

基于BP神经网络的玉米区试产量预测研究

方惠敏, 张守涛, 丁文珂 (1. 河南大学先进控制与智能信息研究所, 河南开封 475001; 2. 郑州大学生物工程系, 河南郑州 450001)

摘要 以国家农业科学数据中心数据库中的数据为样本数据依据, 用BP神经网络建立预测玉米区域测试产量模型, 并用现有数据进行检测, 证明运用BP神经网络模型预测玉米区试产量是可行的。

关键词 玉米区试; 神经网络; 预测模型

中图分类号 S126 文献标识码 A 文章编号 0517-6611(2007)34-10969-02

Study on Forecasting the Yield in Maize Regional Test Based on BP Neural Network

FANG Hui-min et al (Institute of Advanced Control and Intelligent Information Processing, Henan University, Kaifeng, Henan 475001)

Abstract With the data from the database of National Agricultural Science Data Center as sample data basis, the model for forecasting the yield in maize regional test was set up by using BP neural network. It was proved to be feasible to use BP neural network model to forecast the yield in maize regional test through detecting the existing data.

Key words Maize regional test; Neural network; Forecast model

在玉米区试过程中, 单产是对参试品种的优劣判断和取舍的一个重要性能指标, 但是在区域试验的实际工作中, 参试单位或因距离试验基地太远, 或受人力、物力等方面的限制, 试验小区全部收获风干计产很难做到^[1]。由于区试过程中玉米产量与其他各因素的非线性关系, 因此对区试产量的预测是一种非线性多元预测。人工神经网络具有较好的非线性和自适应能力、学习能力和映射能力, 能够实现非线性关系的映射^[2]。笔者采用BP人工神经网络建立预测模型并对玉米区试产量进行预测, 收到良好的效果。

1 BP神经网络概述

具有M层的BP神经网络, 如图1所示, 第一层神经元从外部接受输入, 即 $a^0 = P$, 最后一层神经元的输出是网络的输出, 即 $a = a^M$, 其中 a^1, a^2, \dots, a^{M-1} 和 f^1, f^2, \dots, f^M 分别为每一层的输出与每一层的激励函数。 W 为每一层的权值矩阵。

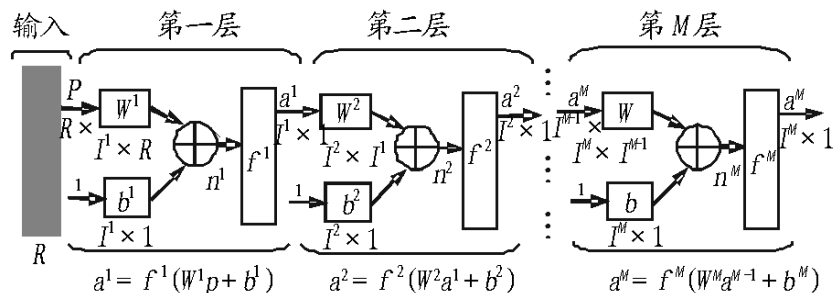


图1 BP神经网络结构

BP神经网络采用有监督的学习方法, 整个网络学习训练的过程分两个阶段, 第1阶段是从网络前端向后端进行计算, 先设计网络的结构以及随机设定网络权值矩阵, 再依次把有正确行为的样本矢量 P^T 输入网络, 按公式(1)计算每一层神经元的输出及网络的最后输出, 第2阶段是对权值和阈值进行修改, 这是从网络后端向前端进行计算和修改, 先计算网络实际输出和期望输出矢量 T^T 的均方误差, 修改最后一层的权值矩阵, 然后误差向网络前端传播, 向前修改各层的权值, 权值迭代如公式(2), 这两个阶段反复交替, 直至网络收敛, 性能指数均方误差达到最小。

$$a^{m+1} = f^{m+1}(W^{m+1} a^m + b^m), m=0, 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

网络的权值 W 和偏置值 b 的更新迭代公式为^[3]:

$$\begin{aligned} W^m(k+1) &= W^m(k) + \Delta W^m(k) \\ b^m(k+1) &= b^m(k) + \Delta b^m(k) \end{aligned} \quad , 1 \leq m \leq M \quad (2)$$

2 BP神经网络玉米区试产量预测模型

2.1 玉米区试产量相关因素 影响玉米产量的因素有很多, 一方面是由玉米的生长大环境决定, 另一方面与玉米品种的许多具体特性相关。由于区试往往可以人为选择环境和控制环境, 因此, 去除环境因素, 综合玉米品种的所有特性, 选取穗位、生育期、穗长、株高和千粒重5个因素作为区试产量的主要影响因素。

2.2 样本数据来源与数据归一化处理 以国家农业科学数据中心数据库^[5]中的数据为试验数据样本来源, 从玉米数据库中随机抽取50个样本数据, 如表1所示。从表1可以看出, 每个产量与其他几个因素之间的关系是复杂、非线性的。由于所用的神经网络的激励函数Sigmoid函数在[0, 1]区间的变化波动最为显著, 为增强激活函数的工作效率, 加快网络收敛速度, 在用神经网络建立预测模型之前, 先对表1的数据进行归一化处理, 比如把产量一列的每一个数据都除以1000进行归一化, 其他每列的方法与此类似。

表1 部分样本数据

品种编号	穗位 cm	千粒重 g	生育期 d	株高 cm	穗长 cm	产量 kg/小区
1	99	332	100	260	16.9	264.08
2	136	312	100	294	16.8	255.71
3	101	381	106	262	20.2	307.68
4	112	362	100	274	18.0	242.99
5	109	341	99	268	18.0	252.85
6	90	343	102	251	16.1	233.78
7	84	323	100	227	16.1	200.87
8	117	336	102	267	18.3	179.06
9	112	336	102	246	15.7	186.16

2.3 BP神经网络玉米区试产量预测模型 采用三层BP神经网络来建立玉米区试产量预测模型, 由于选取穗位、生育期等5个因素作为区试产量的主要影响因素, 因此设计的BP神经网络结构的输入层神经元有5个, 输出层有1个神经元, 虽然BP神经网络的应用非常广泛, 但目前对于网络隐含层神经元个数尚没有统一完整的理论依据, 大多数研究

作者简介 方惠敏(1977-), 女, 河南郑州人, 硕士研究生, 研究方向: 人工智能。

收稿日期 2007-07-14

人员使用经验法或是凑试法,参照文献[4]中的经验公式确定网络隐层的神经元个数为2,第1、2层的激励函数分别为Sigmoid函数、Purelin函数。用可变学习速度的VLBP算法,取平均误差的增长量参数 $\alpha = 0.04$,学习速度增长因子 $\beta = 1.05$,学习速度减小因子 $\gamma = 0.7$,性能指数均方误差值为0.001。将表1样本数据除产量外的前40个数据中的其他各因素作为网络的输入,产量作为导师信息对网络进行训练。经过1450多次训练后,网络误差达到精度要求。如图2所示。

$$S_{\max} = \text{int}[\text{sqrt}(0.43m + 0.12n^2 + 0.54m + 0.77n + 0.86)] \quad (3)$$

其中, m 和 n 分别为输入层和输出层神经元的个数。

2.4 玉米区试产量预测 将训练后的网络模型用于对表1样本数据的后10个数据的预测,同样将除产量外的数据作为网络的输入,网络的实际输出作为预测结果即产量。为了验证网络的可用性,把预测结果与样本的实际数据相比较,比较结果如图3所示。由图3可知,预测结果与实际数

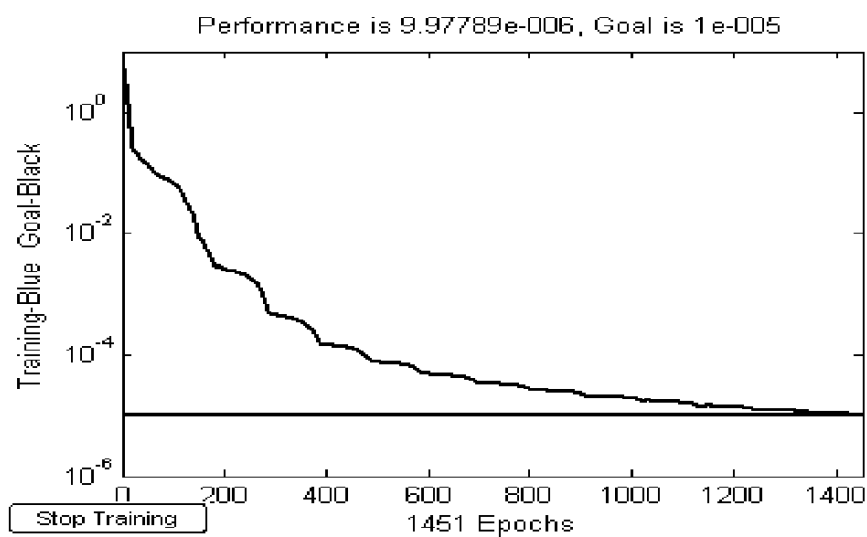


图2 训练次数及误差变化曲线

(上接第10947页)

吸附,从而增加菌体与有机物接触的有效面积,提高污染物的降解能力。

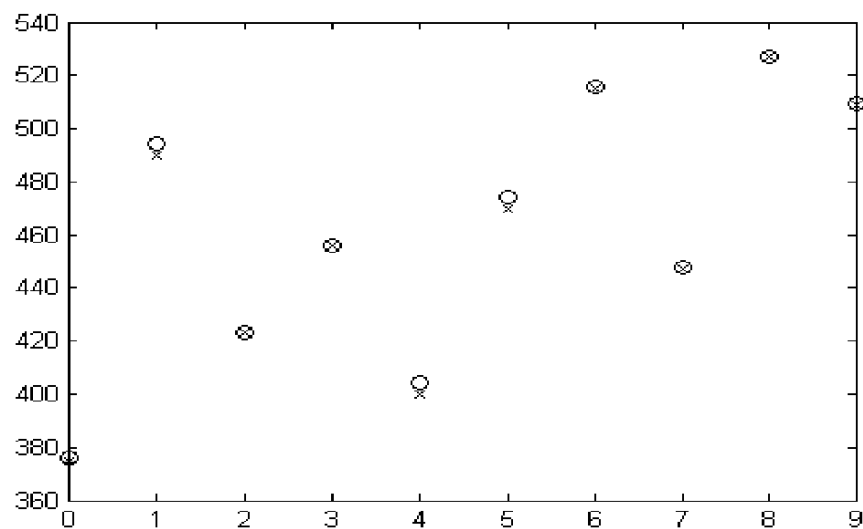
3 小结与讨论

(1) MATH法测定细菌表面疏水性具有简单、方便的特点,也是目前较通用的方法。但这种方法是半定量性质的。试验结果受悬浮缓冲液离子组成、烃类和水的体积及其比例、混合时间等的影响,灵敏度也不是很理想,所以必须根据不同的菌体来确定试验条件。

(2) 细菌的细胞表面疏水性随环境条件的改变也不同程度的发生改变。碳源能影响细胞外壁物质构成,从而影响细胞表面疏水性;低温培养能提高细胞表面疏水性;pH值的变化也影响细胞表面疏水性。

(3) 细菌的细胞表面疏水性与其在环境中对有机污染物的降解能力呈一定的相关性。疏水性大的细菌对疏水性有机物的降解速度较疏水性小的快。在污水处理系统中或在各种生物反应器中,可通过选择疏水性强或其他表面性质适宜的细菌,使其在污水净化过程中起主导作用,或促进膜的建立,迅速启动反应器。

据比较接近。



注: o 是实际值, x 是预测值。

图3 预测值和实际值比较

3 结论

用BP神经网络和国家农业科学数据中心数据库中的部分玉米数据建立玉米区试产量模型,通过对部分现有数据的检测,证明运用BP神经网络模型预测玉米区试产量是可行的。与传统人工收获方法相比,神经网络因其在非线性系统建模等方面的优势,运用较少的人力、物力对玉米区试产量达到了较高的预测精度,对玉米育种和区试具有很好的指导作用,具有广泛的应用前景。

参考文献

- [1] 向发洪,刘必善,刘玉旭.玉米区试中小区不同收获方式对产量的影响[J].湖北农业科学,2002(4):30-33.
- [2] 袁曾任.人工神经网络及其应用[M].北京:清华大学出版社,1999:6-10.
- [3] HAGAN MT, DEMUTH H B, BEALE MH.神经网络设计[M].戴葵,等译.北京:机械工业出版社,2005:198-211.
- [4] 董戎萍,唐伯良.基于DCT-BP神经网络的人脸表情识别[J].微计算机信息,2005,21(10):142-144.

参考文献

- [1] WANG J L. Biodegradation of phthalic acid ester in soil by indigenous and introduced microorganisms[J]. Chemosphere, 1997, 35(8): 1747-1754.
- [2] 张丽芳,姜承志,李东辉.表面活性剂对不同石油降解菌除油影响的研究[J].沈阳工业学院学报,2001,20(4):79-83.
- [3] 张丽芳,肖红,魏德洲.表面活性剂对土壤石油污染物微生物降解的影响[J].辽宁化工,2002,31(12):509-513.
- [4] KAUSER J, TARIQ A, WALTER J M. Factors affecting the nonionic surfactant-enhanced biodegradation of phenanthrene[J]. Water Environment Research, 1997, 69(3): 317-325.
- [5] ARONSTEIN B N, CALMILLO Y M, ALEXANDER M. Effect of surfactants at low concentrations on the desorption and biodegradation of sorbed aromatic compounds in soil[J]. Environ Sci Technol, 1991, 25(10): 1728-1731.
- [6] FIGUEROA L A, MILLER J, DAVSON H E. Biodegradation of two polyethoxylated nonionic surfactants in sequencing batch reactors[J]. Water Environment Research, 1997, 69(7): 1282-1289.
- [7] STENSTROM T A. Bacterial hydrophobicity, an overall parameter for the measurement of adhesion potential to soil particles[J]. Applied and Environmental Microbiology, 1989, 55: 142-147.
- [8] TAKEUCHI T L, SUZUKI I. Cell hydrophobicity and sulfur adhesion of Thiobacillus thiooxidans[J]. Applied and Environmental Microbiology, 1997, 63: 2058-2061.
- [9] ZITA A, HERMANSSON M. Determination of bacterial cell surface hydrophobicity of single cells in cultures and in wastewater in situ[J]. FEMS Microbiol Lett, 1997, 152: 299-306.
- [10] ROSENBERG M. Basic and applied aspects of microbial adhesion at the hydrocarbon-water interface[J]. Crit Rev Microbiol, 1991, 18(2): 159.
- [11] 孙成.环境监测实验[M].北京:科学出版社,2003.