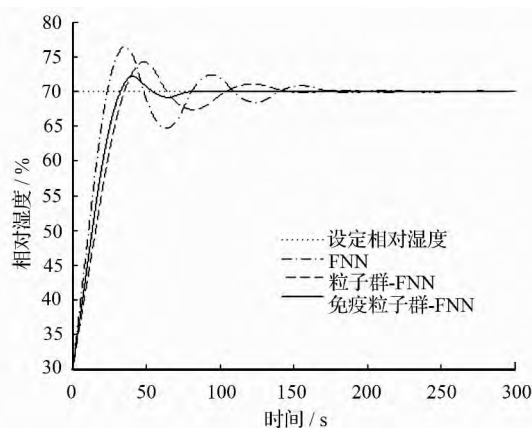


图8 温度、湿度仿真响应曲线

### 3.2 实例应用

选取本溪红叶家私制造有限公司中的第七号干燥窑作为目标进行优化控制,干燥的木材选取柞木。对柞木进行一窑的干燥,并记录过程数据。数据是在下述条件下获得:干燥时间为 2015 年 7 月。第七号干燥窑容积约为 120 m<sup>3</sup>,可装 50 m<sup>3</sup> 木材。所用的柞木试材是在自然条件下风干 6 个月以上,从而保证装窑的柞木含水率降到了 23%~25%,需要干燥的柞木板具体尺寸为 1 000 mm×35 mm×90 mm。窑内装 72 堆柞木,每堆柞木约 0.7 m<sup>3</sup>,在材堆的每层试材之间用一定高度的隔条隔离。窑内的传感器分布:在窑的大门处有 1 个温度传感器、1 个湿度传感器;窑的背部侧中央有 1 个温度传感器、1 个湿度传感器;1 对含水率传感器和 1 个材芯温度传感器作为 1 组,共 6 组,分别分布在窑内前中后的材堆上,每个方位上下各分布 1 组。干燥的起始温度为 27.5℃,在干燥过程中每隔 10 min 采集 1 次数据,数据均在系统正常运行的情况下获得。

在木材干燥的升温阶段,采用模糊神经网络算

法(FNN)、PSO 优化的模糊神经网络算法(粒子群-FNN)、免疫 PSO 优化的模糊神经网络算法(免疫粒子群-FNN),分别对该窑木材进行升温实验。根据木材干燥工艺<sup>[22]</sup>及该公司的实际应用要求,在干燥的升温阶段,要求窑内升温速度 3℃/h,相对湿度保持 90%~100%。初始含水率为 23%~25%,故要求升温到 54℃。表 1 为不同控制算法的升温曲线参数对比。从表 1 中可以看出,与模糊神经网络算法相比,PSO 优化的模糊神经网络算法温度控制性得到了很大的改善;本文的算法与以上两种控制算法相比,是一种更为有效的控制方法,它能够按照要求理想曲线使温度平滑稳定的上升,且稳定在较高的精度范围内,与理想曲线有很高的吻合度,均方误差仅为 0.020 7,拟合优度高达 0.979 7。

表1 不同控制算法的升温曲线参数

控制算法	均方误差	拟合优度
FNN	0.091 9	0.948 5
粒子群-FNN	0.046 8	0.975 2
免疫粒子群-FNN	0.020 7	0.991 7

木材干燥过程进入干燥阶段后,选取木材含水

率在 20% ~ 15% 阶段的数据。根据木材干燥工艺<sup>[22]</sup>及该公司的实际应用要求,在该阶段温度保持在 57 ℃,相对湿度设定值为 65%,实际应用考虑风阀等排湿机械结构不能频繁动作,故要求相对湿度比设定值高 4% 开始排湿,比设定值低 4% 停止排湿。图 9 为分别选取含水率在 20% 和 15% 时的 20 组实测数据值与计算值的对比图。由图 9 可知,当含水率为 20%、15% 时,实测值曲线和计算值曲线具有较好的拟合度,且随着木材含水率的下降,该阶段木材的出水

速率变慢,排湿速率也相应变慢。由分析数据可知,当含水率为 20% 时,最大相对误差为 1.44%,均方误差为 0.280 4,曲线拟合优度为 0.965 6;当含水率为 15% 时,最大相对误差为 1.40%,均方误差为 0.226 0,曲线拟合优度为 0.965 7。由此可知,免疫 PSO 优化的模糊神经网络算法对湿度的精准控制具有良好的作用,系统的辨识能力强。待木材干燥完成出窑后,经检测含水率为 8% 左右,且木材断面及内部无裂纹,具有极好的干燥效果。

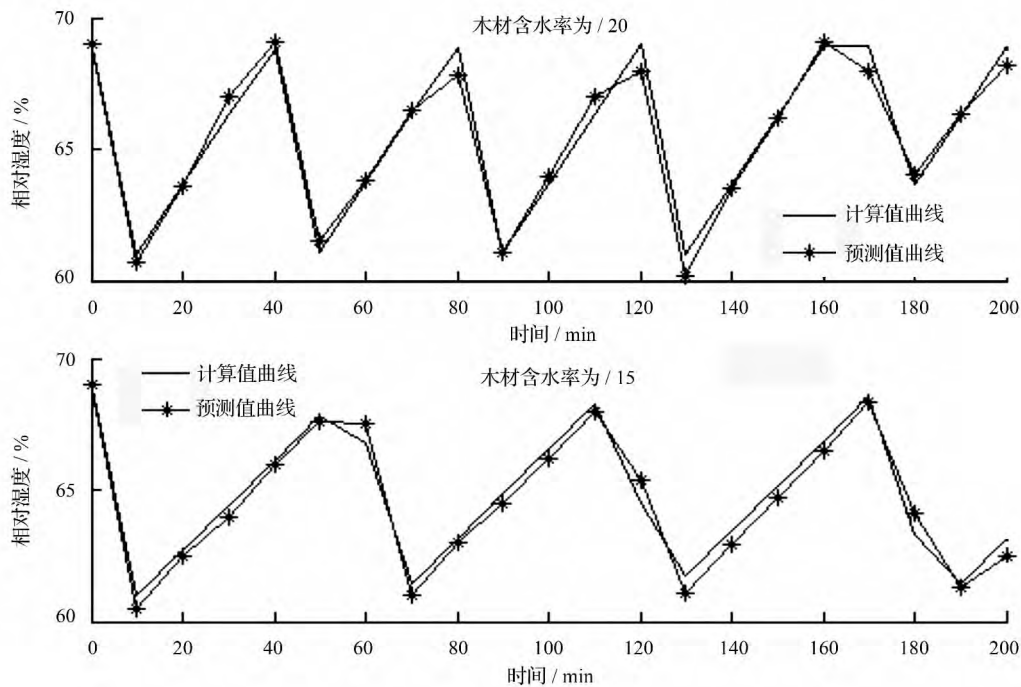


图 9 相对湿度实测值与计算值对比

## 4 结论

针对当前木材干燥过程中存在的控制问题,综合运用模糊神经网络和免疫 PSO 算法的优点,设计了一种基于免疫 PSO 算法的木材干燥模糊神经网络控制系统。采用免疫 PSO 算法优化该系统,使其模糊神经网络的结构和参数最佳、动态辨识能力强,同时改善了系统的泛化能力及自学能力。

本文给出的免疫 PSO 算法,解决了模糊神经网络依赖网络初始权值、训练时间长、易陷入局部极值的缺点及 PSO 算法早熟的缺点;仿真中,在  $k = 225$  步左右时将所有的粒子都推向全局最优点,显著提高了全局寻优能力。同时,对免疫算法进行改进,引入 3 种免疫算子,仿真中当迭代次数达到 227 次时,适应度仅为 0.011 0,加快了全局收敛能力。

本文对免疫 PSO 优化的模糊神经网络控制方法、模糊神经网络方法、PSO 优化的模糊神经网络方法的温湿度进行仿真对比,免疫 PSO 优化的模糊神经网络控制方法使得温度和湿度更加快速、平滑地

到达设定值(温度需要 70 s 左右,湿度需要 75 s 左右)。将免疫 PSO 优化的模糊神经网络控制方法,应用于本溪红叶家私制造有限公司的第七号干燥窑,通过在升温阶段与模糊神经网络方法、PSO 优化的模糊神经网络方法的实验对比,以及在干燥阶段实测值与计算值的实验对比,证明该方法动态响应好、鲁棒性强,提高了控制性能,满足了木材干燥过程的控制要求,实现了木材干燥过程的智能控制,保证了木材干燥的质量,节约了干燥成本。

## 参 考 文 献

- [1] 朱德泉,蒋克荣,王继先,等.干燥过程模糊神经网络控制器的设计与仿真[J].系统仿真学报,2009,21(15):4768-4771.
- [2] 李秀梅,赵春江,乔晓军,等.基于改进遗传算法的温湿度模糊神经网络控制器[J].农业工程学报,2004,20(1):259-262.
- [3] HAMTAI N, GHOMI S M T F, JOLAI F, et al. A hybrid PSO algorithm for a multi-objective assembly line balancing problem with flexible operation times, sequence-dependent setup times and learning effect[J]. International Journal of Production Economics, 2013, 141(1): 99-111.
- [4] 蔡自兴.智能控制原理与应用[M].北京:清华大学出版社,2007.
- [5] BARUCH I S, LOPEZ R B, GUZMAN J-L O, et al. A fuzzy-neural multi-model for nonlinear systems identification and control[J].



- Fuzzy Sets and Systems 2008 ,159( 20) : 2650-2667.
- [6] KUO R J , TSENG W L , TIEN F C , et al. Application of an artificial immune system-based fuzzy neural network to a RFID-based positioning system [J]. Computers and Industrial Engineering , 2012 , 63( 4) : 943-956.
- [7] 陶新民, 刘福荣, 刘玉, 等. 一种多尺度协同变异的粒子群优化算法[J]. 软件学报, 2012 , 23( 7) : 1805-1815.
- [8] AMINI F , HAZAVEH N K , RAD A A. Wavelet PSO-Based LQR algorithm for optimal structural control using active tuned mass dampers [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering , 2013 , 28( 7) : 542-557.
- [9] JIANG M , LUO Y P , YANG S Y. Stochastic convergence analysis and parameter selection of the standard particle swarm optimization algorithm [J]. Information Processing Letters , 2007 , 102( 1) : 8-16.
- [10] YANG X P , ALDRICH C. Optimizing control of coal flotation by neuro-immune algorithm [J]. International Journal of Mining Science and Technology , 2013 , 23( 3) : 407-413.
- [11] 赵俊, 陈建军. 混沌粒子群优化的模糊神经 PID 控制器设计 [J]. 西安电子科技大学学报( 自然科学版) , 2008 , 35( 1) : 54-59.
- [12] 师彪, 李郁侠, 于新花, 等. 基于改进粒子群-模糊神经网络的短期电力负荷预测 [J]. 系统工程理论与实践 , 2010 , 30( 1) : 157-166.
- [13] MOBINI M , MOBINI Z , RABBANI M. An Artificial Immune Algorithm for the project scheduling problem under resource constraints [J]. Applied Soft Computing , 2011 , 11( 2) : 1975-1982.
- [14] 刘朝华, 章兢, 李小花, 等. 免疫协同微粒群进化算法的永磁同步电机多参数辨识模型方法 [J]. 自动化学报, 2012 , 38( 10) : 1698-1708.
- [15] ARAGÓN V S , ESQUIVEL S C , COELLO C A C. An immune algorithm with power redistribution for solving economic dispatch problems [J]. Information Sciences: an International Journal , 2015 , 295( C) : 609-632.
- [16] 彭亦飞, 张英杰. 基于免疫粒子群算法的网络拥塞控制策略 [J]. 中南大学学报( 自然科学版) , 2011 , 42( 7) : 2042-2047.
- [17] 葛宏伟, 李小琳, 梁艳春, 等. 基于免疫粒子群优化的一种动态递归神经网络辨识与控制非线性系统 [J]. 吉林大学学报( 工学版) , 2008 , 38( 4) : 858-864.
- [18] 邓盛川, 于德亮, 齐维贵. 基于免疫粒子群的调峰炉热电站优化调度 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2012 , 44( 10) : 89-92 , 148.
- [19] TAVAKKOLI-MOGHADDAM R , RAHIMI-VAHED A , MIRZAEI A H. A hybrid multi-objective immune algorithm for a flow shop scheduling problem with bi-objectives: weighted mean completion time and weighted mean tardiness [J]. Information Sciences , 2007 , 177( 22) : 5072-5090.
- [20] 刘立峰, 孙赞东, 韩剑发, 等. 量子粒子群模糊神经网络碳酸盐岩流体识别方法研究 [J]. 地球物理学报, 2014 , 57( 3) : 991-1000.
- [21] 刘伟, 王科俊, 邵克勇. 混沌时间序列的混合粒子群优化预测 [J]. 控制与决策, 2007 , 22( 5) : 562-565.
- [22] 杜国兴, 李大纲. 木材干燥技术 [M]. 北京: 中国林业出版社, 2005.

#### (上接 75 页)

- [8] 杜少康. 银杏叶部内生真菌多样性的初步研究 [D]. 南京: 南京师范大学, 2009.
- [9] 王茜, 申仕康, 张爱丽, 等. 滇重楼内生真菌分离与多样性研究 [J]. 中国中药杂志, 2013 , 38( 22) : 3838-3844.
- [10] 郑建华, 康冀川, 雷帮星, 等. 银杏内生真菌多样性研究 [J]. 菌物学报, 2013 , 32( 4) : 671-681.
- [11] 吕立新, 王宏伟, 梁雪飞, 等. 不同化学型和季节变化对茅苍术内生真菌群落多样性的影响 [J]. 生态学报, 2014 , 34( 24) : 7300-7310.
- [12] 周雯娜, 吴远双, 初龙, 等. 云南大围山四种苔藓植物内生真菌多样性 [J]. 微生物学报, 2015 , 55( 6) : 764-771.
- [13] KHAN Z , DOTY S L. Characterization of bacterial endophytes of sweet potato plants [J]. Plant and Soil , 2009 , 322( 1) : 197-207.
- [14] TOMES M S , WHITE J F. Endophyte-mediated adjustments in host morphology and physiology and effects on host fitness traits in grasses [J]. Fungal Ecology , 2012 , 5( 5) : 322-330.
- [15] 汪涯. 产石杉碱甲蛇足石杉内生真菌的分离与鉴定 [D]. 南昌: 江西师范大学, 2011.
- [16] SCHHULZ B , WANKE U , DRAEGER S. Endophytes plants and shrubs: effectiveness of surface-sterilization methods [J]. Mycological Research , 1993 , 97( 6) : 1447-1450.
- [17] MCLNROY J A , KLOPPER J W. Studies on indigenous endophytic bacteria of sweet corn and cotton [J]. Research in Microbiology , 1995 , 146( 2) : 185-188.
- [18] 何佳, 刘笑洁, 赵启美, 等. 植物内生真菌分离方法的研究 [J]. 食品科学, 2009 , 30( 15) : 180-183.
- [19] 朱国胜. 贵州特色药用兰科植物杜兰兰和独蒜兰共生真菌研究与应用 [D]. 武汉: 华中农业大学, 2009.
- [20] HYDE K D , ZHOU D Q , DALISAY T B. Ambicolous fungi: a review [J]. Fungal Diversity , 2002 , 9: 1-14.
- [21] 张林. 分离自竹林内真菌的多样性分析及抗菌性筛选 [D]. 北京: 首都师范大学, 2009.
- [22] 袁志林, 章初龙, 林福呈. 植物与内生真菌互作的生理与分子机制研究进展 [J]. 生态学报, 2008 , 28( 9) : 4430-4439.
- [23] REDAMEN R S , SHEEHAN K B , STOUT R G , et al. Thermotolerance generated by plant/fungal symbiosis [J]. Science , 2002 , 298: 1581.
- [24] KLECZEWSKI N M , BAUER J T , BEVER J D , et al. A survey of endophytic fungi of switchgrass ( *Panicum virgatum* ) in the Midwest , and their putative roles in plant growth [J]. Fungal Ecology , 2012 , 5( 5) : 521-529.
- [25] PROMPUTHA I , HYDE K D , MCKENZIE E H C , et al. Can leaf degrading enzymes provide evidence that endophytic fungi becoming saprobes [J]. Fungi Diversity , 2010 , 41( 1) : 89-99.
- [26] 孙丽, 朱军, 李晓瑾, 等. 新疆阿魏内生真菌菌群多样性 [J]. 微生物学报, 2014 , 54( 8) : 936-942.
- [27] 陈立军, 孙广宇, 张荣, 等. 油菜内生真菌的分离鉴定 [J]. 石河子大学学报( 自然科学版) , 2004 , 22( S1) : 66-68.