

人工神经网络模型在温室种植环境自动检测中的应用

陈联诚, 唐献全, 郭建华

(华南农业大学工程技术学院, 广东 广州 510642)

摘要: 利用人工神经网络神经元之间的非线性性, 将 BP 神经网络理论应用于温室环境自动检测系统数学模型的建立中, 讨论了网络结构的设计、学习算法等问题. 温度检测结果的统计试验表明, 与温度真实值比较平均误差是 0.4 °C, 结果合乎温室环境检测要求. 使用结果表明, 系统采用修正数学模型的方法进行调试, 减少了硬件调试的困难, 方便检测系统在田间的安装与维护.

关键词: 人工神经网络; 神经元; 数据处理; 环境监测系统
中图分类号: O29 文献标识码: A

自动监测与控制在工业领域是成熟的技术, 在农业方面, 由于农业生产环境的恶劣性及农业生产过程的复杂性, 使各种监控系统在农业生产应用中经常出现各种问题, 需要不断地研究与改进. 温室生产及环境自动检测内容主要包括空气的温度、湿度、土壤的水分、光照及营养液的酸碱度等. 这些检测系统往往在实验室里是准确、稳定的, 但是把它安装到生产基地时, 则出现不稳定和无规则的偏差, 导致整个系统的失控. 本文采用人工神经网络理论和方法以监测系统温度检测为对象, 讨论系统检测部分的数学模型.

1 BP 神经网络模型

在自动检测系统中必须建立检测的数学模型, 把传感器输入到计算机的信号值转换为温度值. 由于影响检测结果的因素较多, 且他们之间的关系是模糊而不确定的, 这样给温度检测模型的建立带来较大的困难.

神经网络是 80 年代后期迅速发展起来的人工智能的一个重要分支, 神经网络具有自组织、自学习、非线性动态处理等特征, 具有联想推理和自适应识别能力. 在众多神经网络模型中, 本文采用最为常用的 BP 网络建立温度检测模型.

BP 网络由输入层、输出层和隐含层组成, 隐含层可能有一个或多个, 每层由若干神经元组成. 最基本的 3 层 BP 神经网络的结构如图 1 所示.

设输入层、输出层和隐含层分别有 n 、 m 、 l 个神

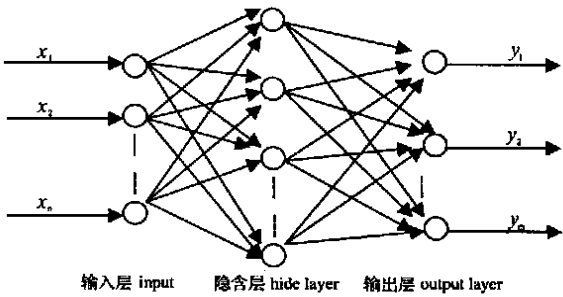


图 1 BP 神经网络模型

Fig. 1 The model for BP neural network

元, 学习样本有 q 组, 那么第 p 组样本的输入层、输出层、隐含层及教师值分别为:

输入层 $X^p = (x_1^p, x_2^p, x_3^p, \dots, x_n^p)^T$, 输出层 $Y^p = (y_1^p, y_2^p, y_3^p, \dots, y_m^p)^T$,

隐含层 $Z^p = (z_1^p, z_2^p, z_3^p, \dots, z_l^p)^T$, 教师值 $T^p = (t_1^p, t_2^p, t_3^p, \dots, t_m^p)^T$.

模型训练过程包括如下几个步骤:

- (1) 置初始权系 $w(0)$ 为较小的随机非零值.
- (2) 给定第 p 组输入样本, 计算神经网络的各层神经元的输出^[1].

$$\begin{cases} y_k^p = f(\sum_{j=1}^l v_{kj} z_j - \theta_j'), \\ z_j^p = f(\sum_{i=1}^n w_{ji} x_i - \theta_j), \end{cases}$$

$$(i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l; k = 1, 2, \dots, m), \quad (I)$$

式中 w_{ji} 为输入层和隐含层之间的权值, 阈值为 θ_j ;

v_{kj} 为隐含层和输出层之间的权值, 阈值为 θ'_j . 其中的转换函数为:

$$f(u) = 1 / (1 + e^{-u}).$$

把 $-\theta = w_{j0}$, $-\theta' = v_{k0}$ 代入 (I) 式, 则方程组 (I) 可改写为:

$$\begin{cases} y_k^p = f(\sum_{j=0}^l v_{kj}x_j^p), \\ z_j^p = f(\sum_{i=0}^n w_{ji}x_i^p). \end{cases}$$

可由输入层经隐含层至输出层, 求得网络输出节点的输出.

(3) 记下学习过的样本数, 学习未完, 返回 (2) 继续.

(4) 计算网络误差. 设第 p 组样本的误差为 E_p , 则

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (y_k^p - t_k^p)^2,$$

对于 q 组样本, 其学习误差为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^q \sum_{k=1}^m (y_k^p - t_k^p)^2.$$

(5) 修改权值^[2]. 如果 $E > \epsilon$, 则需要修改权值

(ϵ 为系统预先给定的精度):

输出单元 $\delta_j = (t_k^p - y_k^p)y_k^p(1 - y_k^p)$,

隐含单元 $\delta_j = \sum_{l=1}^m \delta_{lj}v_{lj}z_j^p(1 - z_j^p)$.

权值修改为:

$$w_{ji}(n_0 + 1) = w_{ji}(n_0) + \eta \sum_p \delta_j z_j^p,$$

$$v_{kj}(n_0 + 1) = v_{kj}(n_0) + \eta \sum_p \delta_j x_j^p, \quad \eta \text{ 为学习算子, } 0 < \eta \leq 1.$$

(6) 误差比较. 按新的权值计算 E , 看是否 $E < \epsilon$. 若满足, 则学习终止; 否则返回 (2), 继续修改权值. 直至 $E < \epsilon^{[2]}$, 记下各层的权值, 训练结束.

2 用 BP 神经网络模型在温度传感器标定中应用实例

2.1 数据来源

温度传感器采集到的电压值经放大电路放大及 A/D 转换后输入计算机. 对应每一标准的温度, 计算机采集 5 次数据, 典型数据如表 1 所示.

表 1 计算机采集的读数及所对应的标准温度

Tab. 1 The data collected by computer and the corresponding real temperature

样本 sample	计算机 采集读数 1 1 st computer reading	计算机 采集读数 2 2 nd computer reading	计算机 采集读数 3 3 rd computer reading	计算机 采集读数 4 4 th computer reading	计算机 采集读数 5 5 th computer reading	标准温度值 standard temperature/ °C
X^1	187	185	182	180	175	35
X^2	186	183	183	180	173	34
X^3	187	185	180	174	172	33
X^4	181	181	178	165	158	30
X^5	184	181	171	170	166	32
X^6	173	173	170	165	155	29

2.2 数据预处理

为把输入样本数据压缩在 (0 ~ 1) 之间, 对数据进行如下处理:

(1) 计算机采集的读数采用公式 $x = (c - c_{\min}) / (c_{\max} - c_{\min})$ 对数据进行处理, c 为计算机采集的读数, $c_{\min}$ 为所有样本中计算机采集读数的最小值, $c_{\max}$ 为最大值.

(2) 对于教师值采用公式 $t = (d - d_{\min}) / (d_{\max} - d_{\min})$, 其中 d 为标准温度计读数值, $d_{\min}$ 为所有样本中标准温度计读数的最小值, $d_{\max}$ 为最大值.

2.3 构造神经网络的输入样本模式对

取输入节点数为 5, 中间层取节点数为 3, 输出层

取节点数为 1. 构造出网络的输入样本模式对. 例如取第 2 个样本组:

输入向量: $x_1^2 = (186 - 155) / (187 - 155) = 0.968\ 8$, $x_2^2 = (183 - 155) / (187 - 155) = 0.875\ 0$, $x_3^2 = (183 - 155) / (187 - 155) = 0.875\ 0$, $x_4^2 = (180 - 155) / (187 - 155) = 0.781\ 2$, $x_5^2 = (173 - 155) / (187 - 155) = 0.562\ 5$, 即: $X^2 = (x_1^2, x_2^2, x_3^2, x_4^2, x_5^2)^T$.

教师值: $t_1^2 = (34 - 29) / (35 - 29) = 0.833\ 3$, 即: $T^2 = (t_1^2)$.

其余样本组的输入向量及教师值以此类推. 根据样本训练好模型.

2.4 检测的结果

其部分检测结果与真实温度值结果比较如表 2 所示.

用 BP 神经网络建立了温度自动检测数学模型.

表 2 神经网络模型的检测结果与真实温度值的比较

Tab. 2 Comparison between testing data and real temperature

编号 No.	读数 1 1 st reading	读数 2 2 nd reading	读数 3 3 rd reading	读数 4 4 th reading	读数 5 5 th reading	t/ °C		
						实际值 real value	检测值 testing value	误差 error
1	182. 000	181. 000	176. 000	165. 000	157. 000	30. 0	29. 9	0. 1
2	174. 000	173. 000	169. 000	164. 000	155. 000	29. 0	29. 2	0. 8
3	160. 000	157. 000	155. 000	150. 000	143. 000	26. 5	26. 1	0. 4
4	144. 000	140. 000	137. 000	130. 000	129. 000	22. 0	22. 3	0. 3

2.5 讨论

用神经网络建立了温度自动检测数学模型, 从表 2 的比较结果可以看出其平均误差是 0.4 °C, 检测结果完全合乎温室环境检测要求.

本课题在温度、湿度及营养液酸碱度的自动检测中曾多次使用了这种方法, 效果明显. 在营养液酸碱度的自动检测中, 原来使用回归模型及调整线路元件参数等方法来校正检测数据, 经多次试验, 都无法达到系统要求的精度, 采用人工神经网络建立模型后检测精度提高了 8%, 系统达到了精度要求.

明显的效果. 试验结果表明, 温度检测平均误差为 0.4 °C, 而营养液酸碱度检测精度提高了 8%. 为自动监测系统在田间的安装、调试及修复提供一种新方法.

参考文献:

[1] 徐丽娜. 神经网络控制[M] . 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1999. 12— 14.

[2] 陈联诚, 徐远春, 徐凤英. 用人工神经网络对家蚕微粒子病进行初步分析与预测[J] . 系统工程理论方法应用, 2000, 2(9): 163— 169.

3 结论

神经网络自动检测模型校正自动检测数据, 有

Mathematical Model for Automatic Testing of Planting Environment in the Greenhouse

CHEN Lian-cheng, TANG Xian-quan, GUO Jian-hua
(College of Polytechnic South China Agric. Univ., Guangzhou 510642, China)

Abstract: Utilizing the nonlinear feature between neural units in an artificial neural network, the BP neural network theory was applied to the development of a mathematical model for automatic testing of planting environment in the greenhouse. The design of network structure and the studying algorithm was discussed. The average error was 0.4 °C when compared with the real temperature. This result met the requirements for environmental tests in the greenhouse. The running results showed that the difficulty in adjusting the hardware was reduced when an adjusted mathematical model for the system was adopted, and it was found convenient to assemble and maintain the test system in the field.

Key words: artificial neural network; neural unit; data processing; environment monitoring system

【责任编辑 柴 焰】