

文章编号: 1000-8152(2002)06-0901-04

## 神经网络在胶合板质检系统中的应用

吴成东<sup>1</sup>, 郭彤颖<sup>1</sup>, 王海忱<sup>1</sup>, 郭彤彦<sup>2</sup>, 李孟歆<sup>1</sup>

(1. 沈阳建筑工程学院 自动控制系, 沈阳 110015; 2. 东北亚通讯设备制造有限公司, 沈阳 110015)

**摘要:** 在对神经网络特点分析基础上, 提出了应用神经网络对木质胶合板进行质检的方法, 设计了应用在木质胶合板质检系统中的 BP 网络, 研究了网络参数优化选取算法及优化试验设计方案, 并对结果进行分析. 仿真实验表明方法有效.

**关键词:** 神经网络; 胶合板; 参数优化; 正交设计

**中图分类号:** TP278

**文献标识码:** A

## Application of neural networks in the veneer inspection system

WU Cheng-dong<sup>1</sup>, GUO Tong-ying<sup>1</sup>, WANG Hai-chen<sup>1</sup>, GUO Tong-yan<sup>2</sup>, LI Meng-xin<sup>1</sup>

(1. Department of Automation Control, Shenyang Architecture and Civil Engineering Institute, Shenyang 110015, China;

2. Northeast Asia Communication Equipment-making Company Limited, Shenyang 110015, China)

**Abstract:** Based on analyzing the characteristics of neural networks, a quality inspection strategy for wood veneer using neural networks is proposed. The BP networks in the wood veneer quality inspection system are designed, the neural networks' parameters optimal algorithm and optimal experiment designing are researched, and the results of simulation are analyzed. Simulation shows that this method is effective.

**Key words:** neural networks; veneer; parameter optimization; orthogonal designing

### 1 引言(Introduction)

在木材、瓷砖等大批量产品生产过程中, 常常要求所有组件和成品具有 100% 的质量保证. 其中, 最困难的任务之一就是外观的检测, 这一直是国内外学术界研究的热点, 也是工业生产线中的关键技术问题之一. Huber 等人<sup>[1]</sup>发现木材(板)缺陷人工检测准确率为 68%, 而由 Polzleitner 和 Schwingshalk<sup>[2]</sup>所做的类似实验表明只有 55% 的准确率. 这表明, 迫切需要有一种实用的自动检测系统来减轻工人检测作业负担, 提高分类准确率, 进而提高木材加工厂的劳动生产率及利润率.

David Penman 等人<sup>[3]</sup>运用 Blob 分析法和统计分析法, 组建了木材纤维板表面自动质检系统, 成功地实现了对 11 种缺陷分类与处理. Cho 和 Connors<sup>[4]</sup>设计了一个 10 输入、10 隐层单元、15 输出的多层神经网络分类器, 可区分 4 种缺陷及无缺陷, 其综合分类准确率为 75%. 实验结果表明, 多层神经网络分类器比 K-近邻分类器分类准确率高 3 个百分点. M. Packianather<sup>[5]</sup>设计了一个 17 输入、51 隐层单元、13

输出的多层前馈神经网络分类器, 可区分 12 种缺陷及无缺陷. 经优化设计准确率为 86.52%. 但是, 其结构复杂, 网络响应时间为 0.16 秒.

由于传统的线性分类器、近邻法等统计模式识别都要用到阈值, 因此对噪声和数据的微小变化敏感. 然而, 由于神经网络的高速并行处理、分布存储信息等特征, 符合人类视觉系统的基本工作原理, 具有很强的自学习性、自组织性、容错性、高度非线性、鲁棒性、联想记忆和推理功能等, 能够克服上述局限, 从而圆满地解决问题.

### 2 BP 网络设计(Design of BP networks)

近几年来, 随着神经网络研究的深入, 新的模型不断涌现, 其中可用于模式识别的网络有几十种, 但基于 BP 网络(back-propagation network, 又称反向传播网络)是迄今为止应用最为广泛的网络, 本文选用 BP 网络对木质胶合板进行质检.

#### 2.1 训练样本和检验样本(Samples used for training and testing)

在本研究中, 提取胶合板的 17 种特征作为网络

的输入,将胶合板的12种典型缺陷和1种无缺陷作为网络的输出,共使用232个训练样本(见表1).随机选择每个模式类的80%样本用于训练,剩余的20%样本用于检验,共产生三组训练样本集和检验样本集.

表1 胶合板质检神经网络分类器的训练样本和检验样本

Table 1 Samples used for training and testing of the wood veneer inspection neural networks classifier

模式类	样 本 数		
	训练样本	检验样本	总 计
1 树皮	16	4	20
2 彩色条痕	16	4	20
3 皱状纹理	13	3	16
4 污点	16	4	20
5 洞	6	2	8
6 针节	16	4	20
7 腐烂节	16	4	20
8 粗糙度	16	4	20
9 实心节	16	4	20
10 裂痕	16	4	20
11 条纹	16	4	20
12 虫孔	6	2	8
13 无缺陷	16	4	20
合 计	185	47	232

## 2.2 网络结构的初步确定(Preliminary design of the structure of the neural networks)

在问题确定以后,输入层与输出层的神经元数也就随之确定了,将网络结构初步确定为17-13,具体结构如图1所示.其中,输出层对应胶合板的12种缺陷和1种无缺陷;隐含层中层数及神经元的个数待定;输入层对应胶合板的17种特征.

## 2.3 评价指标(Evaluating index)

评价、衡量模式识别系统的效果主要有两个指标:准确率和可靠性.

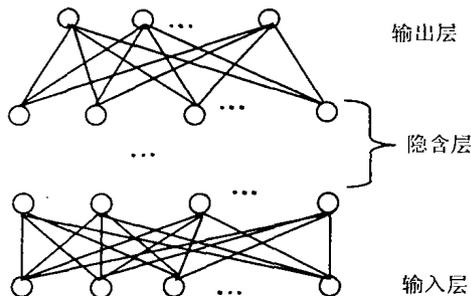


图1 神经网络拓扑结构图

Fig. 1 Structure of the neural networks

设

$P_i$ :模式被正确分类的百分比,即准确率;

$Q_i$ :模式被错误分类的百分比;

$R_i$ :识别器无法识别的百分比,即摒弃率;

$K_i$ :正确分类的可靠程度,即可靠性.

则有

$$P_i + Q_i + R_i = 100\%, K_i = \frac{P_i}{100\% - R_i} \times 100\%.$$

由上式可知可靠性这一指标奖励正确分类,同时惩罚错误分类.摒弃是有益的,因为它并不降低可靠性.即使识别系统只能识别很少的模式,如果没有错误分类,那么可靠性就为100%.当获得较高的识别率时,在摒弃率为零的条件下,则可以得到较高的可靠性,如果摒弃率增加,则可靠性还会提高.所以本文只考虑分类准确率一个指标.

## 3 网络参数优化设计(Optimal design for the parameters of the neural networks)

正交试验设计(简称正交设计或正交试验)是利用“正交表”进行科学地安排与分析多因素试验的方法.它的主要优点是能在很多试验方案中挑选出代表性强的少数试验方案,并通过对少数试验方案的试验结果分析,推断出最优方案,同时还可以作进一步的分析,得到比试验结果本身给出的更多的有关因素的信息.

在本研究中,采用正交试验设计中的直观分析法对学习率、动量因子、隐层1的神经元数、隐层2的神经元数四个网络参数进行优化设计.因为学习率和动量项这两个参数的选取,以及网络结构的确定对提高网络的学习速度,加快网络的收敛,避免网络陷入局部极小等方面具有重要的作用.其中,将隐层2作为网络参数之一进行优化设计,以考察增加隐层层数对网络性能指标的影响.

### 3.1 制定因素水平表(Making the parameters level table)

学习率的选取范围在0.01~0.8之间,动量因子取0.05左右.隐层1初始水平神经元数为输入层(“17”)和输出层(“13”)神经元数的均值,这是隐层1可接受的最小神经元数;相应的2水平、3水平分别是其1水平神经元数的两倍、三倍.隐层2初始水平神经元数为0,即没有隐层2,这时可以考察忽略隐层2之后的神经网络的性能指标;隐层2的2水平神经元数为14,即隐层1初始水平神经元

(“15”)和输出层神经元数(“13”)的均值;相应的3水平是其2水平神经元数的两倍.(详见表2)

表2 因素水平表

Table 2 The parameters levels table

因素	参数	1水平	2水平	3水平
A	学习率	0.01	0.02	0.03
B	动量因子	0.01	0.05	0.1
C	隐层1的神经元数	15	30	45
D	隐层2的神经元数	0	14	28

3.2 利用正交表确定试验方案(Experiment program by orthogonal array)

正交表是一种特别的表格,符号简记为 $L_n(m^k)$ .其中: $L$ 为正交表代号; $n$ 为正交表行数(需要做的试验次数); $k$ 为正交表列数(最多能安排的因素个数); $m$ 为因素水平数.

选择什么样的正交表,要根据因素与水平的多少以及试验工作量的大小来确定.表 $L_9(3^4)$ 最多能安排四个三水平的因素,本参数优化试验有四个三水平的因素.因此,用 $L_9(3^4)$ 正交表来安排试验是恰到好处的,且可知网络参数优化只需做9次试验.

3.3 结果分析(Analysis of result)

根据正交表 $L_9(3^4)$ 安排试验方案,按各号试验

规定的试验条件进行试验,结果如表3所示.

由表3可以看出,第5号试验的试验结果(分类准确率)最好.由于是通过直接试验得到的,因此比较可靠.但是, $A_2B_2C_3D_1$ 这一方案是否是各因素水平的最好搭配需要进行计算分析.

表3中列出了 $K_1, K_2, K_3, \bar{k}_1, \bar{k}_2, \bar{k}_3$ 以及 $R$ ,它们的计算方法如下:

第1列 $K_1, K_2, K_3$ 分别表示因素A取1,2,3水平相应的三次分类准确率之和;第1列 $\bar{k}_1 = K_1/3, \bar{k}_2 = K_2/3, \bar{k}_3 = K_3/3$ 分别表示因素A取1,2,3水平相应的平均分类准确率;其余3列的 $K_1, K_2, K_3, \bar{k}_1, \bar{k}_2, \bar{k}_3$ 的计算方法与第1列的计算方法相同.

极差 $R$ 是 $\bar{k}_1, \bar{k}_2, \bar{k}_3$ 中各列的最大值与最小值之差.极差 $R$ 越大,说明这个因素的水平改变对试验结果的影响越大,极差最大一列的因素是因素的水平改变对试验结果影响最大的因素,也就是最主要的因素.本试验各因素主次顺序为:

主————→次  
C A B D

$T$ 为9个试验结果之和,对各行恒有 $K_1 + K_2 + K_3 = T$ .

表3 因素结果分析

Table 3 Analysis of parameters result

试验序号	学习率 A	动量因子 B	隐层1的 神经元数 C	隐层2的 神经元数 D	分类准确率
1	0.01	0.01	15	0	73.14%
2	0.01	0.05	30	14	70.23%
3	0.01	0.1	45	28	75.67%
4	0.02	0.01	30	28	69.89%
5	0.02	0.05	45	0	76.33%
6	0.02	0.1	15	14	66.26%
7	0.03	0.01	45	14	74.74%
8	0.03	0.05	15	28	65.90%
9	0.03	0.1	30	0	65.46%
$K_1$	219.04%	217.77%	205.30%	214.93%	
$K_2$	212.48%	212.46%	205.58%	211.23%	
$K_3$	206.10%	207.39%	226.74%	211.46%	
$\bar{k}_1$	73.01%	72.59%	68.43%	71.64%	$T = 637.62\%$
$\bar{k}_2$	70.83%	70.82%	68.53%	70.41%	
$\bar{k}_3$	68.70%	69.13%	75.58%	70.49%	
$R$	4.31%	3.46%	7.15%	1.23%	
因素主→次		C A B D			
最优方案		$A_1 B_1 C_3 D_1$			

### 3.4 最优方案的确定(Decision of the optimal program)

为直观起见,以因素的水平为横坐标,指标的平均值为纵坐标,画出因素与指标关系趋势图,如图2所示。

由表3的计算结果和图2可以看出:

1) 在趋势图中,因素A呈下降趋势,即因素A处于1水平时分类准确率最高,学习率的取值以小为好;

2) 在趋势图中,因素B呈下降趋势,即因素B处于1水平时分类准确率最高,动量因子的取值以小为好;

3) 在趋势图中,因素C呈上升趋势,即因素C处于3水平时分类准确率最高,隐层的神经元数以大为好,但也不可过大,否则影响网络训练时间,此水平与表3第5号试验的C水平一致;

4) 在趋势图中,因素D呈中间低、两边高的状态,但因素D处于1水平时分类准确率最高,即没有隐层2时最好;此种结构减少了网络的复杂程度,加快了网络的响应速度,与表3第5号试验的D水平一致。

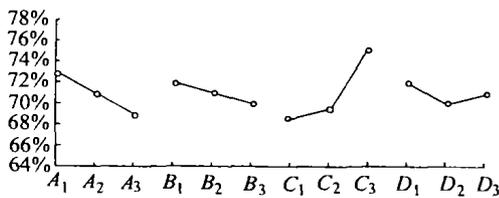


图2 因素与指标关系图

Fig. 2 Relations between parameters and indexes

将从直接试验得到的较优因素水平组合——第5号试验组合,结合以上计算及具体分析,再做第二批正交试验,重复上面的制定因素水平表、选取正交表、确定试验方案等步骤。实验结果表明,在第一批正交试验基础上,通过计算分析及结合趋势图的变化情况进行第二批“撒小网”正交试验,能够保证经过计算分析得到的组合 $A_1B_1C_3D_1$ 在新的正交表中。

### 3.5 验证试验(Verifying experiment)

将已做过的试验中最好者与通过数据计算分析得到的较优方案同时验证。结果, $A_1B_1C_3D_1$ 方案以86.37%的分类准确率明显高于 $A_2B_2C_3D_1$ 方案的76.33%的分类准确率,且网络响应时间为0.06秒。

## 4 结束语(Conclusion)

本文提出在木质胶合板质检系统中应用神经网络的策略,并采用正交设计法对网络参数进行优化,

实现了传统计算理论所无法完成的模式信息处理工作,取得了满意的仿真实验结果。

近些年来,神经网络的研究不仅向综合性网络结构方向发展,而且与其它领域越来越广泛地结合,出现了性能更优、功能更强的混合网络系统。神经网络与计算机视觉、图象处理、模式识别、专家系统相结合的综合型智能检测技术已经受到广泛关注。另外,如果应用有交互作用的正交试验的方差分析法进行参数优化,分类准确率还会进一步提高。这些是本文的进一步工作。

本成果的主要应用领域有工业自动化生产线产品检测、装配线产品检测、智能机器人等。

## 参考文献(References)

- [1] Huber H A, McMillin C W, Mckinney J P. Lumber defect detection abilities of furniture rough mill employees [J]. Forest Products Journal, 1985,35(11,12): 79-82
- [2] Polzleitner W, Schwingshagl G. Real-time surface grading of profiled wooden boards [J]. Industrial Metrology, 1992,19(2): 283-298
- [3] Penman D, Olsson O, Bowman C. Automatic inspection of reconstituted wood panels for surface defects [J]. Machine Vision Applications, Architectures, and Systems Integration, 1992,18(3): 283-292
- [4] Cho T H, Connors R W. A neural network approach to machine vision systems for automated industrial inspection [A]. Int. Joint Conf. on Neural Networks [C]. New York, 1991, 205-211
- [5] Packjanather M. Design and optimization of neural network classifiers for automatic visual inspection of wood veneer [D]. Cardiff, UK: University of Wales, 1997
- [6] Lappalainen T, Alock R, Wani M. Plywood feature definition and extraction [A]. Report of Project, Intelligent Systems Laboratory [C]. Cardiff, UK: University of Wales, 1996

## 本文作者简介

吴成东 1960年生,沈阳建筑工程学院自动控制系教授,博士生导师。主要研究方向为智能控制,虚拟现实技术及应用,机器人控制等。在国内外重要学术刊物上发表学术论文60余篇,主编出版学术专著5部。

郭彤颖 1974年生,硕士,沈阳建筑工程学院自动控制系讲师。主要研究方向为智能控制,模式识别,图象处理等。Email: masterguo@163.net

王海忱 1972年生,研究生。主要研究方向为智能控制,图象处理等。

郭彤彦 1972年生,工程师。主要研究领域为计算机控制,人工神经网络,智能信息处理等。

李孟欲 1972年生,硕士,讲师。主要研究方向为模式识别等。