

红麻生物酶脱胶 BP 神经网络预测模型的构建

李志庆¹, 郑来久^{1,2}

1. 大连轻工业学院天然纤维研究中心, 辽宁大连 116034
2. 东华大学纺织学院, 上海 200051

[摘要] 针对红麻韧皮纤维生物酶脱胶过程具有的时变、非线性和不确定等特性, 提出采用 BP 神经网络对脱胶过程进行预测建模的方法。根据脱胶实验中采用的多种不同的工艺参数和对应的脱胶效果, 通过网络训练误差的横向和纵向的对比分析, 选择采用 traincgf 函数主导的具有 5-12-3 结构的 BP 神经网络, 成功地构建起脱胶过程的预测模型。

[关键词] 生物酶脱胶; 建模; BP 神经网络; 预测

[中图分类号] Q55, TP392

[文献标识码] A

[文章编号] 1000-7857(2007)07-0018-04

A Model of BP-network for Bio-enzymatic Degumming of Kenaf Fiber

LI Zhiqing¹, ZHENG Laijiu^{1,2}

1. Natural Fiber Engineering Research Center, Dalian Institute of Light Industry, Dalian 116034, Liaoning Province, China
2. College of Textiles, Donghua University, Shanghai 200051, China

Abstract: The enzymatic degumming of kenaf bast fiber is a nonlinear process with various coupling characteristics. In this paper, the process parameters and results obtained in degumming experiments are used in a BP neural network with 5-12-3 structure trained by traincgf function. The forecast model of degumming process has been established successfully.

Key Words: bio-enzymatic degumming; modeling; BP-ANN; forecast

CLC Numbers: Q55, TP392

Document Code: A

Article ID: 1000-7857(2007)07-0018-04

红麻韧皮纤维是麻纺织工业中应用比较广泛的原料资源^[1], 其脱胶环境是一个典型的非线性、强耦合、时变的复杂被控对象。人工神经网络建模方法具有强大的非线性函数映射能力, 在理论上适用于所有的生产过程系统, 且具有自组织、自学习、自适应能力, 能够根据环境条件的变化或人为的学习来自行调节权值, 使网络的行为适用于规定的任务。

人工神经网络求解速度快, 操作条件可以按需要

随时改变, 还可预测操作情况的好坏, 优化生产条件, 提高生产效率。选择通过神经网络来建立红麻脱胶模型, 能够全面地反映被控对象的非线性特点, 更好地接近实际情况, 实现生产预测和快速反应。

1 BP 网络建模机理

进行数据关联分析的神经网络将采用反向传播模型 (Back Propagation, BP)。BP 网络的突出优点是具有

收稿日期: 2006-12-31

基金项目: 国家科技成果重点推广项目 (2005EC000108), 国家教育部攻关项目 (03028), 辽宁省自然科学基金项目 (2050866)

作者简介: 李志庆, 男, 辽宁省大连市甘井子区轻工 1 号大连轻工业学院天然纤维研究中心, 硕士研究生, 主要从事麻类纤维生物酶脱胶改性处理; E-mail: hamletlist@gmail.com

郑来久 (通讯作者), 男, 辽宁省大连市甘井子区轻工 1 号大连轻工业学院天然纤维研究中心, 教授, 主要从事天然纤维资源综合利用; E-mail: qyfztrw@dlili.edu.cn

很强的非线性映射能力和柔性的网络结构^[2]。作为一种多层神经网络,BP 模型把对一组样本的输入、输出问题转变为一个非线性优化问题,并采用沿梯度下降的算法,用迭代运算求解权值相应于学习记忆问题,用加入隐节点的方法增加可调参数,从而得到精确解。

BP 网络反映的从输入到输出的映射是一种高度非线性的映射。如输入节点为 m ,输出节点数为 n ,则 BP 网络是从 m 维欧氏空间 R_m 到 n 维欧氏空间 R_n 的映射。BP 神经网络模型拓扑结构如图 1 所示。由于 BP 网络对 m 和 n 不作限制,这使得众多现实问题都可以化为 BP 网络而后求解^[3]。

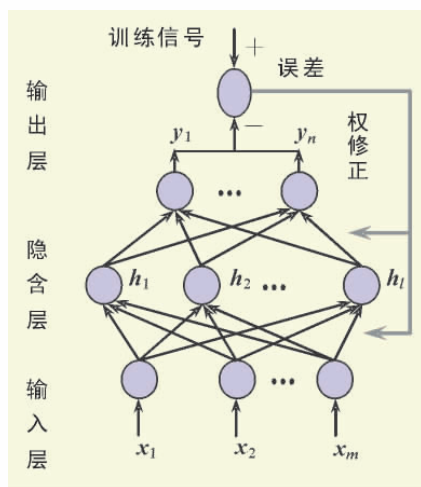


图 1 BP 神经网络模型拓扑结构

Fig. 1 BP neural network architecture

目前,80%~90%的人工神经网络模型采用的是 BP 网络或其变形^[4],其广泛应用于模式识别系统辨识、预测控制和图像处理等智能领域。BP 算法是前馈网络核心部分,体现人工神经网络最精华的部分^[5]。

2 试验样本及技术路线

针对北方高纬度地区土壤及气候等特点,驯化分离适应北方低温的红麻脱胶菌种。根据酶促反应动力学,影响麻类生物酶脱胶的主要因素为温度、时间、pH 值、浴比和酶浓度。本课题组通过单因素全面试验和正交试验,对红麻生物酶脱胶的 5 个工艺参数进行初步优化,并以残胶率为测定指标。表 1 为基本信息源^[4-7]。工作的软件主要为 Matlab R2006b。研究的技术路线如图 2 所示。

3 BP 网络的 MATLAB 仿真程序设计

3.1 定义输入向量和目标向量

提取试验样本中温度(°C)、pH 值、浴比、时间(h)和

表 1 红麻生物酶脱胶试验数据

Table 1 Data of bio-enzymatic degumming experiment

试验 序号	工艺参数					检测指标
	x_1 温度/°C	x_2 pH 值	x_3 浴比	x_4 时间/h	x_5 酶用量/mL	y 残胶率/%
1	34	6.5	1:25	45	1	21.4
2	34	7	1:30	50	2	19.8
3	34	7.5	1:35	55	3	18.1
4	34	8	1:40	60	4	16.9
5	36	6.5	1:30	55	4	19.2
6	36	7	1:25	60	3	16.4
7	36	7.5	1:40	45	2	19.3
8	36	8	1:35	50	1	15.6
9	38	6.5	1:35	60	2	16.2
10	38	7	1:40	55	1	15.6
11	38	7.5	1:25	50	4	17.7
12	38	8	1:30	45	3	16.1
13	40	6.5	1:40	50	3	18.1
14	40	7	1:35	45	4	17.6
15	40	7.5	1:30	60	1	16.1
16	40	8	1:25	55	2	17.1

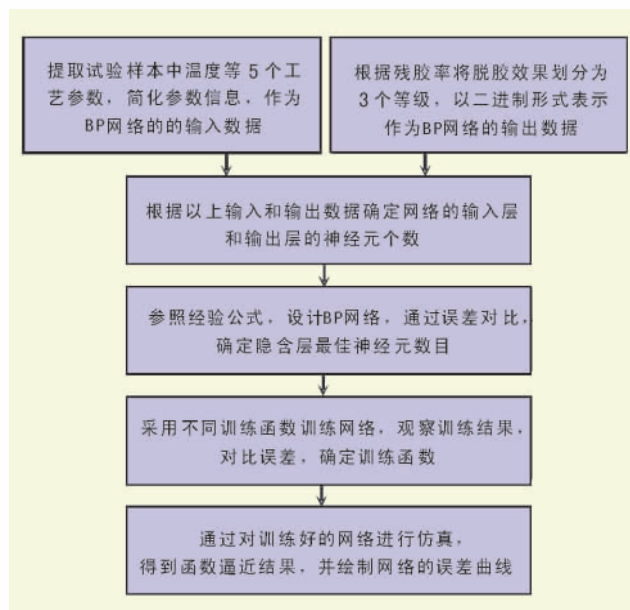


图 2 技术路线图

Fig. 2 Block diagram of procedures

酶用量(mL)等 5 个工艺参数作为输入数据,利用每个参数均有 4 个水平的特征,简化参数信息(表 2),作为人工神经网络的输入向量。根据残胶率将脱胶效果划分为 3 个等级,以二进制形式来表示 3 种模式,作为人工神经网络的输出向量。

3.2 BP 网络设计

BP 网络^[8]的设计主要包括输入层、隐含层、输出层及各层之间的传输函数等方面。

表2 简化后的信息表
Table 2 Information after predigestion

No.	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	y
1	1	1	1	1	1	3
2	1	2	2	2	2	3
3	1	3	3	3	3	2
4	1	4	4	4	4	2
5	2	1	2	3	4	3
6	2	2	1	4	3	1
7	2	3	4	1	2	3
8	2	4	3	2	1	1
9	3	1	3	4	2	1
10	3	2	4	3	1	1
11	3	3	1	2	4	2
12	3	4	2	1	3	1
13	4	1	4	2	3	2
14	4	2	3	1	4	2
15	4	3	2	4	1	1
16	4	4	1	3	2	2

3.2.1 网络层数

理论证明,在不限制隐含层节点数的情况下,两层即只有一个隐含层的 BP 网络可以实现任意非线性映射。针对模式样本相对较少的情况,本模型选择两层 BP 网络,从而只需较少的隐含层节点,并可实现模式样本空间的超平面划分。

3.2.2 输入层的节点数

输入层起缓冲存储器的作用,它接受外部的输入数据,因此其节点数取决于输入向量的维数。本模型采用五维输入向量,故输入层设计为 5 个节点。

3.2.3 输出层的节点数

输出层的节点数取决于 2 个方面:输出数据类型和表示该类型所需的数据大小。当 BP 网络用于模式分类时,以二进制形式来表示不同模式的输出结果,输出层的节点数可根据待分类模式数来确定。本模型输出向量设定为 2 种二进制模式,故输出层采用 3 节点。

3.2.4 隐含层的节点数

对于模式识别/分类的 BP 网络,可参照以下经验公式进行设计

$$n = \sqrt{n_i + n_o} + a \quad (1)$$

式(1)中, n 为隐含层节点数; n_i 为输入层节点数; n_o 为输出层节点数; a 为 1~10 之间的常数。

已知输入层和输出层的节点数,计算可知隐含层节点数的取值范围是 4~13 个。

3.2.5 各层之间传输函数的选择

本网络模型采用 tansig 作为隐含层神经元的传输函数,采用 purelin 作为输出层神经元的传输函数,这是因为当网络的最后一层采用线性函数时,则输出可为任意值,不受限制。

3.2.6 训练函数及其参数选择

试调用 trainscg 函数训练网络,根据实验需要,训练过程显示频率设置为 20,最大训练步数设置为 10 000,误差指标设置为 1×10^{-5} ,学习速率设置为 0.05。

3.3 BP 网络训练

依次选取 4~13 作为隐含层神经元数来训练网络,通过误差的横向对比(表 3),确定最佳神经元数目。

表 3 表明,在采用 trainscg 函数训练网络 10 000 次以后,隐含层神经元数为 10 的 BP 网络对函数的逼近效果最好,因为它的网络误差最小,仅为 0.016 7,而且网络经过 275 次训练就达到了目标误差,收敛快速。隐含层神经元数为 12 的网络误差也比较小,但所需训练时间稍长。由此也证明,并非隐含层神经元数越多,网络的性能就越好。考虑到网络性能的训练速度,初步将本模型的网络隐含层的神经元数目设定为 10。

然后,调用不同训练函数(trainscg, traingdx, traingd, traingcf),在相同的训练参数设置下,根据 5-10-3

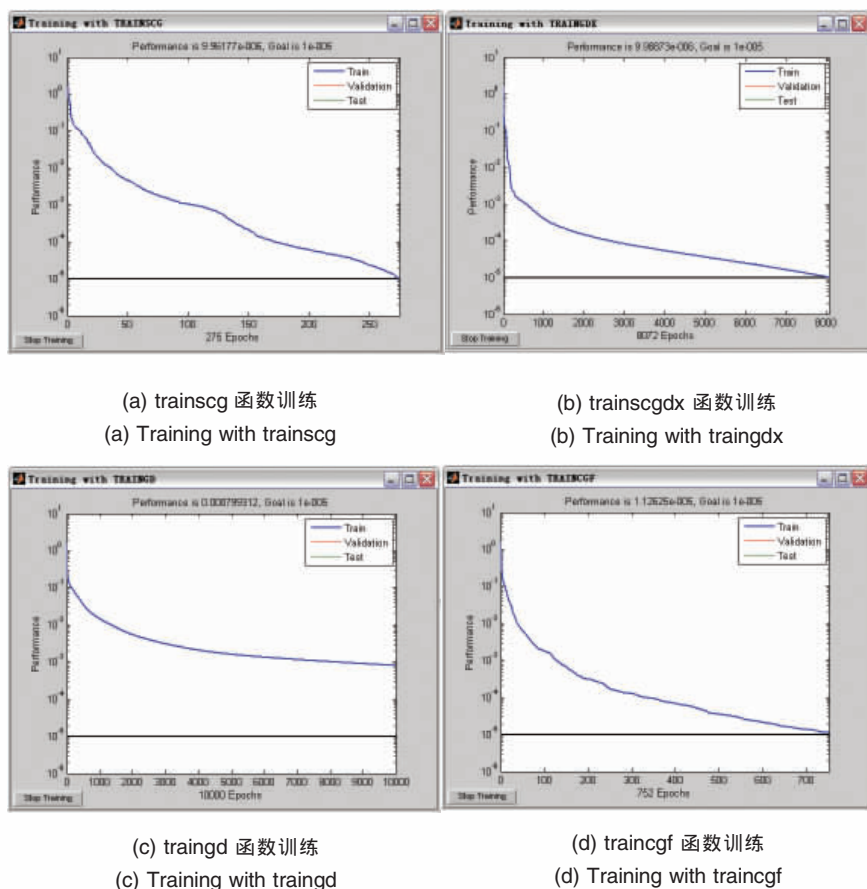


图3 4种不同函数的训练结果

Fig. 3 Training results by four different functions

表 3 trainscg 函数训练网络的系列误差
Table 3 Series errors of trainscg function in training network

神经元数	网络误差	收敛步数
4	0.065 5	/
5	0.454 6	/
6	0.019 0	9 982
7	0.020 0	1 675
8	0.018 4	531
9	0.020 1	1 364
10	0.016 7	275
11	0.019 3	318
12	0.017 6	293
13	0.019 7	333

结构训练网络, 观察训练结果 (图 3), 纵向对比误差, 确定最佳训练函数^[9]。

综合分析以上 4 种函数的训练过程, trainscg 函数和 traincgf 函数主导的 BP 网络, 训练误差小, 收敛速度快。然而, 通过进一步的误差对比 (表 3 和表 4), 最后选择采用 traincgf 函数训练本模型网络, 网络隐含层的神经元数目选取 12。图 4 显示了根据 5-12-3 结构训练网络后得到的最佳结果: 经过 158 次训练, 网络的目标误差就达到了要求, 此时的误差仅为 0.015 7。

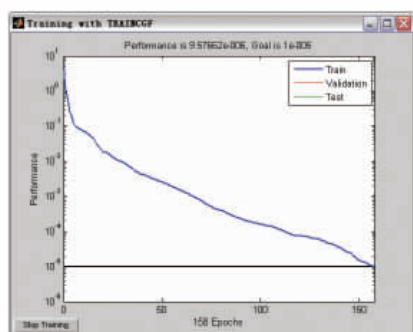


图 4 traincgf 函数根据 5-12-3 结构训练网络的结果

Fig. 4 Training result by traincgf function on 5-12-3 configuration

4 结论

红麻韧皮纤维生物酶脱胶过程具有非线性和强耦合等特性, 其模型很难通过机理建模方式用简单的数学公式或传递函数来描述, 而采用最

表 4 traincgf 函数训练网络的系列误差
Table 4 Series errors of traincgf function in training network

神经元数	网络误差	收敛步数
4	0.599 6	/
5	0.579 2	/
6	0.040 5	/
7	0.016 4	721
8	0.016 8	652
9	0.020 6	/
10	0.021 6	752
11	0.019 4	/
12	0.015 7	158
13	0.020 3	134

小二乘法等统计建模的方法计算又过于繁琐。基于此, 本文提出了采用 BP 神经网络对脱胶过程进行预测建模的思想, 从而实现了综合多个工艺参数预测脱胶效果。通过网络训练误差的横向和纵向的对比分析, 选择采用 traincgf 函数, 根据 5-12-3 结构训练网络, 建立起脱胶预测模型。实践表明, 本文所建模型训练误差小且收敛速度快, 从而为生物酶-浴法脱胶的中试和产业化的实时跟踪控制奠定了初步的理论和实验基础。

参考文献 (References)

- [1] ZHENG Laijiu, LIU Jianyu, YU Chongwen. Jute & kenaf fiber chemical modification and research on spinning technology [A]. International Textile, Clothing & Design Conference-Magic World of Textiles, 2002, 9: 158-161.
- [2] 闻新, 周露, 等. Matlab 神经网络应用设计 [M]. 北京: 科学出版社, 2000: 108, 109, 207.
WEN Xin, ZHOU Lu, et al. Neural network application and design with MARTLAB[M]. Beijing: Science Press, 2000: 108, 109, 207.
- [3] 黄文豪. 基于 BP 神经网络的点状地图符号识别[J]. 测绘学报, 1997, 26(1): 65-71.
HUANG Wenqian. BP neural network based recognition of map symbol [J]. Acta Geodaetica et Cartographic Sinica, 1997, 26 (1): 65-71.
- [4] 郑来久, 刘剑宇. 红麻全酶法脱胶工艺及机理研究[J]. 纺织学报, 2004, 25 (1): 46-48.
ZHENG Liajiu, LIU Jianyu. Processing and mechanism of enzyme degumming of jute/kenaf [J]. Journal of Textile Research, 2004, 25(1): 46-48.
- [5] 何连芳, 刘茵, 郑来久, 等. 红麻微生物脱胶菌种的选育[J]. 大连轻工业学院学报, 2001, 23 (3): 180-182.
HE Lianfang, LIU Yin, ZHENG Liajiu, et al. Screen of microbial strain for bluish dogbane degumming [J]. Journal of Dalian Institute of Light Industry, 2001, 23 (3): 180-182.
- [6] 郑来久, 刘剑宇. 黄红麻微生物脱胶影响因素及机理研究 [J]. 东华大学学报 (自然科学版), 2004, 30 (3): 66-69.
ZHENG Liajiu, LIU Jianyu. Influencing factors and mechanism of microbial degumming of jute/kenaf [J]. Journal of Donghua University (Natural Science), 2004, 30 (3): 66-69.
- [7] 杜冰, 郑来久. 红麻韧皮纤维生物酶法脱胶研究新进展 [J]. 科技导报, 2006, 24 (3): 64-66.
DU Bing, ZHENG Laijiu. New improvement of bio-enzymatic degumming on kenaf bast fiber [J]. Science & Technology Review, 2006, 24 (3): 64-66.
- [8] 周开利, 康耀红编著. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
ZHOU Kaili, KANG Yaohong. Neural network model and its design by Matlab simulation [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.
- [9] 飞思科技产品研发中心编著. 神经网络理论与 MATLAB7 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
E-FECIT Technology Research Center. Neural network theory and MATLAB7 application [M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2005.

(责任编辑 王芷)