

Neural Network Model for Wood Moisture Content

Mi Wang¹, Hongpeng Li¹, Xingjian Wang²

¹College of Science, Northeast Forestry University, Harbin Heilongjiang

²College of Information and Computer Engineering, Northeast Forestry University, Harbin Heilongjiang

Email: nefulxywangmi@163.com

Received: Feb. 7th, 2018; accepted: Feb. 21st, 2018; published: Feb. 28th, 2018

Abstract

Wood moisture content is an important technical parameter in the wood drying process. In order to deal with data of the wood drying test more accurately and effectively, we decided to use the advantages of RMA neural network model to design an algorithm for wood moisture content influencing factors and relationship of time. Firstly, we select a kind of neural network named Recurrent Neural Network to set up a model algorithm. And next thing is building an operation program which can express the RMA neural network model well. Finally, we combine real empirical data with the program, and we get functional statements of systemic wood moisture content.

Keywords

Wood Moisture Content, Mathematical Model, Nonlinear Continuous System, Training Algorithm, Neural Networks

木材含水率的神经网络模型构建

王 秘¹, 李鸿鹏¹, 王行建²

¹东北林业大学理学院, 黑龙江 哈尔滨

²东北林业大学信息与计算机工程学院, 黑龙江 哈尔滨

Email: nefulxywangmi@163.com

收稿日期: 2018年2月7日; 录用日期: 2018年2月21日; 发布日期: 2018年2月28日

摘 要

木材含水率是木材干燥过程中的重要参数。为了使木材干燥实验数据得到更加精确有效的处理, 利用

RMA神经网络模型算法的优势来构建木材含水率中影响因素与时间的函数关系。通过选取多层反馈神经网络,进行模型算法建立并针对已经完全建立好的模型进行运算平台建设;综合实际实验数据结合仿真程序得出木材含水率实验系统的解析表达式。对进一步研究木材干燥含水率系统函数具有十分重要意义。

关键词

木材含水率, 数学建模, 非连续性系统, 训练算法, 神经网络

Copyright © 2018 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

木材的干燥过程是木材加工中十分重要的工序,在干燥窑中对木材进行干燥时,温度和湿度是影响木材含水率检测的主要因素。目前,对于研究木材干燥实验含水率检测有很多方法,一般是针对干燥窑的温湿度控制器进行优化设置以求提高测量数据的精确度,在优化设置方面文献[1]提出一种多模型建模来测量木材含水率,通过实例验证了多模型方法与 RBFNN 建模对于木材含水率的检测具有更好的泛化结果和测量精度。

文献[2]根据仿真实验证明通过结合模糊控制、神经网络和遗传算法的优点设计了一种模糊神经网络温湿度控制器,并且通过仿真实验证明该模型具有良好的控制效果,控制器响应速度快、超调小等优点。文献[3]采用改进型遗传算法优化已建立的 BP 神经网络木材干燥基准模型,并展示了该算法可以很好的解决 BP 网络存在的算法易陷入局部最优解等问题,具有更好的收敛速度和误差精度。文献[4] SAGA 优化 BP 神经网络的木材含水率预测模型,并证实该模型避免了 BP 算法陷入局部小,缩短训练时间,具有很高的预测精度。但这些方法仍存在不足,只能针对干燥过程进行影响因素的控制,不能通过建立模型的方法得到干燥系统的数学表达式。

在反馈神经网络模拟仿真非线性系统理论方面,文献[5]取得了重大的进展,证明了反馈神经网络中的神经元状态可以对非线性系统进行任意的定位模拟,本文利用反馈神经网络中反馈机制的优势进行木材干燥系统函数的逼近模拟,得出了具体系统函数表达式。

2. 实时建模算法 RMA 的理论建立

2.1. 实时建模算法 RMA 的基本思想

在非线性连续系统定义域的每个时间节点上,考虑将多层反馈神经网络模型去近似模拟追踪非线性连续系统,也就是将多层反馈神经网络作为非线性连续系统的数学模型来进行仿真模拟实验。因此需要随着时间变化元素确定的同时计算出多层反馈神经网络的连接权矩阵 W_1 的值,这也就是将非线性系统的建模问题转化为基于多层反馈神经网络的实时训练权矩阵的计算问题。为了达到实时训练的目的,所用训练算法必须简单有效且收敛效果好。

2.1.1. 非线性连续系统离散化

反馈神经网络近似非线性离散系统的能力在文献[6]中已经进行了扩展研究,对于更普遍的非线性时变离散系统已经证明了在有限时间段内的输出轨迹可以被反馈神经网络输出神经元的状态向量近似模拟

到任何程度。在多层反馈神经网络训练权矩阵过程中，非线性连续系统的每一个变量都与连续时间和训练迭代的次数两个独立动态因素有关，所以，利用的 2-D 连续-离散型系统的表述形式可表述为

$$\frac{\partial \mathbf{x}(t, k)}{\partial t} = -\alpha \mathbf{x}(t, k) + \mathbf{f}(\mathbf{W}_1(t, k), \mathbf{x}(t, k)) \quad (1-1)$$

这时，非线性连续系统的连接权矩阵的训练迭代可规定为

$$\mathbf{W}_1(t, k+1) = \mathbf{W}_1(t, k) + \Delta \mathbf{W}_1(t, k) \quad (1-2)$$

以上(1-1)和(1-2)式应用了 2-D 连续-离散系统的形式清晰地解释了多层反馈神经网络的实时建模训练过程。

2.1.2. 连接权矩阵的训练法

要确定(1-2)式中 $\Delta \mathbf{W}_1$ 的值，即每一次迭代训练权矩阵的差值，由(1-2)式可看出， $\Delta \mathbf{W}_1$ 也由连续时间 t 及迭代次数 k 两个因素决定，所以下面来确定其计算规则。

首先，设多层反馈神经网络中全部的神经元均为输出神经元，用这些神经元的状态去逼近模拟所选择的非线性数据，如果模拟曲线与真实曲线拟合效果能够十分近似就达到了算法模拟目的。假设真实值与模拟值的差为偏差量 e ，即

$$e(t, k) = \mathbf{y}(t) - \mathbf{x}(t, k), t \in [0, \infty) \quad (1-3)$$

其中， $\mathbf{y}(t) = \mathbf{F}(t)$ 是在实际问题中需要确定的非线性连续系统的函数 \mathbf{F} ，其中 $\mathbf{y}(t) \in \mathbf{R}^L$ ， $t \in [0, \infty)$ 。若在多层反馈神经网络的连接权矩阵迭代训练进程中，设权矩阵的初始条件为

$$\mathbf{x}(0, k) = \mathbf{x}(0) = \mathbf{y}(0), k = 0, 1, 2, \dots \quad (1-4)$$

和随机均匀分布的 $\mathbf{W}_1(t, 0)$ ，则当

$$\eta(t, k) = \int_0^t [\mathbf{x}(\tau, k+1) - \mathbf{x}(\tau, k)] d\tau \quad (1-5)$$

且 $\eta(0, k) = \mathbf{0}$ ，由此可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial \eta(t, k)}{\partial t} &= \mathbf{x}(t, k+1) - \mathbf{x}(t, k) \\ &= \mathbf{x}(t, k+1) - \mathbf{x}(0, k+1) - \mathbf{x}(t, k) + \mathbf{x}(0, k) \\ &= \int_0^t \frac{\partial \mathbf{x}(\tau, k+1)}{\partial \tau} d\tau - \int_0^t \frac{\partial \mathbf{x}(\tau, k)}{\partial \tau} d\tau \\ &= -\alpha \int_0^t \mathbf{x}(\tau, k+1) d\tau + \int_0^t \mathbf{f}(\mathbf{W}_1(\tau, k+1), \mathbf{x}(\tau, k+1)) d\tau \\ &\quad + \alpha \int_0^t \mathbf{x}(\tau, k) d\tau - \int_0^t \mathbf{f}(\mathbf{W}_1(\tau, k), \mathbf{x}(\tau, k)) d\tau \\ &= -\alpha \eta(t, k) + \int_0^t [\mathbf{f}(\mathbf{W}_1(\tau, k+1), \mathbf{x}(\tau, k+1)) - \mathbf{f}(\mathbf{W}_1(\tau, k), \mathbf{x}(\tau, k))] d\tau \end{aligned}$$

再由(1-3)式可以得到

$$\begin{aligned} e(t, k+1) - e(t, k) &= \mathbf{x}(t, k) - \mathbf{x}(t, k+1) \\ &= \alpha \eta(t, k) - \int_0^t [\mathbf{f}(\mathbf{W}_1(\tau, k+1), \mathbf{x}(\tau, k+1)) - \mathbf{f}(\mathbf{W}_1(\tau, k), \mathbf{x}(\tau, k))] d\tau \end{aligned} \quad (1-6)$$

令

$$\begin{aligned} & f(\mathbf{W}_1(t, k+1), \mathbf{x}(t, k+1)) - f(\mathbf{W}_1(t, k), \mathbf{x}(t, k)) \\ &= \mathbf{K}_1 \frac{\partial \eta(t, k)}{\partial t} + \mathbf{K}_2 \frac{\partial \mathbf{e}(t, k)}{\partial t} \end{aligned} \quad (1-7)$$

其中 \mathbf{K}_1 和 \mathbf{K}_2 是待定的系数矩阵, 再联合(1-6)和(1-7)式则可以得到以下 2-D 连续-离散 Roesser 模型, 可参见文献[7]的研究结论。

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial \eta(t, k)}{\partial t} \\ \mathbf{e}(t, k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\alpha \mathbf{I} + \mathbf{K}_1 & \mathbf{K}_2 \\ \alpha \mathbf{I} - \mathbf{K}_1 & \mathbf{I} - \mathbf{K}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta(t, k) \\ \mathbf{e}(t, k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\mathbf{K}_1 & -\mathbf{K}_2 \\ \mathbf{K}_1 & \mathbf{K}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta(0, k) \\ \mathbf{e}(0, k) \end{bmatrix} \quad (1-8)$$

其中 \mathbf{I} 是恰当维数的单位矩阵, 且 $\eta(0, k) = \mathbf{0}, k = 0, 1, 2, \dots$ 。此外, 根据(1-3)和(1-4)式可得 $\mathbf{e}(0, k) = \mathbf{0}, k = 0, 1, 2, \dots$, 所以(1-8)式可简化为

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial \eta(t, k)}{\partial t} \\ \mathbf{e}(t, k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\alpha \mathbf{I} + \mathbf{K}_1 & \mathbf{K}_2 \\ \alpha \mathbf{I} - \mathbf{K}_1 & \mathbf{I} - \mathbf{K}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta(t, k) \\ \mathbf{e}(t, k) \end{bmatrix} \quad (1-9)$$

其定解条件为 $\eta(0, k) = \mathbf{0}, k = 0, 1, 2, \dots$ 和 $\mathbf{e}(t, 0) = \mathbf{y}(t) - \mathbf{x}(t, 0), t \in [0, T]$ 。

由系统公式(1-9)可知, (1-7)式中的系数矩阵 \mathbf{K}_1 和 \mathbf{K}_2 与建模过程的偏差量 $\mathbf{e}(t, k)$ 有直接的关系, 并且 \mathbf{K}_1 和 \mathbf{K}_2 的选取必须保证 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{e}(t, k) = \mathbf{0}, t \in [0, T]$ 。为了找出 \mathbf{K}_1 和 \mathbf{K}_2 与 $\mathbf{e}(t, k)$ 收敛性的关系, 接下来先介绍一个定理。

定理: 对于下面的 2-D 连续-离散型线性系统

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{x}(t, k)}{\partial t} \\ \mathbf{y}(t, k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 & \mathbf{A}_2 \\ \mathbf{A}_3 & \mathbf{A}_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(t, k) \\ \mathbf{y}(t, k) \end{bmatrix}$$

其中, $\mathbf{x}(t, k) \in \mathbf{R}^{n_1}, \mathbf{y}(t, k) \in \mathbf{R}^{n_2}, \mathbf{A}_1 \in \mathbf{R}^{n_1 \times n_1}, \mathbf{A}_2 \in \mathbf{R}^{n_1 \times n_2}, \mathbf{A}_3 \in \mathbf{R}^{n_2 \times n_1}, \mathbf{A}_4 \in \mathbf{R}^{n_2 \times n_2}$ 。

设系统的定解条件为 $\mathbf{x}(0, k) = \mathbf{0}, k = 1, 2, 3, \dots$ 和 $\mathbf{y}(t, 0), t \in [0, T]$, 如果矩阵 \mathbf{A}_4 是稳定的, 则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(t, k) \\ \mathbf{y}(t, k) \end{bmatrix} = \mathbf{0}, t \in [0, T]。$$

以上定理的证明可以参看文献[8]附录的证明过程。

2.2. 非线性连续系统的建模算法

针对两种不同形式的函数:

$$f(\mathbf{W}_1(t), \mathbf{x}(t)) = \mathbf{W}_1 \sigma(\mathbf{x}(t)), f(\mathbf{W}_1(t), \mathbf{x}(t)) = \sigma(\mathbf{W}_1 \mathbf{x}(t))$$

根据定理及(1-7)式, 将会推导出非线性连续系统的实时建模算法。在这里选择向量函数 f 的第一种形式, 即

$$f(\mathbf{W}_1(t), \mathbf{x}(t)) = \mathbf{W}_1(t) \sigma(\mathbf{x}(t)) \quad (1-10)$$

将(1-7)式中的函数 f 用(1-10)式代替, 并且利用(1-2)式的关系得到

$$\begin{aligned} & \mathbf{W}_1(t, k) \sigma(\mathbf{x}(t, k+1)) + \Delta \mathbf{W}_1(t, k) \sigma(\mathbf{x}(t, k+1)) - \mathbf{W}_1(t, k) \sigma(\mathbf{x}(t, k)) \\ &= \mathbf{K}_1 \frac{\partial \eta(t, k)}{\partial t} + \mathbf{K}_2 \frac{\partial \mathbf{e}(t, k)}{\partial t} \end{aligned} \quad (1-11)$$

由定理以及(1-9)式, 可知 $e(t, k)$ 的收敛性与 K_1 没有关系, 只与 K_2 有关, 只要 $I - K_2$ 稳定即可。为了简便起见, 不妨令 $K_1 = \mathbf{0}$ 且 $K_2 = I$ 。于是, 根据(1-11)式可推出实时数学模型与(1-10)的建模算法

$$\Delta W_1(t, k) = \left(\frac{\partial e(t, k)}{\partial t} + W_1(t, k) (\sigma(x(t, k)) - \sigma(x(t, k+1))) \right) \times \left([\sigma(x(t, k+1))]^T \sigma(x(t, k+1)) \right)^{-1} \times [\sigma(x(t, k+1))]^T \quad (1-12)$$

2.3. 实时建模算法 RAM 的实现

在非线性连续系统中, 利用数学建模思想将 RMA 算法与所要追踪模拟的工程问题系统结合起来, 根据上面的(1-12)式进行迭代训练连接权矩阵, 实时建模也是依赖此式来实施计算的。对非线性连续系统定义域的每一个时刻进行所构成的建模算法 RMA 的迭代计算, 当这一时刻的偏差量 $|e(t)|$ 充分小, 再循环到下一个时刻进行建模算法 RMA 的计算, 以此循环下去, 这样就可以保证将整个非线性连续系统的定义域被遍历完全。

3. RMA 建模算法处理数据及仿真程序实现

3.1. 利用 MATLAB 实现 RMA 建模算法

为了证明已经提出的 RMA 建模算法可以针对非线性系统进行精确的模拟逼近, 所以本文从木材干燥实验室得到一组温度、湿度及时间的离散实验数据, 针对这组数据应用 RMA 模型算法, 以期得到木材干燥中含水率影响因素之间隐含的系统解析式方程组。

3.1.1. 程序构建思路

首先, 需要将离散型实验数据导入 MATLAB 工作区域, 离散数据转换成数据文件格式后, 在需要运行的 M 文件中加载即可。离散数据与时间轴必须严格对应, 而且由于实验数据存在量纲不统一的问题, 需要对数据进行归一化处理, 然后将每一个时间点对应的影响因素组成的数对作为 RMA 模拟系统解析式的权矩阵迭代计算的初始值。接下来对 RMA 模型中常数 A 及迭代次数 k 赋值, 并给 W_1 赋一个随机初始权矩阵 W_0 , 由此根据公式(1-1)可以计算出在 t 时刻根据 RMA 算法计算出的 $X(t, 1)$, 那么就可以根据文中公式(1-12)计算出 $\Delta W_1(t, 0)$, 所以再根据公式(1-2)可以计算新的 W_1 即 $W_1(t, 0)$ 。将新的 W_1 的值赋给 W_0 继续上一步, 用循环实现这一目的。按照约定迭代次数结束后, 将模拟出来的 $X(t, k)$ 存入数组 Z 。其中 ΔW_1 的计算公式中的导数用差分公式计算代替。利用多项式数值模拟可以得到权矩阵每一个部分的表达式, 然后将最终的权矩阵与 RMA 模拟系统解析式方程组结合即可得到目标物理实验中影响因素与时间的系统性函数表达式。

3.1.2. 数据形态

选取一组来自木材干燥实验室的数据, 它具有离散性、非线性、描述干燥程度不明显等特点, 因此考虑利用所提出的 RMA 建模算法得到木材干燥含水率系统解析式的仿真模拟, 以求得到具体的系统函数表达形式, 这样更加方便我们对于木材干燥系统的控制和进一步研究。首先利用数学软件绘制出来的木材干燥含水率离散实验点, 如图 1 和图 2 所示:

3.2. 木材含水率数据与 RMA 建模平台的融合

木材干燥过程中, 含水量的变化直接影响木材干燥的质量和效果, 然而在木材干燥窑中, 由于其运行形态十分复杂, 木材含水率的精确检测一直都被环境因素干扰, 与试验中每个时间段当前的温度、湿

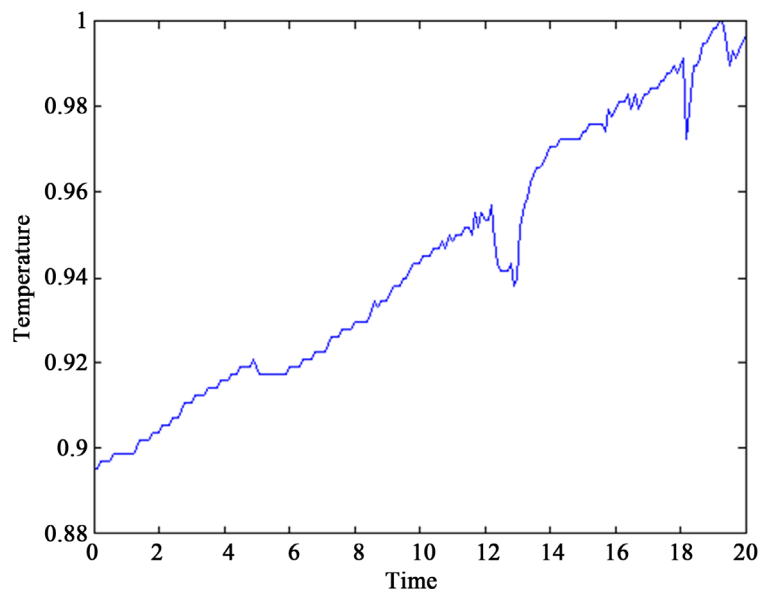


Figure 1. Temperature and time at the experimental point

图 1. 实验点温度与时间

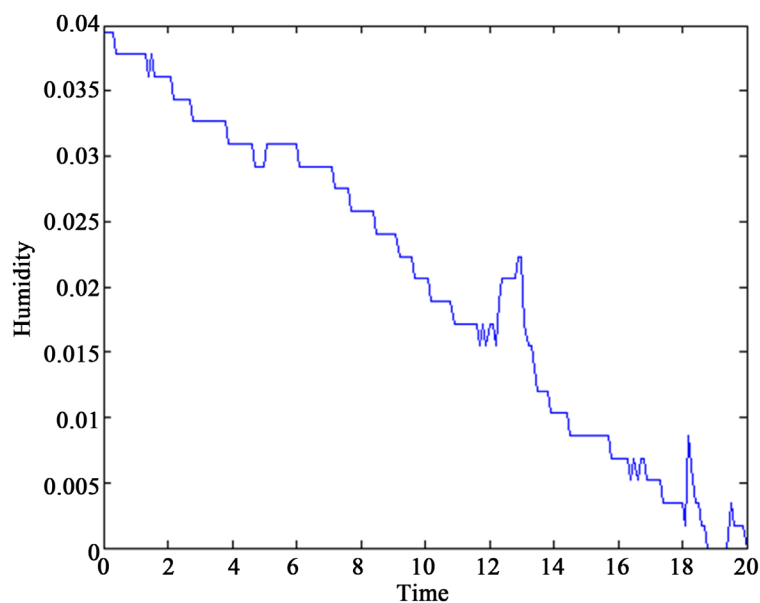


Figure 2. Humidity and time at the experimental point

图 2. 实验点湿度与时间

度、木材种类、风向等因素之间存在着互相关联性和耦合性，因此，一般检测系统无法给出比较准确的数学关系式的描述。

依据木材干燥试验系统具有较明显的非线性、离散性以及时间关联性的特点，设计建立了基于 RMA 模型理论的数据处理平台，该程序设计目的是通过对每个时刻的温度—湿度实验点进行神经网络模型 RMA 迭代算法的模拟逼近，如图 3 和图 4 所示，之后通过建立的 RMA 模型函数得到木材含水率实验近似的系统函数解析式。

为了提高神经网络模型算法平台与具体木材干燥的含水率实验数据的融合效率，采取了数据归一化

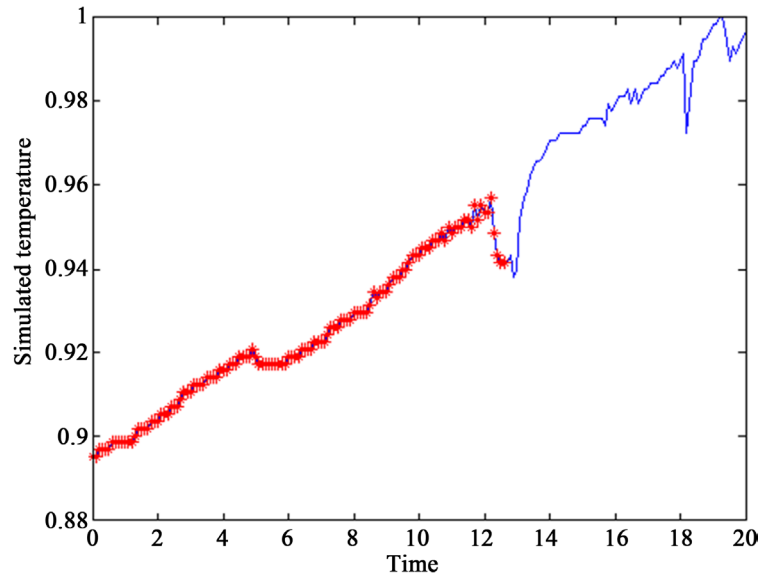


Figure 3. Simulation of experimental data (temperature) by neural network model

图 3. 神经网络模型对实验数据(温度)的模拟

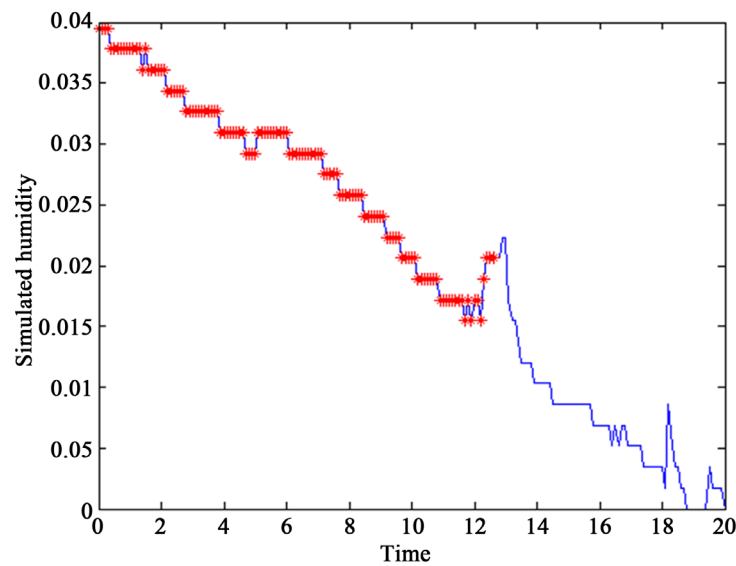


Figure 4. Simulation of experimental data (humidity) by neural network model

图 4. 神经网络模型对实验数据(湿度)的模拟

指令，缩短了程序运行时间，能够较快的得到运行结果，并且结果误差小，收敛速度快。

4. 仿真实验结果及分析

仿真实验通过人为控制迭代次数的神经网络模型 RMA 算法程序的运行，实现了对木材干燥实验数据相对精确、理想的系统状态数学解析式，其具体表达式如下：

$$\begin{bmatrix} dx_1 \\ dx_2 \end{bmatrix} = -A \times \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{11} & w_{22} \\ w_{33} & w_{44} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \tanh(t_1) \\ \tanh(t_2) \end{bmatrix}$$

其中 dx_1, dx_2 分别表示温度和湿度关于时间的微分, $-A$ 是形如 $\begin{bmatrix} \alpha & 0 \\ 0 & \alpha \end{bmatrix}$ 的对角阵, 其中 α 为小于 1 的常数, $\begin{pmatrix} w_{11} & w_{22} \\ w_{33} & w_{44} \end{pmatrix}$ 是 RMA 神经网络模型的连接权矩阵, 其中元素具体表达式如下:

$$w_{11} = -0.0008365x^2 + 0.0135x + 0.4354$$

$$w_{22} = -0.0001135x^2 + 0.01734x + 0.7403$$

$$w_{33} = 0.0001015x^2 - 0.0003172x - 0.01734$$

$$w_{44} = -0.0013x^2 + 0.0197x + 0.8454$$

根据以上数学形式的描述, 可以清晰地看到木材干燥试验中含水率影响因素——温度和湿度关于时间的系统解析表达式, 将木材干燥过程中温度、湿度与时间的变化关系组成了类似动力系统常微分方程的形式, 根据方程表达式的数学性质可以进行系统解等稳定性分析, 由实验结果进行更理论化的木材含水率分析处理。并且由图 3 和图 4 已经充分证明 RMA 神经网络模型算法对给定的离散数据逼近性质良好, 算法收敛性强, 迭代次数具有可控性。仿真模拟的方法还具备因地制宜的可变性, 即根据实际数据情况应用于实验室中系统函数模拟和分析, 具备可检验性和推广性, 对进一步研究木材干燥含水率系统函数具有十分重要意义。

5. 结语

本文已经证明了关于木材干燥过程中的含水率问题可以通过建立神经网络模型的方法实现数据的误差处理以及利用 RMA 算法计算出数据的逼近函数, 在实际应用中, 此算法可以帮助实验室工作人员精确且有效的处理好实验数据, 极大提高木材干燥的效率。接下来, 继续研究木材干燥过程中的除温度、湿度外其他影响因素并加入多层反馈神经网络模型中进行研究也是十分有意义的。

基金项目

中央高校基本科研业务费专项资金(2572017BB03), 哈尔滨市应用技术与开发项目(2017RAQXJ108)。

参考文献 (References)

- [1] 张佳薇, 苏洪雨. 基于多模型建模的木材含水率测量方法研究[J]. 机电产品开发与创新, 2009, 22(5): 109-111.
- [2] 姜滨, 孙丽萍, 曹军, 等. GA 优化 T-S 模糊神经网络的干燥窑温湿度控制器设计[J]. 实验室研究与探索, 2015, 34(11): 54-59.
- [3] 朱莉, 袁文爽, 尹文芳. 云遗传算法在木材干燥过程建模中的应用[J]. 机电产品开发与创新, 2009, 22(6): 99-101.
- [4] 王英, 曹军, 孙丽萍. 基于 SAGA 优化 BP 神经网络的木材含水率预测[J]. 自动化技术与应用, 2013, 32(1): 4-6.
- [5] 李晓东, 马玉韬. 用反馈神经网络对非线性离散系统进行实时建模[J]. 宁夏大学学报(自然科学版), 2000, 21(3): 229.
- [6] 杨国华, 李晓东. 利用反馈神经网络对非线性连续系统进行实时建模[J]. 宁夏大学学报(自然版), 2002, 23(3): 248-251.
- [7] Kaczorek, T. (1994) Reachability and Controllability of 2-D Continuous Discrete Linear Systems. In: White, P.N., Ed., *Symposium on Mathematical Models in Automation and Robotics*, Miedzyzdroje, 24-28.
- [8] Chow, T.W.S. and Fang, Y. (1998) An Iterative Learning Control Method for Continuous-Time Systems Based on 2-D System Theory. *IEEE Transactions on Circuits & Systems I Fundamental Theory & Applications*, **45**, 683-689. <https://doi.org/10.1109/81.678496>

知网检索的两种方式：

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择：[ISSN]，输入期刊 ISSN：2324-7991，即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入，输入文章标题，即可查询

投稿请点击：<http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱：aam@hanspub.org